

ANNALI DI STATISTICA

Anno 128

Serie X - vol. 17

MODELLI E STRUMENTI PER L'ANALISI ECONOMICA A BREVE TERMINE

SISTEMA STATISTICO NAZIONALE

ISTITUTO NAZIONALE DI STATISTICA

Roma 1999

Coordinamento scientifico : Enrico Giovannini

La raccolta del materiale e l'organizzazione del volume sono state curate da Francesca Pronesti

Modelli e strumenti per l'analisi economica a breve termine

Annali di statistica • n. 17 - 1999

Istituto Nazionale di Statistica
Via Cesare Balbo, 16 - Roma

Coordinamento editoriale:
Servizio Sviluppo di prodotti per la diffusione
Via Tuscolana, 1788 - Roma

Realizzazione:
Marcello Curti

Fotocomposizione e stampa:
Albagraf S.p.A.
Via Busto Arsizio, 9
00040 Pomezia (RM)

Si autorizza la riproduzione a fini non
commerciali e con citazione della fonte

INDICE

E. Giovannini - <i>Prefazione</i>	pag.	7
D. Piccolo - <i>Orientamenti e contributi della metodologia statistica per l'analisi congiunturale</i>	"	9
P. Klein - <i>Recent Work in Cyclical Indicators: an Assessment</i>	"	39
A. Ancona e L. Bonato - <i>Ciclo economico e stabilizzazione. La storia recente in un confronto internazionale</i>	"	71
D. Focarelli e F. Fornari - <i>Trend e cicli comuni dei tassi sugli impieghi bancari applicati nelle diverse regioni italiane</i>	"	95
D. Focarelli e A. Generale - <i>Inferenza sui risultati della destagionalizzazione: un'applicazione ai depositi e agli impieghi bancari</i>	"	119
F. Di Cesare e G. Tolotti - <i>Rettifica per calendario di serie storiche mensili</i>	"	137
M. Politi - <i>La rettifica delle serie storiche economiche per tenere conto della diversa resa dei giorni e dei mesi</i>	"	163
E. Marruco, G. B. Tranquilli, F. G. Bui e G. Giuliani - <i>Destagionalizzazione e contestuale estrazione della componente congiuntura-struttura (Ciclo-trend)</i>	"	173
A. Bellacicco e G. Giuliani - <i>Generalizzazione nello spazio delle fasi dell'algoritmo adattativo di previsione MAPP</i>	"	219
A. Bellacicco e S. Mancuso - <i>Un algoritmo di previsione a breve termine basato su rete neurale (neufor)</i>	"	235
M. Lippi e G. Pellegrini - <i>L'identificazione della componente stazionaria non stagionale di una serie economica mediante una serie di riferimento priva di stagionalità</i>	"	245
C. A. Bollino - <i>L'utilizzo delle tecniche di disaggregazione con indicatori per le stime di serie economiche territoriali</i>	"	265

A. Petrucci e M. Gerli - <i>Alcune proposte per la stima indiretta dell'indice di produzione industriale per aree geografiche</i>	”	287
G. Bodo e A. Cividini - <i>Previsioni del valore aggiunto dell'industria a livello circoscrizionale</i>	”	317
M. Coccia e M. Maravalle - <i>Stima anticipata e previsione dell'indice provvisorio della produzione industriale</i>	”	335
M. Lippi - <i>Macroeconomia e analisi delle serie storiche: recenti sviluppi</i>	”	349
G. Pellegrini e T. Proietti - <i>Alla ricerca di un indicatore del ciclo per l'Italia: un approccio basato sull'analisi fattoriale dinamica</i>	”	361

PREFAZIONE

Questo volume riunisce molti dei contributi scientifici elaborati nell'ambito del Gruppo di lavoro della Società Italiana di Statistica (SIS) sul tema "Analisi economica a breve termine". Il Gruppo nacque nel 1992 su iniziativa di un gruppo di studiosi (Francesco Battaglia, Carlo Andrea Bollino, Enrico Giovannini ed Enrico Marruco) che ritenevano necessario approfondire tematiche metodologiche ed applicative nell'area dell'analisi della congiuntura ed ha svolto i suoi lavori nell'arco di un triennio.

L'iniziativa traeva spunto da una insoddisfazione, peraltro confermata da un'indagine sul campo condotta su un insieme di enti interessati all'argomento, derivanti dalla insufficiente qualità delle informazioni statistiche disponibili per l'analisi economica a breve termine, dalla mancanza di adeguati strumenti di acquisizione e di trattamento dei dati per l'analisi congiunturale, dalla difficoltà di valutare "sul campo" nuove proposte metodologiche, dall'insufficiente disponibilità di informazioni sulle caratteristiche del software disponibile per l'analisi congiunturale.

Il Gruppo di lavoro, presieduto dal prof. Alfredo Rizzi dell'Università di Roma "La Sapienza", presidente pro-tempore della SIS, e coordinato sul piano scientifico da chi scrive, ha visto la partecipazione di produttori di dati, di metodologici, di economisti applicati e analisti della congiuntura ed ha cercato di fornire un contributo sulle problematiche sopra ricordate, sviluppando ricerche nelle quali fosse evidente la caratteristica di interdisciplinarietà. Il Gruppo è stato articolato in quattro sotto-commissioni (previsioni di indicatori congiunturali, indicatori ciclici, scomposizione delle serie storiche economiche, metodi per l'analisi di serie storiche osservate ad alta frequenza temporale) ed ha svolto nel triennio 1993-95 un'intensa attività seminariale, organizzando quattro workshop ("Analisi economica a breve termine", nel luglio 1993 presso la sede della SIS a Roma, "Modelli per l'analisi economica a breve termine", nel giugno del 1994 presso la sede della Banca Toscana a Firenze, "Il trattamento dei dati per l'analisi congiunturale", nell'ottobre del 1994 presso l'Istat a Roma, "Metodi e strumenti per l'analisi congiunturale", nel luglio del 1995 presso la sede romana della Confindustria) nei quali sono stati presentati i risultati delle ricerche svolte al suo interno. Il Gruppo ha organizzato, infine, un Convegno internazionale dal titolo "Modelli e metodi per l'analisi economica a breve termine", tenuto l'11-12 dicembre 1995 presso l'Aula Magna dell'Istituto nazionale di statistica con la partecipazione di quasi 200 persone.

Come si può notare scorrendo il volume, le tematiche affrontate sono molto numerose ed i contributi forniti hanno rappresentato un valido punto di partenza per

gli ulteriori sviluppi maturati successivamente. D'altra parte, va rilevato come lo stile fortemente compartecipato con il quale il Gruppo ha svolto la sua attività ha creato una rete di rapporti umani e di collaborazioni scientifiche che hanno dato i loro frutti anche dopo la conclusione dei lavori del Gruppo. Ad esempio, dal punto di vista dell'Istituto nazionale di statistica è indubbio che i risultati raggiunti dal Gruppo hanno condizionato le innovazioni adottate successivamente dall'Istat sia nella produzione dell'informazione statistica, sia nell'offerta di supporti di carattere informatico per la sua fruizione, nonché nell'adozione di strumenti di analisi. D'altre parte, l'aver portato all'attenzione della comunità scientifica la tematica dell'analisi economica a breve termine come luogo di incontro e di collaborazione tra esperti di diverse discipline ha contribuito a stimolare l'utilizzo di un metodo di lavoro tipicamente interdisciplinare, di cui sempre più si sente la necessità.

Nel momento in cui vengono pubblicati gli atti del Gruppo di lavoro, desidero ringraziare la Società Italiana di Statistica che ha sostenuto l'attività scientifica del Gruppo, il Consiglio Nazionale delle Ricerche, che ha finanziato la ricerca con uno specifico contributo, l'Istat, la Confindustria e la Banca Toscana, che hanno ospitato alcuni dei seminari organizzati dal Gruppo e tutte le istituzioni che hanno sostenuto la partecipazione dei propri esperti ai lavori del Gruppo.

Un sincero ringraziamento va a Carlo Giannini (Università di Pavia), Philip Klein (Pennsylvania State University), Renato Guarini (Università di Roma "La Sapienza"), Domenico Piccolo (Università di Napoli "Federico II"), Vincenzo Cipolletta (Direttore generale della Confindustria), Paolo Onofri (Università di Bologna), Giovanni Palmerio (Libera Università Internazionale Studi Sociali) e Ignazio Visco (Banca d'Italia) che hanno contribuito, in varie forme, al Convegno finale organizzato dal Gruppo.

Un personale ringraziamento va al prof. Alfredo Rizzi, che ha presieduto il Gruppo e ne ha sostenuto fortemente l'attività, ed al prof. A. Zuliani, presidente dell'Istat, che ha continuamente stimolato il Gruppo a svolgere il suo mandato ed ha impegnato le strutture dell'Istituto per conseguire tale obiettivo.

A Francesco Battaglia, Carlo Andrea Bollino e ad Enrico Marruco, che con me hanno condiviso l'iniziativa fin dall'inizio, a Marco Lippi, a Giuseppe Schlitzer, a Giorgio Bodo ed a Dario Focarelli, che hanno coordinato le ricerche del Gruppo va il mio personale ringraziamento per la bella esperienza vissuta insieme.

Enrico Giovannini
Direttore centrale delle statistiche
su istituzioni e imprese, Istat

ORIENTAMENTI E CONTRIBUTI DELLA METODOLOGIA
STATISTICA PER L'ANALISI CONGIUNTURALE

Domenico Piccolo

Università degli Studi di Napoli Federico II
Centro di Specializzazione e Ricerche, Portici

1. Introduzione

La difficoltà concettuale di delineare il concetto di *sviluppo* —a livello storico, sociale, politico ed economico— si ritrova, con la stessa carica di passione metodologica, nella discussione delle tecniche di identificazione un fenomeno reale. In entrambi i contesti, l'aspetto problematico della ricerca deriva dalla impossibilità di una definizione precisa ed esauriente di *sviluppo*, generata in ultima analisi dalla non-osservabilità degli elementi caratteristici di una evoluzione dinamica.

Se questo è vero per tutte le scienze che alla storia fanno riferimento, l'analisi economica ed econometrica degli aggregati reali, monetari e finanziari ha confermato, nei tempi più recenti, l'importanza di una accurata diagnosi congiunturale nella quale sia maggiormente esplicito l'apporto statistico. La rivoluzione informatica ha ridotto per le variabili economiche il *lag* tra azione e reazione, attribuendo maggiore rilevanza agli studi, alle previsioni e alle decisioni di breve termine. Inoltre, la scarsa flessibilità dei modelli formulati esclusivamente sulla base della "teoria economica" ha accentuato, negli studi econometrici, il ruolo delle metodologie proprie della analisi statistica delle serie storiche.

In tale ambito, anche se non esauriscono certamente la complessa problematica delle analisi congiunturali (Battaglia, 1994; Cipolletta, 1992), gli sviluppi della metodologia statistica per la depurazione stagionale continuano ad occupare un posto fondamentale nelle analisi economiche. Nell'ultimo decennio, in particolare, sono stati introdotti una miriade di strumenti per il miglioramento locale della stima delle componenti. Essi, pur essendo validi e riconosciuti in ambito scientifico, non trovano tuttora uno spazio adeguato nella prassi delle procedure utilizzate ufficialmente.

In Italia, la ricerca in questo campo è sempre stata intensa e feconda di interrelazioni tra gli Enti produttori di dati statistici (chiamati anche a fornire valutazioni e diagnosi congiunturali) e il mondo accademico ed è pervenuta a risultati, proposte, esperienze che avrebbero meritato maggiore rilievo. Il triennio di ricerca del Progetto DESEC (1982-85) e quello del Gruppo di lavoro SIS-ISTAT (1992-95) sulla "Analisi economica a breve termine" sono prova della attenzione costante con la quale utenti e studiosi italiani seguono la problematica al fine di migliorare la conoscenza dei fatti congiunturali.

In tale linea, dopo aver ripercorso brevemente i contributi e gli orientamenti metodologici più recenti, questo lavoro intende proporsi come una riflessione costruttiva per il miglioramento delle analisi economiche di breve termine, in modo che le procedure attualmente utilizzate dai vari istituti congiunturali possano essere unificate. Così la competizione diverrà un fattore di progresso e non un ostacolo alla diffusione di nuove metodologie. Come vedremo, questo compito non si esaurisce in ambito scientifico poiché coinvolge scelte che, talora, rallentano l'opera di modifica a favore delle innovazioni. Tuttavia, come in altri campi della ricerca, è fondato l'auspicio che gli elementi discriminanti tra procedure possano costituire nel tempo una massa critica di evidenze empiriche che potranno aiutare a rimuovere anche tradizioni tenaci e pigrizie intellettuali, oggi purtroppo ancora diffuse.

2. Il quadro metodologico acquisito

La problematica di cui ci occuperemo vanta quasi un secolo di ricerca teorica e

di verifiche sperimentali, durante il quale centinaia di ricercatori e decine di istituzioni di vari paesi del mondo hanno esaminato alcuni milioni di serie storiche (di natura e periodicità differenti). Occorre, pertanto, rendersi conto che —prima di qualsiasi considerazione— esiste oggi un *quadro di conoscenze certe, storicamente accumulatesi*. Su di esse è corretto, oltre che necessario, riflettere per imparare dai risultati ed accogliere gli orientamenti più concordi evitando lo spreco di risorse (umane, intellettuali e finanziarie) di chi ripete esperimenti già conclusi oppure ripropone soluzioni già rifiutate in precedenza.

Un tale rilievo non è banale perché, evidentemente, non è accettato nelle sue conseguenze. Se questo atteggiamento fosse più diffuso nelle istituzioni ufficiali e negli ambienti di ricerca, non troveremmo ancora studi ove si utilizzano sostituzioni soggettive di valori anomali, filtri unidirezionali per la destagionalizzazione, indicatori di variabilità tutt'altro che robusti, procedure ufficiali che presuppongono implicitamente uno sviluppo deterministico di componenti non-osservabili, metodi previsivi inefficienti, e così via.

Anche per questo, riteniamo importante enucleare gli elementi che ci sembrano ormai acquisiti al patrimonio delle conoscenze statistiche, essendo stati generati dalla interazione tra ricerca teorica e verifica sperimentale su un elevato numero di serie reali. Parte di tali considerazioni ripercorrono gli aspetti ancora validi delle conclusioni cui pervenne dieci anni fa il Progetto DESEC (Piccolo, 1985).

Indubbiamente, ciò che rende un approccio metodologico preferibile ad un altro (assieme ad una corretta ed agevole implementazione informatica) è la esplicitazione di obiettivi, metodi, proprietà statistiche e risultanze empiriche. Al di fuori di questa "filosofia", la ricerca di strumenti alternativi per l'analisi congiunturale può essere *localmente* importante ed apprezzabile (perché innovativa) ma resta incapace di tradursi in una prassi. Infatti, la destagionalizzazione è una *operazione ripetitiva*, che in genere concerne un numero elevato di serie storiche con cadenze fisse (mensili o trimestrali, per lo più) ed è *operazione istituzionale* (a livello nazionale, comunitario, mondiale): il che implica che i metodi statistici a cui ci riferiamo devono essere sempre *evidenti e dimostrabili* anche ad utenti non esperti, *automatici* per la quasi totalità dei dati, *efficienti, comparabili ed esportabili* in ambienti differenti.

Quindi, per la natura *pubblica ed ufficiale* dell'analisi congiunturale, una procedura di depurazione stagionale non deve *cambiare* troppo spesso, né devono *cambiare* le opzioni prescelte in sede di applicazione.

Per sottolineare questo aspetto, crediamo che rimanga tuttora fondamentale la distinzione tra una *procedura di destagionalizzazione* ("un insieme organico di opzioni, analisi e risultati finalizzati alla soluzione del problema della depurazione stagionale") e un *metodo di decomposizione* ("un criterio statistico per determinare analiticamente le componenti di un processo noto nella sua forma aggregata"). Essa spiega perché non è corretto porre a confronto procedure assai complesse per le quali non siano specificati con chiarezza metodi ed opzioni. Non è quindi strano che possano esistere procedure ben collaudate, ma statisticamente inefficienti per una specifica serie storica e, dualmente, metodi ineccepibili di decomposizione che tuttora non sono inseriti in un contesto procedurale capace di produrre, ogni mese, automaticamente e con sufficiente malleabilità la depurazione stagionale di migliaia di serie storiche.

Ogni serie storica z_t è la parte finita della realizzazione di un processo stocastico

Z_t che, essendo ignoto, può essere parametrizzato in un modello $M(\beta, z_t)$ secondo logiche ormai standard, fondate sul ciclo iterativo di specificazione-stima-verifica. La struttura dinamica di un fenomeno, e tutto ciò che se ne può derivare in termini di caratterizzazione e confronto, si riconduce quindi alla modellistica per serie storiche. In tale ambito, la ricerca di componenti non-osservabili diviene la possibilità di individuare da un processo stocastico Z_t una pluralità di processi le cui modalità di aggregazione costituiscono una astrazione concettuale *predefinita*. Per esempio, si può ipotizzare:

$$Z_t = P_t + S_t + a_t,$$

ove, come da convenzione, Z_t è il processo di cui si possiede una realizzazione finita z_t , P_t il processo che genera la componente “tendenziale”, S_t è il processo che genera la componente “stagionale” e, infine, a_t è un processo *White Noise* (WN), cioè una successione di variabili casuali di media zero, omoschedastiche ed incorrelate. Le indagini usuali concernono la stima della serie “destagionalizzata”, cioè di $S_t + a_t$.

Una siffatta decomposizione è sempre possibile, ma è strutturalmente indefinita e indefinibile al punto che la ricerca di componenti non osservabili risulta, da un punto di vista concettuale, una espressione tautologica. Difatti, solo chiarendo la natura delle componenti non-osservabili (e quindi la loro correlazione seriale o lo spettro) sarà possibile specificarle e stimarle. Quindi, è *inevitabile ritrovare nella fase di stima ciò che si è imposto nel momento della specificazione*.

Se tale “tautologia” forma oggetto di una ricerca metodologica, tuttora in auge, è solo perché Istituzioni pubbliche e singoli studiosi ritengono più importante ed utile prevedere, pianificare e controllare le variabili di interesse molto più tramite le componenti non-osservabili che mediante i dati osservati. Difatti, quelle componenti vengono interpretate in relazione diretta con gli aspetti permanenti e non transitori delle vicende economiche. Tuttavia, poiché la decomposizione resta un esercizio arbitrario, occorre evitare il pericolo di rincorrere inutili “circoli viziosi”. Al riguardo, alcuni interrogativi risultano illuminanti.

Perché costruire indicatori di merito per graduare metodi e proposte se ogni ipotesi definitoria sulle componenti necessariamente implica un valore determinato dell'indicatore corrispondente? Per esempio, non è fuorviante “scoprire” a posteriori che il metodo della decomposizione canonica produce stime del ciclo-trend più regolari se gli stimatori corrispondenti sono “per definizione” quelli che rendono massima la varianza della componente WN? Similmente, è forse corretto “ritrovare” scarsa stabilità nei valori finali della serie (cioè elevate revisioni nella stima delle componenti non-osservabili) in corrispondenza di proposte che massimizzano la fedeltà al dato più recente? Per motivi analoghi, se ogni depurazione stagionale abbisogna di ipotesi previsive agli estremi delle osservazioni per applicare filtri bidirezionali e non produrre sfasamenti, è evidente ed è obbligato il ricorso a previsori che rendono minimo l'errore medio quadratico mediante modelli costruiti sulla serie. Ogni analisi di revisione, al riguardo, favorirà (perché *deve* favorire) procedure che correttamente insistono sulle migliori previsioni condizionate alla storia passata. Infine, la eliminazione degli outliers è prerequisito non trascurabile per una corretta destagionalizzazione perché, rendendo più simmetrica la distribuzione dei processi WN che generano le componenti non-osservabili, richiede un filtro ottimale “vicino” a quello teorico determinato sotto l'ipotesi di Gaussianità dei processi. Ne deriva che le procedure

che dedicano sforzi maggiori al trattamento preliminare delle osservazioni risultano, poi, sufficientemente “robuste” rispetto a deviazioni ed anomalie presenti nei dati; ed è inutile, d'altra parte, riscoprire tale caratteristica dopo un'ampia analisi sperimentale.

D'altra parte, è noto che i filtri ottimali sono praticamente stabili solo per la parte centrale delle osservazioni (Dagum, 1983). Pertanto, per una corretta diagnosi congiunturale, occorre chiedersi come le nuove osservazioni modifichino la stima delle componenti. La minimizzazione delle “revisioni”, allora, costituisce un elemento essenziale per gli utilizzatori di dati destagionalizzati; difatti, un utente di dati congiunturali non può accettare una modifica in corso d'anno nella determinazione del ciclo-trend, perché su quella dinamica si è discusso, deciso, investito e, talora, si è legiferato. Per tale motivo, nelle procedure usuali si distingue tra la stima dei fattori stagionali previsti per un intero anno, che saranno applicati man mano che i dati saranno disponibili, e le stime correnti che, efficientemente, determinano il fattore stagionale del periodo corrente sulla base di una nuova destagionalizzazione della serie aggiornata. Anche in tale situazione, non va dimenticato che la massima fedeltà locale implica la massima erraticità globale e viceversa, per cui —ancora una volta— non è lecito cercare di risolvere in assoluto tale dicotomia, ma solamente tentare di quantificare il rapporto costi/benefici.

Evidentemente, gli utenti della depurazione stagionale ricercano l'andamento di fondo del fenomeno economico al netto di variazioni stagionali e momentanee poiché sono interessati a pianificare le loro decisioni, a controllare gli effetti di interventi programmati, a prevedere nel medio-lungo termine le scelte più convenienti (Maravall, 1993). Per questo, l'accuratezza massima di ogni analisi congiunturale (e quindi della destagionalizzazione) riposa sulla determinazione del *ciclo-trend*, in quanto la serie destagionalizzata contiene ancora elementi di disturbo del fenomeno e risente anche di effetti complementari tra le componenti stimate \hat{P}_t e \hat{a}_t . In tale contesto, nei lavori di Faliva (1994) e Faliva & Zoia (1994), partendo da un principio di ottimizzazione del filtro rispetto a quelle frequenze angolari che sono rilevanti per la depurazione stagionale (sotto ipotesi molto ragionevoli di interrelazione tra le componenti), si perviene a filtri di decomposizione perfettamente comparabili a quelli tradizionali.

Molto netta è, invece, la distinzione tra *approccio deterministico* (che implica per le componenti dei modelli di regressione) ed *approccio stocastico* (che implica per le componenti dei filtri bidirezionali, detti “medie mobili”). Similmente, nella letteratura, nell'ambito dei modelli fondati su filtri bidirezionali, si tende a contrapporre approcci *model-based* (nei quali il filtro lineare viene specificato dopo aver stimato un modello lineare per la serie storica) e approcci con *filtri predeterminati* (nei quali il filtro lineare è specificato a priori per tutte le serie da destagionalizzare). Noi continuiamo a ritenere che tale distinzione abbia solo un valore storiografico, ma non discrimini realmente tra i differenti approcci, soprattutto ora che è opportuno insistere per una maggiore convergenza tra le procedure esistenti.

Come avremo modo di sottolineare più avanti, un modello lineare è sempre il presupposto statistico per la esistenza stessa della decomposizione (Dagum, 1983, pag. 8); inoltre, i criteri di ottimalità sui filtri sono spesso il risultato di una analisi frequenziale assai accurata sulla serie, come mostra la copiosa produzione scientifica di Statistics Canada. Peraltro, mentre i metodi *model-based* generano il filtro dai

modelli in modo esplicito (Hillmer & Tiao, 1982; Bell & Hillmer, 1984), nell'approccio con medie mobili predefinite, definito talora ad-hoc (Maravall, 1994), il filtro viene scelto da una lista di filtri prefissati mediante indicatori derivati dalla serie storica (Dagum, 1988). Tale lista include forme sufficientemente generali e flessibili che costituiscono il risultato di una ricerca molto estesa su dati reali.

A nostro avviso, però, il problema va impostato in altro modo: è più robusta la procedura che utilizza un filtro generico, ma che ha resistito in modo soddisfacente in milioni di contesti differenti, oppure un filtro specifico, determinato da una procedura iterativa ed interattiva nella quale convergono le informazioni a priori, l'abilità del ricercatore ma anche la sua ignoranza? Alla limitatezza dei filtri predeterminati non corrisponde la limitatezza dei modelli ARIMA per i quali è ammissibile la decomposizione canonica? Soprattutto, è preferibile affidarsi ad un metodo che definisce le componenti in modo neutrale, ma fondato e coerente, oppure ad un metodo che le genera dai dati efficientemente, ma che risulta da essi condizionato?

Nella disamina degli approcci alla destagionalizzazione non può essere taciuta la formalizzazione del problema mediante la rappresentazione nello spazio degli stati e la stima delle componenti non-osservabili con il filtro di Kalman. Rinviando all'ampia letteratura sull'argomento per le questioni di specificazione e stima connesse a tale modellistica (un contributo importante è la formalizzazione contenuta nel libro di Harvey, 1989; per un'analisi accurata ed aggiornata si veda il lavoro di Riani, 1996), ci limitiamo a rilevare l'utilità di una impostazione che include in un solo paradigma il trattamento delle componenti non-osservabili, la sostituzione di valori anomali, l'efficienza computazionale e la determinazione recursiva delle previsioni. È probabile che, in futuro, procedure che includano questi approcci al loro interno si rivelino operativamente utili (Gozzi & Riani, 1994), essendo facilmente generalizzabili anche a periodicità differenti da quelle mensili o trimestrali (come nel contributo di Harvey et al., 1995); allo stato, però, non si dispone di una procedura integrata già disponibile per il trattamento ripetuto ed automatico di un gran numero di serie storiche, anche se alcuni software (STAMP, per esempio) adottano chiaramente tale impostazione.

Con riferimento alla ricerca svolta nel nostro Paese, il Progetto DESEC sottolineò più volte gli aspetti modellistici della depurazione stagionale e ritenne di indirizzare le depurazioni stagionali ufficiali in Italia verso la procedura X-11-ARIMA, integrando tale scelta con alcune proposte innovative. Anzitutto, si concluse che non tutte le serie economiche potevano essere depurate in modo automatico; soprattutto, si suggerì di ampliare le opzioni di scelta dei modelli ARIMA sulla base di una esperienza consistente su serie italiane (Corduas, 1984) e la versione X-11-ARIMA/88 (Dagum, 1988) ha esplicitamente accolto tale suggerimento.

Occorre però registrare la mutazione strutturale intervenuta nell'ultimo decennio causata dall'enorme diffusione degli strumenti informatici con il conseguente arricchimento delle capacità di calcolo individuale e della qualità grafica dei risultati. Ciò ha reso datate alcune di quelle raccomandazioni perché condizionate da una gestione della depurazione stagionale mediante *mainframe*. Infatti, i Personal Computers di cui si dispone suggeriscono agli utenti di avvalersi con immediatezza ed efficacia di tecniche esplorative e grafiche in modo sostanziale per l'analisi delle serie economiche: prima, durante e dopo qualsiasi analisi congiunturale.

Una concettualizzazione tuttora valida, che negli anni successivi è stata studiata

con ampiezza, consiste nella definizione di una metrica d tra modelli ARIMA (Piccolo, 1984; 1990a; Corduas, 1992) mediante la quale il rapporto tra serie osservata, modello generatore e metodo ottimale di decomposizione assume un significato statistico preciso: *se la serie è generata dal modello M_1 , occorre preferire la procedura P_0 per la sua destagionalizzazione tutte le volte che, fissato un $\varepsilon > 0$, risulti: $d(M_1, M_0) < \varepsilon$, essendo M_0 il modello teorico per il quale la procedura P_0 è ottimale.*

Grazie alla ubiquità del concetto di distanza nelle scienze statistiche, attualmente, la metrica tra modelli ARIMA viene utilizzata per molte altre finalità, fra cui la classificazione e la rappresentazione grafica di fenomeni dinamici (Piccolo, 1987), la scelta di serie rappresentative (Fernandez et al., 1991) ed anticipatrici (Corduas & Piccolo, 1996), la bontà delle aggregazioni nella costruzione di indici sintetici (García & Quilis, 1995). Inoltre, va segnalato l'approccio di Maravalle et al. (1993) che utilizzano una differente metrica per la stima rapida della produzione industriale. Nello specifico della depurazione stagionale, invece, il ruolo della distanza da noi introdotta è piuttosto evidente; difatti, poiché i filtri ottimali di decomposizione sono esprimibili tramite modelli AR, la metrica offre per essi una misura di vicinanza "previsiva", che è oggettiva e sempre ben definita. Inoltre, la metrica è invariante per operatori ARIMA che si cancellano, esattamente come i filtri bidirezionali e, infine, i risultati oggi disponibili circa la distribuzione asintotica ne legittimano una maggiore diffusione.

Purtroppo, la raccomandazione "scientifica" di organizzare in Italia una "task force", costituita da pochi studiosi che, all'interno di Istituzioni pubbliche, facessero della ricerca nel settore un impegno prioritario, finalizzato alla verifica e al miglioramento delle procedure di destagionalizzazione, non è mai stata presa in esame. Nel nostro Paese, le proposte e le iniziative scientifiche sono generate dalla ricerca accademica di singoli studiosi, dall'interesse dei gruppi nazionali di ricerca, di commissioni scientifiche e gruppi di lavoro della SIS che con impegno di alto profilo perseguono questo tipo di studi. Nonostante tutti concordino sulla importanza di possedere, in tempi rapidi, informazioni precise e trasparenti sul ciclo economico, non si registra ancora alcun investimento di risorse umane adeguato a tale rilevanza. Il che è certamente paradossale, se si pensa a quanti elementi di qualità nei Servizi studi di tante Istituzioni pubbliche si dedicano, giustamente, a ricerche teoriche e sviluppi operativi connessi alla teoria dei campioni, agli studi econometrici e alle indagini di mercato.

3. I contributi della metodologia statistica per le serie storiche

I contributi più recenti all'analisi delle serie storiche che coinvolgono la depurazione stagionale possono essere classificati in funzione dell'area di provenienza:

- i) dalla metodologia statistica, in generale;
- ii) dall'analisi delle serie storiche, in senso proprio;
- iii) dalla ricerca econometrica.

L'analisi statistica metodologica degli ultimi decenni ha evidenziato la necessità di sviluppare metodi e di pervenire a risultati non condizionati dall'ipotesi di

rigorosa normalità delle osservazioni. Ciò, nello specifico, ha prodotto un interesse convergente verso approcci esplorativi sempre più raffinati ed attenti al trattamento preliminare di una serie storica. Una conferma ci deriva dal confronto tra la terza edizione (Box et al., 1994) e la prima del testo più famoso sulla modellistica ARIMA (Box & Jenkins, 1970), che è stato sostanzialmente ampliato e parzialmente modificato proprio per tener conto del trattamento degli outliers (Tsay, 1988). La ricerca di una trasformazione ottimale, la individuazione di valori anomali (come in Baragona & Barbieri, 1993, per esempio), la proposta di filtri resistenti (come nella procedura SABL, per esempio), la spiegazione di effetti "localizzati" e caratteristici (Pasqua, festività, varianti indotte da regolamenti e leggi, etc. come in Harvey et al., 1995), la stagionalità eteroschedastica (Proietti, 1996), costituiscono progressi significativi, inseriti o da inserire nelle procedure più accreditate (per una sintesi delle procedure correnti: Hylleberg, 1986; 1992; Fisher, 1995).

È però significativo che, rispetto ad un atteggiamento della ricerca statistica che privilegia la "robustezza", gli *analisti delle serie storiche* tendano a preferire la "efficienza", ovvero non si affidano a filtri resistenti ma esplicitano (spesso, mediante una rimozione preliminare con un modello deterministico o stocastico) quelle osservazioni che rendono problematico un uso standard della destagionalizzazione. Ci pare acquisito, cioè, che la metodologia statistica delle serie storiche sia orientata verso una modellistica "globale" dei dati: preliminarmente, laddove si evidenziano comportamenti atipici, ma soprattutto nella parte centrale della destagionalizzazione, per la determinazione dei filtri lineari ottimali.

I risultati raggiunti nell'ultimo decennio hanno accentuato in molte direzioni l'aspetto modellistico della analisi delle serie storiche, secondo la seguente schematizzazione:

i) quasi tutte le nuove proposte hanno avuto come riferimento l'ampliamento della classe di modelli statistici a favore di strutture non-lineari. Sintesi recenti (Priestley, 1988; Granger & Terasvirta, 1993; Chiandotto & Gallo, 1994; Piccolo, 1994) testimoniano tali orientamenti, anche se verso questo atteggiamento non va taciuta una buona dose di realismo critico. Difatti, mentre nella modellistica lineare il teorema di Wold è l'elemento centrale che autorizza un processo inferenziale a favore di modelli efficaci ed efficienti sotto ipotesi minimali di Gaussianità e stazionarietà delle osservazioni (o di loro trasformazioni), le pur numerose varianti ed estensioni di tale risultato necessitano ancora di un impianto unitario. In fondo, manca una strategia unitaria per inferire dalla serie al processo che l'ha generata mediante un modello statistico non-lineare. La molteplicità dei test presenti in letteratura (Corduas, 1994), il cui numero continuamente si accresce, conferma la difficoltà di individuare soluzioni universalmente accettate. Indubbiamente, l'economista è ben consapevole che differenti situazioni di mercato suggeriscono spesso cambiamenti di regime determinati da valori soglia, funzioni del passato (come nei modelli SETAR: Tong, 1990 o nei modelli AR funzionali: Chen & Tsay, 1993) o di probabilità di passaggio fra stati (come nei modelli con cambi di regime: Hamilton, 1994; Avesani & Gallo, 1995). Del resto, è ragionevole ipotizzare che anche la dinamica stagionale risenta di fattori esogeni e che ad essi si adegua, o da essi sia condizionata, in termini di livello di variabilità, e così via.

La modellistica non-lineare è così estesa e atipica, così dipendente dalla specifi-

cità dei dati su cui opera, che appare difficile al momento catalogare la vasta gamma di modelli offerti nella letteratura (spesso applicati con successo esclusivamente nell'articolo di un singolo Autore o nei contributi della sua scuola).

Del resto, è apparso abbastanza evidente che la modellistica non lineare esplica una elevata capacità di adattamento ai dati reali (e, del resto, una funzione complicata delle osservazioni generate da una struttura stocastica si adegua necessariamente meglio di una struttura semplice) ma risente di una debolezza previsiva piuttosto rimarchevole. Inoltre, non è possibile sviluppare per essi una metodologia di routine per la decomposizione da generalizzare per classi così ampie di serie reali come quelle oggetto di diagnosi congiunturali. Al momento, anche per questo, ci sembra che nessuna delle classi note possa costituire un "luogo" fecondo ove dirigere la ricerca di nuove procedure globali di decomposizione stagionale. Tuttavia, alcune delle proposte presenti in letteratura (Harvey et al., 1992; Fiorentini & Maravall, 1994) hanno contribuito ad orientare alcuni aspetti delle stesse procedure più collaudate, e meritano quindi di essere segnalate e sviluppate ulteriormente.

ii) lo studio di varianti della modellistica, poi, ha investito aspetti strutturali (coefficienti variabili, rimozione delle ipotesi sulla distribuzione degli errori) o semplicemente formali (trasformazione di Box-Cox, presenza di variabili esogene). Ad esempio, per serie finanziarie e valutarie rilevate con frequenza ravvicinata sono state individuate numerose proposte nella classe dei modelli ARCH e loro generalizzazioni (GARCH, IGARCH, etc.: un testo che raccoglie i lavori più significativi al riguardo è quello edito da Engle, 1995). Ci sembra, però, che ciò non si sia tradotto (al di là di lavori singoli e di abilità specifiche) in acquisizioni generali immediatamente utilizzabili per le analisi congiunturali. A tale riguardo, è fondamentale osservare che, se le serie rivelano asimmetrie e curtosi incompatibili con la Gaussianità, occorre considerare funzioni seriali e frequenziali che generalizzano l'autocorrelazione e lo spettro e, conseguentemente, la teoria dei filtri lineari va intesa come inefficiente. Per tale ragione, la verifica di distribuzioni simmetriche e tendenzialmente Gaussiane nei dati è un prerequisito sostanziale per la destagionalizzazione nella cui logica è implicito che i momenti fino al secondo ordine (e le trasformate di Fourier di quei momenti) caratterizzano completamente il processo stocastico.

iii) il dilemma parametrico/non-parametrico che coinvolge gran parte della ricerca statistica più recente va riscritto nel contesto della destagionalizzazione: riteniamo, infatti, che ogni filtraggio deriva da un modello che è ottimale solo per serie generate da un processo stocastico ben definito. Ciò può essere esplicito e dichiarato a priori, ovvero implicito e riscoperto a posteriori; tuttavia, non si può continuare ad assumere una dicotomia concettualmente inesistente e non giustificabile sul piano analitico. Probabilmente, è sul piano della formalizzazione che si intravede la diversità tra le varie proposte. I filtri di Hodrick-Prescott (1980), quelli dell'X-11 (Shiskin et al., 1967; Dagum, 1988) e quelli di Faliva (1994) sono stati derivati specificando a priori le caratteristiche del filtro ed individuandoli numericamente attraverso condizioni di ottimo sui "pesi incogniti del filtro".

Invece, come già evidenziato con riguardo alle rappresentazioni nello spazio degli stati, nella decomposizione strutturale proposta da Harvey (1989), così come in tutta la letteratura che ne è derivata (Harvey & Jaeger, 1993, per esempio), la natu-

ra della serie e le convinzioni del ricercatore determinano la forma del modello prescelto, in modo assai selettivo, in funzione di una o più decomposizioni possibili: la determinazione del filtro diventa così una conseguenza necessaria.

Infine, negli approcci tipo decomposizione canonica, il filtro è derivato dal miglior modello, che si adatta alla serie, e sul quale si opera una decomposizione imponendo requisiti di maggiore regolarità delle componenti.

Sul *versante econometrico*, l'analisi statistica delle serie storiche ha assunto un ruolo centrale sostituendo spesso, e forse in modo definitivo, l'approccio classico delle equazioni simultanee. Per quanto riguarda i nostri studi, gli econometrici hanno ritrovato interesse verso le problematiche connesse alla non stazionarietà di tipo stocastico (quella degli operatori alle differenze) cercando innumerevoli soluzioni per la identificazione di serie cointegrate anche in presenza di stagionalità (Hylleberg et al., 1990; Cubadda, 1995) ovvero per tener conto delle componenti tendenziali della serie tramite altre serie prive di stagionalità (Lippi & Pellegrini, 1995). Nella sua essenza, l'analisi di cointegrazione cerca di esplicitare una combinazione lineare delle serie esaminate che sia stazionaria sia in livello che alle frequenze stagionali, per cui lo studio si riconduce alla ricerca di "cause" della stagionalità nel senso di Granger. Il problema, tuttavia, è che la operatività dell'approccio rimanere confinata alla analisi di aggregati particolari (per esempio, serie monetarie di notevole importanza ai fini della politica economica) o per problemi specifici di volta in volta individuati (per esempio, per identificare la direzione di legami causali e le modifica nella dinamica delle componenti di una serie al variare di quelle di un'altra). Per tale motivo, mentre rileviamo l'interesse e la necessità di ampliarne la utilizzazione, non ci sembra proponibile una loro traduzione in procedure utili per le analisi congiunturali su larga scala. Nè va dimenticato, anche per tali tecniche, la urgenza di approfondire il ciclo di analisi preliminari-specificazione-stima-verifica dei modelli multivariati che esse sottendono.

Nell'ambito delle relazioni causali per la diagnosi congiunturali, vanno considerati gli studi sugli anticipatori, sulla costruzione di sintesi di più indicatori e sulla determinazione delle proxy della produzione che, in Italia, sono stati affrontati con particolare ampiezza (tra i numerosi contributi al riguardo, ricordiamo: Bodo & Pellegrini, 1993; Maravalle et al., 1993, ed i lavori periodici del Servizio Studi della Banca d'Italia, pubblicati nei "Temì di discussione").

Sul fronte degli istituti congiunturali e delle organizzazioni internazionali a ciò deputate, non registriamo risultati tali da giustificare un orientamento sostanzialmente differente rispetto agli approcci sinora esistenti. In Italia, gli Enti pubblici adottano per lo più la procedura X-11-ARIMA (non sempre nella versione più recente del 1988) e al loro interno va segnalato lo sforzo costante di effettuare comparazioni tra le destagionalizzazioni istituzionalmente obbligatorie e la ricerca scientifica sulle nuove decomposizioni (fra gli altri, si vedano: Battipaglia & Focarelli, 1994; Focarelli & Generale, 1995).

A livello comunitario, si assiste ad un rinnovato interesse all'interno delle Divisioni di EUROSTAT per effettuare, ancora una volta, un confronto tra procedure su differenti serie storiche scelte tra i paesi comunitari. Il lavoro di Fisher (1995) è adeguatamente aggiornato e documentato e, in più riprese, ripercorre molte delle convinzioni affermate da tempo in Italia nell'ambito del Progetto DESEC. Tuttavia, alla luce di quanto sinora discusso, appare chiaro che mettere sullo stesso piano proce-

ture non confrontabili (per definizione, per opzioni, per risultati, per malleabilità) produce risultati scontati e, con qualche cautela, già formulabili a priori. Se è apprezzabile lo sforzo di ricondurre la destagionalizzazione ad un ambito empiricamente verificabile e documentabile, la cosiddetta "armonizzazione delle procedure" si rivela spesso un *obiettivo politico*, e non solo statistico, che purtroppo continua a generare ritardi nella implementazione di procedure unitarie.

Da questo breve excursus, appare evidente che il nostro auspicio di utilizzare la scienza statistica per "miglioramenti locali" efficienti e non per sconvolgimenti "globali" inattuabili e poco realistici si concretizza nel suggerire modifiche valide ed utili e, soprattutto, nel riavvicinare procedure nate con strumentari metodologici differenti.

Una strategia per la destagionalizzazione che voglia tener conto della metodologia statistica più aggiornata non deve però sacrificare le esigenze di utenti non specialisti costretti a ripetere frequentemente l'analisi su grandi masse di dati.

4. Le principali procedure di destagionalizzazione

Occorre sottolineare, in questo settore, la differenza sostanziale tra metodi statisticamente efficienti e meritevoli di perfezionamenti "locali" e raffinati e procedure "robuste" e consolidate capaci di elaborare in modo massiccio e regolare centinaia o migliaia di serie storiche, di natura ed affidabilità assai diversificate. Sono numerosi i lavori che cercano di confrontare le procedure di decomposizione esistenti, sia sul piano delle proprietà formali (Hylleberg, 1986) che della verifica empirica su serie reali (Gambetta, 1985). In particolare, il già citato lavoro di Fisher (1995) esamina lo stato delle procedure esistenti nei Paesi della Unione Europea fornendo una loro valutazione critica comparata.

Riteniamo preziose tali indicazioni, ma ci pare altresì evidente che le procedure di destagionalizzazione più accreditabili, utilizzabili con sforzi non eccessivi e che, anche nel nostro Paese, possano essere proposte e realisticamente implementate siano solo due. Il futuro della destagionalizzazione è orientato verso una sintesi tra la *procedura X-12-ARIMA* —che deriva dalla procedura X-11 di Shiskin et al. (1967) e dalle sostanziali modifiche di Dagum (1988), nonché dai recenti aggiornamenti del gruppo di lavoro del Bureau of the Census coordinato da Findley et al. (1995), e le *procedure model-based*, la cui versione più recente è il package TRAMO-SEATS, sviluppato da Maravall & Gomez (1994). Al riguardo, le versioni più recenti (entrambe provvisorie, cortesemente forniteci dagli Autori), hanno raggiunto un elevato grado di sofisticazione e per certi aspetti già presentano una considerevole similarità.

La versione 1.0 dell'X-12-ARIMA, da noi esaminata nella revisione 29/2/96, ha raggiunto una dimensione adeguata in termini di manualistica e di integrazione tra le varie parti ma è tuttora carente dal punto di vista delle analisi grafiche. Essa presenta una strutturazione dal punto di vista dei comandi piuttosto "tradizionale", essendo organizzata in forma di paragrafi, ciascuno dei quali ricco di opzioni alternative che controllano analisi preliminari, rimozione degli outliers, lunghezza dei filtri di destagionalizzazione e numerose altre variabili in dipendenza delle informazioni preliminari note all'utente.

La versione più recente di TRAMO-SEATS, datata 23/11/95, è costituita da due programmi sufficientemente autonomi: TRAMO produce la *linearizzazione* della serie, mediante la rimozione delle componenti deterministiche, che diviene input per SEATS, che produce la decomposizione e la stima delle componenti. Quest'ultimo è comunque utilizzabile indipendentemente dal primo. La procedura non ha una strutturazione in comandi ma, piuttosto, è costituita da una molteplicità di parametri che devono essere fissati affinché siano determinati la specificazione del modello, gli algoritmi di stima, gli elementi da rimuovere nella serie prima della decomposizione, e così via. Al momento, il suo utilizzo, nel caso di aggiustamento ad hoc e non secondo i parametri di *default*, richiede ancora qualche perfezionamento, soprattutto nel commento dei risultati e nella manualistica, essendo difficile selezionare tra diverse decomposizioni quella preferibile da parte di utenti non esperti in quanto la destagionalizzazione è sviluppata tramite metodi basati sulla decomposizione canonica dei modelli ARIMA.

Va chiarito, comunque, che le due procedure prevedono entrambe la possibilità di totale automaticità di trattamento della serie storica senza alcun intervento da parte dell'utente. Esse, al di là delle differenti filosofie scientifiche che le hanno generate, perseguono obiettivi identici e, quindi, possono essere suddivise in fasi concettualmente ed analiticamente affini, come sarà evidente dal successivo confronto.

ANALISI PRELIMINARI

La procedura X-12-ARIMA consente di trasformare preliminarmente la serie (l'utente sceglie se applicare o meno il logaritmo ovvero può specificare il parametro ottimale della trasformazione Box-Cox) e, poi, di costruire un modello di regressione con variabili esterne o, più comunemente, con variabili deterministiche (dummies stagionali, funzioni seno-coseno, dummies per modellare l'effetto di giorni lavorativi, della Pasqua e di altre festività statunitensi, dummies di tipo additivo, *step* e *ramp* per tener conto di eventuali anomalie nella dinamica dei dati). In breve, se z_t è la serie osservata, la procedura effettua le analisi preliminari in modo che le fasi successive riguardino la serie

$$z_t - \sum_{k=1}^r \beta_k x_{kt},$$

essendo x_{kt} le variabili deterministiche utilizzate per esplicitare gli effetti predetti. In tale ambito, la procedura calcola anche le funzioni di autocorrelazione, globale e parziale, a fini di identificazione.

La procedura TRAMO, con piccole varianti, effettua le medesime analisi e, correttamente, limita la presenza degli outliers a quelli additivi perché, a differenza di quelli innovativi, non hanno effetti "di trascinamento" sulle innovazioni del processo e quindi non intervengono nella decomposizione. Va segnalata la possibilità di effettuare tali ricerche in modo automatico ed il fatto che TRAMO contempli, oltre alla previsione di tali modelli preliminari, anche la stima dei valori mancanti in una serie storica (ciò è consentito da un utilizzo esteso dei filtri di Kalman). Il trattamento automatico dei "missing values", effettuato in modo statisticamente accurato, assume un ruolo importante nella destagionalizzazione di migliaia di serie poiché se è vero che gli aggregati economici di maggiore rilevanza politica e sociale sono pub-

blicati con assoluta regolarità, una simile accuratezza non sussiste per tutte le serie componenti che, localmente e/o settorialmente, possiedono non di rado delle interruzioni nella rilevazione statistica. Il fatto che la ricostruzione del dato mancante venga inserito nell'ambito di un meccanismo di esame delle componenti della serie storica rende tale determinazione più affidabile perché derivata dall'uso efficiente delle informazioni sulla dinamica temporale del fenomeno. Inoltre, la procedura effettua un pre-test per feste mobili (Pasqua) e componenti di calendario fornendo numerose opzioni (trattamento congiunto dei weekends, dei giorni lavorativi, della lunghezza variabile del mese, delle festività infrasettimanali, etc.).

COSTRUZIONE DI UN MODELLO STATISTICO PER LA SERIE

La procedura X-12-ARIMA ricerca il modello lineare ottimale per una data serie nell'ambito della modellistica ARIMA (all'interno delle classi predefinite dall'X-11-ARIMA, oppure all'interno di una classe definita dall'utente, oppure per un modello specifico) la cui stima viene effettuata mediante il metodo della massima verosimiglianza esatta oppure condizionata. Questa parte (definita dai moduli ARIMA, OUTLIER, ESTIMATE e REGARIMA) è certamente l'aspetto più innovativo della procedura perché, pervenendo alla stima e verifica ottimale di quanto specificato nella fase preliminare e nella identificazione ARIMA, consente oggi —rispetto alle versioni precedenti— di utilizzare la procedura anche a prescindere da una finalità di decomposizione. Infatti, uno degli aspetti critici della procedura X-11-ARIMA era proprio nella stima del modello ARIMA sia in relazione alla specificazione degli ordini, che per l'algoritmo di stima e per la impossibilità di includere appropriate variabili *interventions*. In modo iterativo, seguendo le proposte di Chen & Liu (1993), la procedura X-12-ARIMA identifica e rimuove outliers additivi, cambi di livello, etc. e quindi ristima congiuntamente la modellistica ARIMA per la serie. Controlla anzitutto la sovraddifferenziazione e, poi, assieme ad indicatori di bontà del modello, esamina i residui con le analisi usuali (istogramma, test, autocorrelazioni). Infine, effettua le previsioni agli estremi della serie per l'allungamento richiesto dai filtri bidirezionali. Si osservi che la procedura X-12-ARIMA non include alcun trattamento dei dati mancanti i quali, se presenti nella serie, devono essere sostituiti preliminarmente. Esiste poi una opzione per specificare quali fattori, inclusi nel modulo REGARIMA, devono essere rimossi prima della depurazione stagionale, e se tale rimozione è da considerarsi definitiva o temporanea. Nella opzione totalmente automatica, la procedura X-12-ARIMA consente di ampliare o sostituire la classe di modelli definiti da Dagum (1988) per la procedura X-11-ARIMA entro i quali è scelto il modello da stimare. Ciò aggiunge flessibilità all'opzione più comunemente utilizzata nelle analisi di routine perché l'utente può modificare, sulla base della propria esperienza o di informazioni a priori, le modalità di scelta del modello senza passare necessariamente ad una identificazione *ad hoc*.

La procedura TRAMO ha come punto qualificante la ricerca automatica di un modello ARIMA per la serie storica all'interno di una classe ben definita di modelli ARIMA stagionali moltiplicativi le cui componenti ARMA non-stagionali possiedono ordini $(p,q) \leq 3$ e le cui componenti ARMA stagionali possiedono ordini $(P,Q) \leq 2$. Per quanto concerne gli ordini delle differenze, l'algoritmo fattorizza un modello AR(k) con k elevato ricercando in esso, con opportuni test asintotici, la presenza di

radici non significativamente diverse dall'unità: in tal caso, include al più operatori con differenze non-stagionali $d \leq 2$ e stagionali $D \leq 1$. Si noti che $\nabla^2 \nabla_{12}$ è l'ordine massimo compatibile con un modello Holt-Winters presente in un approccio strutturale alla destagionalizzazione (Harvey, 1989). Nella fase di stima, la procedura utilizza un algoritmo del tipo Hannan-Rissanen delegando all'indicatore BIC la scelta tra modelli ARIMA alternativi. Il software sottopone a verifica anche l'ipotesi di una trasformazione unitaria contro il logaritmo (aspetto, questo, da migliorare) assieme, ovviamente, al trattamento per i giorni lavorativi (determinati, evidentemente, dal calendario proprio della nazione di riferimento!), alla stima dei vari tipi di outliers, e così via. Una volta esaurita la fase di identificazione, il package TRAMO effettua, con una incredibile serie di opzioni, non rintracciabili neanche nei software specialistici per l'analisi delle serie storiche, la stima complessiva del modello ARIMA e dei parametri della regressione prima specificata, selezionando tra modelli per serie non differenziate e differenziate. Infine, il trattamento degli outliers viene effettuato iterativamente ripercorrendo, per ogni osservazione, la procedura di Chen & Liu (1993) e producendo alla fine una identificazione automatica di vari tipi di outliers (additivi, cambi di livello e di trend); poiché il modello è ristimato ad ogni rimozione di outlier, la procedura è particolarmente efficiente in questa fase. Dopo tali analisi, l'output di TRAMO può essere di due tipi:

i) esplicita la forma finale stimata del modello ARIMA e delle strutture di regressione, outliers inclusi;

ii) prepara un file input per la procedura SEATS che contiene sia la serie linearizzata (cioè quella da decomporre mediante filtri lineari, dalla quale sono stati rimossi componenti deterministiche e regressive di vario tipo) che la serie delle componenti non stocastiche identificata e stimata da TRAMO.

Si osservi che TRAMO, mediante l'opzione RSA, può automaticamente stimare il modello ARIMA (generalmente, il modello *Airline* è la forma più frequentemente prescelta), mediante l'applicazione di una strategia sequenziale di specificazione dei polinomi AR e MA che meglio si adattano alla serie, e che tale modello "ottimale" viene poi trasferito al modulo SEATS.

DECOMPOSIZIONE DELLA SERIE STORICA

La procedura X-12-ARIMA, per questi aspetti, richiama esplicitamente la versione più recente (Dagum, 1988) della procedura X-11-ARIMA di Statistics Canada della quale, anzitutto, amplia la scelta dei filtri di Henderson i cui coefficienti sono ora disponibili per qualunque lunghezza, essendo espressi attraverso una formula generale (Gourieroux & Monfort, 1990, pag.102). Ciò accentua, in particolari circostanze, la malleabilità dei filtri utilizzati ed arricchisce le possibilità dell'utente di inserire le sue informazioni ed esperienze nella procedura di destagionalizzazione. Tra le opzioni, anche se non utilizzate spesso, sono disponibili molteplici strumenti diretti a modificare le fasi di filtraggio preliminare, diversi indicatori —anche in forma robusta— e specificazioni alternative per il trattamento differenziato delle serie *flow o stock*.

La procedura SEATS, che usualmente riceve da TRAMO la serie linearizzata per la decomposizione (ma che può anche essere inizializzata inserendo il modello), effettua sostanzialmente il filtraggio ottimale del modello ARIMA. La stima è realizzata con il metodo della massima verosimiglianza esatta (ora è anche possibile ipotizzare che l'ordine q della componente MA superi l'ordine p della componente AR). Si perviene, in primo luogo, alla specificazione dei modelli per i processi componenti, secondo il metodo della decomposizione canonica e, poi, generando i filtri opportunamente, si ottengono le stime delle singole componenti (ciclo-trend, stagionalità, errore) ovvero della serie destagionalizzata (ciclo-trend+errore, se la decomposizione è additiva). Come è noto, la decomposizione canonica deduce i modelli ARIMA per le componenti ortogonali sotto l'ipotesi (realistica per le esigenze dell'analisi congiunturale) che il ciclo-trend sia il più regolare possibile compatibilmente con le osservazioni. Essa implica che la decomposizione canonica massimizza la varianza della componente accidentale e che qualsiasi altra decomposizione ammissibile (cioè coerente con le ipotesi di base e con la serie osservata) sia derivabile da quella canonica, con l'aggiunta di un processo WN. Va osservato che nella riagggregazione delle componenti deterministiche, il package SEATS conferisce alla componente erratica la somma delle componenti effettivamente stocastiche e di quelle deterministiche, allo scopo di riottenere la serie originale: il che, se è corretto per le interpretazioni usuali, non deve essere dimenticato qualora si intendano applicare i test usuali sulle componenti erratiche. Si osservi, infine, che un metodo fondato sulla decomposizione di un modello stocastico produce sia le stime delle componenti che della loro variabilità, per cui esse sono accompagnate da una valutazione dell'intervallo di confidenza corrispondente.

VERIFICA DELLA DESTAGIONALIZZAZIONE

La procedura X-12-ARIMA, rispetto alle versioni precedenti, offre un numero maggiore di indicatori per verificare la stabilità dell'intera destagionalizzazione e, in particolare, dei fattori stagionali. Ad esempio, è possibile analizzare mediante *sliding spans* (Findley et al., 1990), oppure esaminare, su archi temporali differenti, la stabilità delle revisioni, delle previsioni e della funzione di verosimiglianza (tramite il comando HISTORY). In tale contesto, le diagnostiche proposte risentono di un certo empiricismo nella definizione di valori critici, per cui è auspicabile che possano essere migliorate nelle versioni successive.

La procedura SEATS offre numerose verifiche delle componenti stimate sul piano temporale e su quello frequenziale assieme ad una grafica di buona qualità. Allo stato attuale, essa fornisce moltissime informazioni statistiche sulla natura delle componenti estratte, sulla loro variabilità e sulla loro autocorrelazione e cross-correlazione ripercorrendo molto da vicino il lavoro di Maravall (1994). Questo aspetto, però, andrebbe semplificato ed organizzato in modo unitario, anche dal punto di vista della leggibilità, poiché tuttora sembra essere costruito più per lo studioso che per le esigenze di sintesi di un utente interessato, quasi sempre, a pochi ed efficaci indicatori complessivi sulla bontà ed applicabilità della procedura e della stabilità delle componenti che ha derivato.

Le evidenze di questo excursus ci sembrano convergere in alcuni punti, che riasumiamo brevemente:

- Le analisi preliminari su una serie storica sono divenute prioritarie e determinanti perché la stessa decomposizione stagionale perde di significato se non è possibile ammettere che le osservazioni possono essere trasformate in modo che esse siano realizzazione finita di un processo stazionario Gaussiano privo di componenti deterministiche.

- Il filtro ottimale è quello che ricostruisce le componenti a partire dalla specificità della serie e quindi, sul piano concettuale come su quello statistico, un approccio *model-based* non può che essere ottimale se è derivato dal modello ARIMA che ha generato le osservazioni e che, presumibilmente, genererà le previsioni. La bontà e la malleabilità di procedure a filtri centrali determinati si giustifica perché questi colgono le caratteristiche di fondo della quasi totalità delle serie economiche adattandosi, con pochi parametri, alla specificità della serie e della maggiore o minore erraticità delle sue componenti. Peraltro, la procedura X-12-ARIMA utilizza in chiave previsiva il miglior modello ARIMA stimato dalle osservazioni (entro una classe prefissata, oppure fornito dall'utente).

- *Le procedure devono adattarsi all'utente e non viceversa*, cioè non devono costituire un bagaglio scientifico per studiosi ma uno strumento agevole, interattivo ed affidabile da applicare a grandi masse di dati da elaborare, controllare e pubblicare regolarmente a cura degli Istituti. Fra le versioni che conosciamo, la procedura X-12-ARIMA ha il vantaggio di derivare da una tradizione ove la risposta a queste esigenze è stata presente sin dal suo nascere, anche se una ulteriore semplificazione di certi aspetti può ancora essere effettuata. Essa, però, è carente per gli aspetti grafici che vengono demandati completamente all'esterno della procedura. Per contro, la procedura TRAMO-SEATS abbisogna ancora di un impegno aggiuntivo per la realizzazione di una manualistica adeguata e per la semplificazione e la presentazione delle opzioni sì da favorire un utente non specialistico indirizzandolo in un processo di autoapprendimento. Ovviamente, essa ha il vantaggio di essere l'unica procedura *model-based* comparabile in misura adeguata a quelle basate sui filtri predeterminati, utilizzabile anche in modalità automatica, dotata di sofisticati ed ottimali algoritmi numerici e fornita di un ricchissimo trattamento preliminare dei dati, assieme a molteplici opzioni grafiche.

Poiché siamo stati tra i primi Autori a decomporre modelli ARIMA, fornendo per essi sia una algebra della decomposizione che un metodo statistico generale per la determinazione dei modelli componenti (DECOMEL), il nostro giudizio è necessariamente distorto avendo esplicitato la nostra preferenza per il metodo della decomposizione canonica, sin dai tempi del progetto DESEC. Il suggerimento di orientare la gran parte delle destagionalizzazioni degli Enti pubblici del nostro Paese verso la procedura X-11-ARIMA derivava dal fatto che, nel 1985, in Italia come nel resto del mondo, non erano vicini i tempi per la implementazione di un apparato procedurale comparabile (non un esercizio isolato e ben riuscito!) finalizzato alla decomposizione canonica. La conferma della oculatezza di quella scelta proviene, dieci anni dopo, proprio dall'impegno che sia Statistics Canada e il Bureau of the Census, per le varianti dell'X-11, sia Maravall ed i suoi collaboratori, per la procedura TRAMO-SEATS, profondono tuttora nel perfezionamento delle loro proposte.

È urgente, allo stato attuale, aggiornare gli strumenti di analisi esistenti e implementare senza indugi entrambe le procedure, in modo da acquisire, nel brevissimo periodo, un adeguato e diffuso *know-how* che ne consenta l'applicazione in maniera efficiente. Nel medio termine, sarà possibile orientarsi in modo più definitivo allorché i confronti, basati anche sull'esperienza italiana, saranno disponibili e le procedure comparabili in termini di malleabilità, opzioni grafiche, semplicità di utilizzo e lettura dei risultati. Siamo convinti che il futuro della destagionalizzazione si concretizzerà in una procedura che accentui la qualità statistica delle analisi preliminari e che, nel suo momento centrale, si risolverà nella determinazione ottimale di un modello ARIMA a partire dai dati e, quindi, nella sua decomposizione canonica mediante filtri lineari bidirezionali applicati a serie storiche estrapolate con il medesimo modello ARIMA. In questa prospettiva, sarebbe auspicabile far tesoro delle esperienze e delle modalità di uso della procedura X-12-ARIMA da far convergere nella ricchezza di opzioni e di metodo di una procedura come TRAMO-SEATS.

5. Il ruolo centrale della modellistica per la diagnosi congiunturale

Esiste un orientamento dell'analisi statistica che ritiene le analisi non-parametriche fondamentali e preferibili rispetto a quelle parametriche perché, si dice, risultano meno determinate da una ipotesi a priori come quella di un modello precostituito per le osservazioni. Aderiamo a questo atteggiamento nella fase esplorativa delle indagini ma non in quella di utilizzo di indicatori, funzioni e strumenti di indagini. Più esplicitamente, è importante, ad esempio, che si diffonda l'analisi non-parametrica dei dati per ottenere istogrammi *kernel-based*, funzioni di autocorrelazione, di regressione e di previsione robuste, nonché spettri perequati. Tuttavia, non ci sembra che un indicatore ricavato da tali funzioni sia utilizzabile al di fuori di uno schema probabilistico, a sua volta riconducibile ad un modello statistico stimabile dalle osservazioni. Peraltro, è evidente che sinanche la media aritmetica evoca una distribuzione simmetrica ed unimodale, così come le funzioni di autocorrelazione e gli spettri richiamano necessariamente la stazionarietà dei processi, e la esauriscono se questi sono Gaussiani; similmente, bispettri e funzioni dei momenti terzi prefigurano processi bilineari e loro varianti. Ciò conferma, ancora una volta, che *sono gli obiettivi di una ricerca a specificare gli strumenti più idonei per il suo conseguimento e, quindi, anche i modelli statistici più efficaci per il raggiungimento di quegli obiettivi.*

La conferma della centralità della modellistica, in particolare ARIMA, è evidente nel passaggio dalla procedura X-11-ARIMA a quella X-12-ARIMA. Apparentemente, l'impianto concettuale resta sostanzialmente invariato anche se il fatto che l'attuale procedura X-12-ARIMA può essere utilizzata per costruire esclusivamente un modello ARIMA, mediante stime dedotte dalla verosimiglianza esatta, costituisce di per sé una modifica di prospettiva non trascurabile per le analisi congiunturali. Come è evidente, un modello statistico ARIMA costruito su una serie storica è il *criterio normativo minimale* per qualsiasi altra inferenza univariata o multivariata su dati temporalmente dipendenti (Piccolo, 1990b).

Tali considerazioni evidenziano la necessità, anche per fini congiunturali, di perfezionare la modellistica per serie storiche nella consapevolezza che la determina-

zione di un modello a partire dai dati rimane sempre una inferenza soggetta ad errore. Ora, se la conoscenza di una serie z_t , crea un insieme di modelli $M(\beta, z_t)$ per essa ammissibili, la formulazione del modello specifica anche le componenti che esso sottende e che, vincolate alle osservazioni, si possono ricostruire dai dati tramite la teoria dei filtri lineari. Poiché l'obiettivo della depurazione stagionale è quello di pervenire alle componenti non osservabili (il ciclo-trend, anzitutto) e poiché un modello è una "nostra" astrazione derivata da una realizzazione finita e limitata (quale è la serie storica), è legittimo utilizzare un modello "utile perché decomponibile" e non troppo dissimile da quello ottimale costruito sulla serie storica disponibile. La serie, cioè, induce sullo spazio dei modelli una "nube" che avvolge una categoria di modelli statistici (difforni per l'ordine e/o i parametri) tra i quali la scelta avviene mediante la ottimizzazione di funzioni-obiettivo che non necessariamente esplicitano il ruolo ed il peso delle componenti non-osservabili. Esiste allora una *scambiabilità statistica tra modelli ARIMA* che ogni utente esperto agevolmente può rilevare ogni volta che cerca di costruire strutture parametriche finite e parsimoniose a partire da una successione di dati temporali. In ambito diverso, ma con la stessa prospettiva, Box & Jenkins (1970), p.192 hanno suggerito l'utilizzo di questa medesima strategia quando la scelta tra modelli riguardava una finalità previsiva.

Tale argomentazione riconduce le procedure di decomposizione *model-based* alla determinazione, il più affidabile ed automatica possibile, di modelli decomponibili ed è questo (assieme alla esperienza su un numero elevato di serie storiche) l'aspetto centrale della depurazione stagionale.

La *procedura X-12-ARIMA* affronta questo problema in due momenti:

- i) la scelta del modello nella fase previsiva per rendere il più vicini possibili i filtri centrali ai filtri finali anche per le ultime osservazioni;
- ii) la scelta della lunghezza del filtro in funzione della contrapposizione tra inerzia ed irregolarità delle varie componenti così come valutate preliminarmente sulla serie storiche.

Ebbene, entrambe le scelte sono connesse alla modellistica ARIMA:

- i) in modo esplicito nella fase previsiva;
- ii) in modo implicito nella scelta della decomposizione, essendovi una immediata corrispondenza tra filtro lineare e modello ARIMA ottimale (Cleveland & Tiao, 1976; Piccolo, 1990a).

La *procedura TRAMO-SEATS* parte da un modello ARIMA per la serie. I vincoli sugli ordini massimi degli operatori lineari non riducono la sostanziale malleabilità della classe di modelli prescelti rispetto alle componenti usualmente presenti (ciclo-trend, inerzia, alternanza, periodicità stocastica, componenti deterministiche, stagionalità, accidentalità). Inoltre, è più netto, anche sul piano teorico, il vantaggio di fondare in una stessa logica (il modello ARIMA) la specificazione del modello (incluso la determinazione di outlier e dei dati mancanti), la sua previsione e la sua decomposizione. In tale contesto, lo studio della distribuzione di frequenza dei modelli ARIMA, al variare dei settori di indagine economica, diventa un aspetto importante della ricerca perché può orientare l'intera destagionalizzazione.

6. Suggerimenti e proposte per le procedure di destagionalizzazione

Le discussioni precedenti mostrano che non riteniamo realmente alternative le due maggiori procedure esistenti né per le premesse teoriche, né per i filtri ottimali, né per gli aspetti operativi che ne derivano anche se, ad entrambe, occorre apportare ulteriori miglioramenti. Seguendo tale linea, ed in coerenza con la ricerca statistica tuttora in corso, vale la pena di esporre qualche suggerimento in rapporto a specifici momenti di tali procedure.

Sul piano generale, riteniamo improponibili procedure (come X-12-ARIMA) che non forniscano una grafica adeguata agli strumenti hardware, oggi disponibili anche a livello individuale, oppure che dispongano di vari moduli separati le cui fasi di input ed output sono tra loro collegate "a cascata" e quindi richiedono, ad esempio per l'attivazione delle funzioni grafiche, una modalità di utilizzo strettamente interattiva (come TRAMO-SEATS). L'analisi grafica delle componenti non-osservabili, assieme alla serie originale, deve essere il primo ed obbligato output di qualsiasi procedura di destagionalizzazione destinata ad un uso ripetitivo e diffuso. Questa semplice operazione migliorerebbe l'impatto che le procedure esistenti hanno attualmente e consentirebbe, senza sforzi eccessivi, di effettuare confronti e interpretazioni rilevanti in termini congiunturali. Inoltre, consentirebbe di diffondere modelli e problematiche relative alla destagionalizzazione, in ambienti e settori di ricerca (previsione di scenari economici, componenti demografiche, serie idrologiche, analisi di impatto ambientale) nei quali, tradizionalmente, non viene utilizzata.

Sul piano specifico, alcuni miglioramenti potrebbero essere apportati alle fasi esplorative e di costruzione della modellistica. Per esempio, data una serie z_t già sottoposta alle analisi preliminari (per la eliminazione di outlier, valori mancanti, aggiustamenti di calendario, feste mobili) è opportuno esplicitare (e disegnare) la funzione di verosimiglianza $L(\lambda)$ definita da:

$$L(\lambda) = (-n/2) * \log s_\lambda^2 + (\lambda - 1) \sum_{t=1}^n \log z_t,$$

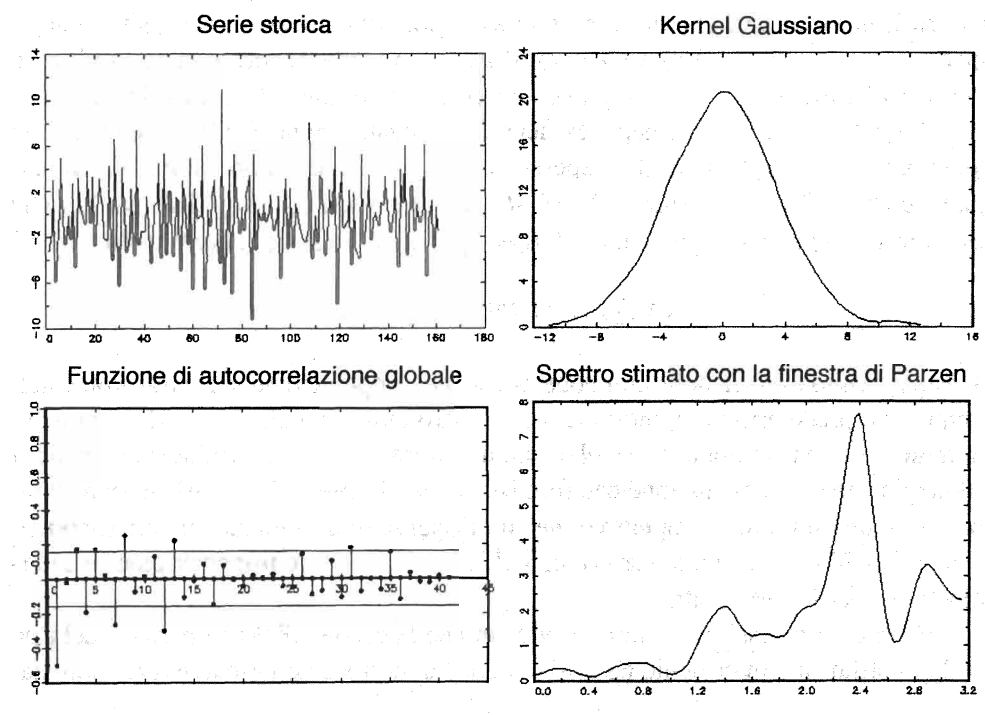
per un conveniente intorno dell'origine, essendo s_λ^2 la varianza calcolata per rendere Gaussiana la serie trasformata $(z_t)^\lambda$. La determinazione del suo massimo e del corrispondente intervallo di confidenza al 95% nonché l'esame della sua forma (curvatura ed asimmetria) sono elementi essenziali per giudicare la bontà delle decomposizioni che, poi, si applicheranno alla serie trasformata. Tuttavia, stante la frequente presenza di valori stagionali che violano l'ipotesi di Gaussianità, perché molto dissimili dal centro della distribuzione (si pensi al mese di Agosto per le serie della produzione o del movimento alberghiero, o ai mesi di Dicembre-Gennaio per molte variabili monetarie), sarà opportuno in futuro sviluppare stimatori robusti di tipo M, la cui difficoltà computazionale aggiuntiva è certamente ben compensata da una stima più resistente. Naturalmente, resta il fatto che le tipologie di modelli decomponibili confinano la scelta alla trasformazione $\lambda=1$ (cioè utilizzare la serie originale) oppure alla trasformazione $\lambda=0$ (cioè utilizzare il logaritmo dei dati, eventualmente traslati).

In secondo luogo, occorre qualificare immediatamente la natura, la persistenza e

la regolarità del ciclo-trend e della componente stagionale poiché in funzione di esse si potrà determinare la lunghezza dei filtri; procedure come X-12-ARIMA hanno notevolmente migliorato test e misure descrittive, ma non vanno sottovalutati indicatori di maggiore immediatezza e leggibilità per l'utente, come grafici degli stessi mesi per anni variabili e grafici degli stessi anni per mesi variabili (Piccolo, 1990b, pp.20-21). Per esempio, la stabilità delle componenti stagionali è anche visualizzabile tramite semplici box-plots, per anni e per mesi. In modo descrittivo, poi, manca nelle procedure una sintesi che evidenzii la varianza della serie originaria e delle differenze successive (∇ , ∇_{12} , $\nabla\nabla_{12}$, nel caso di dati mensili), in valori assoluti e relativamente a quella della serie originaria. Similmente, occorrerebbe quantificare la percentuale di varianza che "si annida" attorno alle componenti spettrali stagionali, cioè negli intervalli $\omega \in (\pi j / 6 \pm \delta)$, per un δ sufficientemente piccolo. Queste sono misure semplici da implementare ma molto informative circa la presenza e la regolarità delle componenti di una serie storica.

In breve, una presentazione grafica analoga a quella della Fig.1, riguardante l'indice generale della produzione industriale per il nostro paese, potrebbe contemporaneamente evidenziare la serie (o la componente di interesse resa stazionaria), il suo istogramma (perequato) per inferire sulla correttezza dell'ipotesi Gaussiana ed eventualmente sovrapposto a quello di una trasformazione logaritmica, la stima della funzione di autocorrelazione globale e dello spettro (consistente). Assieme ai precedenti indicatori esplorativi (analisi della trasformazione ottimale, percentuali di varianza, grafici delle componenti, test sulla stabilità, etc.), l'informazione grafica diverrebbe immediatamente utilizzabile sia per la scelta delle opzioni che per la corretta determinazione del modello lineare.

Figura 1.



Poiché un approccio che dai dati determina il modello ottimale e per essi ricostruisce il filtro per generare le componenti è certamente preferibile, ogni sforzo va riposto nella determinazione, la più accurata possibile, del modello ARIMA che ha generato le osservazioni. A parer nostro, ed in aggiunta ai numerosi criteri usuali, qualche suggerimento per migliorare la identificazione di una struttura lineare, ottimale per l'obiettivo della decomposizione stagionale, potrebbe essere il seguente:

i) se si è disposti a stimare in modo efficiente (o asintoticamente efficiente) tutti i modelli appartenenti ad un insieme circoscritto di m modelli, il confronto tra essi non può essere basato solo su indicatori "automatici" del tipo AIC, BIC e varianti perché la preferenza tra uno di essi diverrebbe condizionata alla variabilità campionaria e non agli obiettivi della destagionalizzazione. Noi suggeriamo, in tal caso, di calcolare la distanza tra tali modelli ARIMA perché essa discrimina realmente tra modelli dissimili al di là di una apparente sovrapparametrizzazione;

ii) se, invece, si vuole evitare una stima di tutti i modelli dell'insieme disponibile, si possono individuare (nella classe di quelli ritenuti "preferibili") indicatori consistenti perché derivati dalle funzioni di autocorrelazione. Per esemplificare, se la verosimiglianza di un processo AR(2) è *asintoticamente* determinata dalle prime due autocorrelazioni, la adeguatezza di un modello AR(2) può essere accertata tramite la stima delle autocorrelazioni globali ρ_1 e ρ_2 (e le corrispondenti parziali, nella fattispecie). Difatti, criteri del tipo AIC presentano un minimo in corrispondenza dei massimi delle funzioni di autocorrelazione.

Alcuni risultati riguardanti la modellistica delle serie storiche, in particolare quelli sulle differenze frazionarie, meritano di essere approfonditi poiché potrebbero modificare alcuni orientamenti attuali della destagionalizzazione imponendole nuovi traguardi. È noto, infatti, che un trend e una stagionalità stocastici necessitano degli operatori differenza ∇ e ∇_{12} , rispettivamente, che includono anche la possibilità, in presenza di costanti, di tener conto di componenti deterministiche presenti nella serie.

Meno diffusa, ma ugualmente evidente, è la constatazione che la presenza di un operatore differenza $\nabla_r = (1-B^r)$ è spesso accompagnata da un operatore MA di pari grado, cioè $(1-\theta B)$ in presenza di ∇ e $(1-\theta_{12}B^{12})$ in presenza di ∇_{12} . Tale risultato ha reso quasi onnipresente il modello "Airline" per serie stagionali, definito da:

$$\nabla \nabla_{12} Z_t = (1-\theta B)(1-\theta_{12}B^{12}) a_t.$$

Questo modello implica delle componenti che, nell'approccio *model-based* come nell'approccio predeterminato, individuano un filtro bidirezionale che rende ragione di un trend e di una stagionalità regolari ma di natura stocastica, producendo anche il passaggio verso una evoluzione deterministica quando $\theta \rightarrow 1$ e/o $\theta_{12} \rightarrow 1$. Appare chiaro, allora, una sorta di "compensazione" tra l'operatore differenza e il corrispondente operatore MA in quanto le variazioni ∇Z_t e $\nabla_{12} Z_t$ risultano troppo "rigide" e deterministiche per le serie reali.

Ebbene, i processi frazionari introducono nella classe ARIMA operatori del tipo ∇^d il cui ordine d è intermedio tra $d=0$ (assenza di non-stazionarietà) e $d=1$ (non-sta-

zionarietà del primo ordine), e similmente per la stagionalità tramite operatori ∇_{12}^D . In tal modo, si generalizza il modello $ARIMA(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$ definito da:

$$\phi(B)\Phi(B^{12})\nabla^d\nabla_{12}^D Z_t = \theta(B)\Theta(B^{12})a_t,$$

richiedendo $d \in (-.5, +.5)$ e $D \in (-.5, +.5)$ per garantire stazionarietà ed invertibilità al processo e ai rispettivi operatori. Tale formulazione generalizza la classe dei modelli lineari sul piano teorico e, sul piano empirico, migliora l'interpretazione e l'adattamento di serie reali. I modelli frazionari sono stati introdotti, e sono ormai diffusi, per serie idrologiche ed ambientali (Granger & Joyeux, 1980; Hosking, 1981, 1984; Janacek, 1993; Beran, 1994) ma si applicano utilmente a dati economici, anche in presenza di componenti stagionali, come nel lavoro di Porter-Hudak (1990) per le componenti della moneta (M1, M2, M3) negli USA, per gli anni più recenti.

Per le nostre problematiche, l'uso di operatori frazionari evita la necessità di un operatore MA introdotto da un effetto di compensazione migliorando l'efficienza e l'accuratezza di una modellistica parsimoniosa ma sconvolge, evidentemente, la utilizzazione dei modelli ARIMA del tipo "Airline" e dei modelli strutturali, sostanzialmente simili. È quindi opportuno aggiungere, nelle procedure esistenti, una stima preliminare degli ordini "frazionari", d e D , perché se gli intervalli di confidenza per le stime \hat{d} e \hat{D} non includono l'unità occorre anche sperimentare soluzioni di tipo innovativo. Per esempio, i contributi di Hassler (1994) e Sutcliffe (1994) suggeriscono di individuare dalla serie osservata un vettore di ordini frazionari pervenendo ad una tipologia di decomposizione stagionale certamente più generale. Così, in presenza di un modello ARIMA stagionale, su dati mensili, il tradizionale operatore $\nabla\nabla_{12}$ verrebbe specificato grazie alla individuazione del vettore $(d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7)'$ fattorizzando $\nabla\nabla_{12}$ nel modo seguente:

$$(1-B)^{d_2}(1-\sqrt{3}B+B^2)^{d_3}(1+\sqrt{3}B+B^2)^{d_4}(1+B^2)^{d_5}(1-B+B^2)^{d_6}(1+B+B^2)^{d_7}$$

Ogni fattore corrisponde ai periodi temporali di ∞ , 2, 12, 2.4, 4, 6 e 3 mesi, rispettivamente, per cui la decomposizione usuale di $\nabla\nabla_{12}$ si ritrova in corrispondenza del vettore $(2,1,1,1,1,1,1)'$.

Poiché, sul piano inferenziale, occorre comunque pervenire a modelli che riproducono i dati nel modo più fedele e parsimonioso possibile, la introduzione di modelli con differenze frazionarie (quando la numerosità delle osservazioni ne rende significativa la stima) avrà indubbiamente delle conseguenze sui filtri di decomposizione perché potrebbe relativizzare l'uso per *default* di quei modelli moltiplicativi stagionali che, finora, hanno costituito la parte più rilevante e più convincente delle procedure *model-based* e X-12-ARIMA.

La nostra proposta, secondo l'ottica di privilegiare gli obiettivi nella specificazione dei modelli, è quella di sostituire un modello frazionario "ottimale" ma non decomponibile mediante il modello decomponibile "più vicino" secondo la metrica tra modelli ARIMA, che è ben definita anche per modelli frazionari.

7. Considerazioni finali

Nel concludere i lavori del Progetto DESEC, esprimevamo il dubbio che, a causa della rilevanza pubblica dei suoi effetti e della ineliminabile arbitrarietà concettuale di ogni decomposizione, la destagionalizzazione fosse soggetta ad una valenza politica che ne avrebbe limitato l'immediata applicabilità rispetto a quanto generalmente avviene per altri metodi statistici. Questo decennio trascorso non ci ha convinti del contrario, perché se è vero che, anche a livello europeo, si sono moltiplicati studi e ricerche impeccabili nel produrre ottime destagionalizzazioni sulle proprie serie, l'apparato istituzionale ha spesso bloccato il tradursi della ricerca statistica in proposte operative limitando le proposte innovative a favore di chi, per esigenze congiunturali, deve ripetutamente produrre informazioni su migliaia di serie economiche. Per questo, non ci sembra di intravedere sostanziali incoraggiamenti verso la ricerca in tema di destagionalizzazione, né da parte degli Enti deputati a tal fine né da parte del mondo accademico, che continuano a guardare con eccessivo scetticismo agli avanzamenti metodologici delle procedure.

Eppure, la destagionalizzazione è un campo di studio ove la interdisciplinarietà tra economisti ed econometrici, statistici e probabilistici, analisti numerici ed informatici potrebbe saldarsi in un progetto unitario di elevata efficienza operativa, perché ciascuno ottimizzerebbe gli aspetti di cui è competente. Inoltre, gli orientamenti e i contributi più recenti della metodologia statistica per l'analisi congiunturale, pur essendo numerosi e diversificati, convergono verso la implementazione di una procedura *model-based* che capitalizzi tutte le esperienze derivate dalle altre procedure più lungamente collaudate, soprattutto quelle provenienti dall'X-11.

Dal punto di vista scientifico, i tempi sono maturi perché, dopo alcune questioni da perfezionare, queste convinzioni si traducano in progetti operativi e decisioni ufficiali che tengano conto dell'avanzamento complessivo delle tematiche della destagionalizzazione e diffondano a tutti i livelli quelle acquisizioni che, per ora, ci sembrano diffuse solo tra gli studiosi più attenti. In questa linea, ci sentiamo tuttora impegnati affinché questo auspicio che, per molti aspetti, ha tutte le caratteristiche di essere una ulteriore "*componente non-osservabile*", raggiunga la soglia critica di convincimenti, azioni e risultati capaci di produrre, nel giro di qualche anno, le necessarie modifiche anche istituzionali per giungere ad una più efficace ed aggiornata unificazione delle procedure di destagionalizzazione nel nostro Paese.

Riferimenti bibliografici

- AVESANI R. G. e GALLO G.M. (1995), *Cambiamenti discreti di regime: caratteristiche teoriche ed econometriche*, Ricerce quantitative per la politica economica, Convegno CIDE-SADIBA, Perugia, versione preliminare
- BARAGONA R. e BARBIERI M.M. (1993), *Una proposta per la individuazione e la correzione di dati anomali in serie temporali*, Istat, Quaderni di Ricerca, Metodologia e informatica, n.4/1993
- BATTAGLIA F. (1994), *Analisi statistica delle congiunture*, Atti della XXXVII Riunione Scientifica SIS, San Remo, 1, 9-29
- BATTIPAGLIA P. e FOCARELLI D. (1994), *Confronti tra indicatori per il controllo qualitativo della procedura XII-ARIMA*, Quaderni di ricerca Istat, Metodologia e informatica, n.6/1994
- BELL W.R. e HILLMER, S.C. (1984), *Issues Involved with the Seasonal Adjustment of Economic Time Series (with Discussion)*, Journal of Business Economic Statistics, 2, 4, 291-349
- BERAN J. (1994), *Statistics for Long-Memory Processes*, Chapman e Hall, New York
- BODO G. e PELLEGRINI G. (1993), *L'indice di produzione industriale in base 1985: ricostruzione storica e depurazione stagionale*, Supplemento al Bollettino statistico, Banca d'Italia, III, n.5
- BOX G.E.P. e JENKINS G.M. (1970), *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, (2 revised edition, 1976), Holden-Day, S.Francisco
- BOX G.E.P., JENKINS G.M. e REINSEL G.C. (1994), *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, (3th edition), Prentice-Hall, Englewood Cliffs
- CHEN C. e LIU L.M. (1993), *Joint Estimation of Model Parameters and Outlier Effects in Time Series*, Journal of the American Statistical Association, 88, 284-297
- CHEN R. e TSAY R.S. (1993), *Nonlinear Additive ARX Models*, Journal of the American Statistical Association, 88, 423, 955-967

- CHIANDOTTO B. e GALLO G.M. (1994), *In Quest of the Philosopher's Stone. Non-linearity and Volatility in Financial Markets*, Proceedings of the Satellite Meeting SIS, Imperia, Dipartimento Statistico, Firenze
- CIPOLLETTA I. (1992), *Congiuntura Economica e Previsione*, Edizioni Il Mulino, Bologna
- CLEVELAND W.P. e TIAO G.C. (1976), *Decomposition of Seasonal Time Series: A Model for the X-11 Program*, Journal of the American Statistical Association, 71, 581-587
- CORDUAS M. (1984), *La modellistica ARIMA per serie dell'economia italiana*, Rapporti Scientifici Progetto DESEC, n.15/84, Portici
- CORDUAS M. (1992), *Misure di distanza tra serie storiche e modelli parametrici*, Quaderni dell'Istituto Economico Finanziario, Università di Napoli Federico II, n.3
- CORDUAS M. (1994), *Non Linearity Tests for Time Series Analysis*, Journal of the Italian Statistical Society, 3, 291-313
- CORDUAS M. e PICCOLO D. (1997), *Time Series Clustering of the Italian Consumer Prices Indices: a Model-based Approach*, Quaderni di Ricerca, Istat, Roma, n. 1, 57-69
- CUBADDA G. (1995), *A Note on Testing for Seasonal Cointegration Using Principal Components in the Frequency Domain*, Journal of Time Series Analysis, 5, 499-508
- DAGUM B. E.M. (1983), *The X-11 ARIMA Seasonal Adjustment Method*, Statistics Canada, Catal. #12-564 E
- DAGUM B. E.M. (1988), *The X-11 ARIMA/88 Seasonal Adjustment Method. Foundations and Users Manual*, Statistics Canada, Ottawa
- ENGLE R.F. editor (1995), *ARCH: Selected Readings*, Oxford University Press, Oxford
- FALIVA M. (1994), *Trend-Cycle Detection as a Filtering Problem*, Journal of the Italian Statistical Society, 3, 315-339
- FALIVA M. e ZOIA M.G. (1994), *La stima del ciclo-trend nell'ottica della teoria dei filtri: aspetti teorici ed operativi*, Contributi di Ricerca, n.8, Istituto di Econometria e Matematica, Università Cattolica, Milano

- FERNANDEZ V.J.C., ALVAREZ F.J.M. e HERNANDEZ J.J.C. (1991), *Utilizzazione de una medida entre modelos ARIMA. Una aplicacion a los indices de precios percibidos for los agricultores*, Technical Report, Universidad de La Laguna, Canarias
- FINDLEY D.F. e MONSELL, B. (1995), *X-12-ARIMA Reference Manual*, Beta Version 1.0, Bureau of the Census, Washington, D.C.
- FINDLEY D.F., MONSELL B., SHULMAN H.B. e PUGH M.G. (1990), *Sliding-Spans Diagnostics for Seasonal and Related Adjustments*, Journal of the American Statistical Association, 85, 345-355
- FIORENTINI G. e MARAVALL A. (1994), *Unobserved Components in ARCH Models: An Application to Seasonal Adjustment*, European University Institute Working Paper, ECO, n.94/7
- FISHER B. (1995), *Decomposition of Time Series. Comparing Different Methods in Theory and Practice*, version 2.1, Eurostat, Luxembourg, preliminary report
- FOCARELLI D. e GENERALE A. (1995), *Inferenza sui risultati della destagionalizzazione: un'applicazione ai depositi e agli impieghi bancari*, Materiali del Gruppo di lavoro SIS-ISTAT, Roma, rapporto preliminare
- GAMBETTA G. (1985), *Relazione finale della fase sperimentale del Progetto DESEC*, Quaderni di Statistica e Econometria, VII, 41-61
- GARCIA A.M.A. e QUILIS E.M. (1995), *Analisis de la representatividad del IPC general come medida de la inflacion*, Instituto Nacional de Estadistica, Madrid, preliminary report
- GOURIEROUX C. e MONFORT A. (1990), *Series Temporelles et Modeles Dynamiques*, Economica, Paris
- GOZZI G. e RIANI M. (1994), *Sulla destagionalizzazione degli indici della produzione industriale con l'approccio model-based strutturale*, in: Scritti di Statistica Economica (a cura di C. Quintano), R. Curto Editore, Napoli
- GRANGER C.W.J. e JOYEUX R. (1980), *An Introduction to Long Memory Time Series Models and Fractional Differencing*, Journal of Time Series Analysis, 6, 1, 15-30
- GRANGER C.W.J. e TERASVIRTA T. editors (1993), *Modelling Nonlinear Economic Relationship*, Oxford University Press, Oxford
- HAMILTON J.D. (1994), *Time Series Analysis*, Princeton University Press, Princeton

- HARVEY A.C. (1989), *Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter*, Cambridge University Press, Cambridge
- HARVEY A.C. e JAEGER A. (1993), *Detrending, Stylized Facts and the Business Cycle*, *Journal of Applied Econometrics*, 8, 231-247
- HARVEY A.C., KOOPMAN S.J. e RIANI M. (1995), *The Modelling and Seasonal Adjustment of Weekly Observations*, Discussion Paper, no. EM/95/284, London School of Economics
- HARVEY A.C., RUIZ E. e SENTANA E. (1992), *Unobserved Component Time Series Models with ARCH Disturbances*, *Journal of Econometrics*, 52, 129-159
- HASSLER U. (1994), *(Mis) Specification of Long Memory in Seasonal Time Series*, *Journal of Time Series Analysis*, 15, 19-30
- HILLMER S.C. e TIAO G.C. (1982), *An ARIMA-Model Based Approach to Seasonal Adjustment*, *Journal of the American Statistical Association*, 77, 63-70
- HODRICK R. e PRESCOTT E. (1980), *Post-War U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation*, Carnegie Mellon University, manuscript
- HOSKING J.R.M. (1981), *Fractional Differencing*, *Biometrika*, 68, 1, 165-176
- HOSKING J.R.M. (1984), *Modeling Persistence in Hydrological Time Series using Fractional Differencing*, *Water Resources Research*, 20, 12, 1898-1908
- HYLLEBERG S. (1986), *Seasonality in Regression*, Academic Press, Orlando
- HYLLEBERG S. editor (1992), *Modelling Seasonality*, Oxford University Press, Oxford
- HYLLEBERG S., ENGLE R.F., GRANGER C.W.J. e YOO B.S. (1990), *Seasonal Integration and Cointegration*, *Journal of Econometrics*, 44, 215-238
- JANACEK G. (1993), *A Spectral Approach to Long Memory Time Series*, in T.Subba Rao (ed.), *Developments in Time Series Analysis*, Chapman e Hall, London, 164-179
- LIPPI M. e PELLEGRINI G. (1995), *L'identificazione di una componente stazionaria non stagionale di una serie economica mediante una serie di riferimento priva di stagionalità*, Workshop Sis-Istat su "Il trattamento dei dati per l'analisi congiunturale", Roma, in questo volume
- MARAVALL A. (1993), *Stochastic Linear Trends. Models and Estimators*, *Journal of Econometrics*, 56, 5-37

- MARAVALL A. (1994), *Unobserved Components in Economic Time Series*, European University Institute, Fiesole, EUI Working Paper n.93/34, March 94 version
- MARAVALL A. e GOMEZ V. (1994), *Program SEATS: Signal Extraction in ARIMA Time Series. Instruction for the User*, European University Institute, Fiesole, EUI Working Paper n.94/28
- MARAVALLE M., POLITI M. e IAFOLLA P. (1993), *Scelta di indicatori per la stima rapida di un indice provvisorio della produzione industriale*, Quaderni di ricerca ISTAT, Metodologia e informatica, n.6/1993
- PICCOLO D. (1984), *Una topologia per la classe ARIMA*, STATISTICA, XLIV, 47-59
- PICCOLO D. (1985), *Progetto DESEC: un'esperienza di ricerca statistica sulle serie stagionali*, Quaderni di Statistica e Econometria, VII, 5-40
- PICCOLO D. (1987), *Problemi di confronto in rappresentazioni alternative di fenomeni dinamici*, Quaderni di Statistica e Econometria, IX, 1-9
- PICCOLO D. (1990a), *A Distance Measure for Classifying ARIMA Models*, Journal of Time Series Analysis, 11, 153-164
- PICCOLO D. (1990b), *Introduzione all'analisi delle serie storiche*, La Nuova Italia Scientifica, Roma
- PICCOLO D. (1994), *Modelli statistici per le serie storiche: alcune riflessioni sui recenti sviluppi*, Atti XXXVII Riunione Scientifica della SIS, San Remo, vol.I, 77-100
- PORTER-HUDAK S. (1990), *An Application of the Seasonal Fractionally Differenced Model to the Monetary Aggregates*, Journal of the American Statistical Association, 85, 410, 338-344
- PRIESTLEY M.B. (1988), *Non-Linear and Non-Stationary Time Series Analysis*, Academic Press, London
- PROIETTI T. (1996), *Seasonal Heteroskedasticity and Trends*, Dipartimento di Scienze Statistiche, Perugia, unpublished manuscript
- RIANI M. (1996), *Analisi Strutturale delle Serie Temporali*, Tesi di Dottorato, VII ciclo, Dipartimento Statistico, Parma
- SHISKIN J., YOUNG A.H. e MUSGRAVE J.C. (1967), *The X-11 Variant of the Census Method II Seasonal Adjustment program*, Technical paper n.15, Bureau of the Census, Washington, D.C.

- SUTCLIFFE A. (1994), *Time-Series Forecasting Using Fractional Differencing*, Journal of Forecasting, 13, 383-393
- TONG H. (1990), *Non-linear Time Series. A Dynamical System Approach*, Clarendon Press, Oxford
- TSAY R.S. (1988), *Outliers, Level Shifts and Variance Changes in Time Series*, Journal of Forecasting, 7, 1-20

RECENT WORK IN CYCLICAL INDICATORS:
AN ASSESSMENT

Philip A. Klein

*Professor of Economics, Penn State University
and Research Associate, Economic Cycle Research Institute (ECRI),
New York (U.S.A.)*

Introduction*

In the closing years of the twentieth century, there is no better known or more widely used technique for monitoring business fluctuations, or forecasting their likely future course than the system of business cycle indicators originally pioneered at the National Bureau of Economic Research in the United States under the leadership of Wesley Clair Mitchell.

It is well to remember that Mitchell began with the conviction that understanding business cycles could proceed only if we studied carefully what he called "the main facts of economic history" as reflected in the time series emanating from modern market-oriented industrial economies. He was convinced from the start that instability could be discerned in the more or less systematic interrelationships of many kinds of economic activity as they played their own part in the unfolding of the macroeconomy. His view was that instability reflected the interaction of changing plans and expectations of investors as they attempted to accommodate changed consumer demands, along with other factors making for uncertainty.

His search for "behavior patterns" which he felt were revealed as dynamic enterprises attempted to cope with technological and other changes meant that at any given time parts of the economy were reacting to past cyclical changes even as other parts of the economy were anticipating future cyclical events. As such it was relatively rarely, if ever, that a significant part of the economy was not reflecting past or anticipating future cyclical activity. Often, of course, both occur simultaneously.

Mitchell and his associates began by studying more than thirteen hundred time series, and trying to tease patterned cyclical interrelationships out of what they saw. By the Second World War business cycle researchers at the NBER led by Mitchell and Arthur F. Burns were prepared to publish the results of the technique for measuring business cycles which they had developed (Burns and Mitchell 1947).

In this connection they published their first list (1938) of "most reliable indicators." Based on analysis of some 500 time series through 1933 it included seventy-one series deemed "tolerably consistent" in their behavior over business cycles, and a smaller list of twenty-one "most reliable" indicators sub-divided into leading, roughly coincident, and lagging indicators. This set the pattern for subsequent lists, five of which appeared over the years 1950-1989, usually including a "long list" (70-80 indicators) and a "short list" (20-25 indicators). Increasingly attention focussed on the short list.

There was some irony in this, because initially econometricians (led by Tjalling Koopmans in his review of the Burns-Mitchell book) had complained about the degree of disaggregation in an approach which had begun with many hundreds of time series, and the consequent "inefficiency" of the approach in comparison with the "aggregate" approach of the early econometric models which focussed on a few aggregate series and were, therefore, to him, "efficient" (Koopmans 1947). This began a long period during which the Mitchellian method was regarded as antithetical to the econometric modelling approach because of their presumed differences about the importance of aggregation. Econometric models were considered compatible with Keynes but the indicator system was not. Today, however, modern econometric mo-

* I wish to thank John P. Cullity, Jean Maltz, Geoffrey H. Moore, and Victor Zarnowitz for help on an earlier draft of this paper.

dels include oftentimes many hundreds of variables (including some indicators) while the most recent indicator system used for monitoring business cycles by the U.S. Department of Commerce has, as Table 1 shows, been reduced to twenty-two. Both methods can be used in Keynesian models.

Today, therefore, we continue to have available each month a short list of U.S. leading, coincident, and lagging indicators of classical business cycles. As Table 1 makes clear, the list includes series representing many of the major types of economic process. They reflect the processes whose interrelationships are the subject of many modern theories of business fluctuations. (Indeed the indicators are virtually all by now the subject of monographs or books devoted to assessing the role each plays in the complex process known as the modern cycle). As such the modern indicator system provides convincing ammunition to refute the old charge (referred to above) that indicators emerge from a system of measuring instability which represents "measurement without theory." Indeed Table 1 suggests quite the reverse; along with the studies (just alluded to) on indicators and their interactions it supports the view of most economists who work with indicators that modern business cycles are partly exogenous but also endogenous in origin.

Table 2 shows the record for the indicator system during the nine business cycles in the U.S. since 1948. At peaks all the leading indicators lead, three of the four coincident indicators turned within three months of the business cycle peak, and seven of the eight lagging indicators lagged. At troughs ten of the eleven leaders led, all four of the coincident indicators would be classified as "roughly coincident," and all of the laggards lagged. The system thus behaved as the indicators' timing classification would predict.

By the 1960s the U.S. indicator system was so well known and highly regarded that the work was taken over by the Department of Commerce. It was published in a monthly journal originally entitled *Business Cycle Developments*, but subsequently changed to *Business Conditions Digest*.

During the Bush Administration this journal was discontinued and the monthly indicators were published as a section of the *Survey of Current Business* by the Commerce Department. At the end of the summer of 1995 the Commerce Department announced that they would no longer produce the indicators and the task has now been taken up (effective later this winter) by the Conference Board, a private organization of major business organizations. The indicator system is thus back in the private sector where it began, but very widely followed and used in forecasting.

From "Classical Cycles" to Growth Cycles

Much recent work has been devoted in the United States first to developing the concept of growth cycles, or fluctuations in the rate of growth of economic activity. The Center for International Business Cycle Research (CIBCR) founded by Geoffrey H. Moore, devoted much of its early attention to developing the methodology for measuring growth cycles originally pioneered by Ilse Mintz (Mintz 1969). With the NBER methodology suitably adapted to growth cycles, the Center produced growth cycle turning points for the United States, and then developed a set of leading and lagging indicators of these turning points. In the process, it confirmed that the

Table 1 - Classification of Current U.S. Business Cycle Indicators by Economic Process and Timing

Economic Process	TIMING		
	Leading Indicators	Roughly Coincident Indicators	Lagging Indicators
I. Employment and Unemployment	Average weekly hours, mfg. Average weekly initial claims for unemployment insurance, thous.	Employees on nonagricultural payrolls, thous.	Average duration of unemployment, weeks
II. Production and Income		Personal income less transfer payments, bil. 1987\$, AR Index of industrial production, 1987=100	
III. Consumption, Trade, Orders, and Deliveries	Mfrs.' new orders, consumer goods and materials, bil. 1987\$ Vendor performance, slower deliveries diffusion index, percent Index of consumer expectations, U. of Michigan, 1966:I=100, NSA Change in mfrs.' unfilled orders, durable goods, bil. 1987\$, smoothed	Manufacturing and trade sales, mil. 1987\$	
IV. Fixed Capital Investment	Contracts and orders for plant and equipment, bil. 1987\$ Index of new private housing units authorized by local building permits, 1987=100		
V. Inventory and Inventory Investment			Ratio, mfg. and trade inventories to sales in 1987\$
VI. Prices, Costs, Profits	Index of stock prices, 500 common stocks, 1941-43=10, NSA Change in sensitive materials prices, percent, smoothed		Change in labor cost per unit of output, mfg., percent, AR, smoothed Change in Consumer Price Index for services, percent, AR, smoothed
VII. Money and Credit	Money supply M2, bil. 1987\$		Average prime rate charged by banks, percent, NSA Commercial and industrial loans outstanding, mil. 1987\$ Ratio, consumer installment credit outstanding to personal income, percent

AR = Annual Rate

NSA = Not Seasonally Adjusted

Table 2 - Cyclical Leads (-) and Lags (+) for Selected Indicators (Length in months)

Series no.	SERIES TITLE	AT REFERENCE PEAKS									
		July 1990	July 1981	Jan. 1980	Nov. 1973	Dec. 1969	Apr. 1960	Aug. 1957	July 1953	Nov. 1948	Mean
LEADING INDICATORS											
1	Average weekly hours, manufacturing	-15	-7	-10	-7	-14	-11	-21	-3	-11	-11.0
5	Average weekly initial claims for unemployment insurance (inverted) ¹	-22	0	-16	-9	-11	-12	-23	-10	-13	-12.9
8	Manufacturers' new orders in 1987 dollars, consumer goods and materials	-2	-2	-13	-8	-13	-13	-25	-3	-5	-9.3
32	Vendor performance, slower deliveries diffusion index	+1	-3	-9	0	-4	-14	-28	-12	-7	-8.4
20	Contracts and orders for plant and equipment in 1987 dollars	-7	-3	-10	-1	-11	-13	-9	-5	-7	-7.3
29	Building permits, new private housing units	-21	-10	-19	-11	-10	-17	-30	-8	-13	-15.4
92	Change in manufacturers' unfilled orders in 1987 dollars, durable goods (smoothed) ²	-3	-6	-13	-6	-7	-12	-19	-26	-3	-10.6
99	Change in sensitive materials prices (smoothed) ²	+2	-7	-7	+3	-10	-17	-17	-9	n.a.	-7.8
19	Index of stock prices, 500 common stocks	-1	-8	NST	-10	-12	-9	-13	-6	-30	-11.1
106	Money supply M2 in 1987 dollars	-7	NST	-24	-10	-11	NST	-16	NST	-17	-14.2
83	Index of consumer expectations	-18	-2	-38	-15	-10	-2	-9	-5	n.a.	-12.4
910	Composite index of 11 leading indicators	-18	-8	-15	-9	-11	-11	-20	-5	-7	-11.6
940	Ratio, coincident index to lagging index	-4	-4	-15	-11	-9	-12	-27	-9	-10	-11.2
COINCIDENT INDICATORS											
41	Employees on nonagricultural payrolls	-1	0	+2	+11	+3	0	-5	-1	-2	+0.8
51	Personal income less transfer payments in 1987 dollars	-3	+1	0	0	NST	+1	0	-1	-1	-4
47	Index of industrial production	+2	0	+2	0	-2	-3	-5	0	-4	-1.1
57	Manufacturing and trade sales in 1987 dollars	-4	-6	-10	0	-2	-3	-6	-3	+1	-3.7
920	Composite index of 4 coincident indicators	-1	+1	0	0	-2	-3	-5	0	-1	-1.2
LAGGING INDICATORS											
91	Average duration of unemployment (inverted) ¹	-13	+5	-6	-2	-2	+2	+1	+2	0	-1.4
77	Ratio, manufacturing and trade inventories to sales in 1987 dollars	+8	+15	+5	+16	+11	+9	+8	+5	+8	+9.2
62	Change in index of labor cost per unit of output, manufacturing (smoothed) ²	+8	+8	+5	+16	+1	+10	+6	+8	0	+8.4
109	Average prime rate charged by banks	-14	+1	+3	+10	+2	+3	+4	+7	NST	+2.0
101	Commercial and industrial loans outstanding in 1987 dollars	0	+14	+2	+10	+8	NST	+1	-1	+3	+4.6
95	Ratio, consumer installment credit to personal income	-10	NST	-7	+5	NST	+8	+5	+5	NST	+1.0
120	Change in Consumer Price Index for services (smoothed) ²	+2	+2	+5	+11	+4	-6	-5	n.a.	n.a.	+1.9
930	Composite index of 7 lagging indicators	-8	+3	+3	+13	+3	+3	+4	+5	NST	+3.2

n.a. = Not available. Data needed to determine a specific turning point are not available.

¹This series is inverted; i.e., low values are peaks and high values are troughs.

²This series is smoothed by an autoregressive-moving-average filter developed by Statistics Canada.

NOTE: Reference peaks and troughs are the cyclical turning points in overall business activity; specific peaks and troughs are the cyclical turning points in individual series. This table lists, for the composite indexes and their components, the leads(-) and lags (+) of the specific peaks and troughs in relation to the corresponding reference peaks and troughs. See *Measuring Business Cycles* by Arthur F. Burns and Wesley C. Mitchell (National Bureau of Economic Research, Inc., 1946) for information on the selection of cyclical peaks and troughs.

NST = No specific turn. No specific turning point is discernible in the data.

Source: U.S. Department of Commerce, *Survey of Current Business*, November 1993, p. C-49.

Table 2 (continued) - Cyclical Leads (-) and Lags (+) for Selected Indicators (Length in months)

Series no.	SERIES TITLE	AT REFERENCE TROUGHS										Mean
		Mar. 1991	Nov. 1982	July 1980	Mar. 1975	Nov. 1970	Feb. 1961	Apr. 1958	May 1954	Oct. 1949		
LEADING INDICATORS												
1	Average weekly hours, manufacturing	+1	-1	0	0	-2	-2	0	-1	-6	-1.2	
5	Average weekly initial claims for unemployment insurance (inverted) ¹	0	-2	-2	0	-1	0	0	+4	0	-1	
8	Manufacturers' new orders in 1987 dollars, consumer goods and materials	0	-1	-2	0	0	0	-2	-7	-4	-1.8	
32	Vendor performance, slower deliveries diffusion index	0	-8	-2	-1	+1	-11	-4	-6	-7	-4.2	
20	Contracts and orders for plant and equipment in 1987 dollars	+3	+4	-2	+9	-1	+1	-1	-2	-6	+6	
29	Building permits, new private housing units	-2	-13	-3	0	-10	-2	-2	-8	-9	-5.4	
92	Change in manufacturers' unfilled orders in 1987 dollars, durable goods (smoothed) ²	+20	-2	-1	+1	-3	-9	-2	-5	-4	-6	
99	Change in sensitive materials prices (smoothed) ²	0	-5	0	-2	-2	-1	-4	-4	-4	-2.4	
19	Index of stock prices, 500 common stocks	-5	-4	NST	-3	-5	-4	-4	-8	-4	-4.6	
106	Money supply M2 in 1987 dollars	-2	NST	-2	-2	-7	NST	-3	NST	-15	-5.2	
83	Index of consumer expectations	-5	-8	-4	-1	-6	-3	+1	-6	n.a.	-4.0	
910	Composite index of 11 leading indicators	-2	-10	-2	-1	-1	-2	-2	-4	-4	-3.1	
940	Ratio, coincident index to lagging index	-2	-10	-2	0	-8	-1	0	-5	0	-3.1	
COINCIDENT INDICATORS												
41	Employees on nonagricultural payrolls	+11	0	0	+1	0	0	+1	+3	0	+1.8	
51	Personal income less transfer payments in 1987 dollars	+8	0	0	-1	NST	-2	0	-1	-3	+1	
47	Index of industrial production	0	+1	0	0	0	0	0	-1	0	0	
57	Manufacturing and trade sales in 1987 dollars	-2	+1	-1	0	0	-1	0	-5	-3	-1.2	
920	Composite index of 4 coincident indicators	0	+1	0	0	0	0	0	+2	0	+3	
LAGGING INDICATORS												
91	Average duration of unemployment (inverted) ¹	+19	+8	+6	+10	+19	+5	+6	+12	+8	+10.3	
77	Ratio, manufacturing and trade inventories to sales in 1987 dollars	+45	+14	+6	+44	+27	+14	+13	+12	+9	+20.4	
62	Change in index of labor cost per unit of output, manufacturing (smoothed) ²	+6	+10	+7	+8	+12	+7	+6	+11	+1	+7.6	
109	Average prime rate charged by banks	+35	+8	+1	+25	+16	+57	+4	+14	NST	+20.0	
101	Commercial and industrial loans outstanding in 1987 dollars	+24	+11	+8	+18	+15	NST	+4	+3	-1	+10.2	
95	Ratio, consumer installment credit to personal income	+21	0	NST	+11	NST	+9	+7	+6	NST	+9.0	
120	Change in Consumer Price Index for services (smoothed) ²	+18	+2	+3	+5	+27	+5	+8	n.a.	n.a.	+9.7	
930	Composite index of 7 lagging indicators	+36	+7	+3	+21	+15	+6	+4	+9	NST	+12.6	

n.a. = Not available. Data needed to determine a specific turning point are not available.

¹This series is inverted; i.e., low values are peaks and high values are troughs.

²This series is smoothed by an autoregressive-moving-average filter developed by Statistics Canada.

NOTE: Reference peaks and troughs are the cyclical turning points in overall business activity; specific peaks and troughs are the cyclical turning points in individual series. This table lists, for the composite indexes and their components, the leads(-) and lags (+) of the specific peaks and troughs in relation to the corresponding reference peaks and troughs. See *Measuring Business Cycles* by Arthur F. Burns and Wesley C. Mitchell (National Bureau of Economic Research, Inc., 1946) for information on the selection of cyclical peaks and troughs.

NST = No specific turn. No specific turning point is discernible in the data.

Source: U.S. Department of Commerce, *Survey of Current Business*, November 1993, p. C-49.

same series which had emerged as "most reliable" indicators of classical cycles in the United States could play a similar role for growth cycles. These results confirmed the highly sensitive nature of the cyclical relationships reflected in the U.S. indicator system. Not only do the sequential relationships appear with considerable consistency at turning points in *levels* of aggregate economic activity; they appear as well and in appropriate sequence at turning points in series of *deviations from trend* in aggregate economic activity. Table 3 shows the comparison of the current list of leading and coincident indicators as monitored by the Department of Commerce and the CIBCR respectively for classical and growth cycles. The main difference, as has always been true, is that series are substituted not because they change their timing characteristics but because series with better coverage or better reporting systems emerge. Thus the Commerce Department has eliminated all series except monthly series. The CIBCR still has a few. Nevertheless roughly half the indicators on each list are identical and the rest frequently cover similar economic processes.

Table 3 - Current Leading and Coincident Indicators. Classical Cycles and Growth Cycles, U.S.

Classical Cycles (Department of Commerce)	Growth Cycles (CIBCR)
LEADING INDICATORS	LEADING INDICATORS
1. Average weekly hours, manufacturing	1. SAME
2. Average weekly initial claims for unemployment insurance (inverted)	2. SAME
3. Manufacturers' new orders in 1987 dollars, consumer goods and materials	3. SAME
4. Vendor performance, slower deliveries diffusion index	4. Change in business inventories
5. Contracts and orders for plant and equipment in 1987 dollars	5. SAME
6. Building permits, new private housing units	6. SAME
7. Change in manufacturers' unfilled orders in 1987 dollars, durable goods (smoothed)	7. SAME
8. Change in sensitive materials prices (smoothed)	8. SAME
9. Index of stock prices, 500 common stocks	9. Change in consumer expectations
10. Money supply M2 in 1987 dollars	10. Ratio price to unit labor cost X (Q)
11. Index of consumer expectations	11. Net business formation
	12. Corporate profit after taxes
Composite index of 11 leading indicators	Composite index of 12 leading indicators
COINCIDENT INDICATORS	COINCIDENT INDICATORS
1. Employees on nonagricultural payrolls	1. SAME
2. Personal income less transfer payments in 1987 dollars	2. SAME
3. Index of industrial production	3. SAME
4. Manufacturing and trade sales in 1987 dollars	4. SAME
	5. GDP
	6. Unemployment
Composite index of 4 coincident indicators	Composite index of 6 coincident indicators

Developing International Growth Cycle Chronologies

The next order of business at the CIBCR in the 1970s was to develop growth cycle chronologies, and cyclical indicators for the turning points in these chronologies, in other market economies. Our initial group of market oriented economies included Italy (Klein and Moore 1985).

Beginning in the late 1970s, this work of monitoring growth cycles has been updated monthly by the Center (CIBCR). Table 4 presents a recent update of the information concerning recent cyclical developments in eleven countries along with the CIBCR forecasts as reflected in the Long Leading and Leading Indexes for these countries¹. We may note that Italy has recently been growing more slowly than the rate which it attained during the ten year base period (1976-1986). Additionally, there is evidence that the Italian economy can be expected to continue to grow very slowly in the coming months, (witness the latest leading index growth rate).

Monitoring cycles for themselves has increasingly been taken up by other countries. In virtually all countries, the approach taken was to monitor growth cycles rather than what are now called "classical cycles." In the United States, we have seen, the efforts of the Commerce Department for more than a quarter of a century have been directed at monitoring classical cycles.

Thus in effect two types of business cycle chronologies exist for the U.S. and both have indicator systems which attempt to track and forecast their future course. Table 2 shows the two current lists of leading and coincident indicators. While two chronologies need to be presented carefully to avoid confusing the public, unhappily, there continues to be evidence that the U.S. is subject to both sorts of instability. The same is true in other countries, but—as is discussed below, growth cycle analysis has been stressed outside the U.S.

Tables 5 and 6 present the latest growth cycle turning points and the timing of rough equivalents in other countries for the three groups of indicators as classified in the United States. The international system needs to be updated in a number of ways. (We have, for example, been forced to rely on the coincident index alone for updating turning point chronologies). Nonetheless it is clear that the system in general produces the predicted timing for most indicators in most countries (New Zealand is perhaps an exception). Italy is clearly a country in which historically the system has worked, and we shall return to this subject below.

Elsewhere, international organizations, principally the OECD, publish leading indicators of growth cycle turns for its member countries, although they do not have a consistent method for selecting such indicators, preferring to leave it to individual countries to select their own series (OECD 1987). The monthly updates of member countries' indicators are published in the OECD, *Main Economic Indicators*. A drawback to the work of the OECD, in our judgement, is that they do not publish growth cycle chronologies, so the performance of the leading series cannot be assessed with any accuracy, finally we may note that today many countries monitor growth cycles for themselves.

¹ These indexes are explained more fully below.

Table 4 - Current Standing of Four Indexes of Economic Growth, Eleven Countries

Indexes →		Long Leading Indexes Growth Rates				Leading Indexes Growth Rates				Coincident Indexes Growth Rates			Consumer Price Indexes Growth Rates				
Regions ↓	Ten-year Growth Rate 1976-86*	6 mos. ago	3 mos. ago	Latest month		6 mos. ago	3 mos. ago	Latest month		6 mos. ago	3 mos. ago	Latest month					
annual rate percent																	
11 Countries	2.8					5.5	2.7	1.4	July	4.4	2.6	1.6	July	2.6	2.8	2.5	Aug.
10 Cos. ex. U.S.	2.8					4.9	2.6	1.1	July	3.6	2.5	1.7	July	2.4	2.4	2.1	Aug.
6 Countries**	2.8	2.2	3.5	4.7	July	5.4	2.8	1.3	July	4.5	2.5	1.6	July	2.4	2.4	2.2	Aug.
4 European Cos.	1.9					2.8	-0.6	-0.5	July	3.5	3.4	3.3	July	3.1	3.2	3.4	Aug.
5 Pacific Cos.	4.3					6.6	6.0	2.3	July	3.4	1.5	-0.1	July	1.0	0.9	0.8	Aug.
United States	2.7	1.4	4.4	7.8	Aug.	4.4	2.4	3.2	Aug.	5.8	2.3	1.7	Aug.	2.8	2.9	2.5	Sept.
Canada	2.9					6.3	4.0	3.0	July	5.0	2.3	0.6	July	2.5	3.1	2.0	Aug.
Germany	2.0	-0.9	1.9	-0.1	Aug.	1.3	-1.4	-0.4	July	0.1	1.9	0.1	Aug.	1.5	1.9	1.8	Sept.
France	1.9	0.9	3.6	3.0	Aug.	2.8	0.2	-2.4	Aug.	7.7	7.3	6.6	June	1.9	1.5	2.1	Aug.
United Kingdom	1.5	-0.4	0.8	0.8	July	2.8	2.4	2.0	July	4.8	4.7	4.0	July	4.1	3.6	3.7	Aug.
Italy	2.1					3.0	0.6	1.1	June	-0.3	1.8	0.7	July	5.8	6.5	6.1	Sept.
Japan	4.2	4.1	10.3	0.5	Aug.	6.1	8.5	2.1	Aug.	2.7	-0.1	0.6	Aug.	0.2	-0.2	-0.6	Aug.
Australia	2.7	-4.5	-1.2	-2.0	July	-1.8	-1.5	-0.4	July	9.5	11.5	11.1	July	2.8	4.3	5.2	Q2
Taiwan, R.O.C.	8.3					6.6	6.9	2.9	Aug.	3.4	4.8	3.4	Aug.	2.9	2.7	3.2	Aug.
Korea, R.O.K.	7.3					16.6	7.3	3.0	Aug.	9.8	9.3	5.3	Aug.	4.4	3.6	5.6	Sept.
New Zealand	1.5					1.9	0.5	-1.1	July	5.0	5.4	5.5	June	3.8	4.6	4.5	Q2

* Applicable to all indexes except the United States Long Leading Index.

** United States, United Kingdom, Germany, France, Japan, and Australia.

Source: CIBCR, Columbia University, September 29, 1995.

Table 5 - Growth Cycle Peak and Trough Dates, Eleven Countries, 1948-94 (Revised September 1995)

Period	Peak or Trough	North America		Europe				Pacific Region					4 Countries Europe	5 Countries Pacific	10 Countries ex. U.S.	11 Countries	
		United States	Canada	United Kingdom	West Germany	France	Italy	Japan	Australia	Taiwan, R.O.C.	South Korea	New Zealand					
1948-50	P	7/48															
	T	10/49	5/50														
1951-52	P	3/51	4/51	3/51	2/51				4/51								
	T	7/52	12/51	8/52					11/52								
1953-55	P	3/53	3/53					12/53									
	T	8/54	10/54		2/54			6/55									
1955-59	P	2/57	11/56	12/55	10/55	8/57	10/56	5/57	8/55				5/57		5/57	3/57	
	T	4/58	8/58	11/58	4/59	8/59	7/59	1/59	1/58				3/59	1/59	2/59	5/58	
1959-61	P	2/60	10/59						8/60							2/60	
	T	2/61	3/61						9/61							2/61	
1961-63	P	5/62	3/62	3/61	2/61			1/62						3/61	3/61	3/61	2/62
	T		5/63	2/63	2/63			1/63		6/63			2/63	1/63	2/63	2/63	2/63
1963-66	P					2/64	9/63	7/64									
	T	10/64				6/65	3/65	2/66									
1966-68	P	6/66	3/66	2/66	5/65	6/66			4/65	4/65		6/66	3/66				3/66
	T	10/67	2/68	8/67	8/67	5/68			1/68	8/67	9/66	4/68	5/68		5/68	10/67	
1968-73	P	3/69	2/69	6/69	5/70	11/69	8/69	6/70	5/70	11/68	10/69	7/70	4/70	6/70	6/70	10/69	
	T	11/70	12/70	2/72	12/71	11/71	9/72	1/72	3/72	1/71	3/72	11/72	2/72	1/72	2/72	11/71	
1973-75	P	3/73	2/74	6/73	8/73	5/74	4/74	11/73	2/74	12/73	10/73	2/74	11/73	10/73	11/73	11/73	
	T	3/75	10/75	8/75	5/75	6/75	5/75	3/75	10/75	2/75	6/75	3/75	8/75	2/75	11/75	5/75	
1976-78	P		5/76					12/76	8/76	6/76		12/76					
	T		12/77					10/77	7/77			2/78					
1978-81	P	12/78	10/79	6/79	2/80	8/79	2/80	2/80		8/78	2/79	1/80	11/79	2/80	2/80	11/79	
	T		5/80			8/81*				10/80		11/80					
1981-83	P		6/81			12/82*			6/81			7/81					
	T	12/82	11/82	6/83	7/83		5/83*	6/83	5/83	10/82		5/83	7/83	5/83	5/83	2/83	
1986-87	P	6/84*	11/85*	5/85*	7/86*		6/85*	5/85*	11/85	5/84*	2/84	8/84		5/85	5/85	5/85	
	T	1/87*	11/86*	1/87*		1/87*	8/87*	5/87*	3/87	8/85*	10/85	2/86*		5/87	5/87	1/87	
1987-88	P	3/89*	1/89*									8/87*					
	T				4/88*					8/89*	2/88*	5/88*					
1988-89	P						7/88*		11/89*		5/89*	12/88*					
	T						5/89*					8/89*					
1990-91	P			2/90*	4/91*	8/90*		5/91*				5/90*	8/90	5/90	3/90	3/90	
	T	12/91*								12/90*		6/91*					
1992-93	P						4/92*				8/91*						
	T						9/93*		12/92*		6/93*					12/93	
1994-95	P		7/92*	12/92*						2/94*							

Note: The chronologies for groups of countries are based on composite indexes of output, income, employment and trade, weighted by each country's GNP in 1980, expressed in U.S. dollars. The chronologies begin at different dates because appropriate data are not available earlier. Since the chronologies are not updated frequently the absence of a recent date does not necessarily mean that a turn has not occurred.

* Based on trend-adjusted coincident index

Source: For the United States through 1982, National Bureau of Economic Research. For other countries, Center for International Business Cycle Research.

Table 6 - Median Lead (-) or Lag (+) of Individual Indicators at Growth Cycle Peaks, in Months, 11 Countries

INDICATORS: U.S. CLASSIFICATION AND U.S. TITLES*	United States	Canada	United Kingdom	West Germany	France	Italy	Japan	Australia	Taiwan ^d	South Korea ^e	New Zealand	All Countries
LEADING INDICATORS												
Average Workweek, Mf ^a	-3	-3	0	-8	-4	0	-4	-2	-8	-7	0	-3
New Unemployment claims ^b	-1	-1	NA	+2	-41	NA	NA	NA	NA	NA	NA	-1
New orders, consumer goods ^c	-2	-2	NA	NA	-11	-8	NA	NA	+6	NA	0	-2
Formation of bus. enterprises	-11	NA	-8	-8	NA	-4	-10	-8	NA	NA	NA	-8
Contracts and orders, plant and equipment ^c	+1	+3	-3	-6	NA	NA	-5	-2	NA	-1	0	-2
Building permits, housing	-6	-3	-11	-10	-9	-2	-12	-5	-3	NA	+2	-6
Change in bus. inventories ^c	0	0	-4	-4	+2	NA	-1	NA	NA	NA	-6	-1
Indus. materials price change	-8	-2	+3	-5	-2	0	-4	-5	NA	NA	-3	-3
Stock price index	-4	-3	-5	-6	-3	-6	-8	-7	0	-6	-7	-6
Profits ^c	-4	-5	-4	-8	NA	NA	-10	-2	NA	NA	NA	-4
Ratio, price to labor costs	-8	+1	-14	-9	-4	+2	-2	-14	NA	NA	0	-4
Change in consumer debt ^c	-6	-2	-16	-21	NA	NA	-9	-10	NA	NA	-3	-9
Median	-4	-2	-5	-6	-4	-5	-6	-5	-4	-2	0	-4
COINCIDENT INDICATORS												
Nonfarm employment	+1	+2	+2	+3	+6	+6	+2	+3	+1	+5	+9	+3
Unemployment rate ^b	0	+1	+1	+3	0	+1	0	+1	+3	-6	0	+1
Gross national product ^c	0	0	-13	0	-1	+1	-5	0	-10	+2	0	0
Industrial production	+3	0	0	0	0	0	0	0	0	+2	NA	0
Personal income ^c	-1	+1	-4	-6	NA	NA	-9	-3	-4	NA	-4	-4
Mfg. and trade sales ^c	-1	-2	-3	-3	-2	-1	-8	-2	+2	0	0	-2
Median	0	0	-2	0	0	+1	-2	0	-1	+2	0	0
LAGGING INDICATORS												
Long duration unemployment ^a	+6	+1	+6	NA	NA	NA	NA	+7	NA	NA	NA	+6
Plant and equipment investment ^c	+5	+4	+5	-2	NA	NA	0	+2	+6	NA	NA	+4
Business inventories ^c	+6	+9	+10	+15	+8	+6	+4	+8	+24	NA	NA	+8
Productivity change, nonfarm ^b	+11	+15	+8	+11	NA	NA	+8	+12	+10	NA	NA	+11
Business loans outstanding ^c	+6	+3	+4	NA	NA	NA	-6	+8	+5	NA	NA	+4
Interest rates, bus. loans	+7	+5	+5	+2	+6	+3	+7	+3	+7	NA	N	+5
Median	+6	+4	+6	+6	+7	+4	+4	+8	+7	NA	NA	+6

NA = no indicator available.

^aThe series available for each country are sometimes only roughly equivalent in content to the U.S. series. In some cases two series are used to match the U.S. series and the median includes all observations for both series. The periods covered vary for each indicator and each country, but all are within the years 1948-1987.

^bInverted.

^cIn constant prices.

^dAdditional leading indicators for Taiwan and medians at peaks and troughs are: exports^c, -9, -3; money supply^c, -4, -4. Additional coincident indicators are: freight traffic, 0, -4; bank clearings^c, -4, -8.

^eAdditional leading indicators for South Korea are: accession rate, -1, -5; letter of credit arrivals^c, -2, -8; inventories to shipments^c, -1, -3.

Table 6 (continued) - Median Lead (-) or Lag (+) of Individual Indicators at Growth Cycle Peaks, in Months, 11 Countries

INDICATORS: U.S. CLASSIFICATION AND U.S. TITLES*	United States	Canada	United Kingdom	West Germany	France	Italy	Japan	Australia	Taiwan ^d	South Korea ^e	New Zealand	All Countries
LEADING INDICATORS												
Average Workweek, Mf ^g	-2	-5	-2	-1	-3	+4	-4	-4	-12	-10	+3	-3
New Unemployment claims ^h	-5	-2	NA	-3	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	-3
New orders, consumer goods ^e	-2	0	NA	NA	-12	-9	NA	NA	-13	NA	-3	-6
Formation of bus. enterprises	-1	NA	-10	-4	NA	-7	-14	-8	NA	NA	NA	-8
Contracts and orders, plant and equipment ^h	-5	0	-1	0	NA	NA	0	0	NA	-2	-4	0
Building permits, housing	-9	-9	-10	+2	-7	-2	-6	-7	-7	NA	-2	-7
Change in bus. inventories ^e	-2	0	-6	-1	+1	NA	-4	NA	NA	NA	-2	-2
Indus. materials price change	-4	-4	+3	+1	-1	+1	-7	+1	NA	NA	+3	+1
Stock price index	-4	-6	-8	-8	-9	-8	-4	-4	0	-1	-10	-6
Profits ^e	-2	-2	-3	-12	NA	NA	-10	-2	NA	NA	NA	-2
Ratio, price to labor costs	-7	0	-9	-6	-3	+1	-2	-9	NA	NA	+5	-3
Change in consumer debt ^h	-4	-11	-15	-18	NA	NA	-6	-6	NA	NA	-6	-6
Median	-4	-2	-7	-3	-5	-8	-5	-4	-6	-4	-2	-4
COINCIDENT INDICATORS												
Nonfarm employment	+1	0	+2	+6	+7	+8	+2	+4	0	+7	0	+2
Unemployment rate ^h	+1	+2	+1	0	+1	+7	+2	0	0	0	0	+1
Gross national product ^e	-1	-1	0	0	-4	-1	-2	0	0	+2	+2	0
Industrial production	0	0	0	0	-3	0	0	0	0	0	NA	0
Personal income ^e	0	0	-3	+6	NA	NA	+1	+1	+1	NA	+3	+1
Mfg. and trade sales ^e	0	0	-1	0	0	-7	-1	-2	-4	0	-4	-1
Median	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LAGGING INDICATORS												
Long duration unemployment ^h	+4	+2	+3	NA	NA	NA	NA	+5	NA	NA	NA	+4
Plant and equipment investment ^h	+7	+6	+8	0	NA	NA	+4	+6	+6	NA	NA	+6
Business inventories ^e	+6	+8	+6	+16	+4	+5	+5	+16	+19	NA	NA	+6
Productivity change, nonfarm ^h	+10	+8	+12	+3	NA	NA	+8	+16	+8	NA	NA	+8
Business loans outstanding ^e	+6	+3	+6	NA	NA	NA	0	-7	-6	NA	NA	+2
Interest rates, bus. loans	+11	+5	-1	+18	+8	+9	+18	+16	+15	NA	NA	+11
Median	+6	+6	+6	+10	+6	+7	+5	+11	+8	NA	NA	+6

NA = no indicator available.

^gThe series available for each country are sometimes only roughly equivalent in content to the U.S. series. In some cases two series are used to match the U.S. series and the median includes all observations for both series. The periods covered vary for each indicator and each country, but all are within the years 1948-1987.

^hInverted.

ⁱIn constant prices.

^dAdditional leading indicators for Taiwan and medians at peaks and troughs are: exports^e, -9, -3; money supply^e, -4, -4. Additional coincident indicators are: freight traffic, 0, -4; bank clearings^e, -4, -8.

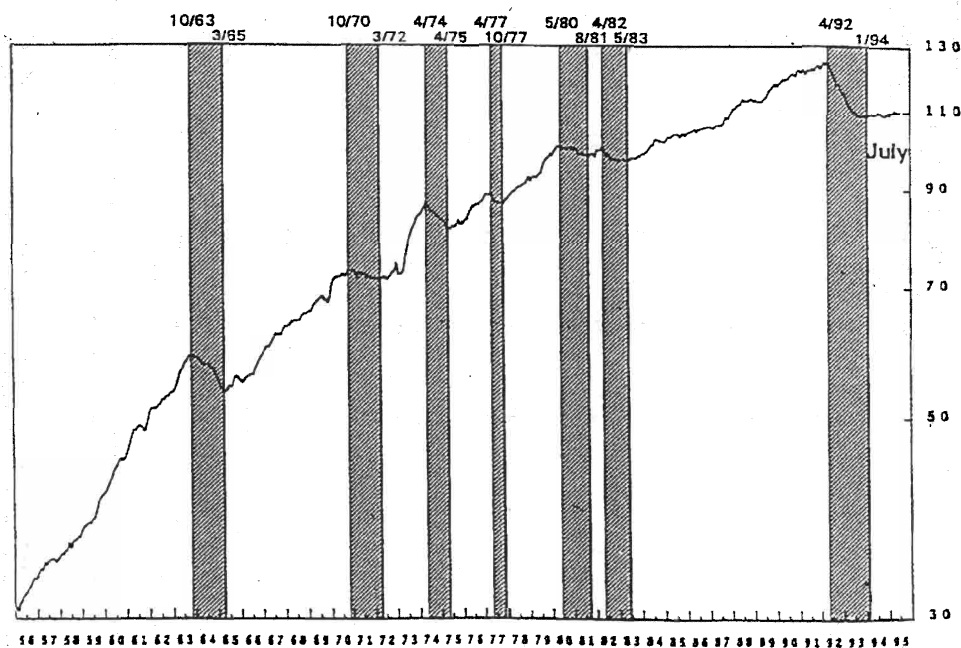
^eAdditional leading indicators for South Korea are: accession rate, -1, -5; letter of credit arrivals^e, -2, -8; inventories to shipments^h, -1, -3.

Monitoring Business Cycles in the Italian Economy

Illustrative of the work done at the CIBCR is our current monitoring of Italian cycles². We have previously seen (Tables 5 and 6) that historically rough equivalents for Italy of the U.S. leaders, coincident series, and lagers, have performed mostly in the expected way.

At the CIBCR we currently date Italian business cycles on the basis of five coincident indicators: Gross Domestic Product, Industrial Production, Retail Sales, Non-farm Employment, and the Unemployment rate (inverted). Chart I presents the Coincident Index and the business cycle turns selected at the CIBCR for Italy for the period 1965-1995. Turning points are selected from both the computer selected turns in the coincident index and from the cluster of turns in individual series. All computer selected turns ideally are reviewed judgmentally and on occasion altered. The chronology indicated at the top of the chart is in effect a preliminary estimate of a classical business cycle chronology for Italy (that is, recurring expansions and contractions in the *level* of aggregate economic activity).

Chart I - Italy: Coincident Index and Business Cycle Turns, 1956-95



Note: The shaded areas represent Italy's business cycle recessions dated from peaks (see the first row of dates above the graph) to troughs (see the second row).

It may be compared to the chronology which emerges in Charts II and III which illustrates how we produce growth cycle chronologies. Chart II shows the flexible trend we utilize in constructing growth cycles (it involves an initial trend adjustment

² An earlier study of Italian cycles by Geoffrey H. Moore and me was published by ISCO in 1979. See Philip A. Klein and Geoffrey H. Moore, "Cronologia dei Cicli di Crescita Italiani nel Dopoguerra," in ISCO, *Rassegna della Letteratura sui Cicli Economici*, #3/4, 1979., Anno XXI, pp. 1-30.

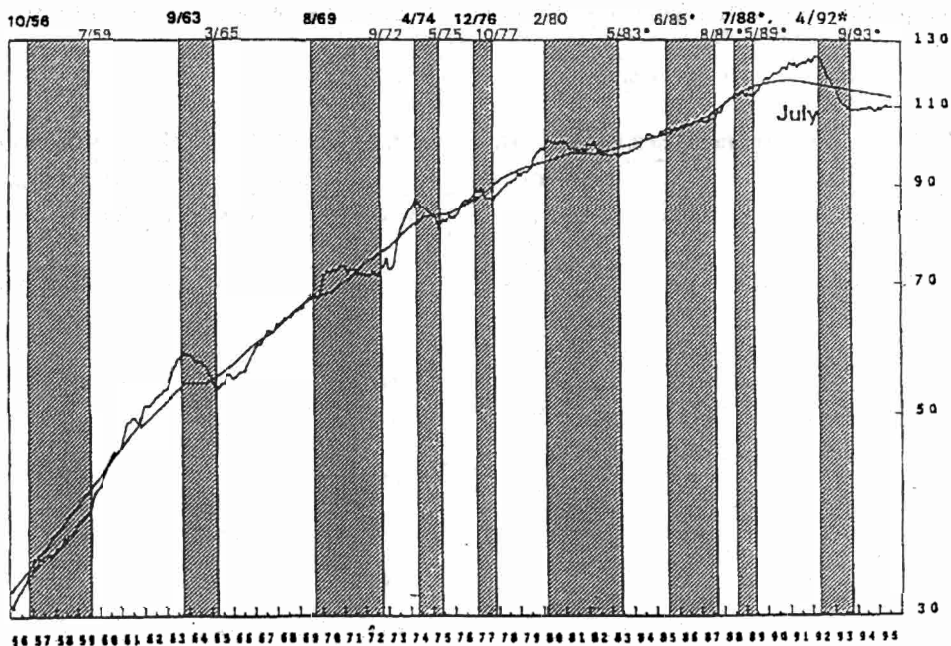
based on a 75-month moving average, and a final trend adjustment based on a three-phase moving average of the preliminary trend—in effect always averaging two expansions and one contraction or two contractions and an expansion together) (Boschan and Ebanks 1978).

While cycles are visible to the eye in Chart II their amplitude is far greater in Chart III which shows the original values of the coincident index as percent deviations from the flexible final trend³.

If one examines the Italian experience for both classical and growth cycles one sees that since 1956 there have been nine growth cycles and seven classical cycles. (This is not unlike the U.S. experience; in the U.S. there have been three more growth cycles in roughly the same period).

Table 7 shows that the timing relationship of classical cycles to growth cycles in Italy follows the pattern one would expect. For a country with a rising trend one would expect growth cycle peaks to precede classical cycle peaks, because economic activity customarily slows down before it turns down. At troughs the picture is more complicated because the rising trend often makes the end of slowdowns and downturns more or less coincide.

Chart II - Italy: Coincident Index with Trend and Growth Cycle Turns, 1956-95

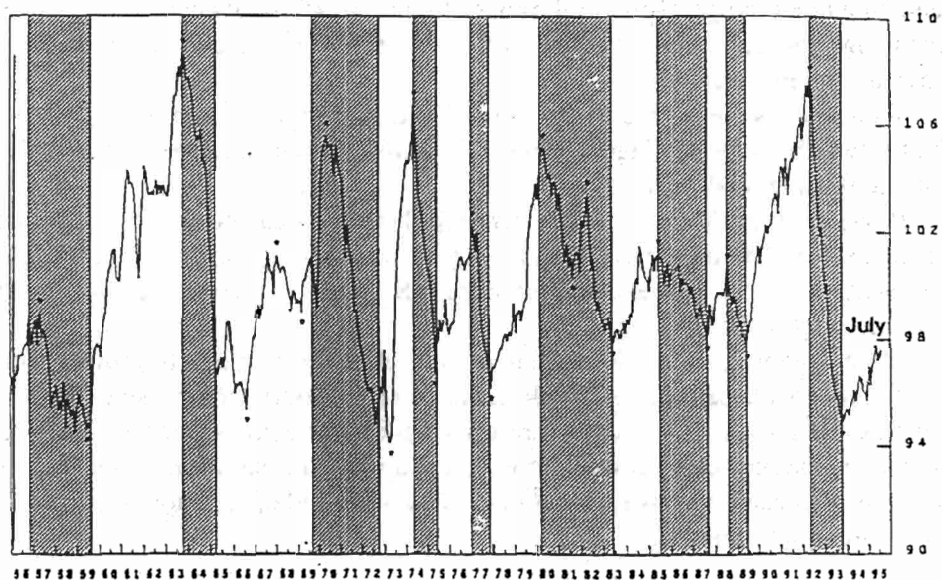


Note: Shaded areas represent Italy's growth cycle recessions dated from peaks (see the first row of dates above the graph) to troughs (see the second row). The last seven dates marked by asterisks are based on Italy's trend-adjusted coincident index only. The earlier dates are based on other information as well, including the timing of the individual components of the index. The smooth curve drawn through the coincident index curve is the estimated trend in the index set equal to the long-term rate of growth in Italy's real GNP.

Source: CIBCR, International Economic Indicators, 18, No. 10, Oct. 1995, p. 26.

³ There are some discrepancies between dates in Chart I and the turning points shown in Chart II, explained fully in the footnotes to the charts. The earlier turns were based on more information than the deviations of the series from its trend (again we utilized clusters in individual series, etc.). We have not been able to update all these series as yet.

Chart III - Italy: Coincident Index, Deviations from Trend and Growth Cycle Turns, 1956-95



Note: This curve represents percentage deviations of Italy's coincident index from its trend as derived from the series plotted in Chart II. The asterisks denote the specific cycle peaks and troughs in this detrended series. The shaded areas represent Italy's growth cycle recessions as in Chart I.

Source: CIBCR, International Economic Indicators, 18, No. 10, Oct. 1995, p. 27.

Table 7 - Timing, Business Cycles and Growth Cycles. Italy, 1956-1995 - A CIBCR Assessment

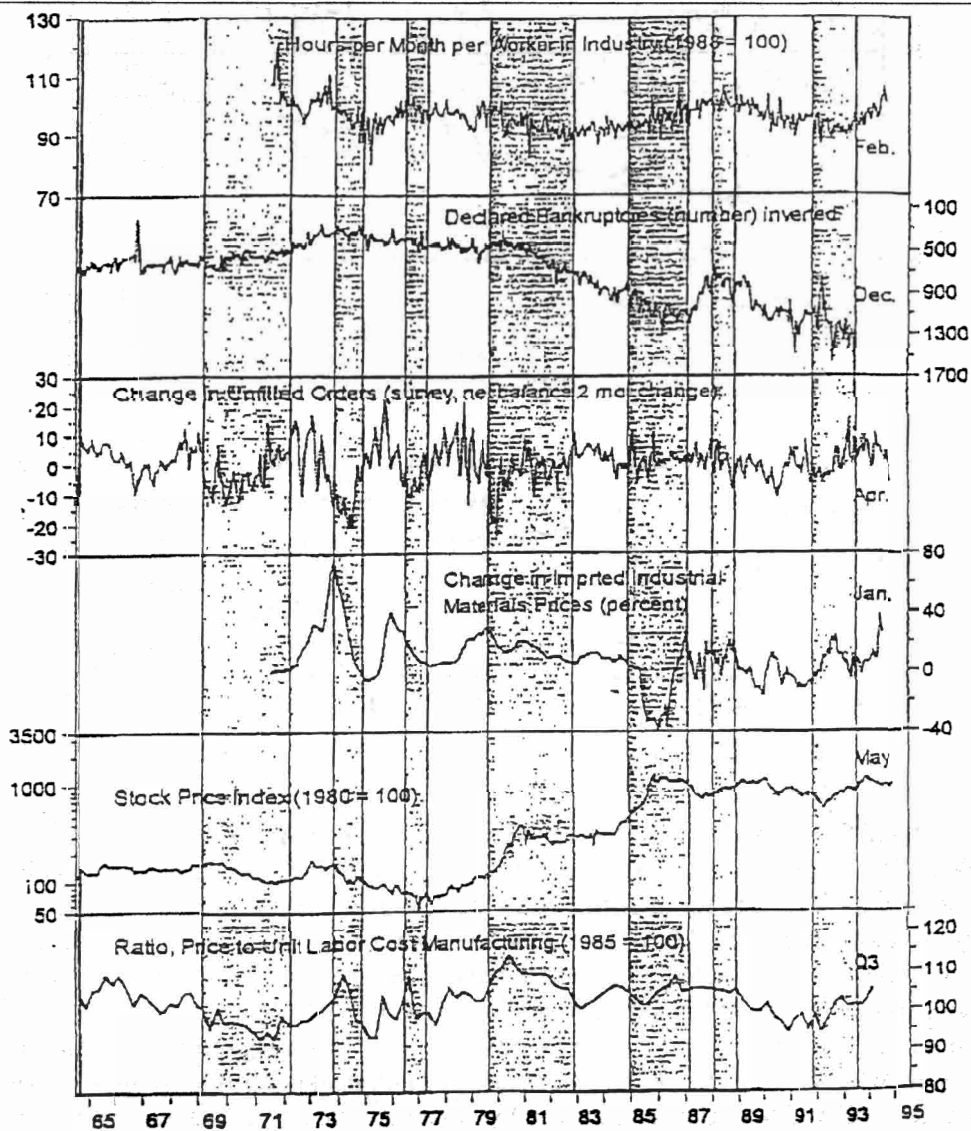
Peaks		Growth Cycle Lead (-), Lag (+) classical cycle peaks	Troughs		Growth cycle lead (-), Lag (+) at classical cycle troughs
Business Cycles	Growth Cycles		Business Cycles	Growth Cycles	
—	10/56		—	7/59	—
10/63	9/63	-1	3/65	3/65	0
10/70	8/69	-14	3/72	9/72	+6
4/74	4/74	0	4/75	5/75	+1
4/72	12/76	-4	10/77	10/77	0
5/80	2/80	-3	8/82	N.M.	—
4/82	N.M.	—	5/83	5/83	0
N.M.	6/85	—	N.M.	8/82	—
N.M.	7/88	—	N.M.	5/89	—
4/92	4/92	0	1/94	9/93	-4
Mean Lead (-) or Lag (+) at:					
P		-3.0			
T					+5
P+T			-1.6		

N.M. = No Matching Turn.

This is clearly what happened in Italy. At four of six comparisons we see a lead (averaging 3.6 months) but at troughs the timing is coincidental except for two turns.

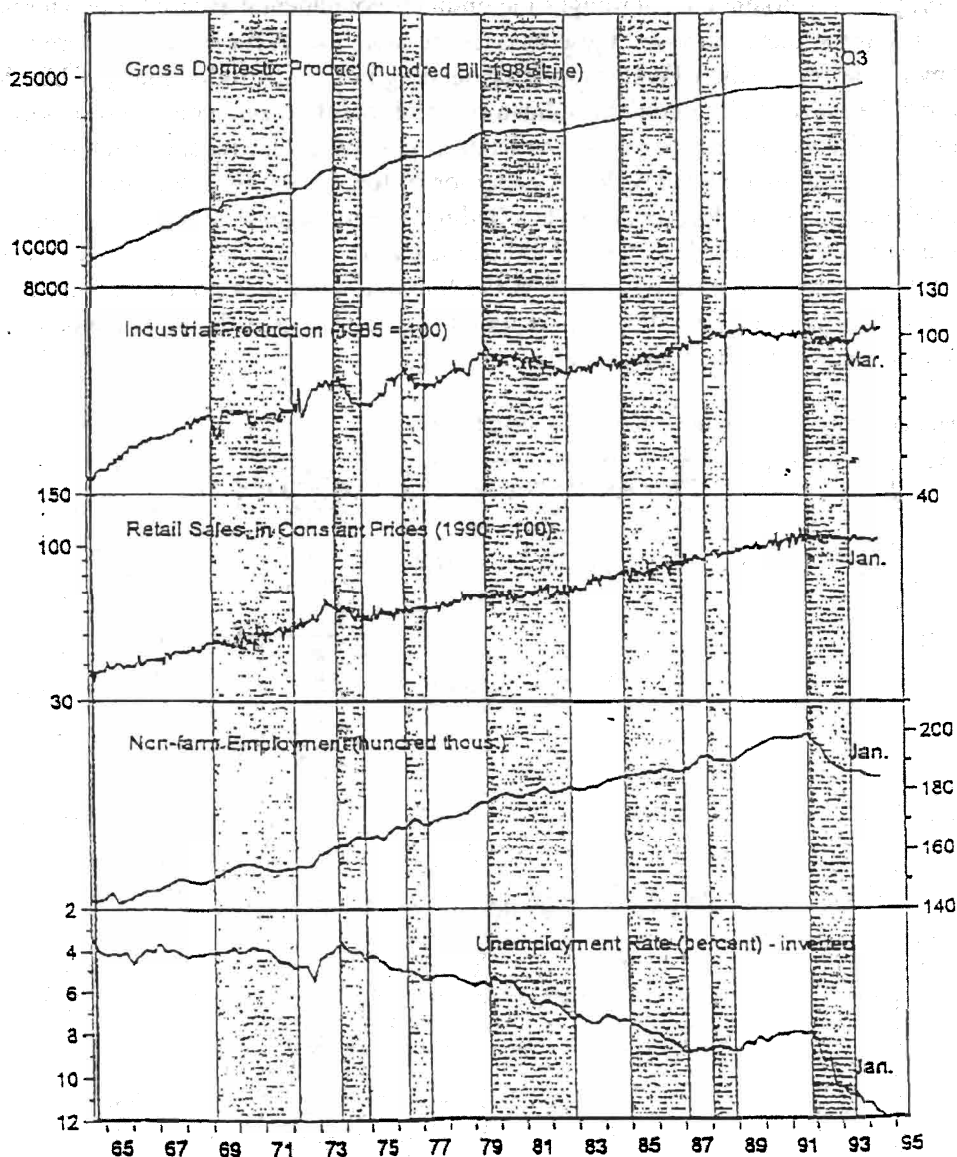
For forecasting purposes, these indexes are more useful if they are converted to growth rate form. Chart IV shows the six leading indicators individually. Chart V shows the individual coincident indicators, (both for the years since 1965), while Chart VI shows the growth rate in the leading and coincident indexes back only to 1973. It is clear that the index does a better job of forecasting than one finds in individual indicators and this, too, reflects a finding in other countries. Indicator systems are generally more reliable than individual indicators. Clearly our indexes suggest, as noted earlier, that current growth in the Italian economy is not robust and that modest growth of perhaps 1% at a six-month annualized growth rate is about what can be expected in the coming months.

Chart IV - Italy: Leading Indicators, 1965-95 (CIBCR)



*Shaded areas represent Italian growth cycle recessions.

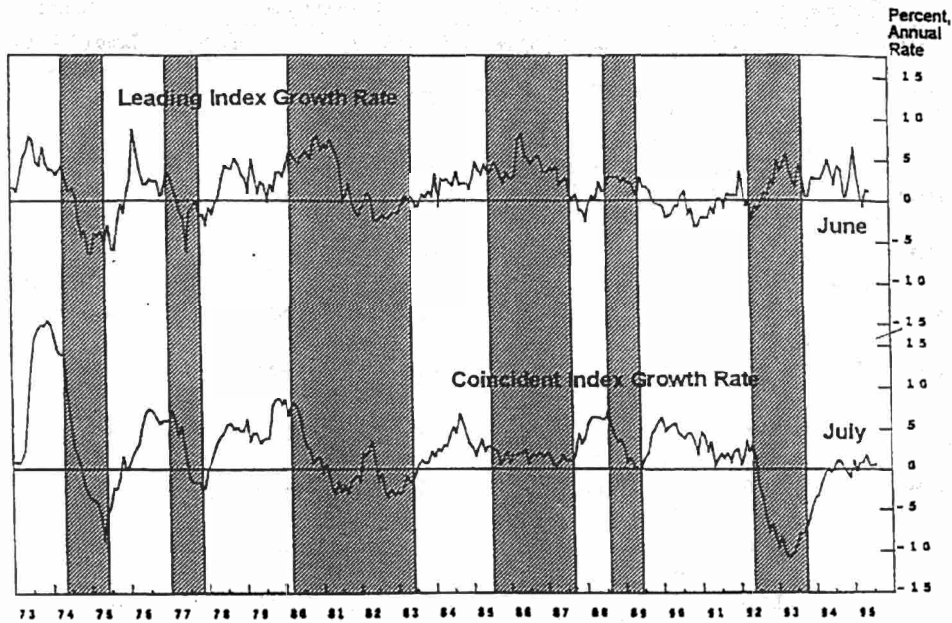
Chart V - Italy: Coincident Indicators, 1965-95 (CIBCR)



*Shaded areas represent Italian growth cycle recessions

Finally we may consider the consilience of Italian and U.S. cycles in the post-World War II period. We are able to make comparisons of the timing of turning points both for classical and for growth cycles. Table 8 presents the results. For classical cycles there are four cycles for which the turning points can be compared. (There are two cycles in Italy which do not correspond to U.S. cycles and *one* U.S. cycle which does not correspond to the Italian chronology). As the table shows, on average Italian peaks lagged U.S. peaks by seven months and the troughs lagged by nine months. For growth cycles there are more comparisons (six peaks and five troughs). There are three early U.S. cycles not matched by Italian growth cycles and two extra cycles in Italy during the period after 1970. The timing is similar to the classical cycle

Chart VI - Italy Leading and Coincident Indexes, Growth Rates, 1973-95 (CIBCR)



Shaded areas represent growth cycle recessions in Italy.

pattern, except the lags are even longer; thirteen months at peaks and ten months at troughs.

The patterns were more similar in the past twenty years than in the first decades after the war, but there is still evidence of independent forces which affect the cyclical pattern in each country. (That the Italian growth cycle pattern is distinctive is visible in the comparison of Italian growth cycle turning points with those of other European countries in Table 5).

The lagging pattern of Italian turning points vis-a-vis U.S. turning points is clearly something which students of cycles in both countries may ponder.

All indicator systems need to be carefully reexamined from time to time to ensure that indicators included represent the currently available series with the most reliable timing records for long periods of time, and that they reflect the newest and most appropriate methods of collection of data and coverage of sectors of the economy. Thus we feel it is probably time to reconsider the Italian indicator system in order to improve its usefulness in forecasting future Italian recessions and recoveries⁴.

⁴ In this endeavor we invite suggestions from Italian experts as to series to include and exclude, etc.

Table 8 - Timing of Post-war Italian Cycles vs. U.S. Cycles

Classical Cycles				Timing		Growth Cycles				Timing	
U.S.		Italy		Lead (-), Lag (+) in U.S.		U.S.		Italy		Lead (-), Lag (+) in U.S.	
P	T	P	T	P	T	P	T	P	T	P	T
(1)		(2)		(3)		(4)		(5)		(6)	
11/48						2/57		10/56		-4	
	10/49						4/58		7/59		+15
7/53						2/60		NM		NM	
	5/54						2/61		NM		NM
8/57						5/62		NM		NM	
	4/58						10/64		NM		NM
4/60						6/66		NM		NM	
	2/61						10/67		NM		NM
		(10/63)				3/69		8/69		+5	
		(3/65)					11/70		9/72		+22
12/69		10/70		+10		3/73		4/74		+13	
	11/70		3/72		+16		3/75		5/75		+2
11/73		4/74		+5				(12/76)			
	3/75		4/75		+1				(10/77)		
		(4/77)				12/78		2/80		+14	
		(10/77)					12/82		4/83		+4
1/80		5/80		+4		6/84		6/85		+12	
	7/80		8/68		+13		1/87		8/87		+7
7/81		4/82		+9				(7/88)			
	11/82		5/83		+6				(5/89)		
7/90		NM				1/90		4/92		+27	
	3/91		NM						9/93		
		4/92									
Mean Lead (-) or Lag (+) at P					+7					+13	
		T			+9						+10
		P+T			+8					+11	

N.M. = No Matching Turn.

Recent U.S. Contributions to Cyclical Indicator Analysis

The CIBCR has, in the past fifteen years, made a number of contributions to the analysis of instability by using indicators. Without any effort at being complete we summarize some of the more important and innovative ones here, in the belief that they might with profit be applied to other countries, including Italy. These contributions have taken the form of both new uses for existing indicators, and the development of new indicators. Often the new indicators have been devoted to analyzing special types of instability, or instability in a more narrow sector of the economy. Here we shall summarize some of the major contributions which have emerged.

Table 9 summarizes the major types of economic activity for which we at the CIBCR have now constructed composite indexes, and indicates the components of each. These composite indexes in turn are used in a variety of new and innovative ways.

Table 9 - Composite Indexes

Leading Inflation Index:	Civilian Empl-Pop Ratio Total Debt Smoothed Growth Rate Journal of Commerce Index Smoothed Growth Rate Import Prices All Comm. Exc. Fuels Growth Rate Dun & Bradstreet Survey of Selling Price Expectations National Association of Purchasing Management Prices National Association of Purchasing Management Vendor Performance
National Association of Purchasing Management Leading:	Prices Inventories Vendor Performance New Orders/Cumulated
Leading Empl. Index:	Avg. Weekly Hrs. of Prod. Wrkrs: Mfg., 1948 Avg. Weekly Hrs. of Prod. Wrkrs: Mfg. Overtime Hrs., 1956 Avg. Weekly Initial Clms State Empl ins, exc. P. Rico, 1948 Ratio of Voluntary to Involuntary Part-Time Employment Persons Unempld < 15 weeks as % of Labor Force Layoff Rate, 1994
Coincident Empl. Index:	Total Labor Force: Total Empld Employees of Non-Ag. Payrolls: Total hrs., 1948 Unemployment Rate: All Wkrs. Civilian Employees-Hours in Non-Agric. Establishments. bil. hrs., 1948 Insured Unempl. as % Covered Empld., exc, 1948
Services Leading:	Avg. Workweek, Services (hrs.) Construction Contracts, Commercial Bldgs. Standard & Poor's Stock Price Index, Services Profit Margins, Services
Services Coincident:	Services Output, GDP Services, Personnel Consumption Expenditures Services Labor Income Services Employee Hours
Fin. Services Leading:	Dow Jones Bond Prices, 20 bonds Money Supply (M2), Deflated New Building Permits, Housing Standard & Poor's Stock Price Index, 40 Financials Construction Contracts, Comm. & Ind. Buildings Corp. Profits, Adjusted
Fin. Services Coincident:	Unemployment Rate, F.I.R.E. ¹ Personal Consumption Expenditures, Financial Services National Income, w/o CCA, Deflated, F.I.R.E. Index of Aggregate weekly hours F.I.R.E.
Unemployment Severity:	Number of Weeks of Unemployment Unemployment Rate
U.S. Current Gauge:	Gross Domestic Product Personal Income Industrial Production Nonagricultural Payroll Employment Unemployment Rate, Treated on an Inverted Basis Manufacturing and Trade Sales

Table 9 (continued) - Composite Indexes

U.S. Long Range Gauge	Building Permits for New Private Housing Units The Growth Rate of Hourly Manufacturing Output The Inflation Rate in Services, Treated on an Inverted Basis An Average of the Consumer Expectations Indexes Produced by the Conference Board and the University of Michigan Yields on BAA Corporate Bonds, Treated on an Inverted Basis Real Money Supply M2 plus Money in Long-term Mutual Funds Ratio, Implicit Price Deflator to Unit Labor Cost, Nonfarm Business
U.S. Short Range Gauge	New Orders, Plant and Equipment and Consumer Goods Growth Rate of <i>Journal of Commerce</i> Industrial Materials Price Index Differential Between Average Yields of BAA and AAA Corporate Bonds Stock Price Index, S & P 500 Initial Claims for Unemployment Insurance, Treated on an Inverted Basis Average Weekly Hours, Manufacturing NAPM Vendor Performance Index NAPM Inventories Index
Japan Leading:	Index of Overtime Hours Worked, Manufacturing Business Failures, Number New Orders, Machinery & Construction Works Dwelling Units Started Change in Inventories Raw Materials Prices, Six Month Smoothed Change Stock Price Index Operating Profits All Industries Ratio, Price to Unit Labor Cost, Manufacturing Change in Consumer Credit Outstanding
Japan Coincident:	Wage & Salary Income, in Constant Prices Gross National Expenditures Industrial Production Retail Sales, in Constant Prices Regular Workers' Employment, All Industries Unemployment Rate, Percent
Japan Long Leading:	Government Bond Yields Ratio, Price to Unit Labor Cost, Manufacturing Labor Productivity, Mfg., Six Month Smoothed Growth Rate Money Supply M2 + Certificates of Deposit, Money & Quasi-Money Dwelling Units Started Consumer Price Index for Services Six Month Smoothed Growth Rate

¹ F.I.R.E. = Finance, Insurance and Real Estate

1. Recession-Recovery Analysis

Many specialized measures have been developed in recent years at the CIBCR designed to assist in tracking instability in new ways and often in special sectors of the United States economy. Few of them have as yet been developed for other countries, but in principle many of them could with profit be developed for other market-oriented economies with much the same success with which they have been applied to monitoring U.S. cycles.

Basic to Wesley Clair Mitchell's approach to the study of business fluctuations was the notion referred to at the outset, that one should seek to expose "average behavior patterns". In the process of responding to the underlying forces making for instability, market economies have typical ways in which significant variables interact. These interrelationships are, of course, revealed in the behavior of leading, coincident and lagging indicators. While the patterns are by no means always exactly alike, the economic logic behind indicators is that they are similar enough to permit the basic classification of time series into reasonably reliable leading, coincident, and lagging indicators so as to be meaningful and therefore useful. Ultimately the severity of the reactions of the classified time series to both peaks and troughs can be used, within limits and carefully, to forecast subsequent cyclical severity.

Hence we have been able to develop a technique for tracking both recoveries from cyclical troughs and recessions from peaks and so improve forecasts.

Charts VII and VIII illustrate our technique for presenting (in this case) recovery patterns from the March 1991 business cycle trough in the Department of Commerce's Leading and Coincident Indexes. One can see that now, more than three years after the trough, the levels of economic activity reflected in both the leading and coincident indexes have continued to advance more slowly than was the case in three past recoveries (1961, 1975, 1982) but Charts IX and X suggest that the *growth rates* in these two indexes have finally attained the rates achieved during the earlier recoveries. This technique of comparing current recoveries (or recessions) with earlier patterns is now widely utilized in the U.S. at the CIBCR, (see Table 10). Often we average the major recessions separately from an average of the minor recessions, creating a composite index for each group. We do this in order to see whether the current recession or recovery resembles one pattern more than the other. Often this gives an early clue as to the character of the current cyclical episode in which the economy is enmeshed. Table 10 shows the wide variety of economic processes currently monitored by recession-recovery analysis.

We have illustrated the technique by applying it to monitoring classical cycles, but it could in principle be adapted to monitoring growth cycles as well.

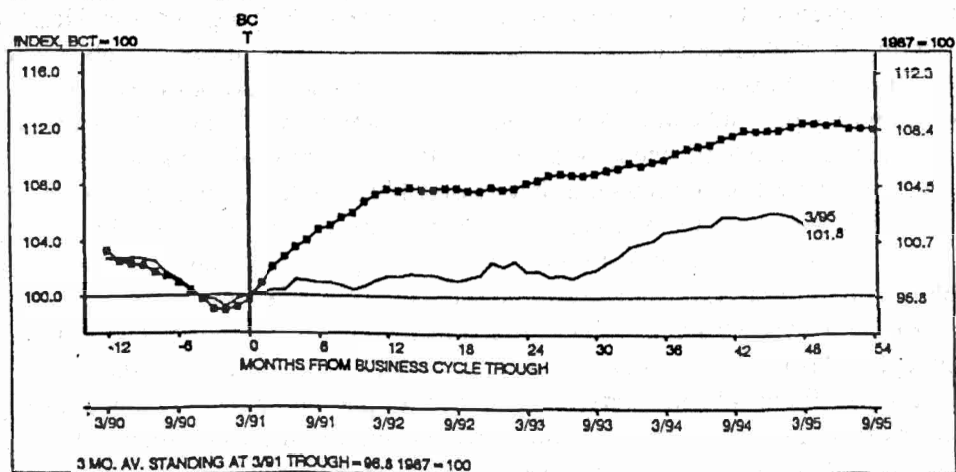
2. Forecasting Inflation Rates

In recent years increasing attention has been paid to controlling inflation rates. There is considerable evidence that inflation rates themselves are cyclical and can be associated with expansions and contractions in aggregate economic activity. The Italian inflation rate has recently been higher than in any other major European country, and indeed in the fall of 1995 it was higher than that of any of the other ten countries which the CIBCR monitors regularly.

At the CIBCR we have developed a Leading Inflation Index for the United States. We have so far attempted to duplicate it for several foreign countries, but not as yet for Italy.

Our leading inflation index consists of seven indicators, also shown in Table 9. Chart XI shows a recent standing of the U.S. inflation leading index compared to the Consumer Price Index growth rate. The decline in the leading index in the end of 1994 and the beginning of 1995 reflects, we believe, the slowdown in U.S. aggregate economic activity which developed in the early part of 1995. We believe the

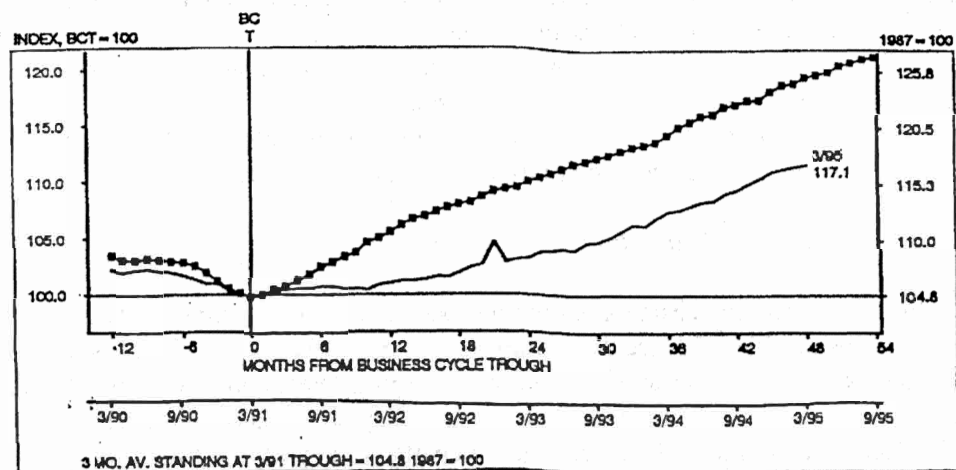
Chart VII - Leading Index (BEA). U.S. Current Recovery vs. Average of Past Three Recoveries (CIBCR)



* Lines with squares indicate average of past three U.S. recoveries beginning in Feb. 1961, March 1975, and Nov. 1982.

Source: CIBCR, *Recession-Recovery Watch*, Vol. 17, No. 5, May 1995, p. 7.

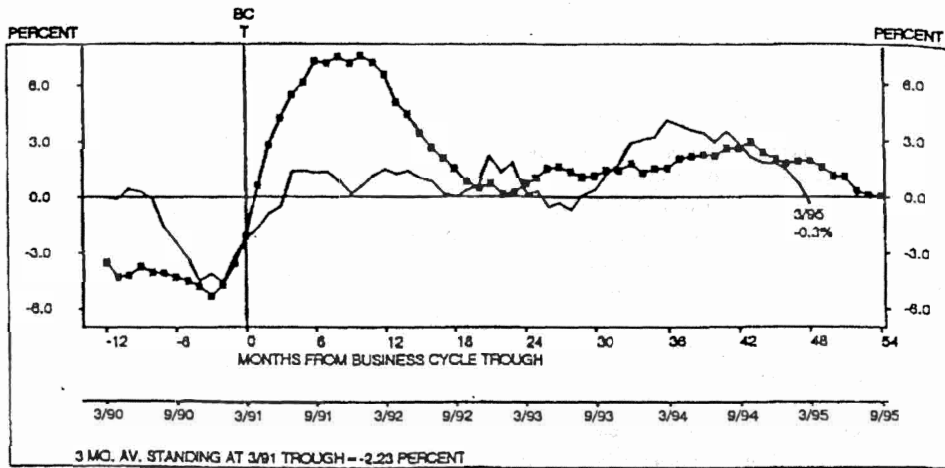
Chart VIII - Coincident Index (BEA). U.S. Current Recovery vs. Average of Past Three Recoveries



* Lines with squares indicate average of past three U.S. recoveries beginning in Feb. 1961, March 1975, and Nov. 1982.

Source: CIBCR, *Recession-Recovery Watch*, Vol. 17, No. 5, May 1995, p. 8.

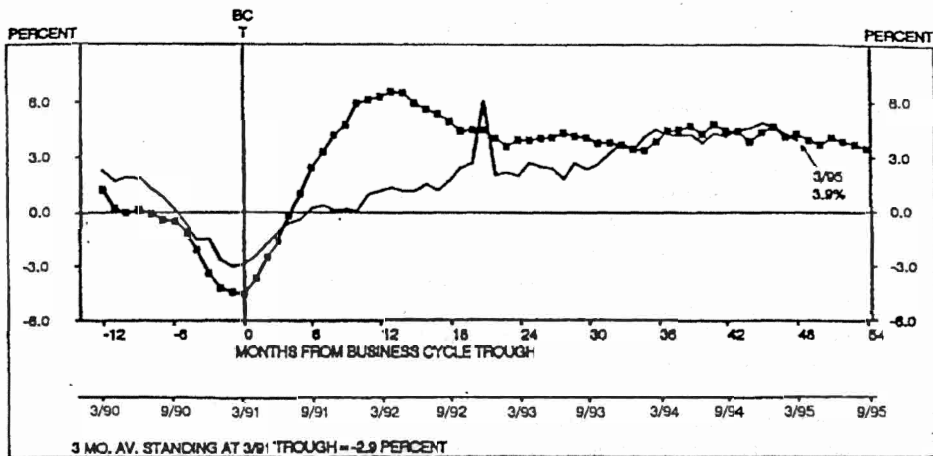
Chart IX - Leading Index, Growth Rate (BEA). U.S. Current Recovery vs. Average of Past Three Recoveries



*Lines with squares indicate average of past three U.S. recoveries beginning in Feb. 1961, March 1975, and Nov. 1982.

Source: CIBCR, *Recession-Recovery Watch*, Vol. 17, No. 5, May 1995, p. 10.

Chart X - Coincident Index, Growth Rate (BEA). U.S. Current Recovery vs. Average of Past Three Recoveries



*Lines with squares indicate average of past three U.S. recoveries beginning in Feb. 1961, March 1975, and Nov. 1982.

Source: CIBCR, *Recession-Recovery Watch*, Vol. 17, No. 5, May 1995, p. 11.

Table 10 - Series Currently Monitored in Recession Recovery Watch by CIBCR**I. Composite Indexes**

1. Business Week Leading Index (CIBCR) (L,L,L)
2. Long Leading Index (CIBCR)
3. N.A.P.M. Leading Index
4. Leading Employment Index (CIBCR)
5. Coincident Employment Index (CIBCR)
6. Leading Index (BEA 910) (L,L,L)
7. Coincident Index (BEA 920) (C,C,C)
8. Business Week Leading Index, Growth Rate (CIBCR)
9. Long Leading Index, Growth Rate
10. N.A.P.M. Leading Index, Growth Rate
11. Leading Employment Index, Growth Rate (CIBCR)
12. Coincident Employment Index, Growth Rate (CIBCR)
13. Leading Index, Growth Rate
14. Coincident Index, Growth Rate
15. Services Leading Index, Growth Rate
16. Services Coincident Index, Growth Rate
17. Diffusion Index of Leading Indicators (CIBCR)
18. Lagging Index (BEA 930) (Lg,Lg,Lg)
19. Ratio, Coincident to Lagging Index (BEA 940) (L,L,L)
20. Leading Index, Ten Countries Excluding U.S. (CIBCR)
21. Ten-Country Leading Index (Excluding U.S.), Growth Rate (CIBCR)

II. Output, Income and Sales

22. Real GDP (BEA 50) (C,C,C)
23. Real GDP, Growth Rate
24. Industrial Production (BEA 47) (C,C,C)
25. Real Personal Income (BEA 52) (C,C,C)
26. Real Consumer Expenditures (BEA 231) (C,C,C)
27. Real Retail Sales (BEA 59) (U,L,U)

III. Employment and Unemployment

28. Total Employment
29. Employment/Population Ratio (U,Lg,U)
30. Nonfarm Employment (BEA 41) (C,C,C)
31. Nonfarm Employee-Hours (BEA 48) (U,C,C)
32. Employment in Goods-Producing Industries (BEA 40) (L,C,U)
33. Employment in Service-Producing Industries
34. Employment Diffusion Index, 356 Industries (BEA 963)
35. Unemployment Severity Index
36. Unemployment Rate, Total (L,Lg,U)
37. Unemployment Rate, Insured (BEA 45) (L,Lg,U)
38. Initial Claims for Unemployment Insurance (BEA 5) (L,C,L)
39. Short-Duration Unemployment Rate
40. Layoff Rate
41. Voluntary/Involuntary Part-Time Employment Ratio
42. Average Workweek, Manufacturing (BEA 1) (L,L,L)
43. Overtime Hours, Manufacturing (BEA 21) (L,C,L)

leading inflation index could also be developed for a number of countries and that, thus armed, our ability to anticipate the future course of inflation at home (and abroad) might improve our chances of slowing or halting the international spread of inflation rates deemed unacceptably high.

Table 10 (continued) - Series Currently Monitored in Recession Recovery Watch by CIBCR**IV. Investment Commitments and Inventories**

- 44. Housing Starts (BEA 28) (L,L,L)
- 45. Housing Permits (BEA 29) (L,L,L)
- 46. Contracts and Orders for Plant and Equipment (BEA 20) (in 1982\$) (L,L,L)
- 47. Inventory/Sales Ratio (BEA 77) (Lg,Lg,Lg)
- 48. Change in Manufacturing and Trade Inventories (in 1982\$)

V. Productivity, Wages, Costs, Prices and Profits

- 49. Output per Hour, Nonfarm Business Sector (N.B.S.) (BEA 358), Growth Rate
- 50. Unit Labor Costs (N.B.S.), Growth Rate
- 51. Hourly Compensation (N.B.S.) (BEA 345), Growth Rate
- 52. Real Hourly Compensation (N.B.S.) (BEA 346), Growth Rate
- 53. Selling Prices (N.B.S.), Growth Rate
- 54. Growth in Prices (Chart 54) minus Growth in Unit Labor Costs (Chart 51)
- 55. Corporate Profit Margin (BEA 81) (U,L,L)
- 56. Price-Labor Cost Ratio (N.B.S.) (BEA 26) (L,L,L)
- 57. Large Business Failures (Liabilities \$100,000 and Over) (L,L,L)
- 58. Leading Index of Inflation (CIBCR)
- 59. Consumer Price Index (BEA 320)
- 60. Consumer Price Index, Growth Rate
- 61. Industrial Materials Price Index, Journal of Commerce (U,L,L)
- 62. Industrial Materials Price Index, Growth Rate (L,L,L)
- 63. Import Prices (Excluding Fuels), Growth Rate
- 64. Dun & Bradstreet Survey of Businessmen's Anticipated Selling Prices

VI. Money, Credit, Interest Rates and Stock Prices

- 65. Nonfederal Debt, Growth Rate
- 66. Federal Debt, Growth Rate
- 67. Total Debt, Growth Rate
- 68. Money Supply (M1), Growth Rate (L,L,L)
- 69. Broad Money Supply (M2), Growth Rate (L,C,U)
- 70. Treasury Bill Rate (BEA 114) (C,Lg,Lg)
- 71. Corporate Bond Yields (BEA 116) (Lg,Lg,Lg)
- 72. Stock Prices (BEA 19) (L,L,L)

Note: L-Lead, C-Coincident, Lg-Lag, U-Unclassified (These letters denote timing classification at Peaks, Troughs, and at both Peaks & Troughs).

Source: CIBCR, Recession-Recovery Watch, Vol. 17, No. 2, May 1995. New York, CIBCR & Columbia University, pp. 33-34.

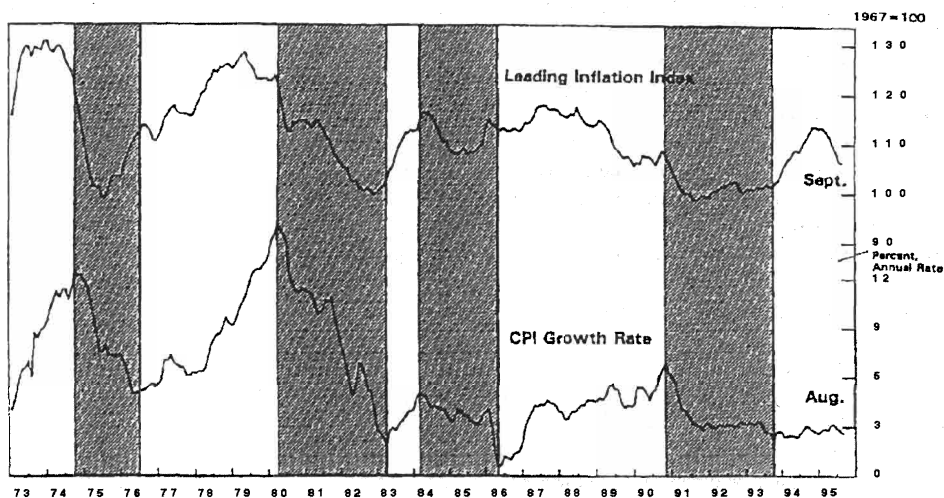
3. Developing a "Signal System" to Forecast Recessions and Recoveries

As a final example of the kind of work that has been done in recent years to enrich the possible uses of business cycle indicators in monitoring and forecasting changes in business cycle conditions we may give a brief summary of our current "signalling system."

In the early 1980s Geoffrey Moore and Victor Zarnowitz developed a system for forecasting business cycle turns based on the sequential rises (falls) in the leading and coincident indexes above (below) a band, the limits of which were based on average behavior in the indexes over a number of post-War II cycles (Zarnowitz and Moore 1982). The system was quite successful in forecasting imminent turning points.

Recently the system was revised and improved by Geoffrey Moore, John Cullity, and Beth Taubman (Moore, Cullity, and Taubman 1995). The new system incorporates the CIBCR Long Leading Index, the Short Leading Index, and the Coincident Index, all of which we have alluded to earlier. In brief the “signalling system” operates as follows. A peak is considered imminent when 1) the growth rate in the long leading index has been negative for two consecutive months [P1], 2) the growth rate in the short leading index turns negative [P2], and 3) the growth rate in the coincident index turns negative [P3]. The system also requires that the preceding signal be reached in the same or a previous month. Because *growth rates* turn earlier than the *levels* of the activity whose growth rates they reflect, there is a useful built-in leading quality to the turns. (The trough signals—T1, T2, and T3—operate in the same way, but with the signs, of course, reversed).

Chart XI - Leading Inflation Index and CPI Growth Rate, U.S. 1973-95 (CIBCR)



Shaded areas are cyclical downswings in inflation.

The record for this system over the nine recessions thus far experienced in the U.S. economy since the end of World War II is shown in Table 11. It is worth noting that the signal system is a very good example of applying the basic perspective of Wesley Clair Mitchell to the study of business cycles. We saw earlier that he looks for “empirical regularities” in the historical record and that this pattern can form a sound basis for monitoring the present and forecasting the future course of the economy. The precise requirements for each “trigger” are derived from the historical pattern which examination of the record since 1948 provides.

This pattern—longer leads at peaks than at troughs—is quite typical of leading systems in economies with a rising trend—the leads are more impressive at peaks than at troughs. As is true of any forecasting system, the longer one waits for confirming evidence, the shorter the lead in the forecast. Thus each signal gives a shorter lead (or longer lag) than the previous one. If one takes the complete signalling system, at peaks by the time the peak arrives one can be reasonably sure that it in fact will be a peak (indeed in seven of the eight peaks reviewed it would already have been passed). The percentages suggest the number of times a typical timing occurs for

the nine troughs and eight peaks which can be studied during this period. (We have no data with which to study the period leading up to the initial peak).

There are no doubt other possible ways to set up a signalling system. We present the present CIBCR system as one which appears useful in forecasting aggregate economic activity in the U.S. and as an example of the type of system which could prove equally useful if applied to other countries.

Table 11 - New Sequential Signals of Recession and Recovery for the U.S.

	Average Lead (-) or Lag (+) in Months					
	At Peaks			At Troughs		
	P1	P2	P3	T1	T2	T3
	-9	-4	0	-2	+1	+5
Percent Leads	88%	50%	13%	56%	22%	0%

1.P1, T1 = Second month the long leading index is above or below 0.

2.P2, T2 = First month short leading index is above or below P1 or T1, but only if P1 or T1 has occurred.

3.P3, T3 = First month coincident index is above or below 0, but only if P2 or T2 signal has occurred.

Source: Geoffrey H. Moore, John P. Cullity, and Beth Taubman, "New Signals of Recession and Recovery," *Business Economics*, Oct. 1995, p. 42.

Recent Contributions to Monitoring and Forecasting Cycles

Finally we should mention that in addition to the work at the Center for International Business Cycle Research some of which has been summarized here, there have been some other recent scholarly efforts in the United States to improve our knowledge of forecasting and monitoring business cycles. A major contribution was made by Victor Zarnowitz, long a student of the cycle and now a Director of the CIBCR. In 1992 he published through the National Bureau of Economic Research a book, *Business Cycles: Theory, History Indicators, and Forecasting*, (Zarnowitz 1992). The title indicates the broad scope of the book. Not only does he review and update theoretical explanations of business cycles, but he carefully reviews much of the research of the 1980s and, in effect, summarizes what we have learned from studying the more than one hundred and fifty years of evidence of business fluctuations which we can subject to empirical analysis for the United States. He reviews what we have learned about cyclical indicators and brings up to date his long recognized evaluations of the forecasting records of major individual forecasters in the U.S. (It was Zarnowitz who first documented the tendency of averages of groups of forecasts to produce a better forecasting record than any single forecaster was able to produce). As is true of much else in this book, Zarnowitz's study is filled with ideas about how to improve monitoring and forecasting instability which should prove fruitful if applied to other economies as well.

Finally we may mention that the state of forecasting is systematically reviewed in a book by Michael Niemira and this author, (Niemira and Klein 1994). The many techniques (composite indexes, diffusion indexes, etc.) which have been developed in the past quarter century are carefully assessed, and again many of the measures and methodological issues explored in this work should prove useful if applied to business

cycle analysis in other countries as well. A special feature of the book is attention to recent U.S. efforts to develop regional measures of cyclical instability. In view of the long tradition of contrasting the challenges and possibilities of economic growth and development in northern as opposed to southern Italy, this should be of special interest to Italian business cycle students.

Conclusion

The system of business cycle indicators in the United States grew out of the work of Wesley Mitchell and Arthur Burns. Under the leadership of Geoffrey H. Moore first at the National Bureau of Economic Research and more recently at the Center for International Business Cycle Research at Columbia University work has continued on refining and improving the system. In particular, in the past quarter century the indicator system has been adapted to monitoring growth cycles as well as classical business cycles.

Other efforts at the CIBCR have been devoted to developing a wide variety of newer ways in which to shed light on evolving business cycle patterns and to illuminate business cycle developments in many specific sectors of the economy—for example, the metals industry, the financial sector, the service sector, etc. These two avenues for broadening our work—developing new ways to utilize indicators and indexes of indicators and finding new indexes for important sectors of the economy—have improved our ability to monitor instability and to forecast future activity.

A continuing problem lies with the variability in the length of even long reliable leading indicators. However, adding to the number of indicators and indexes we can follow can help in reducing this obstacle to useful forecasting.

A major avenue for the future will be to encourage business cycle students in other countries to experiment with duplicating some of our newer measures for tracking instability in the U.S. for their own countries and to compare their results with those we have achieved in the U.S. In general in the years since the International Economic Indicator project was launched in 1973 we have found that for virtually all aspects of the indicator system for which we can duplicate roughly the data used in the U.S. for other countries that the system is as reliable or more reliable abroad than it has been in the U.S. Our current work for Italy would tend to suggest that this potential for transferring our approach to other countries continues to be strong.

We have learned much but have much more to learn. Recurring bouts of unacceptably high inflation and unemployment continue to plague virtually all industrial market economies. The need for further research and continued improvement in the indicator systems, along with cooperative endeavors between those developing indicators and those taking other approaches to understanding instability, should be given high priority in all these countries.

References

- BOSCHAN, C. and EBANKS W. W., "The Phase-Average Trend: A New Way of Measuring Growth," in 1978 *Proceedings of the Business and Economic Statistics Section*, American Statistical Association, Washington. DC, 1978.
- BURNS, ARTHUR F. and MITCHELL WESLEY CLAIR, *Measuring Business Cycles*, NBER, New York, 1947.
- CIBCR, *International Economic Indicators*, Columbia University, 1995.
- KLEIN, PHILIP A. and MOORE GEOFFREY H., *Monitoring Growth Cycles in Market Oriented Countries*, Cambridge, MA: Ballinger Publishing Company, 1985.
- KOOPMANS, TJALLING C., "Measurement Without Theory," *Review of Economic and Statistics*, XXIX, August 1947. Reprinted in R. A. Gordon and L. R. Klein, *Readings in Business Cycles*, Richard D. Irwin for A. E. Homewood, IL, 1965, pp. 186-203.
- MINTZ, ILSE, *Dating Postwar Business Cycles, Methods and Their Application to Western Germany, 1950-67*, NBER Occasional Paper 107, New York, Columbia University Press, 1969.
- MOORE, GEOFFREY H., CULLITY JOHN P., and TAUBMAN BETH, "New Signals of Recession and Recovery," *Business Economics*, October 1995.
- NIEMIRA, MICHAEL and KLEIN PHILIP A., *Forecasting Financial and Economic Cycles*, New York, John Wiley & Sons, 1993.
- OECD, *Leading Indicators and Business Cycles in Member Countries, 1960-1985*, Paris, January, 1987.

ZARNOWITZ, VICTOR, *Business Cycles: Theory, History, Indicators, and Forecasting*, Chicago, National Bureau of Economic Research. University of Chicago Press, 1992.

ZARNOWITZ, VICTOR and MOORE GEOFFREY H., "Sequential Signals of Recession and Recovery," *J. Business*, 55, 1982, pp. 57-85.

CICLO ECONOMICO E STABILIZZAZIONE
LA STORIA RECENTE
IN UN CONFRONTO INTERNAZIONALE

Angela Ancona* - Leo Bonato**

**Ufficio Studi e Analisi Finanziaria, Banca Commerciale Italiana*

***Reserve Bank of New Zealand*

Handwritten text, possibly a title or header, including the word "Bibliography".

Handwritten text, possibly a list of references or a section of a paper.



1. Introduzione¹

La stabilizzazione del ciclo economico nel secondo dopoguerra è diventata negli ultimi anni oggetto di dibattito negli Stati Uniti. I risultati del lavoro di DeLong-Summers (1986) a favore di questa ipotesi, fino ad allora largamente condivisa, sono stati messi in discussione da Romer (1986, 1988, 1989) sulla base della scarsa attendibilità dei dati relativi al periodo dell'anteguerra. La ricostruzione delle serie operata da Romer con una diversa metodologia ha messo in luce un eccesso di volatilità nei dati dell'anteguerra, che renderebbe la stabilizzazione un fenomeno spurio. Le ricostruzioni operate successivamente da Balke-Gordon (1989) sulla base di assunzioni che, al pari di quelle di Romer, non sono verificabili, conducono alle tradizionali conclusioni sulla stabilizzazione. Due lavori successivi, entrambi basati su una misura della durata delle fasi cicliche, giungono a conclusioni opposte (Diebold-Rudebusch, 1992; Watson, 1994).

L'evidenza internazionale è stata esaminata in Sheffrin (1988) e Backus-Kehoe (1992). Al di là delle stesse interpretazioni fornite dagli autori, emerge una tendenza comune alla riduzione della volatilità, particolarmente pronunciata nei paesi, come la Svezia, caratterizzati dai maggiori cambiamenti istituzionali. Per quanto riguarda l'Italia, oltre a Backus-Kehoe (1992), i lavori di Schlitzter (1993, 1994) confermano l'ipotesi di stabilizzazione.

Il dibattito ha due importanti implicazioni, una sul piano delle politiche, l'altra su quello teorico. La prima deriva dal fatto che la riduzione delle fluttuazioni cicliche si spiega soprattutto con i cambiamenti istituzionali intervenuti nel dopoguerra e costituisce una prova indiretta dell'efficacia delle politiche di stabilizzazione. La seconda riguarda le relazioni di lungo periodo su cui sono basati i modelli di *Real Business Cycle* (d'ora in avanti, RBC): l'instabilità delle fluttuazioni cicliche rende necessarie ipotesi aggiuntive sui fattori responsabili dei mutamenti nella varianza degli *shock* tecnologici.

In questo lavoro, l'evidenza internazionale relativa alle sei principali economie viene esaminata con riguardo ad un periodo di tempo molto più breve, quello che va dal 1970 ad oggi. In questo modo è possibile evitare il problema della disomogeneità nei criteri di costruzione delle serie, che ha dominato il dibattito sulla stabilizzazione nel dopoguerra, concentrandosi sui fenomeni che emergono dall'osservazione dei dati. La limitatezza del periodo temporale osservato, tuttavia, sposta l'attenzione dalla stabilizzazione nel dopoguerra ai recenti fenomeni di rottura e di mutamento che hanno caratterizzato il ciclo, pur in un intervallo di tempo così ristretto. L'analisi si concentra su questi fenomeni, utilizzando la metodologia che, a partire dal lavoro di Kidland-Prescott (1990), viene correntemente impiegata nella letteratura che si richiama al RBC per descrivere i "fatti stilizzati" del ciclo economico.

Dall'evidenza empirica presentata emergono due fenomeni:

- una tendenza comune alla stabilizzazione del ciclo tra il decennio Settanta ed il decennio Ottanta;

¹ Desideriamo ringraziare Giuseppe Schlitzter per l'uso delle sue routine Speakeasy per il calcolo del filtro di Hodrick-Prescott e la procedura di Bry-Boschan. Utili suggerimenti sono stati inoltre forniti dallo stesso Schlitzter, da Umberto Cherubini e gli altri colleghi dell'Ufficio Studi Comit, dai partecipanti al convegno SIS-Banca Toscana su "Modelli per l'analisi economica a breve termine" svoltosi a Firenze il 15 giugno 1994. Naturalmente le opinioni espresse e gli eventuali errori sono di esclusiva responsabilità degli autori e non coinvolgono l'ente di appartenenza.

- un'inversione di tendenza per alcuni paesi (segnatamente Giappone, Germania e Francia) all'inizio del decennio Novanta.

Per la spiegazione di questi fenomeni vengono esaminate due ipotesi. La prima è quella dell'effetto "composizione". Questa ipotesi comporta che i mutamenti nella composizione dell'offerta e della domanda abbiano prima favorito i settori e le componenti più stabili in tutti i paesi, con una recente inversione del processo limitata ai casi citati. La seconda è che la differente ampiezza degli *shock* sia responsabile di questi andamenti. In questo caso, la riduzione della variabilità (e il successivo aumento nei casi già richiamati) che appare nella serie aggregata dovrebbe rivelarsi anche ad un esame delle serie disaggregate dell'*output*.

La struttura del lavoro è la seguente. Nella II parte viene descritta la metodologia utilizzata. Nella III parte viene presentata l'evidenza relativa ai fenomeni di instabilità del ciclo. Nella IV e V parte vengono esaminate le due ipotesi avanzate per la spiegazione di quei fenomeni. La VI parte contiene alcune conclusioni.

2. La metodologia

La stabilizzazione del ciclo viene qui analizzata con riguardo a due diverse misure: la volatilità della componente ciclica del PIL e la durata delle fasi cicliche. La prima misura comporta la soluzione del problema della separazione della componente di fondo dalla componente ciclica nella serie originaria. Il dibattito seguito al lavoro di Beveridge-Nelson (1981) ha messo in luce i limiti della scomposizione classica in ambito univariato, che ipotizza la presenza di un *trend* deterministico, espressione della componente permanente, e di una parte ciclica, rappresentante la componente transitoria, di carattere stocastico. La scomposizione di Beveridge-Nelson, d'altra parte, ha due svantaggi. Il primo, di ordine teorico, è di essere basata sull'ipotesi restrittiva che i disturbi alla componente di fondo ed alla componente ciclica siano dello stesso tipo. Il secondo, di ordine pratico, è che, comportando l'identificazione e la stima di un modello ARIMA, risulta piuttosto laboriosa nel caso in cui sia necessario l'esame di un numero elevato di serie. Le soluzioni di carattere multivariato (Blanchard-Quah, 1989), invece, richiedono l'imposizione di una struttura teorica che può essere controversa, soprattutto nel contesto di un confronto internazionale.

Una soluzione, ormai largamente diffusa nella letteratura del RBC, è costituita dal filtro di Hodrick-Prescott (Hodrick-Prescott, 1980; d'ora in avanti HP). Il filtro HP può essere interpretato come un filtro delle basse frequenze (King-Rebelo, 1993) che ha la desiderabile proprietà di rendere stazionarie le serie integrate fino al quarto ordine, eliminando anche la componente stocastica del *trend*. Questa procedura "ateorica", riducendo al minimo le necessità di controllo e di interventi dall'esterno, si presta molto bene al caso di confronti internazionali e intertemporali.

Il filtro HP affronta il problema della scomposizione di una serie y_t (nei logaritmi), destagionalizzata e non stazionaria, con non stazionarietà derivante dalla presenza di un *trend*, in una componente di crescita g_t e in una componente ciclica c_t , tali che:

$$y_t = g_t + c_t$$

Hodrick-Prescott propongono di approssimare g_t con una curva *smooth*, in cui il grado di livellamento è vincolato al fatto che la somma dei quadrati delle differenze seconde della stessa sia minore di un certo valore. In termini formali si ha la seguente funzione da minimizzare:

$$\sum_{t=1}^T (y_t - g_t)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} ((g_{t+1} - g_t) - (g_t - g_{t-1}))^2 \Rightarrow \min_{(g_t)}$$

in cui il primo termine è una misura di adattamento che è minima per $y_t = g_t$ per tutti i t . Il secondo termine rappresenta, a sua volta, una misura di livellamento che diventa zero quando la variazione in g_t è costante per tutti i t , cioè quando g_t è lineare. Il valore di λ , il moltiplicatore di Lagrange, rappresenta il peso che si vuole dare al vincolo di livellamento e deve essere definito a priori. Se viene scelto un valore elevato di λ , avremo una componente g_t livellata. Per $\lambda = \infty$, il valore minimo è ottenuto quando la parte di livellamento è uguale a zero, cioè quando g_t è lineare; questo lascia la massima ciclicità a c_t . Diversamente il miglior adattamento possibile per y_t si raggiunge con $\lambda = 0$, ottenendo $g_t = y_t$ e $c_t = 0$ per tutti i t .

L'arbitrarietà della scelta del valore di λ incide notevolmente sulla forma del *trend* che si ottiene. Si può dimostrare che λ rappresenta il rapporto tra la varianza della componente ciclica rispetto a quella della componente di crescita. Tale rapporto è stato originariamente approssimato da Hodrick-Prescott in $\lambda = 1600$ (ipotizzando una deviazione standard pari al 5% per la componente ciclica e ad 1/8 di 1% per la componente di crescita) per le serie trimestrali, valore ampiamente utilizzato nelle analisi empiriche successive. Con questo valore di λ , il filtro HP rimuove tutti i cicli più lunghi di 32 trimestri, senza modificare quelli più brevi.

Non mancano, naturalmente, controindicazioni all'utilizzo del filtro HP. L'elemento di arbitrarietà che viene introdotto impone molta cautela. Come hanno mostrato King-Rebelo (1993), l'utilizzo di HP implica una definizione di quali siano le frequenze rilevanti ai fini dell'analisi del ciclo economico: ciò non può che avere effetti determinanti sui risultati della stessa analisi. Il filtro HP è ottimale solo per una classe ristretta di modelli e induce sostanziali modifiche nelle misure della volatilità, della persistenza e dei comovimenti. Inoltre, Harvey-Jaeger (1993) hanno messo in guardia dall'utilizzo non accorto del filtro HP, mostrando come possa condurre all'individuazione di cicli spuri.

Per ovviare a questi inconvenienti, abbiamo seguito l'indicazione di King-Rebelo, confrontando i risultati ottenuti con il filtro HP con quelli di altri due filtri che costituiscono rappresentazioni diverse del ciclo economico: le differenze prime (DS) e le differenze da un *trend* deterministico lineare (TS). Dato che i risultati ottenuti con i tre diversi filtri possono divergere, l'evidenza che emerge da un esame comparato è certamente meno nitida, ma ha l'importante pregio della robustezza e della generalità. Abbiamo quindi applicato questi filtri ai logaritmi delle serie (destagionalizzate a prezzi costanti, di fonte OCSE, disponibili per il periodo 1970.1-1993.2) del PIL e delle sue componenti² nei paesi del G6. La volatilità del ciclo è stata misurata dalla deviazione standard delle componenti cicliche del PIL così ottenute.

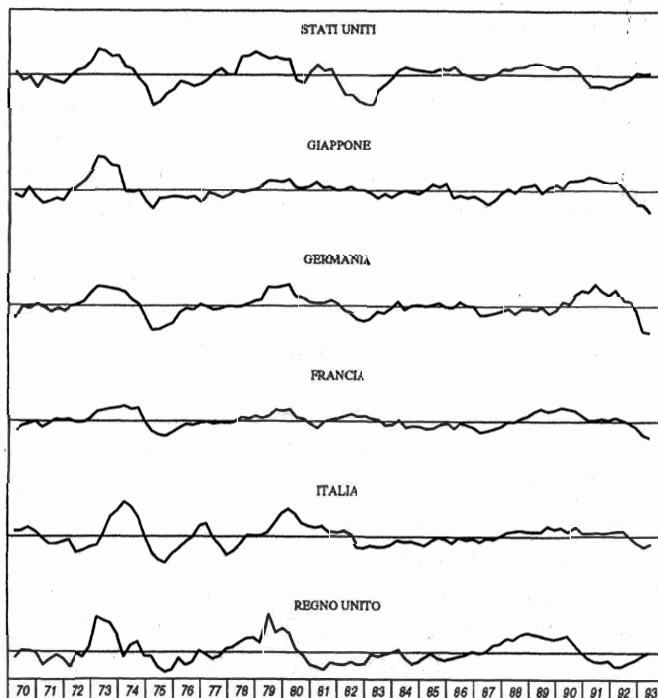
² Ad eccezione degli investimenti in scorte e delle esportazioni nette, per i quali si è utilizzato il rapporto con il PIL.

La misura della durata delle fasi cicliche è stata ottenuta con la individuazione di una cronologia ciclica in tutti i paesi del G6, sulla base della componente ciclica del PIL. A questo scopo si è utilizzata una procedura classica, sviluppata nell'ambito del NBER: l'algoritmo di Bry-Boschan (Bry-Boschan, 1971). Tale algoritmo permette di selezionare automaticamente le date relative ai punti di svolta seguendo una procedura a stadi successivi. La regola di decisione utilizzata lavora in prima battuta su opportune perequazioni della serie originale per individuare le principali onde cicliche e solo successivamente sulla serie stessa per individuare i punti di svolta. La definizione di ciclo appropriata, implementata nell'algoritmo, è tale per cui ogni fase, di espansione o recessione, non deve essere inferiore a cinque mesi, e la durata complessiva di un ciclo (da minimo a minimo o da massimo a massimo) non inferiore a quindici. Per poter utilizzare tale procedura, le serie del PIL sono state mensilizzate mediante interpolazione.

3. L'evidenza empirica

La figura 1 mostra le componenti cicliche del PIL ottenute con il filtro HP nel periodo 1970.1-1993.2. Anche la semplice ispezione visiva consente di individuare differenze marcate tra periodi e paesi. Il decennio Settanta appare caratterizzato da una volatilità del ciclo nettamente superiore, comune a tutti i paesi. Nel decennio Ottanta le oscillazioni mostrano una generale tendenza all'attenuazione, che in alcuni casi - segnatamente Giappone, Germania e Francia - sembra interrompersi all'inizio del decennio successivo.

Figura 1 - Ciclo economico nei principali paesi industrializzati - HP (1600)



La tavola 1 contiene, nelle prime tre colonne, la deviazione standard (moltiplicata per 100) della componente ciclica del PIL in tre sottoperiodi. Nelle altre tre colonne sono presentati i livelli di significatività relativi a tre *test* dell'ipotesi nulla di varianza stabile. Il primo è il *test* F relativo al confronto tra decennio Settanta e decennio Ottanta, il secondo è lo stesso *test* per i due sottoperiodi successivi ed il terzo è il *test* di Bartlett per l'insieme dei sottoperiodi. La tavola è divisa orizzontalmente in tre parti: nella prima parte sono presentati i dati relativi alla componente ottenuta con il filtro HP, mentre le altre due contengono gli stessi risultati per il filtro DS (differenze prime) e per il filtro TS (*trend* deterministico lineare).

Conformemente alle attese, la variabilità della componente ciclica ottenuta con HP è quantitativamente superiore a quella che si ottiene con DS e inferiore alla stessa ottenuta con TS. La porzione di variabilità attribuita da HP alla componente ciclica, infatti, è compresa tra un valore minimo, che si ottiene ipotizzando per il *trend* la forma di un *random walk*³, ed un massimo, che risulta dall'adozione di un *trend* deterministico. In altri termini, il filtro DS trattiene il massimo delle basse frequenze, attribuendo al *trend* la gran parte della variabilità; nel caso TS, invece, l'influenza delle basse frequenze è massima e la componente ciclica risulta accresciuta dalla presenza del *trend* stocastico.

Tavola 1 - Volatilità del ciclo

PAESI	70.1-79.4	80.1-89.4	90.1-93.2	F(70=80)	F(80=90)	Bartlett
HP						
Stati Uniti	2,03	1,63	1,10	8,45	5,51	4,61
Giappone	1,75	0,79	1,66	0,00	0,01	0,00
Germania	1,63	0,98	2,10	0,08	0,01	0,08
Francia	1,12	0,88	1,25	7,04	4,51	21,74
Italia	2,08	1,27	1,00	0,12	16,48	0,13
Regno Unito	2,11	1,55	1,44	2,64	40,43	9,84
DS						
Stati Uniti	1,06	0,96	0,60	25,90	2,86	8,42
Giappone	1,04	0,68	0,73	0,51	35,37	3,44
Germania	0,80	0,70	1,29	21,81	0,12	1,47
Francia	0,63	0,56	0,47	23,51	23,19	45,27
Italia	1,20	0,60	0,54	0,00	33,87	0,00
Regno Unito	1,52	0,85	0,62	0,02	10,41	0,01
TS						
Stati Uniti	2,37	2,55	1,62	31,91	3,37	19,77
Giappone	2,20	1,19	2,36	0,01	0,03	0,52
Germania	2,04	1,99	1,85	44,18	40,04	92,16
Francia	2,80	1,77	1,91	0,23	33,92	1,61
Italia	3,11	2,29	2,17	2,85	43,33	11,36
Regno Unito	2,13	4,14	3,06	0,00	10,99	0,05

Note: deviazioni standard delle componenti cicliche del PIL estratte con i filtri HP, DS e TS; F(70=80) riporta il livello di significatività (in %) del test F per $H_0: \sigma^2_{70} = \sigma^2_{80}$ e $H_1: \sigma^2_{70} < \sigma^2_{80}$ oppure $H_1: \sigma^2_{70} > \sigma^2_{80}$ se del caso; F(80=90) riporta il livello di significatività (in %) dello stesso test per σ^2_{80} e σ^2_{90} ; Bartlett riporta il livello di significatività (in %) del test di Bartlett per $H_0: \sigma^2_{70} = \sigma^2_{80} = \sigma^2_{90}$.

³ Valori anche sensibilmente inferiori sono stati ottenuti utilizzando la scomposizione di Beveridge e Nelson con un modello ARIMA(1,1,1) per tutti i paesi. I risultati tuttavia non differiscono significativamente da quelli ottenuti con le differenze prime.

Qualunque sia il filtro utilizzato, i segni di instabilità della varianza sono evidenti. Concentrando l'attenzione sulla parte HP, il *test* di Bartlett consente di non accettare l'ipotesi nulla di varianza stabile in quattro paesi su sei ad un livello di significatività del 5% o inferiore. Questo risultato, tuttavia, non appare molto robusto al filtro utilizzato: solo il Giappone conferma il rifiuto dell'ipotesi nulla in tutti e tre i casi.

Scendendo all'osservazione diretta dei sottoperiodi, tuttavia, l'evidenza appare più nitida. La stabilizzazione del ciclo nel decennio Ottanta emerge chiaramente. Questo fenomeno è riscontrabile in tutti i paesi, qualunque sia il filtro usato, con due sole eccezioni (Stati Uniti e Regno Unito, entrambe nel caso di *trend* deterministico). Per Giappone e Italia la stabilizzazione è statisticamente significativa e robusta al filtro utilizzato.

Nei primi anni del decennio Novanta, d'altra parte, vi sono gli indizi di un'inversione di tendenza per Giappone, Germania e Francia. L'evidenza è certamente più robusta nei primi due paesi è statisticamente significativa in almeno un altro caso, mentre in Francia ciò è vero solo per la serie filtrata con HP). Si evidenzia, invece, una sostanziale stabilità (o, in alcuni casi, una continuazione della tendenza) per Stati Uniti, Italia e Regno Unito.

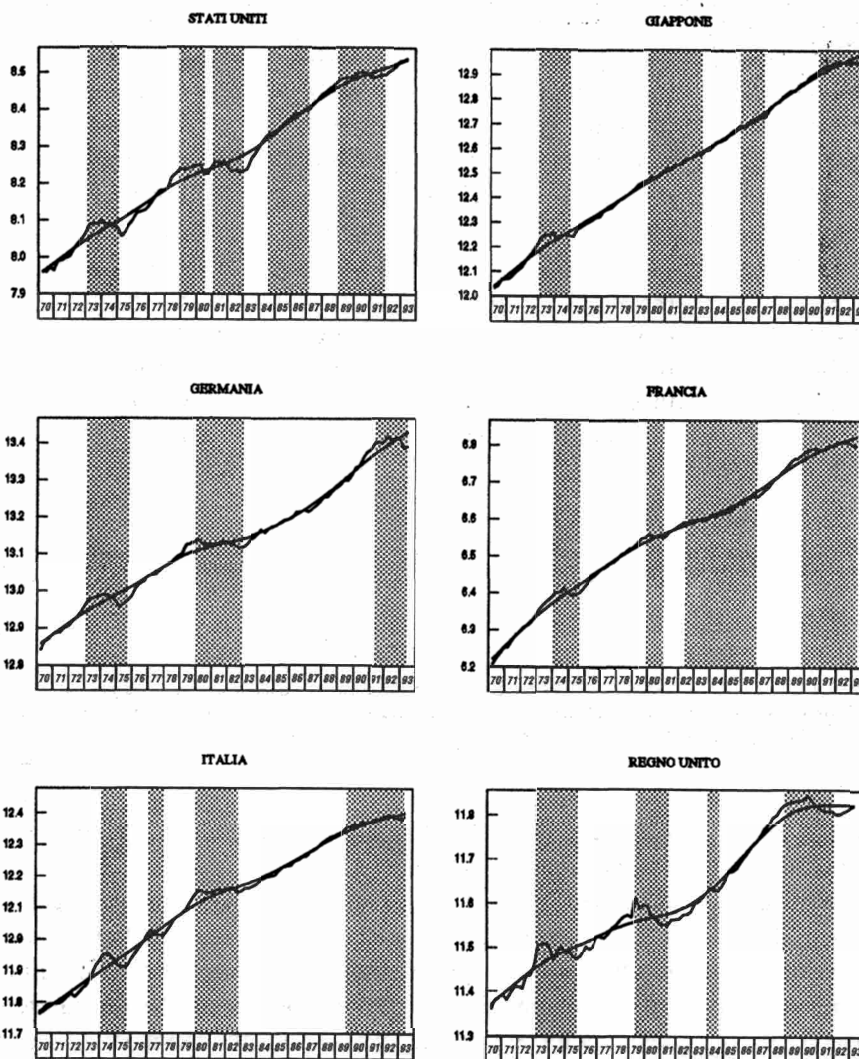
Alcuni autori (Diebold-Rudebusch, 1992; Watson, 1994), nel verificare l'ipotesi di stabilizzazione, hanno utilizzato una misura basata sulla durata delle fasi cicliche. Nel "ciclo classico", definito sulla base delle variazioni assolute del PIL, la stabilizzazione si traduce in un allungamento delle fasi espansive ed in una riduzione delle fasi recessive. Nel "ciclo di crescita", in cui le fasi sono definite dai movimenti del PIL attorno al suo *trend*, la stabilizzazione si traduce invece in un allungamento di entrambe le fasi del ciclo. A differenza degli autori sopra citati, che utilizzano una definizione classica, seguiamo qui la seconda ipotesi di lavoro, costruendo una cronologia per ogni paese sulla base della componente ciclica del PIL ottenuta con il filtro HP, secondo la metodologia illustrata nella sezione precedente. I risultati sono rappresentati graficamente nella figura 2, che non rivela tuttavia un quadro comune a tutti i paesi. Accanto ad un evidente allungamento delle fasi cicliche in Germania e Italia, le tendenze negli altri paesi appaiono più confuse.

Nella tavola 2 sono elencati i vari episodi ciclici individuati, raggruppati per periodo e per tipo di fase (ripresa o recessione). Il ridotto numero di osservazioni non ha consentito in questo caso la suddivisione in più di due periodi ed è quindi possibile verificare soltanto l'ipotesi di stabilizzazione nel decennio Ottanta. Sia le riprese che le recessioni mostrano in media un allungamento della loro durata nel secondo periodo.

La scarsità di osservazioni sconsiglia l'utilizzo dell'usuale ipotesi di normalità nella distribuzione campionaria degli stimatori. Per questa ragione si è ricorsi all'equivalente non-parametrico di un *test t* della differenza di due medie, il *test* di Wilcoxon basato sulla somma dei ranghi. Il risultato del *test* indica che l'ipotesi di durata costante può essere rifiutata nel caso delle recessioni.

La validità della procedura seguita dipende dall'ipotesi di indipendenza delle osservazioni sulla durata delle fasi cicliche. Questa ipotesi appare accettabile per le osservazioni dello stesso paese, la cui correlazione nel tempo è generalmente bassa, ma non per gli episodi contemporanei comuni a paesi diversi, la cui correlazione dipende dall'intensità della trasmissione internazionale del ciclo. L'ipotesi di indipendenza può essere verificata semplicemente osservando l'eventuale presenza di autocorrelazione nella durata degli episodi ciclici nel campione delle riprese ed in

Figura 2 - Il PIL e il suo trend nei principali paesi industrializzati ("cicli di crescita")



quello delle recessioni. In fondo alla tavola 2 sono riportati i livelli di significatività dei coefficienti di autoregressione di primo ordine, che consentono di accettare l'ipotesi di indipendenza.

4. Mutamenti nella composizione del PIL

È possibile che i fenomeni di stabilizzazione e di destabilizzazione individuati vadano ricondotti esclusivamente a mutamenti nel peso dei settori produttivi o nella composizione della domanda⁴. Affinché questa ipotesi sia sufficiente a dare conto dei mutamenti nella volatilità a livello aggregato, è necessario non soltanto che il

⁴ E' questa la spiegazione su cui insistono Zarnovitz e Moore (1986) per gli Stati Uniti nel secondo dopoguerra.

Tavola 2 - Durata delle fasi cicliche

RIPRESE				RECESSIONI			
70.1-79.4		80.1-93.2		70.1-79.4		80.1-93.2	
USA 71.1-73.1	9	USA 80.3-81.1	3	USA 73.2-75.1	8	USA 81.2-82.4	7
USA 75.2-78.4	15	USA 83.1-84.2	6	USA 79.1-80.2	6	USA 84.3-87.1	11
JAP 71.2-73.1	8	USA 87.2-89.1	8	JAP 73.2-75.1	8	USA 89.2-91.4	11
JAP 75.2-80.1	20	JAP 83.3-85.4	10	GER 73.2-75.1	8	JAP 80.2-83.2	13
GER 71.3-73.1	7	JAP 87.3-91.1	15	FRA 74.2-75.3	6	JAP 86.1-87.2	6
GER 75.2-80.1	20	GER 83.1-91.2	34	ITA 74.2-75.3	6	GER 80.2-82.4	11
FRA 70.2-74.1	16	FRA 81.2-82.2	5	ITA 77.2-77.4	3	FRA 80.2-81.1	4
FRA 75.4-80.1	18	FRA 87.2-90.1	12	UK 73.2-75.3	10	FRA 82.3-87.1	19
ITA 72.3-74.1	7	ITA 82.4-89.3	28			ITA 80.2-82.3	10
ITA 75.4-77.1	6	UK 81.3-84.1	11			UK 79.3-81.2	8
ITA 78.1-80.1	9	UK 84.4-88.4	17			UK 84.2-84.3	2
UK 72.2-73.1	4					UK 89.1-92.1	13
UK 75.4-79.2	15						
Media	11,85		13,55		6,88		9,58
Wilcoxon	44,24				3,2		
Rho	67,19				38,76		

Note: durata in trimestri di riprese e recessioni individuate con l'algoritmo di Bry-Boschan sulle componenti cicliche del PIL filtrate con HP; Wilcoxon riporta il livello di significatività (in %) del test di Wilcoxon della somma dei ranghi per $H_0: \mu_{70} = \mu_{80}$ e $H_1: \mu_{70} < \mu_{80}$; rho riporta il livello di significatività del test di autocorrelazione di primo ordine.

peso delle componenti stabili e di quelle instabili vari in modo coerente, ma anche che la loro variabilità si mantenga immutata nel tempo.

Cominciamo col verificare la prima condizione. La tavola 3 riporta il peso delle componenti dell'offerta e della domanda nei diversi periodi. Per quanto riguarda l'offerta, l'evidenza, disponibile soltanto per tre paesi (Germania, Francia e Italia), è quella di una tendenza alla riduzione del peso delle componenti instabili (agricoltura e industria) e di un aumento della componente più stabile, costituita dai servizi. Questa tendenza, comune ai tre paesi esaminati (e, per la verità, a tutta la storia dei paesi industrializzati nel secondo dopoguerra), continua nel decennio Novanta anche nei due casi (Germania e Francia) in cui si assiste ad un aumento della volatilità del ciclo.

Il quadro relativo alla domanda, pur apparendo più complesso e meno decifrabile, presenta alcuni elementi comuni almeno relativamente a tre variabili: i consumi privati, gli investimenti fissi e gli investimenti in scorte. Nel decennio Ottanta prevale una tendenza all'aumento del peso della componente più stabile, i consumi privati (con l'eccezione costituita dal Giappone), a scapito delle componenti più instabili, quali gli investimenti fissi e quelli in scorte (con l'eccezione dell'Italia). Nei primi anni Novanta vi sono segni di una inversione in questa tendenza: il peso degli investimenti fissi riprende quasi ovunque (con l'eccezione degli Stati Uniti), mentre i consumi privati (in Giappone e Germania) e gli investimenti in scorte (negli stessi due paesi più la Francia) arretrano in alcuni paesi.

Pur presentando alcune interessanti corrispondenze con l'evidenza relativa all'instabilità della varianza, questo quadro non consente di dare credito all'ipotesi del-

Tavola 3 - Il peso delle componenti del pil

COMPONENTI IL PIL	70.1-79.4	80.1-89.4	90.1-93.2
AGRICOLTURA			
Germania	1,7	1,6	1,4
Francia	4,9	4,6	4,4
Italia	5,3	4,6	4,1
MANIFATTURIERO			
Germania	47,0	41,8	39,0
Francia	28,7	26,6	25,0
Italia	28,5	29,6	29,7
COSTRUZIONI			
Germania			
Francia	8,2	6,6	6,3
Italia	8,8	6,6	6,0
SERVIZI			
Germania	51,4	56,6	59,6
Francia	58,3	62,2	64,4
Italia	57,3	59,3	60,2
CONS. PRIVATI			
Stati Uniti	64,1	66,5	67,0
Giappone	61,2	59,6	57,5
Germania	54,0	54,7	54,3
Francia	58,3	59,9	60,4
Italia	59,9	63,1	65,0
Regno Unito	57,1	60,2	63,2
CONS. COLLETTIVI			
Stati Uniti	20,0	18,9	19,0
Giappone	9,9	9,6	8,5
Germania	19,9	20,3	18,1
Francia	18,1	19,0	18,6
Italia	16,6	16,4	16,1
Regno Unito	23,3	22,3	21,2
INV. FISSI			
Stati Uniti	15,9	15,9	14,7
Giappone	31,5	29,1	33,1
Germania	23,5	20,5	21,2
Francia	24,5	21,3	22,0
Italia	24,8	21,4	21,6
Regno Unito	18,5	17,6	18,2
INV. SCORTE			
Stati Uniti	0,6	0,4	0,1
Giappone	1,1	0,5	0,7
Germania	0,9	0,2	0,2
Francia	1,3	0,6	0,6
Italia	1,3	1,4	0,8
Regno Unito	0,8	0,1	-0,5
ESPORT. NETTE			
Stati Uniti	-0,7	-1,8	-0,8
Giappone	-3,7	1,2	0,2
Germania	1,7	4,4	6,2
Francia	-2,2	-0,7	-1,6
Italia	-2,6	-2,2	-3,5
Regno Unito	0,8	-0,1	-2,1

Tavola 4a - La volatilità delle componenti del pil (Filtro HP)

COMPONENTI IL PIL	70.1-79.4	80.1-89.4	90.1-93.2	F(70=80)	F(80=90)	Bartlett
AGRICOLTURA						
Germania	7,06	6,76	5,45	39,15	19,38	59,96
Francia	5,08	3,65	3,41	1,94	41,06	7,39
Italia	3,45	2,86	3,77	11,80	8,53	37,00
MANIFATTURIERO						
Germania	2,69	1,77	3,49	0,47	0,04	0,42
Francia	1,77	1,66	2,20	33,89	8,25	45,14
Italia	4,28	2,50	1,98	0,05	17,36	0,05
COSTRUZIONI						
Germania						
Francia	2,26	2,37	2,05	38,01	27,95	82,01
Italia	2,37	1,76	1,86	3,36	38,15	18,44
SERVIZI						
Germania	0,84	0,65	1,35	5,76	0,02	0,30
Francia	0,84	0,67	0,88	7,73	8,59	30,33
Italia	1,33	0,78	0,67	0,06	26,44	0,10
CONS. PRIVATI						
Stati Uniti	1,60	1,15	0,99	1,94	27,62	4,80
Giappone	2,00	0,81	1,23	0,00	2,10	0,00
Germania	1,42	0,99	1,52	1,28	1,72	5,73
Francia	1,04	0,77	0,76	2,99	50,79	13,91
Italia	1,37	1,36	1,26	49,06	38,78	93,44
Regno Unito	2,30	1,88	1,65	10,36	30,43	27,55
CONS. COLLETTIVI						
Stati Uniti	0,89	1,28	1,14	1,21	32,68	9,34
Giappone	0,79	1,36	0,74	0,04	0,87	0,14
Germania	0,87	1,26	1,06	1,09	25,10	8,68
Francia	0,77	0,67	0,44	19,35	4,25	8,80
Italia	0,83	0,51	0,16	0,14	0,00	0,00
Regno Unito	1,31	0,78	1,07	0,06	5,53	0,77
INV. FISSI						
Stati Uniti	7,64	4,91	4,73	0,31	46,10	1,34
Giappone	4,36	2,23	4,27	0,00	0,06	0,03
Germania	4,59	2,79	4,04	0,11	3,33	1,20
Francia	3,01	3,05	3,67	46,13	17,88	65,56
Italia	3,55	3,17	3,79	23,73	18,44	67,48
Regno Unito	2,98	5,21	4,12	0,03	17,32	0,42
INV. SCORTE						
Stati Uniti	0,54	0,65	0,34	12,07	0,52	3,85
Giappone	0,71	0,28	0,23	0,00	20,44	0,00
Germania	0,74	0,52	0,33	1,47	3,12	0,36
Francia	0,86	0,66	0,46	5,38	7,37	3,71
Italia	1,47	0,67	0,94	0,00	4,62	0,00
Regno Unito	1,26	0,91	0,56	2,19	2,56	0,47
ESPORT. NETTE						
Stati Uniti	0,57	0,62	0,50	29,75	20,96	68,17
Giappone	1,15	0,60	0,74	0,01	15,63	0,05
Germania	0,85	0,86	0,43	47,39	0,39	2,97
Francia	0,78	0,89	0,48	21,36	0,85	6,58
Italia	1,10	0,83	1,61	3,84	0,04	0,79
Regno Unito	0,80	0,97	0,64	11,03	4,87	19,42

Note: vedi note alla tav. 1

Tavola 4b - La volatilità delle componenti del pil (Filtro DS)

COMPONENTI IL PIL	70.1-79.4	80.1-89.4	90.1-93.2	F(70=80)	F(80=90)	Bartlett
AGRICOLTURA						
Germania	11,70	6,88	5,23	0,06	13,45	0,04
Francia	4,30	3,46	2,64	8,98	13,50	11,54
Italia	2,77	2,79	4,59	48,83	0,69	3,77
MANIFATTURIERO						
Germania	1,35	1,35	2,27	49,44	0,48	2,71
Francia	1,15	1,39	1,16	12,22	23,57	48,46
Italia	2,73	1,39	1,40	0,00	46,21	0,01
COSTRUZIONI						
Germania						
Francia	1,16	1,27	0,99	28,15	15,52	56,87
Italia	1,13	1,33	0,76	15,81	1,31	8,55
SERVIZI						
Germania	0,37	0,34	0,74	30,68	0,01	0,05
Francia	0,59	0,46	0,38	5,69	24,98	13,09
Italia	0,72	0,35	0,37	0,00	39,57	0,00
CONS. PRIVATI						
Stati Uniti	0,75	0,74	0,60	46,51	21,22	66,55
Giappone	1,62	0,76	0,75	0,00	49,69	0,00
Germania	0,78	0,68	1,06	18,78	1,38	12,66
Francia	0,91	0,60	0,48	0,58	17,99	0,82
Italia	0,70	0,44	0,59	0,16	6,72	1,75
Gran Bretagna	1,64	1,10	0,56	0,69	0,43	0,02
CONS. COLLETTIVI						
Stati Uniti	0,81	0,87	0,97	31,77	29,78	73,13
Giappone	0,77	1,89	0,85	0,00	0,13	0,00
Germania	0,61	0,75	1,10	8,95	3,03	2,31
Francia	0,47	0,37	0,39	6,45	35,74	32,65
Italia	0,57	0,31	0,16	0,01	0,34	0,00
Gran Bretagna	1,25	0,97	0,87	5,59	33,48	16,99
INV. FISSI						
Stati Uniti	2,90	2,70	2,46	32,12	37,13	77,08
Giappone	2,54	1,48	1,44	0,05	47,58	0,21
Germania	2,16	1,72	2,51	7,84	3,02	18,31
Francia	1,71	1,53	1,02	23,98	5,19	13,12
Italia	1,96	1,59	1,69	9,36	36,33	43,35
Gran Bretagna	2,62	3,57	1,86	2,78	0,56	1,99
INV. SCORTE						
Stati Uniti	0,62	0,63	0,35	46,28	1,27	8,11
Giappone	0,84	0,32	0,33	0,00	43,88	0,00
Germania	0,58	0,45	0,36	6,18	18,19	10,47
Francia	0,79	0,76	0,56	43,39	10,55	38,86
Italia	1,16	0,73	0,98	0,23	6,93	2,41
Gran Bretagna	1,09	0,95	0,57	19,89	1,97	4,58
ESPORT. NETTE						
Stati Uniti	0,29	0,30	0,28	38,58	35,81	90,77
Giappone	0,59	0,51	0,28	19,10	0,82	1,99
Germania	0,53	0,50	0,53	36,96	37,94	94,40
Francia	0,65	0,74	0,51	21,63	6,41	30,10
Italia	0,88	0,80	1,11	27,05	5,54	34,87
Gran Bretagna	0,91	0,72	0,50	6,65	7,34	4,71

Note: vedi note alla tav. 1

Tavola 4c - La volatilità delle componenti del pil (Filtro TS)

COMPONENTI IL PIL	70.1-79.4	80.1-89.4	90.1-93.2	F(70=80)	F(80=90)	Bartlett
AGRICOLTURA						
Germania	7,78	6,93	5,55	23,34	18,59	37,50
Francia	7,92	4,33	3,49	0,01	19,14	0,01
Italia	4,38	2,91	3,83	0,57	8,85	5,08
MANIFATTURIERO						
Germania	3,16	2,63	3,48	12,73	8,39	37,88
Francia	5,46	3,46	3,12	0,01	19,14	0,71
Italia	6,09	4,22	4,14	1,13	49,11	5,30
COSTRUZIONI						
Germania						
Francia	3,25	4,59	1,60	1,62	0,01	0,04
Italia	3,31	3,00	1,26	26,64	0,06	0,27
SERVIZI						
Germania	1,53	1,89	1,15	9,04	2,44	10,98
Francia	2,69	1,32	1,70	0,00	10,24	0,01
Italia	2,90	1,66	1,73	0,03	40,24	0,18
CONS. PRIVATI						
Stati Uniti	2,02	2,20	1,68	29,41	13,78	53,44
Giappone	3,83	1,24	2,20	0,00	0,22	0,00
Germania	3,11	2,65	1,32	15,58	0,35	0,73
Francia	2,81	1,31	1,39	0,00	37,01	0,00
Italia	2,44	2,63	2,29	31,89	29,07	80,79
Gran Bretagna	3,45	5,18	3,38	0,58	4,31	2,73
CONS. COLLETTIVI						
Stati Uniti	4,81	4,02	1,93	13,04	0,24	0,41
Giappone	4,58	3,03	1,55	0,51	0,46	0,02
Germania	4,28	2,33	1,35	0,01	1,57	0,00
Francia	1,99	1,60	0,59	8,81	0,01	0,02
Italia	1,67	0,74	1,50	0,00	0,02	0,00
Gran Bretagna	3,77	1,63	1,13	0,00	6,80	0,00
INV. FISSI						
Stati Uniti	9,39	6,30	4,90	0,66	15,52	0,79
Giappone	5,74	6,56	4,16	19,87	3,39	18,70
Germania	7,28	4,79	3,38	0,46	7,94	0,25
Francia	4,88	6,82	4,44	1,83	4,23	6,14
Italia	4,49	5,06	4,69	22,68	39,71	76,78
Gran Bretagna	4,25	12,60	7,09	0,00	1,18	0,00
INV. SCORTE						
Stati Uniti	0,56	0,70	0,33	8,24	0,21	1,64
Giappone	0,83	0,40	0,23	0,00	1,44	0,00
Germania	0,80	0,63	0,48	7,67	12,76	9,22
Francia	0,88	0,80	0,63	28,84	16,90	41,36
Italia	1,49	0,72	1,14	0,00	1,25	0,01
Gran Bretagna	1,26	1,12	0,53	21,84	0,23	0,74
ESPORT. NETTE						
Stati Uniti	0,85	1,49	0,41	0,03	0,00	0,00
Giappone	1,23	1,65	0,64	3,19	0,02	0,16
Germania	1,12	1,15	0,50	43,72	0,07	0,75
Francia	1,01	1,46	0,63	1,00	0,07	0,21
Italia	2,01	1,05	1,79	0,00	0,41	0,06
Gran Bretagna	1,64	1,71	0,77	39,65	0,11	1,13

Note: vedi note alla tav. 1

l'effetto "composizione". L'impressione è avvalorata dall'esame della volatilità delle singole componenti del PIL, presentata nelle tavole 4a, 4b e 4c. Un rapido sguardo a queste tavole (che contengono gli stessi *test* di stabilità riportati nella tavola 1) permette di notare significativi mutamenti nella volatilità di diverse componenti.

Per quanto riguarda i settori produttivi, si può notare negli anni Ottanta una generale tendenza alla riduzione della variabilità, che in Italia prosegue nel decennio successivo (nel manifatturiero e nei servizi), mentre si inverte in Germania e, in misura minore, in Francia (negli stessi settori). Nel determinare la stabilizzazione degli anni Ottanta, quindi, la riduzione della variabilità settoriale si somma all'effetto "composizione"⁵, mentre quest'ultimo non sembra avere alcun ruolo nello spiegare l'inversione di tendenza in Germania e Francia.

Una simile sovrapposizione di effetti, anche se non altrettanto chiara, si può riscontrare per alcune componenti della domanda. La stabilizzazione degli anni Ottanta coinvolge componenti stabili e componenti instabili: consumi privati (in tutti i paesi) e investimenti in scorte (con l'eccezione degli Stati Uniti), consumi collettivi (Italia, Regno Unito e, in misura minore, Francia) e investimenti fissi (Germania, Stati Uniti e Giappone). Allo stesso modo la destabilizzazione degli anni Novanta in Giappone e Germania appare più evidente sia nei consumi privati che negli investimenti fissi.

Un caso particolare, in quest'ultimo periodo, sembra essere costituito dall'Italia, che presenta una debole evidenza di stabilizzazione nelle componenti interne della domanda (ad eccezione delle scorte), ma soprattutto un chiaro aumento di instabilità delle esportazioni nette. L'effetto finale, che porta l'Italia ad essere uno dei paesi con il ciclo più stabile negli ultimi anni (il più stabile nel caso HP), è quindi dovuto verosimilmente alla netta riduzione della covarianza tra componenti interne ed esterne della domanda.

5. Mutamenti negli *shock*

L'instabilità rilevata nelle diverse componenti del PIL sposta l'attenzione verso le differenze nell'entità dei disturbi al processo generatore del ciclo. Tali differenze possono dipendere dall'ampiezza dello *shock* iniziale o dalla velocità con cui lo *shock* esaurisce i suoi effetti. La possibilità di discernere tra questi due aspetti richiede la formulazione esplicita di un modello del processo che genera il ciclo, mentre la metodologia qui seguita consente soltanto una risposta indiretta. E' possibile cioè verificare se i mutamenti nella volatilità delle componenti cicliche siano stati accompagnati da analoghi movimenti nella loro persistenza. Se ciò non fosse, le differenze nella volatilità potrebbero essere attribuite esclusivamente alla diversa ampiezza iniziale dei disturbi.

Nella tavola 5 sono riportati i coefficienti di autocorrelazione della componente ciclica del PIL fino al quarto ordine. Come per la misura della variabilità, l'effetto dei diversi filtri sulla persistenza appare conforme alle attese. L'autocorrelazione di primo ordine appare particolarmente ridotta nel caso DS, come effetto della drastica eliminazione delle basse frequenze, la cui forte presenza causa invece un'elevata

⁵ Ad analoghe conclusioni perviene Schlitzer (1994) riguardo alla stabilizzazione del secondo dopoguerra in Italia.

Tavola 5 - Autocorrelazione della componente ciclica del pil

PAESI	70.1-79.4				80.1-89.4				90.1-93.2			
	-1	-2	-3	-4	-1	-2	-3	-4	-1	-2	-3	-4
HP												
Stati Uniti	0.86	0.69	0.48	0.28	0.82	0.62	0.43	0.21	0.75	0.35	-0.06	-0.33
Giappone	0.83	0.63	0.43	0.16	0.58	0.41	0.27	0.20	0.74	0.51	0.25	0.00
Germania	0.84	0.63	0.36	0.11	0.64	0.45	0.27	0.10	0.66	0.30	0.13	-0.08
Francia	0.82	0.58	0.33	0.11	0.74	0.56	0.34	0.15	0.68	0.34	0.10	-0.02
Italia	0.80	0.45	0.05	-0.29	0.78	0.58	0.49	0.41	0.70	0.39	0.05	-0.07
Regno Unito	0.71	0.52	0.32	0.14	0.84	0.70	0.55	0.45	0.77	0.42	0.13	-0.09
DS												
Stati Uniti	0,13*	0,19*	-0,05*	0,00*	0.36	0.09	0,04*	-0,01*	0.50	0,17*	0,01*	-0,21*
Giappone	0,12*	0,06*	0,27*	0,00*	-0,20*	0,05*	-0,14*	0,19*	0,38*	0,24*	0,30*	0,20*
Germania	0.36	0.25	0.18	-0.18	0,04*	0,21*	0,21*	-0,04*	0,12*	0,23*	0,40*	-0,26*
Francia	0.32	0.21	0,03*	-0,12*	0,11*	0,20*	0,23*	0,03*	0,31*	0,10*	-0,18*	-0,35*
Italia	0.56	0.22	-0.14	-0.35	0,13*	0,00*	0,09*	0,37*	-0,06*	0,08*	-0,29*	-0,11*
Regno Unito	-0,14*	-0,08*	0,10*	-0,15*	0.49	0.34	0.23	0.20	0,44*	0,05*	-0,05*	-0,13*
TS												
Stati Uniti	0.88	0.72	0.52	0.32	0.90	0.79	0.67	0.52	0.75	0.43	0.14	-0.07
Giappone	0.85	0.67	0.50	0.26	0.75	0.63	0.52	0.41	0.77	0.55	0.29	0.06
Germania	0.83	0.65	0.42	0.22	0.80	0.68	0.54	0.41	0.63	0.19	0,02*	-0,22*
Francia	0.87	0.73	0.61	0.50	0.87	0.76	0.65	0.55	0.73	0.44	0.22	0.07
Italia	0.85	0.64	0.42	0.22	0.86	0.73	0.64	0.55	0.77	0.52	0.26	0.09
Regno Unito	0.72	0.54	0.38	0.19	0.95	0.89	0.81	0.73	0.81	0.56	0.34	0.14

Note: coefficienti di autocorrelazione fino al quarto ordine per le componenti cicliche del PIL filtrate con HP, DS e TS; l'asterisco indica i valori non significativi al livello del 5%.

autocorrelazione della componente filtrata con TS. Gli effetti del filtro HP, come al solito, sono compresi tra questi due limiti.

Nella generalità dei casi, la stabilizzazione degli anni Ottanta si accompagna ad una riduzione della persistenza, anche se il declino della funzione di autocorrelazione appare generalmente più lento, a testimonianza di una maggiore presenza di basse frequenze. Il paese su cui l'evidenza appare più incerta sono gli Stati Uniti, lo stesso per cui era risultata meno robusta l'evidenza di stabilizzazione (tav. 1). Il Regno Unito, invece, si differenzia dagli altri per un chiaro aumento della persistenza nel decennio Ottanta. Qualche segnale di aumento (più chiaro per il Giappone, meno per la Germania e la Francia) si evidenzia nei primi anni Novanta nei paesi che vedono aumentare la volatilità del ciclo. Anche negli altri paesi, che pur conoscono un'evoluzione opposta, la maggiore irregolarità delle oscillazioni cicliche si manifesta nel più rapido declino della funzione di autocorrelazione.

Con l'eccezione del Regno Unito nella stabilizzazione degli anni Ottanta, quindi, i mutamenti nella volatilità del ciclo sono stati accompagnati da variazioni dello stesso segno nella persistenza degli *shock*. Questa evidenza non costituisce di per sé una prova dell'efficacia delle politiche di stabilizzazione, in particolare nel decennio Ottanta. La velocità di propagazione può dipendere, prima che dalle politiche, dalla natura e dalle caratteristiche intrinseche di persistenza del disturbo. Inoltre, le politiche di stabilizzazione hanno un effetto ambiguo sulla persistenza del ciclo: la possono aumentare, riducendo gli effetti di *shock* transitori, o ridurre, prevenendo gli effetti dei disturbi prevedibili dal *policy maker*⁶.

La storia degli anni Ottanta non presenta elementi a favore dell'ipotesi che le politiche abbiano avuto un ruolo nel determinare la stabilizzazione: non vi sono, in generale, prove di una maggiore consistenza o efficacia degli interventi. Vi è semmai una possibile prova *a contrario*, fondata sul fatto che i due paesi che hanno mostrato in quegli anni un radicale mutamento nell'uso delle politiche pubbliche, Stati Uniti e Regno Unito, si caratterizzano per l'evidenza incerta di stabilizzazione e, allo stesso tempo, per variazioni incerte o chiaramente in aumento della persistenza.

In generale, questa evidenza sembra indicare che il ruolo principale nella spiegazione dei mutamenti intervenuti nella volatilità del ciclo vada ricercato nella presenza di ampi disturbi esogeni, comuni ai diversi settori dell'economia e ai diversi paesi. La prima parte di questa ipotesi sembra confermata dai dati riportati nelle tavole 4a, 4b e 4c, già commentate nella sezione precedente, che evidenziano comovimenti nella varianza delle serie di industria e servizi in tutti e tre i paesi per cui sono disponibili informazioni disaggregate. Ma è possibile rintracciare simili comovimenti anche nelle oscillazioni cicliche dei diversi paesi.

La storia degli anni Settanta è una storia di ampi *shock* esogeni, comuni a tutti i paesi esaminati, ai prezzi relativi dei fattori. La figura 1 consente di individuare delle brusche oscillazioni in corrispondenza ai forti aumenti del prezzo del petrolio nel 1973 e nel 1979. Il periodo di maggiore stabilità appare quello compreso tra la fine della recessione seguita dal secondo *shock* petrolifero e la leggera accelerazione che si può notare in corrispondenza del contro-*shock* del 1986. Per quanto riguarda gli anni Novanta, è possibile individuare un altro *shock* rilevante, costituito dall'unificazione tedesca, intervenuta alla fine del decennio Ottanta. Lo *shock* si manifesta essenzialmente attraverso l'irrigidimento della politica monetaria tedesca, che si pone in contrasto con le esigenze dei paesi già in recessione. L'instabilità generata da questa tensione sui mercati finanziari porta ad un indebolimento del dollaro e della sterlina nei confronti del marco, dello yen e del franco francese. Nel 1992 le difficoltà incontrate dal processo di unione europea minano la credibilità degli accordi di cambio e portano alla rottura, con l'uscita di lira e sterlina dallo SME.

Lo *shock* alle ragioni di scambio è stato rilevante. Nel periodo 1990.1-1993.2 la variazione media mensile del tasso di cambio effettivo è stata pari a +0,74% in Giappone, +0,14% in Francia e +0,09% in Germania. Gli altri tre paesi hanno invece subito un deprezzamento effettivo pari in media a -0,43% per l'Italia, -0,17% per il Regno Unito, -0,11% per gli Stati Uniti.

Appare evidente la possibilità che i disturbi fin qui descritti abbiano un ruolo importante, sia nel decennio Settanta che nei primi anni Novanta, nel determinare le

⁶ Si veda, al proposito, De Long-Summers (1988) e il relativo dibattito.

oscillazioni cicliche. È possibile fornire qui solo una prova indiretta di questa ipotesi, osservando le correlazioni tra le componenti cicliche del PIL nei diversi paesi. Nel caso in cui gli *shock* esogeni comuni siano prevalenti, ci possiamo attendere un aumento della correlazione tra i paesi che sperimentano *shock* dello stesso segno e una riduzione tra paesi che sperimentano *shock* di segno opposto.

Le tavole 6a, 6b e 6c presentano le matrici delle correlazioni tra le componenti cicliche del PIL ottenute con i diversi filtri, divise nei tre sottoperiodi. La correlazione internazionale del ciclo appare generalmente più elevata nel decennio Settanta rispetto a quello successivo: ciò è vero in undici casi su quindici con il filtro HP e in nove casi con i filtri DS e TS. Ciò sembra confermare la presenza in quel decennio di rilevanti *shock* esogeni comuni ai sei paesi considerati, che hanno un ruolo prevalente nello spiegare la maggiore intensità delle oscillazioni cicliche rispetto al decennio successivo.

Meno chiara è l'evidenza a favore dell'ipotesi di *shock* di segno opposto alle ragioni di scambio nei primi anni Novanta. L'aumento della correlazione tra Giappone, Germania e Francia appare confermato nel caso HP, ma si verifica solo due volte su tre nel caso DS e una soltanto nel caso TS. Analoghe considerazioni possono farsi a proposito della correlazione tra Stati Uniti, Italia e Regno Unito, che aumenta tre volte su tre nel caso TS, ma solo una e due volte, rispettivamente, nei casi HP e DS. La riduzione della correlazione tra i paesi appartenenti a gruppi diversi si verifica sette volte su nove nel caso DS, ma solo quattro e tre volte, rispettivamente, nei casi HP e TS.

L'evidenza relativa agli anni Novanta appare ancora confusa e difficile da interpretare. Le ipotesi sulla natura degli *shock* alla base delle oscillazioni cicliche in questo periodo sono probabilmente insufficienti⁷. La presenza di una minore correlazio-

Tavola 6a - Matrici di correlazione tra le componenti cicliche dei diversi Paesi (filtro HP)

1970-79	Stati Uniti	Giappone	Germania	Francia	Italia	Regno Unito
Stati Uniti	--	0,763	0,851	0,731	0,403	0,78
Giappone	--	--	0,778	0,642	0,270*	0,768
Germania	--	--	--	0,867	0,596	0,813
Francia	--	--	--	--	0,734	0,724
Italia	--	--	--	--	--	0,424
Regno Unito	--	--	--	--	--	--
1980-89	Stati Uniti	Giappone	Germania	Francia	Italia	Regno Unito
Stati Uniti	--	0,293*	0,53	-0,080*	0,436	0,443
Giappone	--	--	0,404	0,511	0,585	0,125*
Germania	--	--	--	0,075*	0,629	0,026*
Francia	--	--	--	--	0,473	0,423
Italia	--	--	--	--	--	0,369
Regno Unito	--	--	--	--	--	--
1990-93	Stati Uniti	Giappone	Germania	Francia	Italia	Regno Unito
Stati Uniti	--	-0,455*	-0,575	0,090*	-0,133*	0,786
Giappone	--	--	0,901	0,788	0,853	0,074*
Germania	--	--	--	0,71	0,772	-0,179*
Francia	--	--	--	--	0,925	0,478*
Italia	--	--	--	--	--	0,319*
Regno Unito	--	--	--	--	--	--

Note: l'asterisco indica i valori non significativi al 5%.

Tavola 6b - Matrici di correlazione tra le componenti cicliche dei diversi Paesi (filtro DS)

1970-79	Stati Uniti	Giappone	Germania	Francia	Italia	Regno Unito
Stati Uniti	--	0,487	0,387	0,298*	0,181*	0,182*
Giappone	--	--	0,39	0,309*	0,014*	0,455
Germania	--	--	--	0,658	0,416	0,511
Francia	--	--	--	--	0,562	0,332
Italia	--	--	--	--	--	0,009*
Regno Unito	--	--	--	--	--	--
1980-89	Stati Uniti	Giappone	Germania	Francia	Italia	Regno Unito
Stati Uniti	--	0,214*	0,486	0,032*	0,207*	0,35
Giappone	--	--	0,204*	0,260*	0,345	0,249*
Germania	--	--	--	0,667	0,479	0,542
Francia	--	--	--	--	0,486	0,383
Italia	--	--	--	--	--	0,313*
Regno Unito	--	--	--	--	--	--
1990-93	Stati Uniti	Giappone	Germania	Francia	Italia	Regno Unito
Stati Uniti	--	-0,518*	-0,173*	0,242*	-0,163*	0,605
Giappone	--	--	0,307*	0,242*	0,231*	-0,418*
Germania	--	--	--	0,685	0,460*	-0,531*
Francia	--	--	--	--	0,511*	-0,185*
Italia	--	--	--	--	--	-0,342*
Regno Unito	--	--	--	--	--	--

Note: vedi note alla tav. 6a.

Tavola 6c - Matrici di correlazione tra le componenti cicliche dei diversi Paesi (filtro TS)

1970-79	Stati Uniti	Giappone	Germania	Francia	Italia	Regno Unito
Stati Uniti	--	0,762	0,894	0,663	0,606	0,682
Giappone	--	--	0,799	0,62	0,377	0,856
Germania	--	--	--	0,77	0,72	0,748
Francia	--	--	--	--	0,805	0,529
Italia	--	--	--	--	--	0,396
Regno Unito	--	--	--	--	--	--
1980-89	Stati Uniti	Giappone	Germania	Francia	Italia	Regno Unito
Stati Uniti	--	0,218*	0,254*	-0,163*	0,055*	0,775
Giappone	--	--	0,785	0,8	0,759	0,115*
Germania	--	--	--	0,792	0,937	0,004*
Francia	--	--	--	--	0,821	-0,096*
Italia	--	--	--	--	--	-0,142*
Regno Unito	--	--	--	--	--	--
1990-93	Stati Uniti	Giappone	Germania	Francia	Italia	Regno Unito
Stati Uniti	--	0,328*	-0,394*	0,652	0,605	0,901
Giappone	--	--	0,627	0,898	0,923	0,665
Germania	--	--	--	0,391*	0,397*	-0,095*
Francia	--	--	--	--	0,98	0,851
Italia	--	--	--	--	--	0,848
Regno Unito	--	--	--	--	--	--

Note: vedi note alla tav. 6a.

⁷ Si è assunta qui implicitamente l'esogeneità delle variazioni del cambio reale. Questa ipotesi, che appare ragionevole per Italia e Regno Unito nel periodo considerato (l'uscita dallo SME con la conseguente brusca svalutazione, pur se generata endogenamente, ha le caratteristiche di un disturbo esogeno per la sua concentrazione nel tempo), lo è meno per Stati Uniti e Giappone, i cui cambi sono stati liberi di fluttuare per tutto il periodo.

ne tra il ciclo nei diversi paesi, pur in presenza di un profilo generalmente più regolare delle oscillazioni, sembra invece confortare l'ipotesi che la stabilizzazione nel decennio Ottanta sia dovuta principalmente alla riduzione nell'ampiezza degli *shock*. Tuttavia, se si confrontano gli *shock* comuni più importanti dei due decenni, e cioè gli *shock* petroliferi degli anni Settanta con il contro-*shock* degli anni Ottanta, l'intensità dei disturbi di segno positivo non appare molto inferiore a quella dei disturbi di segno negativo.

L'evidenza empirica potrebbe essere spiegata da *shock* di eguale ampiezza, ma di segno diverso. French-Sichel (1993) hanno dimostrato, su dati degli Stati Uniti, l'esistenza di una significativa asimmetria in varianza nelle oscillazioni cicliche, che implica un aumento della volatilità maggiore in corrispondenza di *shock* negativi. La prevalenza di disturbi di segno negativo negli anni Settanta e, per alcuni paesi (Giappone, Germania e Francia), nei primi anni Novanta, potrebbe avere un ruolo nella spiegazione dei mutamenti osservati nella volatilità del ciclo.

6. Conclusioni

La stabilizzazione del ciclo nelle sei maggiori economie è stata qui esaminata su dati trimestrali per un periodo recente (1970.1-1993.2), evitando i problemi di inattendibilità delle fonti che hanno pesato sul dibattito americano. Utilizzando la metodologia di uso corrente nella letteratura che si ispira al *Real Business Cycle* per descrivere le regolarità dei fenomeni ciclici, si sono ricercati mutamenti significativi nella volatilità del ciclo economico. Nonostante la brevità del periodo scelto, si è individuata una chiara tendenza alla stabilizzazione nel decennio Ottanta che, pur con intensità diversa da paese a paese, appare un fenomeno di carattere generale. Vi sono segnali, tuttavia, che tale tendenza si sia interrotta nei primi anni Novanta in Giappone, Germania e Francia.

L'analisi disaggregata ha messo in luce come i mutamenti nella variabilità del ciclo non possano essere ricondotti soltanto a mutamenti nella composizione del PIL: la tendenza costante, che si è rilevata, alla riduzione delle componenti più instabili può contribuire alla spiegazione dei fenomeni del decennio Ottanta, ma non di quelli degli ultimi anni. Le stesse componenti, inoltre, mostrano variazioni nel tempo della volatilità, che indicano l'esistenza di altri fattori.

L'analisi della persistenza delle componenti cicliche ha consentito di individuare una tendenza pressoché generale a mutamenti della persistenza coerenti con quelli della volatilità, ponendo l'accento sul possibile ruolo dei cambiamenti nel meccanismo di propagazione. Si è quindi esaminata la correlazione del ciclo nei diversi paesi, per comprendere in che modo abbiano pesato l'ampiezza e il segno degli *shock* comuni che hanno prevalso nel periodo considerato: *shock* negativi negli anni Settanta e positivi negli anni Ottanta ai prezzi relativi dei fattori, *shock* di segno opposto alle ragioni di scambio nel secondo. Mentre l'evidenza relativa agli ultimi anni appare ancora piuttosto confusa, emerge con chiarezza il ruolo dominante svolto dagli *shock* degli anni Settanta, non solo e non tanto per la loro ampiezza, ma anche per il segno negativo che li contraddistingue, in presenza di asimmetrie del fenomeno ciclico nella risposta agli *shock*.

L'evidenza presentata in questo lavoro non consente di trarre conclusioni preci-

se sul ruolo delle politiche di stabilizzazione per la brevità del periodo scelto e per la metodologia utilizzata, che impone un atteggiamento agnostico rispetto all'identificazione "economica" del ciclo. A tale riguardo, quindi, sono possibili solo due brevi considerazioni. La prima riguarda un indizio, rilevato nel corso dell'analisi, di un possibile ruolo delle politiche di stabilizzazione nel decennio Ottanta. I due paesi che in quel periodo hanno ridotto l'intervento pubblico a fini anti-ciclici, Stati Uniti e Regno Unito, sono quelli che presentano l'evidenza più incerta di stabilizzazione e sintomi, più o meno chiari, di aumento della persistenza, che li differenziano da tutti gli altri paesi. La seconda osservazione è che il prevalere in alcuni periodi di *shock* ampi e infrequenti, come rilevato in questo lavoro, apre lo spazio ad interventi discrezionali che non sarebbero altrettanto consigliabili ove prevalesse un meccanismo basato su *shock* piccoli e frequenti.

Riferimenti bibliografici

- BACKUS D.K. and E KEHOE P.J. (1992), *International Evidence on the Historical Properties of the Business Cycle*, American Economic Review, 82, 864-888.
- BALKE N.S. and GORDON R.J. (1989), *The Estimation of Prewar Gross National Product: Methodology and New Evidence*, Journal of Political Economy, 97, 38-92.
- BEVERIDGE S. and NELSON C.R. (1981), *A New Approach to the Decomposition of Economic Time Series into Permanent and Transient Components with Particular Attention to Measurement of the Business Cycle*, Journal of Monetary Economics, 7, 151-174.
- BLANCHARD O.J. and QUAH D. (1989), *The Dynamic Effects of Aggregate Demand and Supply Disturbances*, American Economic Review, 79, 655-673.
- BRY G. and BOSCHAN C. (1971), *Cyclical Analysis of Times Series: Selected Procedures and Computer Programs*, Columbia University Press, New York.
- DE LONG J.B. and SUMMERS L.H. (1986), *The Changing Cyclical Variability of Economic Activity in the United States*, in GORDON (1986), 679-719.
- DE LONG J.B. and SUMMERS L.H. (1988), *How Does Macroeconomic Policy Affect Output?*, Brookings Papers on Economic Activity, 2, 433-494.
- DIEBOLD F.X. and RUDEBUSCH G.D. (1992), *Have Postwar Economic Fluctuations Been Stabilized?*, American Economic Review, 82, 993-1005.
- FRENCH M.W. and SICHEL D.E. (1993), *Cyclical Patterns in the Variance of Economic Activity*, Journal of Business & Economic Statistics, 11, 113-119.
- GORDON R.J. (1986) (a cura di), *The American Business Cycle. Continuity and Change*, NBER, The University of Chicago Press, Chicago and London.
- HARVEY A.C. and JAEGER A. (1993), *Detrending, Stylized Facts and the Business Cycle*, Journal of Applied Econometrics, 8, 231-247.

- HODRICK R.J. and PRESCOTT E.C. (1980), *Post-War U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation*, Carnegie-Mellon University, Pittsburg, Discussion Paper n. 451.
- KIDLAND F.E. and PRESCOTT E.C. (1990), *Business Cycles: Real Facts and a Monetary Myth*, Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review, 14, 3-18.
- KING R.G. and REBELO S.T. (1993), *Low frequency filtering and real business cycles*, Journal of Economic Dynamics and Control, 17, 207-231.
- ROMER C.D (1986), *Is the Stabilization of the Postwar Economy a Figment of the Data*, American Economic Review, 76, 314-334.
- ROMER C.D (1988), *World War I and Postwar Depression: A Reinterpretation Based on Alternative Estimates of GNP*, Journal of Monetary Economics, 22, 91-115.
- ROMER C.D (1989), *The Prewar Business Cycle Reconsidered: New Estimates of Gross National Product, 1869-1908*, Journal of Political Economy, 97, 1-37.
- SCHLITZER G. (1993), *Business Cycles in Italy: A Retrospective Investigation*, Temi di discussione n.211, Banca d'Italia.
- SCHLITZER G. (1994), *Have Economic Fluctuations Been Dampened? New Empirical Evidence from Italy*, Mimeo.
- SHEFFRIN S.M. (1988), *Have Economic Fluctuations Been Dampened? A look at the Evidence Outside United States*, Journal of Monetary Economics, 21, 73-83.
- WATSON M.W. (1994), *Business Cycle Durations and Postwar Stabilization of the U.S. Economy*, American Economic Review, 84, 25-46.
- ZARNOVITZ V. and MOORE G.H. (1986), *Major Changes in Cyclical Behavior*, in Gordon (1986), 519-582.

TREND E CICLI COMUNI DEI TASSI
SUGLI IMPIEGHI BANCARI
APPLICATI NELLE DIVERSE REGIONI ITALIANE

Dario Focarelli - Fabio Fornari

Banca d'Italia, Servizio Studi

1945

1946

1947

1948

1949

1950

1. Introduzione*

Negli ultimi quindici anni la ricerca statistica ha compiuto importanti passi in avanti nel produrre e sperimentare metodologie finalizzate a scomporre una serie storica osservata nelle componenti, per definizione non osservabili, di trend e di ciclo. In particolare, queste tecniche sono state ampiamente utilizzate nella letteratura sul *business cycle* che, nello spiegare l'andamento del prodotto aggregato, ipotizza la presenza di *shocks* permanenti, determinati essenzialmente dal progresso tecnologico e che influenzano il trend della serie, e di *shocks* transitori, originati dalle fluttuazioni della domanda aggregata. Fino agli anni più recenti, le analisi sono state condotte a livello aggregato, pur riconoscendo la possibilità che tale scelta potesse nascondere marcate divergenze tra i diversi settori economici. Come esposto anche da Quah (1994), l'analisi della variabili condotta a livello aggregato può fornire indicazioni importanti solamente nell'ipotesi che gli *shocks* abbiano provenienza comune: è però importante considerare che valore avrebbero tali indicazioni se le variabili in questione "could fluctuate just because activity relocates from [...] Toscana to Liguria". Il recente sviluppo di procedure multivariate e la derivazione di test volti a identificare componenti comuni tra serie storiche ha favorito, sempre nell'ambito della ricerca sul ciclo economico, l'estensione di tale analisi a livello disaggregato, al fine di ricercare movimenti comuni, nel trend e nel ciclo, del prodotto di diversi settori economici o di diverse aree geografiche (Engle e Issler, 1995).

In questo lavoro si utilizzano tali recenti tecniche nell'ambito dello studio degli effetti distributivi della politica monetaria. Questi ultimi possono derivare, come posto in evidenza nel filone della letteratura comunemente noto come *credit view*, dall'ipotesi di uno specifico ruolo delle banche nella trasmissione degli impulsi della politica monetaria. In questa ipotesi, un autonomo spostamento della volontà o della possibilità delle banche a concedere credito, che si riflette sul livello del tasso richiesto oltre che sulla possibilità di razionare il richiedente, può influenzare in misura determinante il comportamento delle imprese, particolarmente quelle che non hanno la possibilità di ricorrere a fonti alternative di finanziamento: ciò amplifica gli effetti reali della politica monetaria. La questione diviene ancora più rilevante in presenza di ampi squilibri nella struttura dell'apparato produttivo, tra regioni geografiche e comparti di attività economica: in tal caso, modifiche nella *stance* della politica monetaria e particolari funzioni di risposta delle banche a tali variazioni possono determinare effetti disomogenei e, talvolta, indesiderabili sull'apparato produttivo. Scopo di questo lavoro è quello di identificare l'esistenza di caratteristiche comuni nelle componenti di lungo periodo e in quelle transitorie nei tassi sugli impieghi applicati nelle diverse regioni italiane e di descriverne le principali caratteristiche. Successivi approfondimenti dovrebbero essere volti a ricercare una spiegazione più rigorosa di queste caratteristiche: per fare ciò è probabilmente necessario ricorrere a un modello "strutturale" che possa adeguatamente identificarle.

Il lavoro è organizzato come segue. Nel secondo paragrafo è effettuata una breve *review* dei metodi di scomposizione delle serie storiche in ambito multivariato, con particolare riferimento al lavoro di Vahid e Engle (1993; d'ora in poi VE); nel successivo è descritta la scomposizione dei tassi sugli impieghi applicati in diverse regioni italiane, vengono argomentate alcune considerazioni sui risultati di tale scomposi-

* Gli autori sono i soli responsabili delle opinioni espresse che non impegnano la responsabilità dell'Istituto di appartenenza.

zione e sono effettuate alcune analisi volte a quantificare gli effetti delle variazioni del tasso di sconto. Nel paragrafo 4 sono esposte le conclusioni del lavoro.

2. La scomposizione delle serie storiche in componenti comuni

La scomposizione delle serie storiche nelle componenti di trend e ciclo ha ricevuto un notevole impulso nell'ultimo decennio, soprattutto a seguito dei notevoli progressi conseguiti in tema di analisi di serie storiche non stazionarie. Beveridge e Nelson (1981) hanno inizialmente proposto una scomposizione di una serie storica non stazionaria, y_t , in una componente di trend, τ_t , e in una stazionaria, detta ciclo, c_t , che è stata in seguito estesa all'ambito multivariato da Stock e Watson (1988). Quest'ultimo lavoro ha tratto altresì vantaggio dai lavori teorici sulla cointegrazione, sviluppati da Engle e Granger (1987) e soprattutto da Johansen (1988), che hanno dato avvio a un ragguardevole numero di studi mirati all'identificazione di componenti comuni in un insieme di serie storiche (cfr. Engle e Granger, 1991).

I lavori finora menzionati si basano sull'assunto che il vettore delle serie storiche da analizzare, y_t , sia generato da un processo *random-walk*, cioè

$$y_{i,t} = \phi y_{i,t-1} + \varepsilon_{i,t}, \text{ con } \phi = 1, i = 1, \dots, N.$$

Le differenze prime di y_t saranno pertanto serie stazionarie rappresentabili, nella forma proposta da Wold, come:

$$(1) \quad \Delta y_t = \mu - C(L)\varepsilon_t$$

dove μ è un vettore di medie, $C(L)$ un polinomio matriciale con $C(0) = I_n$ e con la condizione limite che $\sum_{j>1} |C_j| < \infty$, ε_t è un vettore di residui a media nulla e varianza finita e costante nel tempo. Come illustrato da Engle e Granger (1987), la (1) può essere scritta come:

$$(2) \quad \Delta y_t = C(1)\varepsilon_t - \Delta C^*(L)\varepsilon_t$$

con $C^*_i = \sum_{j>i} -C_j$.

Integrando la (2) si ottiene

$$(3) \quad y_t = C(1)\sum_{s=0, \infty} \varepsilon_{t-s} + C^*(L)\varepsilon_t$$

che rappresenta l'equivalente multivariato della scomposizione di Beveridge e Nelson (1981), dove il primo termine al membro di destra contiene gli n trend e il secondo termine gli n cicli.

La possibilità che le n serie presentino un numero, r , di trend inferiore a n , e che quindi posseggano $(n-r)$ trend in comune, è presa in considerazione nella teoria della cointegrazione, dalla quale discende la procedura di scomposizione di Stock e Watson. È comunque plausibile ipotizzare che le n serie posseggano anche un numero di cicli,

s, inferiore a n e che pertanto anche $C^*(L)$ abbia rango ridotto, cioè rango pari a $(n-s)$.

La procedura per individuare la presenza di rango ridotto per il polinomio matriciale $C^*(L)$ è stata sviluppata da Tiao e Tsay (1985; 1989); questa si basa sul calcolo delle correlazioni canoniche tra l'insieme delle variabili originarie, y_t , e la loro previsione ottenute sulla base dell'insieme delle informazioni (ϕ_{t-1}) disponibili fino al tempo $t-1$, cioè:

$$(4) \quad y_t^\wedge = E[y_t \mid \phi_{t-1} \equiv y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-h}]$$

Il test proposto da Tiao e Tsay si basa sull'identificazione di trasformazioni lineari dei dati in cui sia assente l'autocorrelazione che viene invece osservata a livello delle singole serie; tali trasformazioni sono dette "scalar component model" (SCM); lo SCM(0,0) è un test volto a rilevare la presenza di combinazioni dei valori contemporanei delle serie con tali caratteristiche, condizionalmente a un insieme di informazioni relative allo stesso intervallo di tempo¹. Combinazioni lineari delle serie nelle quali sia assente il ciclo possono tuttavia essere costruite anche se le serie sono dipendenti da insiemi delle informazioni sfasati²; si parlerà, ad esempio, di SCM(0,j) ad indicare l'inclusione nell'insieme delle informazioni dei ritardi fino al j-mo. Il test SCM(0,0)_j per la presenza di j combinazioni delle serie nelle quali sono assenti la componente autoregressiva e quella a somme mobili è basato sui j più piccoli autovalori della matrice Γ , calcolata come:

$$(5) \quad \Gamma = [(yy')^{-1} (yy^\wedge') (y^\wedge y^\wedge')^{-1} (y^\wedge y')]$$

ed è costruito come:

$$(6) \quad \text{SCM}(0,0)_j = -(N-h) \sum_{i=1, j} \log(1-\lambda_i)$$

Il test si distribuisce asintoticamente come un chi-quadrato con $j[k(h-1)+j]$ gradi di libertà, dove k rappresenta il numero degli autovalori (la dimensione) della matrice.

Lo stesso test è stato in seguito proposto da VE (1993) nell'ambito della ricerca di trend e cicli comuni. Quest'ultimo, tuttavia, trae origine in un differente contesto, rispetto a quello ipotizzato da Tiao e Tsay. È infatti rivolto alla ricerca di componenti comuni tra le differenze prime delle variabili considerate, che si suppongono originate da un processo integrato del primo ordine. Il test si distribuisce come un chi-quadrato con $(s^2 + snp + sr - sn)$ gradi di libertà, dove r è il rango di cointegrazione, s il numero dei vettori di *co-feature*, cioè di cicli comuni, p l'ordine del VAR in differenze e n la dimensione del sistema.

¹ La struttura di uno SCM è:

$$(a) \quad v_0 y_t' = -\sum_{j=1, p} v_j y_{t-j}' + \sum_{i=1, q} h_i e_{t-i} + v_0'$$

dove v_0 è un vettore di coefficienti che rende SCM le serie y_t , e dove v_j ($j > 0$) e h_i sono coefficienti. L' SCM(0,0) è quindi un caso particolare dell' SCM(p,q) riportato nella formula (a): non presenta infatti né autocorrelazione ($p=0$), né struttura a media mobile ($q=0$). È pertanto un processo *white noise*.

² Ad esempio, una serie potrà essere funzione di ϕ_{t-1} , l'insieme delle informazioni datate ($t-1$) e oltre, l'altra di ϕ_{t-4} , l'insieme delle informazioni datate ($t-4$) e oltre.

Ai fini di una più completa comprensione della procedura proposta, è interessante analizzare perché il test si distribuisca come un chi-quadrato e perché abbia il numero di gradi di libertà sopra riportato. La presenza di s vettori di *co-feature* indipendenti implica l'esistenza di s combinazioni delle differenze prime delle serie, y_t , che non presentano ciclo. La matrice di *co-feature*, α^* , è quindi di dimensione $s \cdot n$; ovviamente ogni combinazione lineare delle colonne è un vettore di *co-feature*. Supponiamo di ruotare α^* fino ad avere una matrice unità nelle prime s colonne, cioè:

$$\tilde{\alpha} = \begin{vmatrix} I_s & \\ \alpha^* & \end{vmatrix}_{(n-s) \cdot n}$$

Pertanto $\tilde{\alpha}' \Delta y_t$ rappresenta le s equazioni pseudo-strutturali per le prime s variabili del sistema. A queste si possono aggiungere $(n-s)$ equazioni in forma ridotta per le rimanenti variabili, cioè:

$$(7) \quad \begin{vmatrix} I_s & \alpha^* \\ 0_{(n-s)n} & I_{n-s} \end{vmatrix} \Delta y_t = \begin{vmatrix} 0_{s(np+r)} \\ \Pi_1 \dots \Pi_p, \beta \end{vmatrix} \cdot \begin{vmatrix} \Delta y_{t-1} \\ \Delta y_{t-2} \\ \vdots \\ \Delta y_{t-p} \\ \alpha' y_{t-1} \end{vmatrix} + v_t$$

Il test di VE è pertanto un test per la validità delle restrizioni implicite nella (7) contro il VAR non ristretto formulato in differenze prime e si distribuisce come un chi-quadrato. Inoltre, i parametri del modello non ristretto sono $s(np+r)$ mentre quelli del modello non ristretto (o pseudo-strutturale) sono $s(n-s)$ nelle prime s equazioni e $(n-s)(np+r)$ nelle rimanenti $(n-s)$, cosicché le restrizioni sono $(snp + sr - sn + s^2)$.

La derivazione del test è altresì possibile, e altrettanto interessante, analizzando il problema in termini di correlazioni canoniche. L'analisi canonica ruota infatti le variabili così da renderle incorrelate; l'esclusione di una di esse, pertanto, non altera i coefficienti delle altre; inoltre, il contributo di tutte le variabili alla somma dei residui al quadrato sarà la somma dei contributi individuali, che sono proporzionali a $\ln(1/(1-\lambda_i^2))$ dove λ_i è l' i -ma correlazione canonica tra le variabili e il loro passato. Il test è quindi un chi-quadrato, essendo un *likelihood ratio test*, costruito su $(RSS_i - RSS_{i-1})$, dove RSS_i indica la somma dei residui al quadrato con " i " vettori di *co-feature*.

Nell'identificazione dei trend e dei cicli comuni è molto importante selezionare con precisione l'ordine del modello VAR in livelli nell'analisi di cointegrazione. Infatti, dalla rappresentazione (7) è immediato rilevare che un VAR(1) in livelli, che sia cointegrato di ordine r , risulterà esattamente identificato e conterrà r *common cycles*. Le restrizioni non sono quindi identificabili per tale struttura; inizieranno invece a esserlo all'aumentare dell'ordine del sistema. Come ricordano Vahid e Engle, quindi, "it is imperative to select the order of the system and adhere to it throughout the analysis".

Come ricordato, la procedura di VE si differenzia da quella di Tiao e Tsay in quanto nell'insieme delle informazioni disponibili, ϕ_{t-1} , vengono compresi i vettori di cointegrazione tra le serie originarie; le correlazioni canoniche, inoltre, sono ricercate tra le differenze prime delle variabili originarie e la loro previsione desunta dalla specificazione a correzione dell'errore dello schema VAR. In pratica, la procedura di Vahid e Engle identifica in primo luogo il rango della matrice $C(1)$ nella (3), che definisce il numero di "common trends". Successivamente, si stima il VAR in differenze in termini di modello a correzione dell'errore e si calcolano i valori stimati delle differenze prime delle serie, Δy_t . Sulle correlazioni canoniche tra Δy_t e Δy_t viene poi applicato il test SCM(0,0) di Tiao e Tsay, così da individuare il rango della matrice $C^*(L)$ e quindi il numero degli eventuali "common cycles".

Va rilevato che il test SCM(0,0) è un test di cicli comuni sincronizzati, vale a dire tali che le serie avranno la stessa "impulse function" a partire dal periodo successivo alla realizzazione di uno shock. Ovviamente, il test può essere esteso per tenere conto di componenti comuni nella parte ciclica di serie che presentino "impulse function" perfettamente collineari solamente dopo un numero fissato, k ($k > 1$), di periodi. Il test in questione, SCM(0,k), è ottenuto sulle base delle correlazioni canoniche tra le differenze prime delle serie originarie e la loro previsione basata sulla rappresentazione a "correzione dell'errore" del VAR che comprende i ritardi, fino al k -mo, dei vettori di cointegrazione.

Per mostrare come sia possibile scomporre le n serie originarie in trend e cicli comuni, si supponga che il rango della matrice $[C(1)]$ sia r , cosicché esistono r vettori di cointegrazione o , alternativamente, $n-r$ trend stocastici che guidano la dinamica delle serie. La rappresentazione di Wold delle n serie, y_t , può essere scritta in forma di "error correction" come:

$$(8) \quad \Delta y_t = -C(1)y_{t-1} + C^*_1 \Delta y_{t-1} + \dots + C^*_k \Delta y_{t-k} + \varepsilon_t$$

con rango $[C(1)] = r$ e con $C(1) = \lambda \alpha'$ dove $\alpha' y_{t-1}$ è una matrice $n(n-r)$ che contiene i vettori di cointegrazione.

Le differenze prime delle variabili, Δy_t , possono mostrare un andamento ciclico, in altre parole autocorrelazione, che viene spiegato da $z_t = \{\Delta y_{t-1}, \dots, \Delta y_{t-k}, \alpha' y_{t-1}\}$.

Se α^* è un vettore di pesi tali che $\alpha^* \Delta y_t$ non mostra più autocorrelazione deve valere:

$$\alpha^* C(1) = 0 \quad \alpha^* A^*_i = 0 \quad \forall i.$$

È importante osservare che se α^* elimina il ciclo comune nelle serie Δy_t allora:

$$\alpha^* \Delta y_t = \alpha^* \varepsilon_t$$

cosicché integrando

$$\alpha^* y_t = \alpha^* \Sigma \varepsilon_t.$$

Pertanto, mentre le relazioni di cointegrazione $\alpha' y_t$ sono variabili stazionarie,

quelle definite da $\alpha^* y_t$ sono integrate e lo spazio di cointegrazione dovrà risultare ortogonale allo spazio dei "common cycles". Al fine di ottenere una scomposizione unica delle y_t nelle loro componenti si dovrà verificare la condizione $r+s = n$, cioè il numero dei vettori di cointegrazione e dei vettori di "co-feature" dovrà essere pari alla dimensione del sistema.

In tale caso, la scomposizione delle serie è ottenibile come semplice combinazione lineare dei dati. Infatti, partendo dalla relazione (2), si può osservare che i vettori di cointegrazione eliminano i trend, cosicché

$$\alpha' y_t = \alpha' C^*(L) \epsilon_t,$$

mentre i vettori di *co-feature* eliminano i cicli, cioè

$$\alpha^* y_t = \alpha^* C(1) \sum_{i=0, \infty} \epsilon_{t-i}.$$

In forma matriciale le due relazioni possono essere scritte come:

$$A y_t = \begin{array}{c} \left. \begin{array}{c} \alpha^* \\ s \times n \end{array} \right| y_t = \left. \begin{array}{c} \alpha^* C(1) \sum \epsilon_{t-i} \\ \\ \\ \alpha' \\ r \times n \end{array} \right| \left. \begin{array}{c} \\ \\ \\ \alpha' C^*(L) \epsilon_t \end{array} \right\}$$

Il fatto che $s+r = n$ consente di invertire la matrice A , che premoltiplica y_t , ottenendo:

$$A^{-1} = [\alpha^*_{ns} : \alpha'_{nr}]$$

Premoltiplicando la relazione espressa in forma matriciale per A^{-1} , si ottiene:

$$(9) \quad y_t = \alpha^* \alpha^* C(1) \sum \epsilon_{t-i} + \alpha' \alpha' C^*(L) \epsilon_t$$

cioè

$$(10) \quad y_t = \alpha^* \alpha^* y_t + \alpha' \alpha' y_t = y_t^p + y_t^c$$

dove con y_t^p e con y_t^c si sono indicate la componente di trend e di ciclo rispettivamente.

Come ultima osservazione è importante rilevare che tale scomposizione attribuisce ai vettori di cointegrazione il ruolo di generatori di cicli; allo stesso modo, i vettori di *co-feature* si configurano come generatori di trend. Ulteriori dettagli sulla procedura verranno forniti nel corso della sezione empirica.

3. L'analisi empirica

Nella Relazione Annuale della Banca d'Italia sul 1994, un' enfasi particolare è stata posta all'analisi del divario tra i tassi bancari attivi praticati nel Mezzogiorno e quelli applicati nelle rimanenti regioni del paese. In estrema sintesi, la tesi esposta è che l'evidenza empirica mostra una correlazione negativa tra l'ampiezza di tale divario e il livello dei tassi, approssimato dal valore del tasso di sconto. Tale evidenza è coerente con quella presentata da Angeloni et al. (1995) ove si riscontra che i tassi sugli impieghi applicati alla clientela di minori dimensioni sono meno variabili di quelli applicati alle imprese di maggiori dimensioni: pertanto, in presenza di un aumento del livello dei tassi il divario tende a diminuire; l'opposto accade nel caso di diminuzione dei tassi.

Il contributo che questa applicazione intende offrire al dibattito sulla relazione tra comportamento delle banche, differenti condizioni cicliche e presenza di cambiamenti strutturali, si basa sull'analisi delle caratteristiche della componente transitoria e di quella permanente dei tassi sugli impieghi applicati nelle diverse regioni, identificate mediante la procedura di stima di trend e cicli comuni descritta nel paragrafo precedente. Sono stati utilizzati i tassi sugli impieghi applicati in otto regioni: le cinque più importanti nel Nord (Piemonte, Lombardia, Liguria, Veneto e Emilia Romagna) e le tre principali del Mezzogiorno (Campania, Puglia e Sicilia). Questo paragrafo è organizzato in tre parti: la prima descrive l'applicazione statistica e la seconda ne interpreta i risultati, mentre l'ultima effettua alcuni approfondimenti.

3.1. I risultati statistici

L'analisi condotta nel presente lavoro si basa sui tassi bancari attivi regionali, osservati trimestralmente tra il 1971 e il 1994, per un totale di 96 osservazioni; i tassi analizzati e le loro differenze prime sono riportate nelle figure 1 e 2.

Figura 1 - Tassi sugli impieghi nelle diverse regioni e tasso di sconto

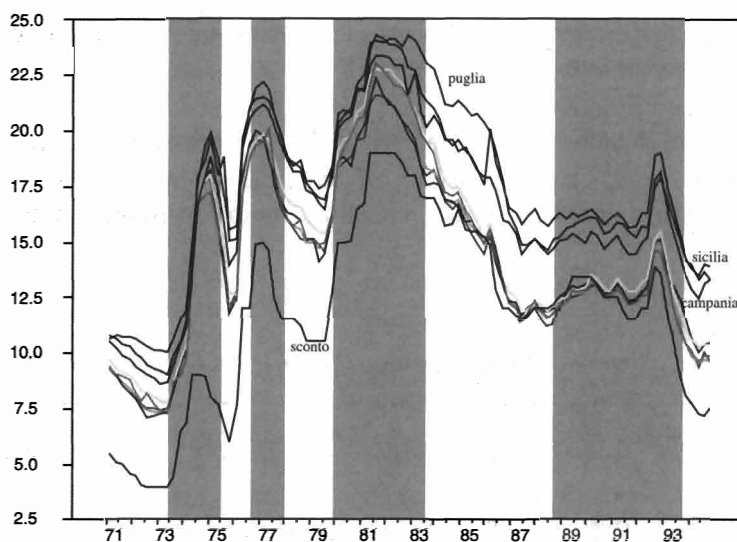
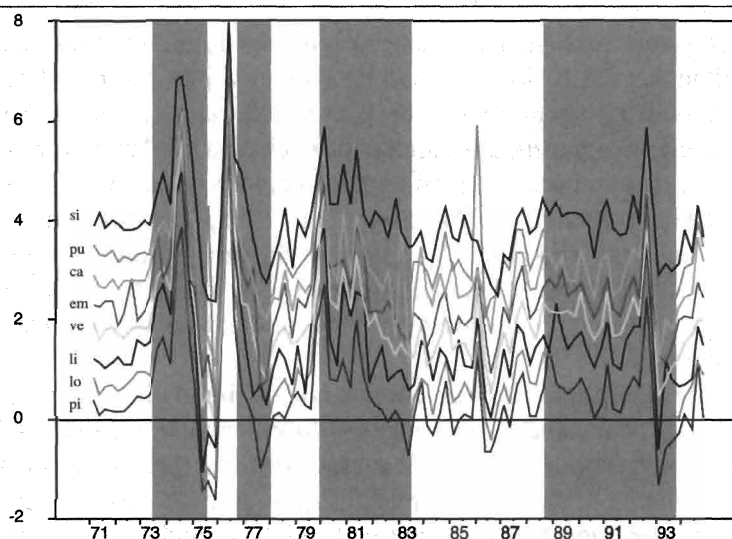


Figura 2 - Differenza prima dei tassi sugli impieghi nelle diverse regioni (*)



(*) Al fine di evidenziare eventuali divergenze nell'andamento nelle serie, a ciascuna di esse è stata sommata una costante, crescente in funzione dell'ordinamento delle serie nel grafico, dal basso verso l'alto.

Preliminarmente alla scomposizione è stata condotta un'analisi descrittiva dei dati, volta ad accertare la presenza di radici unitarie - requisito necessario per l'applicabilità della cointegrazione - e di autocorrelazione nelle differenze prime, che segnalerebbe l'esistenza di una componente ciclica.

La ricerca di radici unitarie è stata effettuata mediante i test di Dickey e Fuller (1979) e Phillips e Perron (1987), basati rispettivamente sulle seguenti regressioni:

$$(10) \quad \Delta y_t = \mu + \phi y_{t-1} + \gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \gamma_4 y_{t-4} + \eta_t$$

$$(11) \quad y_t = \mu + \rho y_{t-1} + u_t$$

Entrambi i test evidenziano la presenza di una radice unitaria nei processi generatori degli 8 tassi di interesse (tav. 1).

La presenza di autocorrelazione nelle differenze prime delle serie, Δy_t , è rilevata mediante il tradizionale test di Box e Pierce, che si è basato sulle prime 10 autocorrelazioni; esso si distribuisce come un chi-quadrato con 10 gradi di libertà. In tutti

Tavola 1 - Test di integrazione

Test	Valore critico al 5%	Piemonte	Lombardia	Liguria	Veneto	Emilia	Campania	Puglia	Sicilia
Dickey Fuller	-2.89	-1.78	-1.85	-1.88	-1.76	-1.93	-2.09	-2.38	-1.87
Phillips Perron	-2.89	-1.80	-1.76	-1.92	-1.72	-1.74	-1.89	-2.02	-1.85

i casi, ad eccezione della Puglia, le differenze prime dei tassi attivi presentano autocorrelazione significativa. È interessante rilevare che la presenza di comovimenti nelle differenze prime delle serie può essere ipotizzata analizzando la figura 3, per la forma molto simile delle rispettive funzioni di autocorrelazione.

Figura 3 - Funzioni di autocorrelazione delle differenze prime delle serie

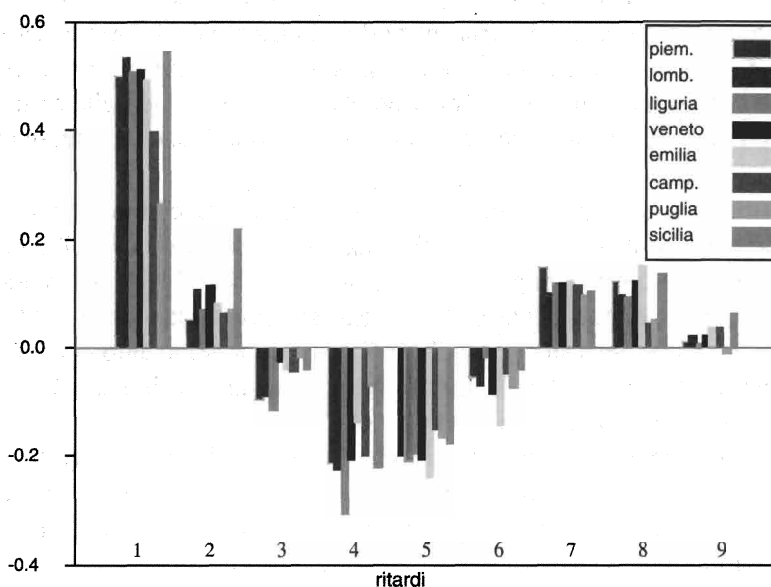
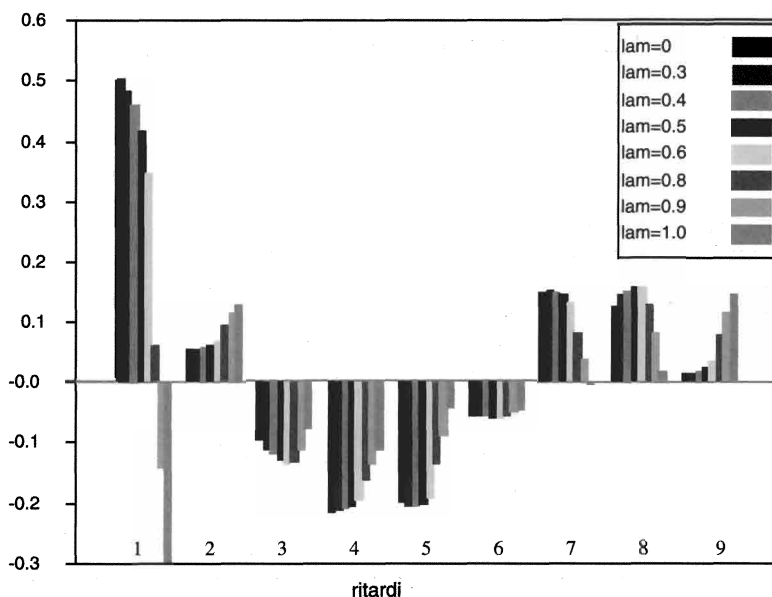


Figura 4 - Funzione di autocorrelazione della combinazione lineare delle differenze prime di due tassi



Per rendere maggiormente chiaro il concetto di *common feature*, cioè combinazioni lineari delle differenze prime delle serie nelle quali risulta assente l'autocorrelazione, può essere utile osservare le funzioni di autocorrelazione riportate nella figura 4; esse sono calcolate su una serie z_t ottenuta come combinazione lineare delle differenze prime dei tassi di due regioni (nel caso riportato si tratta di Piemonte e Sicilia), per differenti valori (compresi tra 0 e 1) del parametro λ che definisce la combinazione $z_t = x_t - y_t$. Come si nota, l'autocorrelazione della serie ottenuta come combinazione varia in modo significativo al variare del parametro da cui essa dipende; la combinazione ottenuta per $\lambda = 0.8$ sembra priva di significativa autocorrelazione al primo ritardo, che invece era presente nelle serie originarie (ad esempio, quella per la x_t , che corrisponde alla combinazione ottenuta per $\lambda = 0$, era pari a circa 0.5).

La prima fase della procedura di stima dei trend e cicli comuni è volta alla determinazione dell'ordine del VAR: le informazioni del criterio di Akaike favoriscono l'ipotesi che quest'ultimo sia pari a tre. Avendo verificato l'esistenza di radici unitarie nei processi generatori dei tassi di interesse si è proceduto con la stima dell'ordine di cointegrazione del sistema, mediante il test del massimo autovalore e della traccia proposti da Johansen (1988). Entrambi evidenziano l'esistenza di tre vettori di cointegrazione, che sono riportati nella tavola 2³.

Il VAR in differenze è stato quindi stimato in forma di "error correction" mediante il metodo *seemingly unrelated regression (SUR)*. Il ritardo massimo del modello è stato posto pari a due, cioè l'ordine del VAR in livelli meno uno; i parametri stimati sono riportati nella tavola 3.

Il test per l'identificazione di *common features*, SCM(0,0), è stato calcolato sulla base delle matrici di varianze e covarianze dei valori delle differenze prime delle 8 variabili e di quelli stimati con il VAR in differenze (chiamate, rispettivamente, A e B), nonché della matrice delle covarianze tra valori effettivi e quelli stimati (C). In pratica il test si basa sugli autovalori della seguente matrice:

$$\Gamma = A^{-1}CB^{-1}C = (yy')^{-1}(yy^{\wedge})(y^{\wedge}y^{\wedge'})^{-1}(y^{\wedge}y')$$

Tavola 2 - Vettori di cointegrazione

Regioni	Vettore 1	Vettore 2	Vettore 3
Piemonte (pi)	3.09	-2.88	-5.29
Lombardia (lo)	-3.95	-3.20	9.19
Liguria (li)	1.91	5.07	-0.48
Veneto (ve)	-6.09	-0.64	-0.07
Emilia (em)	5.44	2.62	-3.46
Campania (ca)	2.72	2.12	1.59
Puglia (pu)	-1.73	0.40	-1.32
Sicilia (si)	-1.28	0.78	-0.28

³ L'analisi di cointegrazione è stata effettuata con la routine MALCOLM (Mosconi, 1995). La successiva analisi di *common features* è stata svolta in RATS.

che, ordinati in modo crescente, sono risultati pari a:

$$\lambda = [0.017, 0.082, 0.212, 0.293, 0.332, 0.407, 0.487, 0.693].$$

Il test per SCM(0,0) nella formulazione di VE (1993) è:

$$(12) \quad \text{SCM}(0,0)_i = -(N - p - 1) \sum_{j=1,i} \ln(1 - \lambda_i)$$

dove p è l'ordine del VAR, che si distribuisce come un chi-quadrato con $(s^2 + snp + sr - sn)$ gradi di libertà, con s che indica la dimensione dello spazio di *co-feature*. Nell'applicazione corrente sono stati ottenuti i risultati riportati nella tavola 4.

Tavola 4 - Test di common features

Dimensione dello spazio di "co-feature"	Gradi di libertà	Valore del test	Livello di probabilità
1	12	1.56	0.999
2	26	9.54	0.999
3	42	31.64	0.878
4	60	63.93	0.340
5	80	101.48	0.053
6	102	150.14	0.01
7	126	212.26	0
8	152	322.11	0

Il test indica la presenza di 5 vettori di *co-feature*, al 5 per cento di significatività, e quindi 3 cicli in comune tra le 8 serie dei tassi di interesse; l'esistenza di 5 trend in comune tra i livelli delle serie indica che la scomposizione è unica (infatti $8 = 5 + 3$). Nella matrice SP sono riportati i cinque vettori di "co-ciclicità" e i tre vettori di cointegrazione, che costituiscono lo spazio che definisce la scomposizione delle serie.

	-6317	1.9105	-0.1518	-4253	-0.123	-6758	-3431	-1395
	-4761	-3101	-0.277	.1349	-6564	-4761	.2258	-0486
	-3701	.0091	.5509	.0340	-.5234	.2217	-1331	.2243
	2.0587	.8838	-1.0776	-1.5037	-.4496	.4354	-.5954	.5964
SP =	.1853	-.0983	.1154	.3941	.0817	.1408	-.2523	-.6864
	3.0912	-3.953	1.9135	-6.089	5.4416	2.7275	-1.732	-1.2757
	-2.8824	-3.1947	5.0671	-06413	2.6163	-2.1262	.3956	.7755
	-5.2944	9.1868	-.4806	-.0662	-3.4575	1.5952	-1.3211	-.2802

Denotando SP l'inversa della matrice è possibile calcolare le componenti cicliche delle 8 serie, date da:

$$\text{CYC}_{i,t} = \text{SP} [i,6] \cdot j_{1,t} + \text{SP} [i,7] \cdot j_{2,t} + \text{SP} [i,8] \cdot j_{3,t}, \quad \forall i=1, \dots, 8$$

dove, ad esempio, $\text{SP}[i,7]$ indica l'elemento sulla i -ma riga, 7-ma colonna di SP e j_1, j_2, j_3 sono i vettori di cointegrazione. I trend delle 8 serie sono invece calcolati come:

$$TR_{i,t} = SP [i,1]CC_{1,t} + \dots + SP [i,5]CC_{5,t}, \quad \forall i = 1, 8,$$

dove CC denota i *common cycles*.

Non avendo inserito le costanti all'interno dei vettori di cointegrazione i cicli, che sono combinazioni lineari di questi ultimi, non avranno media zero. Pertanto le medie dei cicli sono rimosse e sommate ai trend stocastici. Le figure 5 e 7 riportano gli andamenti dei cicli e dei trend per le 8 serie in esame.

È interessante analizzare alcune caratteristiche di trend e ciclo delle serie analizzate per quanto riguarda la loro correlazione, la deviazione standard delle rispettive innovazioni, l'importanza dei differenti tipi di shock, permanente o transitorio; la tavola 5 riporta tali indicatori.

Tavola 5 - Statistiche sintetiche per le *innovation*

	Piemonte	Lombardia	Liguria	Veneto	Emilia R.	Campania	Puglia	Sicilia
$\rho(\varepsilon_T, \varepsilon_C)$	-.804	-.805	-.792	-.827	-.809	-.794	-.775	-.809
σ serie	1.06	1.26	1.11	1.02	1.06	1.03	1.10	0.92
σ trend	2.64	2.71	2.64	2.69	2.68	2.38	2.71	2.15
σ ciclo	1.84	2.02	2.07	2.01	1.94	1.68	1.93	1.59

Le innovazioni delle serie originarie e delle loro componenti di trend sono calcolate semplicemente prendendo le loro differenze prime, cioè: $\varepsilon_{serie} = \Delta(\text{serie})$, $\varepsilon_{trend} = \Delta(\text{trend})$, mentre le innovazioni alla componente ciclica sono calcolate regredendo tale componente sui primi due ritardi propri e delle componenti cicliche degli altri tassi, cioè:

$$\varepsilon_{ciclo}^i = ciclo_t^i - \mu_0 - \mu_1 ciclo_{t-1}^i - \dots - \mu_N ciclo_{t-2}^i, \quad (N \neq i)$$

Le correlazioni tra le due componenti [$\rho(\varepsilon_T, \varepsilon_C)$] sono fortemente negative, non significativamente differenti dall'unità (all'1 per cento) in tutti i casi. Pertanto, in presenza di uno *shock* con effetto permanente sui tassi, il trend stocastico varia di conseguenza; tuttavia, per la presenza di ritardo nell'aggiustamento, la componente ciclica si muove in senso opposto. Gli *shocks* permanenti inducono quindi comportamenti ciclici nei tassi.

Con riferimento alla deviazione standard delle innovazioni delle componenti, le innovazioni al trend appaiono maggiormente variabili di quelle che riguardano la componente transitoria anche se, per effetto della correlazione negativa tra di esse, la deviazione standard delle innovazioni alla serie originaria è minore.

3.2. Un commento ai risultati ottenuti

Il primo risultato della scomposizione ottenuta è che le componenti cicliche stimate sono di un ammontare non irrilevante e sembrano essere ampiamente condivise tra le regioni, nella forma, nella durata e nella temporalizzazione (fig. 5). L'andamento temporale di queste componenti cicliche coincide abbastanza bene con la cronologia del ciclo economico: nelle zone ombreggiate, che evidenziano le fasi di decelerazione dell'economia secondo la procedura descritta nella Appendice alla Rela-

zione della Banca d'Italia sul 1994 - pag. 259 -, la componente transitoria nei tassi sugli impieghi tende ad aumentare, mentre mostra una diminuzione nelle fasi di accelerazione. A spiegare questo andamento contribuiscono due fattori: il primo è connesso con l'aumento della rischiosità della clientela, in coincidenza con periodi di recessione; il secondo al restringersi delle condizioni di liquidità per quelle imprese che vedono ridursi la capacità di autofinanziamento e devono ricorrere in misura più ampia al credito bancario. Una citazione merita il periodo compreso tra il 1989 e la crisi valutaria del 1992, quando la componente ciclica tende a differenziarsi tra le regioni e comunque a diminuire, anziché ad aumentare come sembra accadere nelle precedenti fasi di decelerazione dell'economia: la spiegazione può essere ricercata nell'ampliamento delle pressioni concorrenziali nel sistema bancario.

Figura 5 - Componente ciclica dei tassi sugli impieghi nelle diverse regioni

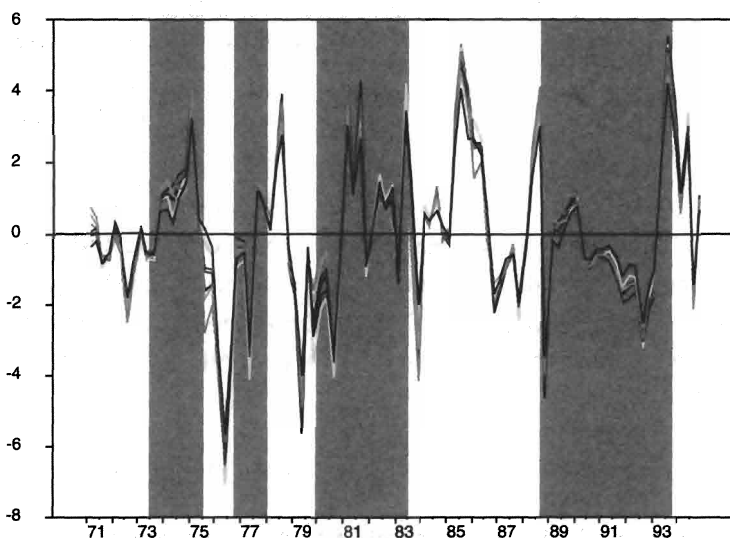
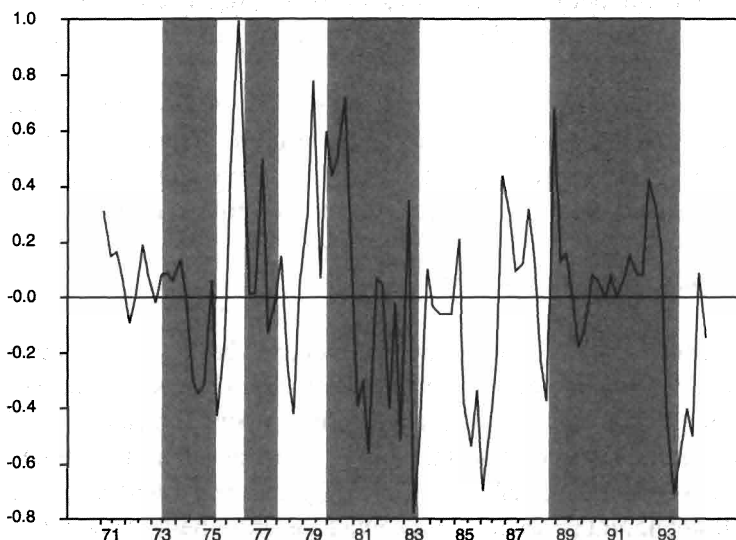


Figura 6 - Divario della componente ciclica nel mezzogiorno e nel nord



Il confronto tra l'andamento della componente transitoria nelle regioni del Sud e in quella del Nord, riportato nella figura 6, fornisce nuovi spunti di riflessione. In particolare, nei periodi in cui la capacità produttiva è al suo massimo, e la componente ciclica nei tassi è negativa, esiste un divario positivo, peraltro di ammontare contenuto, tra la componente ciclica nel Sud (misurata con la media semplice di quella stimata per le tre regioni meridionali): in altri termini, i tassi applicati nel Mezzogiorno sono ciclicamente meno bassi di quelli applicati nel Nord per un ammontare che è variato, nelle diverse fasi, da quattro a sette decimi di punto percentuale. Viceversa, nei punti di minimo delle fasi di recessione, quando è massimo il valore della componente transitoria, il divario tra la componente ciclica nel Mezzogiorno e quella nel Nord diviene negativa. Nel complesso, l'esistenza di una correlazione negativa (pari a 0,87) tra l'andamento della componente ciclica totale (ottenuta come la media di quella stimata per le otto regioni) e quello del divario tra quella il ciclo del Sud e del Nord, conferma la minore variabilità della componente ciclica dei tassi bancari applicati nel Mezzogiorno: ciò vale, in particolare, per la Campania e la Sicilia che evidenziano nel ciclo una variabilità inferiore di circa il 10 per cento a quella osservata in Lombardia, nel Veneto e nell'Emilia-Romagna (tav. 5).

Al contrario delle componenti cicliche, quelle di trend mostrano un comportamento differenziato nelle singole regioni (fig. 7). Non solo il trend stimato per i tassi delle regioni meridionali è stato ampiamente superiore a quello osservato nelle altre regioni, ma soprattutto il divario tra i tassi applicati nel Mezzogiorno e quelli vigenti al Nord mostra un profilo crescente nel corso del periodo di osservazione, in misura anche più accentuata di quanto avviene per le serie grezze (fig. 8).

Figura 7 - Componente trend dei tassi sugli impieghi nelle diverse regioni

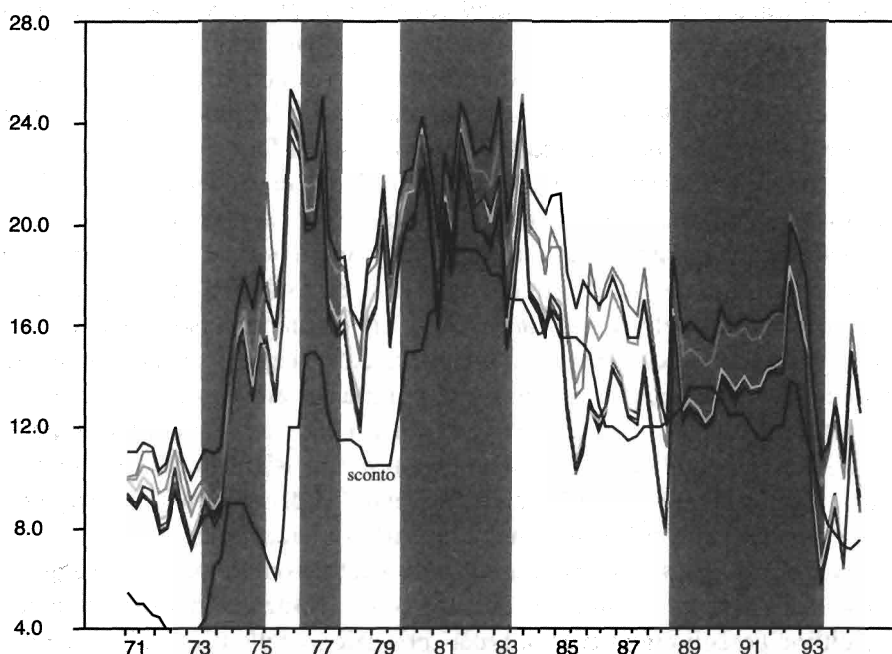
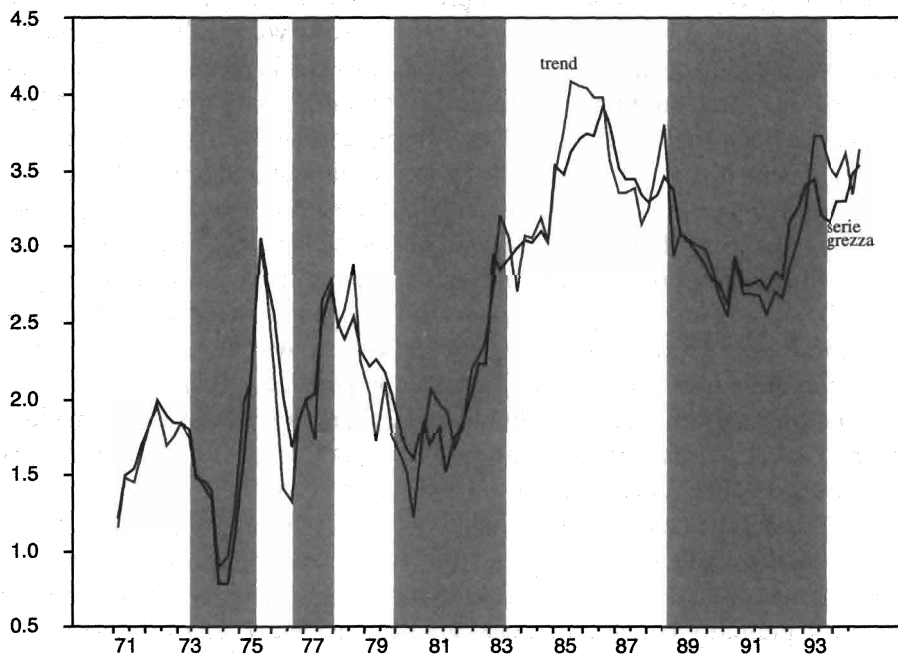


Figura 8 - Divario della componente trend nel mezzogiorno e nel nord



Non è compito di questo lavoro spiegare perché nella prima metà degli anni novanta il divario tra i tassi al Sud e quelli al Nord sia pressoché raddoppiato rispetto ai valori di un ventennio prima. Nondimeno, è possibile effettuare alcune considerazioni. La prima riguarda l'arresto del processo di convergenza tra il Nord e il Sud nel periodo considerato: come rilevato da Cosci e Mattesini (1995), il reddito pro capite è aumentato nel periodo 1970-90 del 2,49 al Sud e del 2,63 nel resto del paese. Inoltre, come osservato nella Relazione della Banca d'Italia sul 1988 in un capitolo sul sistema finanziario del Mezzogiorno, "l'economia meridionale, che era andata maturando una specializzazione produttiva nei settori ad alta intensità di energia, ha anche subito con maggiore intensità le ripercussioni di lungo periodo delle due crisi petrolifere degli anni settanta". Ne è seguito un processo di mutamento dell'apparato produttivo del Mezzogiorno che è andato vieppiù concentrandosi nell'agricoltura, nel settore del commercio, sia al minuto che all'ingrosso, nelle costruzioni e in alcuni comparti dei servizi: tutti settori con un rischio creditizio superiore a quello medio. Se a questi fattori si aggiunge il progressivo ridursi dell'ammontare dei trasferimenti pubblici, l'andamento crescente del divario tra i tassi sugli impieghi al Sud e quelli al Nord risulta più facilmente comprensibile.

Accanto agli aspetti sulla struttura dell'apparato produttivo, occorre aggiungere le considerazioni più direttamente connesse con l'evoluzione del sistema bancario: queste ultime possono rappresentare una spiegazione delle oscillazioni del divario tra i tassi applicati al Sud e quelli operanti al Nord. Nel periodo in cui erano vigenti i controlli amministrativi sul credito il divario tra i tassi del Sud e quelli del Nord era

storicamente contenuto: ciò era probabilmente dovuto alla maggiore stringenza del massimale per le banche che operavano nel Nord. Con l'abbandono dei controlli diretti e fino al 1986 il divario cresce rapidamente, per toccare un punto di massimo pari a 4 punti percentuali nel 1985. Successivamente, fino alla fine del 1992, lo sviluppo della concorrenza interna al sistema bancario e la riduzione del grado di concentrazione dell'offerta di credito avvenuto nel Mezzogiorno determinano una contrazione di circa un punto e mezzo percentuale del divario Sud-Nord. Nel periodo più recente, infine, il più grave degrado della qualità degli impieghi sperimentato nel Mezzogiorno determina un nuovo rialzo del differenziale Sud-Nord.

3.3 Ulteriori approfondimenti

Nella letteratura econometrica che ha fatto seguito alla teoria del *Real Business Cycle* è interessante scomporre le serie storiche grezze, al fine di ripartire la loro variabilità complessiva tra *shocks* di differente natura: gli *shocks* permanenti sono *productivity shocks*, quelli transitori *demand shocks*. Nell'applicazione corrente, l'interpretazione degli effetti di *shocks* permanenti e temporanei richiederebbe la specificazione di un modello teorico di riferimento; peraltro, sulla base di considerazioni espresse al paragrafo precedente, si può provare ad approssimare con il termine permanente quegli *shocks* imputabili a modifiche della struttura produttiva nelle regioni e dei rispettivi mercati bancari: tali fattori determinano risposte differenziate alle variazioni del tasso di sconto. Gli *shocks* transitori sarebbero invece legati a particolari condizioni della domanda, funzione dell'evoluzione ciclica dell'economia.

Per avere un'idea degli effetti di *shocks* temporanei o permanenti, è necessario effettuare una loro ortogonalizzazione, così da ottenere *shocks* puramente transitori e puramente permanenti, che non sono altrimenti identificabili a causa dell'esistenza di una forte correlazione negativa tra i due errori. Ciò è stato fatto in due modi, che si distinguono per l'ordinamento causale dei due *shock*: nel primo caso lo *shock* permanente anticipa quello transitorio; l'assunto opposto è postulato nel secondo caso. L'ortogonalizzazione è ottenuta come:

$$D_i^h \text{VAR} (\eta_{it}^h) D_i^{h'} = \begin{vmatrix} \Lambda_{11} & 0 \\ 0 & \Lambda_{22} \end{vmatrix}$$

dove, h è l'orizzonte temporale al quale sono calcolate le *innovation*, η_{it} è un vettore di *innovation* non ortogonalizzate e, se lo *shock* permanente è il primo nell'ordinamento causale:

$$D_i = \begin{vmatrix} 1 & 0 \\ -\sigma_{ipc}^h / \sigma_{ipp}^h & 0 \end{vmatrix} \quad \text{VAR} (\eta_{it}^h) = \begin{vmatrix} \sigma_{ipp}^h & \sigma_{ipc}^h \\ \sigma_{ipc}^h & \sigma_{ipp}^h \end{vmatrix}$$

mentre se lo *shock* transitorio è al primo posto:

$$D_i = \begin{vmatrix} 1 & 0 \\ -\sigma_{ipc}^h / \sigma_{icc}^h & 0 \end{vmatrix} \quad \text{VAR}(\eta_{it}^h) = \begin{vmatrix} \sigma_{icc}^h & \sigma_{ipc}^h \\ \sigma_{ipc}^h & \sigma_{ipp}^h \end{vmatrix}$$

dove σ_{ipc}^h denota la covarianza tra le innovazioni al trend e al ciclo nella *i*-ma serie, sulla base del contenuto informativo dei dati ritardati dal periodo *h* in poi; σ_{ipp}^h è la varianza dell'innovazione permanente; σ_{icc}^h quella dell'innovazione transitoria.

La tavola 6 riporta il peso delle innovazioni permanenti per le 8 serie, a tre differenti orizzonti temporali, 1, 4 e 8 trimestri rispettivamente⁴. Tra parentesi sono riportati i pesi delle innovazioni permanenti quando queste sono al secondo posto in termini di causalità nella procedura di ortogonalizzazione.

È evidente che il giudizio su quale dei due *shock* abbia maggiore rilevanza è funzione della procedura di ortogonalizzazione e anche dell'orizzonte temporale considerato. Solamente quando quest'ultimo è pari a un trimestre (*h*=1), cioè si considerano gli *one-step-ahead forecast error* nel calcolo delle *innovations*, gli *shocks* permanenti hanno effetto univocamente dominante: poco meno del 90 per cento del peso della varianza complessiva è infatti spiegata da essi (la percentuale scende al 60 per cento circa quando essi sono al secondo posto in termini di causalità).

Tavola 6 - Peso degli *shocks* "permanenti" sulla volatilità' delle *innovations*

Orizzonte temporale (trimestri)	Piemonte	Lombardia	Liguria	Veneto	Emilia R.	Campania	Puglia	Sicilia
1	85 (58)	84 (61)	81 (62)	85 (64)	85 (60)	85 (57)	83 (56)	84 (62)
4	87 (21)	85 (23)	83 (25)	86 (26)	86 (23)	87 (20)	85 (22)	85 (23)
8	91 (13)	90 (14)	89 (15)	89 (15)	90 (13)	92 (11)	91 (12)	90 (13)

Il giudizio diviene più difficoltoso analizzando la percentuali di varianza spiegata dalle innovazioni alle due componenti quando l'orizzonte temporale è esteso a 4 e 8 trimestri. In questo caso, gli *shock* al trend spiegano ancora la maggior parte della varianza complessiva, più del 90 per cento in media, solamente se si trovano al primo posto in termini di causalità; il ruolo dominante è invece assunto dalle innovazioni temporanee quando queste sono le prime nell'ordinamento causale imposto alla scomposizione di Choleski.

Dall'analisi svolta appare ragionevole concludere che gli *shocks* permanenti spieghino la varianza delle serie dei tassi a orizzonte temporale pari a 1 trimestre. Estendendo l'orizzonte temporale, invece, gli *shocks* hanno pari effetto sulla varianza delle serie a seconda dell'ordinamento prescelto; in tale caso non è pertanto possibile for-

⁴ Le innovazioni alla componente di trend sono calcolate cumulando le innovazioni *h-step-ahead*, per *h* = 2, ad esempio, l'innovazione al trend, ε_t^* , sarà data da: $\varepsilon_t^* = T_t - T_{t-1} + T_{t-1} - T_{t-2} = T_t - T_{t-2}$, dove T_t indica la componente trend al tempo *t*; sempre nell'ipotesi che *h* = 2, le innovazioni alla componente ciclica sono calcolate come $c_{it} - E(c_{it} | \phi_{t-2})$ dove c_{it} rappresenta la componente ciclica della *i*-ma serie al tempo *t* e ϕ_{t-2} il set informativo, cioè i valori di tutte le componenti cicliche datate (*t*-2) e oltre.

mulare conclusioni univoche.

Per avere un'idea preliminare sull'effetto esercitato dalla variazione dei tassi ufficiali sui differenziali tra le componenti di trend e di ciclo al Sud e al Nord, sono stati effettuati due tipi di regressioni. In una di esse, il differenziale tra la componente di trend dei tassi applicati nelle regioni del Sud e in quelle del Nord (DIF^T ; fig. 8) è stato posto in relazione alle variazioni positive (ΔSCO^+) e negative (ΔSCO^-) del tasso di sconto. Poiché tale divario presenta un andamento crescente nel corso degli anni, è stato incluso nella regressione anche un trend deterministico (T), oltre al valore ritardato della dipendente; la regressione ha la seguente struttura:

$$DIF^T_t = 0.440 - 0.134 \Delta SCO^+_t + 0.278 \Delta SCO^-_t + 0.704 DIF^T_{t-1} + 0.005 T_t + \eta_t$$

(3.76) (-2.59) (3.30) (11.56) (2.79)

Le variazioni del tasso di sconto hanno effetto asimmetrico e significativo sul differenziale della componente di trend tra Sud e Nord. Ad esempio, in caso di variazione unitaria positiva del tasso di sconto segue una riduzione del differenziale pari, in media, a circa 13 centesimi di punto; viceversa nel caso di una riduzione unitaria del tasso di sconto, il differenziale aumenta di circa il doppio. Tali conclusioni restano sostanzialmente valide anche riferendosi alle innovazioni alle componenti di trend; l'equazione stimata in questo caso è:

$$DIF^T_t = 0.00 - 0.0935 \Delta SCO^+_t + 0.191 \Delta SCO^-_t + \eta_t$$

(0.09) (-1.64) (2.09)

Nella componente ciclica, invece, tale asimmetria è meno marcata e, data la correlazione negativa tra le due componenti, di segno opposto. Una riduzione unitaria del tasso di sconto riduce il differenziale tra le componenti cicliche in misura di 17 centesimi di punto. L'equazione stimata in questo caso è:

$$DIF^c_t = 0.016 + 0.0935 \Delta SCO^+_t - 0.1675 \Delta SCO^-_t + 0.359 DIF^c_{t-1} + \eta_t$$

(0.43) (2.24) (-2.51) (3.99)

4. Conclusioni

In questo lavoro è stata svolta un'analisi statistica sull'andamento dei tassi bancari attivi applicati in otto regioni italiane, scelte tra quelle di più ampie dimensioni nel Nord e nel Sud del paese. Utilizzando la tecnica proposta da Vahid e Engle (1993), sono stati simultaneamente scomposti i tassi sugli impieghi regionali in una componente ciclica e in una trend. I risultati del lavoro evidenziano che nei tassi sugli impieghi esiste un'importante componente ciclica, ampiamente condivisa tra le regioni, il cui andamento temporale coincide con buona approssimazione con la cronologia del ciclo economico; viceversa, l'andamento dei trend stimati è geograficamente differenziato.

L'analisi condotta permette inoltre di aggiungere alcune considerazioni sul diverso andamento dei tassi al Nord e al Sud. La componente ciclica presente nei tassi

applicati nelle regioni meridionali appare meno variabile di quella osservata nel Nord: in particolare, nei periodi di recessione quando si registra un aumento dei tassi di natura ciclica, quelli nel Mezzogiorno aumentano di meno che al Nord; l'opposto avviene nei periodi di espansione. La minore variabilità ciclica dei tassi applicati nel Mezzogiorno è tuttavia associata a un progressivo ampliamento del differenziale nelle componenti di trend tra i tassi del Sud e quelli del Nord. Le cause di questo ampliamento sono probabilmente da ricercarsi nell'affievolirsi del processo di convergenza delle due aree del paese. Accanto a tali fattori, l'analisi descrittiva proposta evidenzia come possibile spiegazione della variabilità di tale divario il ruolo svolto dall'evoluzione del sistema creditizio. L'abbandono dei vincoli normativi sul credito, probabilmente più stringenti nel Nord, hanno provocato un rapido ampliamento del divario tra i tassi applicati nelle diverse aree del paese. Tale divario ha successivamente subito una concreta riduzione in connessione con lo sviluppo della concorrenza nel sistema bancario e il conseguente ridursi del grado di concentrazione dell'offerta di credito nel Mezzogiorno. Nel periodo più recente, il repentino peggioramento della qualità del credito nel Sud, ampiamente superiore a quello registrato nel Nord, ha di nuovo determinato un ampliamento nel differenziale Sud-Nord.

È stato altresì effettuata una valutazione, che richiederà peraltro ulteriori approfondimenti, dell'impatto delle variazioni del tasso di sconto sul divario (nelle componenti di trend e in quelle di ciclo) tra i tassi applicati al Sud e quelli al Nord. I risultati suggeriscono l'esistenza di una asimmetria nella risposta dei tassi regionali alle variazioni del tasso di sconto. In particolare, variazioni negative nei tassi ufficiali ampliano il differenziale Sud-Nord nella componente di trend dei tassi più di quanto lo restringano incrementi del tasso di sconto della stessa misura.

Riferimenti bibliografici

- ANGELONI I., BUTTIGLIONE L., FERRI G. e GAIOTTI E. (1995), *The Credit Channel of Monetary Policy across Heterogeneous Banks: The Case of Italy*, Banca d'Italia, Temi di Discussione, 256.
- BANCA D'ITALIA (1989), *Assemblea Generale Ordinaria dei Partecipanti*, Roma.
- BANCA D'ITALIA (1995), *Assemblea Generale Ordinaria dei Partecipanti*, Roma.
- BEVERIDGE S. e NELSON C. R. (1981), *A New Approach to Decomposition of Economic Time Series into Permanent and Transitory Components with Particular Attention to Measurement of the "Business Cycles"*, Journal of Monetary Economics, 7, 151-74.
- CAMPBELL J. Y. e MANKIW N. G. (1987), *Permanent and Transitory Components in Macroeconomic Fluctuations*, American Economic Review, 77, 111-17.
- COSCI S. e MATTESINI F. (1995), *Covergenza e crescita in Italia: un'analisi su dati provinciali*, Rivista di Politica Economica, 85, 35-68.
- DICKEY D. A. e FULLER W. A. (1979), *Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with Unit Root*, Journal of the American Statistical Association, 74, 427-31.
- ENGLE R. F. e GRANGER C. W. J. (1987), *Cointegration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing*, Econometrica, 55, 251-76.
- ENGLE R. F. e GRANGER C. W. J. (1991), a cura di, *Long-run Economic Relationships: Readings in Cointegration*, Cambridge, Cambridge University Press.
- ENGLE R. F. e KOZICKI S. (1993), *Testing for Common Features*, Journal of Business and Economic Statistics, 11, 369-95.
- ENGLE R. F. e ISSLER J. V. (1995), *Estimating Common Sectoral Cycles*, Journal of Monetary Economics, 35, 88-113.

- JOHANSEN S. (1988), *Statistical Analysis of Cointegrating Vectors*, Journal of Economic Dynamics and Control, 12, 231-54.
- KING R. G., PLOSSER C. I., STOCK J.H. e WATSON M. (1991), *Stochastic Trends and Economic Fluctuations*, American Economic Review, 81, 819-40.
- LIPPI M. e REICHLIN L. (1994), *Common and Uncommon Trend and Cycles*, European Economic Review, 38, 624-35.
- MOSCONI R. (1994), *Cointegrazione e modelli econometrici: teoria e applicazioni*, in Banca d'Italia, Ricerche Quantitative per la Politica Economica, Roma.
- ORSI R. e PUCCI L. (1994), *La produttività dei fattori nell'industria italiana*, in Banca d'Italia, Ricerche Quantitative per la Politica Economica, Roma.
- PESARAN M. H., PIERSE G. e LEE R. K. C. (1993), *Persistence, Cointegration and Aggregation: A Disaggregated Analysis of Output Fluctuations in the US Economy*, Journal of Econometrics, 56, 57-88.
- PHILLIPS P. C. B. e PERRON P. (1988), *Testing for a Unit Root in Time Series Regression*, Biometrika, 75, 335-46.
- QUAH, D. (1994), "One Business Cycle and One Trend from (Many,) Many Disaggregates", European Economic Review, 38, 605-13.
- STOCK J. e WATSON M. (1988), "Testing for Common Trends", Journal of the American Statistical Association, 83, 1097-107.
- TIAO G. C. e TSAY R. S. (1985), *A Canonical Correlation Approach to Modeling Multivariate Time Series*, Proceedings of the Business and Economic Statistics Section, American Statistical Association, 112-20.
- TIAO G. C. e TSAY R. S. (1989), *Model Specification in Multivariate Time Series*, Journal of Royal Statistical Society, Series B, 2, 157-213.
- VAHID F. e ENGLE R. F. (1993), *Common Trends and Common Cycles*, Journal of Applied Econometrics, 8, 341-60.

**INFERENZA SUI RISULTATI
DELLA DESTAGIONALIZZAZIONE: UN'APPLICAZIONE
AI DEPOSITI E AGLI IMPIEGHI BANCARI**

Dario Focarelli - Andrea Generale

Banca d'Italia, Servizio Studi

1. Introduzione*

Le procedure di destagionalizzazione consistono essenzialmente nell'applicazione di filtri, per lo più lineari, alle serie osservate che presentano caratteristiche stagionali; tali filtri costituiscono uno stimatore delle diversi componenti - trend, stagionale e irregolare - che si suppone comporre la serie osservata. Nella costruzione dei filtri sono distinguibili due approcci: nel primo, i filtri sono indipendenti dalla serie osservata (è il caso della procedura X-11-ARIMA); nel secondo, essi sono derivati analiticamente sulla base del modello che si suppone governare la serie in esame (approccio *model based*). Il confronto teorico tra questi due approcci sta riducendo le distanze: in particolare, la possibilità di manipolare i filtri delle procedure "automatiche" sulla base delle caratteristiche della serie osservata, o di quella preventivamente corretta per fattori quali gli *outlier* o l'effetto dei giorni lavorativi, sta progressivamente avvicinando queste procedure a quelle *model based*.

Poiché le destagionalizzazioni effettuano una stima delle "vere" componenti, è estremamente utile per chi le produce conoscere il grado della loro attendibilità: in termini più tecnici, è desiderabile avere oltre al valore stimato la sua varianza. Evidentemente, un problema deriva dal fatto che, almeno nelle serie di natura economica, le "vere" componenti non sono mai osservabili; pertanto, per calcolare la varianza dell'errore commesso si deve necessariamente ricorrere ad alcune ipotesi semplificatorie. La letteratura sulle procedure *model based* ha da tempo raggiunto questo obiettivo, sulla base dell'idea della scomposizione canonica presentata da Pierce (1978) e da Box, Hillmer e Tiao (1978) e della successiva ricerca di stimatori "ottimi" delle componenti e delle relative proprietà delle stime (Burman, 1980; Pierce, 1980; Pierce e Maravall, 1986; Maravall, 1986 a, 1986 b, 1987)¹. La ricerca sulle procedure X-11 e suoi derivati è, invece, ancora incompleta. Un primo passo è stato compiuto approntando un indicatore sintetico della qualità della destagionalizzazione: con tale metodologia, chiamata *sliding spans* e proposta da Findley et al. (1990), la bontà dei risultati è misurata in ragione inversa della variabilità introdotta nella stima della componente stagionale dall'utilizzo di differenti campioni di osservazione². Più di recente, alcuni lavori (Pfeffermann, 1994; Pfeffermann e Scott, 1995; Kramer e Bell, 1995) hanno derivato la varianza associata alla stima della componente non stagionale ottenuta con l'X-11-ARIMA: tali derivazioni sono state effettuate utilizzando il filtro automatico usato nella versione *standard* della procedura; la generalizzazione ai filtri manipolati attraverso l'utilizzo delle opzioni della procedura, ancorché possibile, non è di agevole realizzazione. Occorre peraltro sottolineare che i due lavori di Pfeffermann non considerano l'errore di previsione commesso quando la procedura lavora con filtri asimmetrici sui dati iniziali e finali della serie osservata, mentre quello di Kramer e Bell, che considera questo caso, non contempla la presenza distinta della componente irregolare e dell'errore campionario. Inoltre, in entrambi i casi, non sono ancora disponibili *routine* affidabili per il calcolo della varianza dell'errore commesso dalla destagionalizzazione.

* Gli autori sono i soli responsabili delle opinioni espresse che non impegnano la responsabilità dell'Istituto di appartenenza.

¹ Il programma SEATS a cura di Maravall e Gomez (1992 e successive modifiche), basato su quello di Burman (1980), permette agevolmente la stima delle componenti canoniche e della loro relativa varianza.

² Battipaglia e Focarelli (1994) utilizzando tecniche di simulazione, e ipotizzando che il modello ARIMA che governa la serie osservata sia del tipo "Airline", hanno verificato una stretta correlazione tra il risultato di questo indicatore sintetico e l'errore nella stima della componente non stagionale.

In questo lavoro si presenta una breve rassegna delle tecniche d'inferenza sui risultati delle procedure di destagionalizzazione e un'applicazione alle serie dei depositi e degli impieghi bancari, aggregati rilevanti nell'analisi congiunturale del comportamento delle banche. Non si entra, invece, sul terreno di un confronto dei risultati prodotti da procedure diverse che deve necessariamente essere affrontato con tecniche di simulazione. Il lavoro è organizzato come segue. Nel paragrafo 2 è riportata la rassegna della letteratura; in quello successivo sono presentati i risultati sulle serie bancarie. Nel paragrafo 4 sono esposte le conclusioni del lavoro.

2. Una rassegna dei metodi d'inferenza sui risultati della destagionalizzazione

2.1. La procedura model based

Sulla base della metodologia *model based* è possibile scomporre una serie storica osservata, di cui si suppone noto il modello che la governa, nella somma di una componente di *trend*, di quella stagionale e di quella irregolare. Si assume che la serie storica Z_t sia rappresentata dalla somma delle componenti *trend*, stagionale e irregolare

$$Z_t = T_t + S_t + I_t$$

dove tali componenti presentano una struttura lineare e stocastica e ammettono una rappresentazione ARIMA. Per illustrare il procedimento di scomposizione si ipotizza, per semplicità, che la serie osservata sia governata dal modello del tipo³:

$$(1-B)(1-B^{12}) Z_t = (1-\Theta B^{12}) a_t \quad \text{con } \sigma_a^2 = 1 \text{ con } a_t \text{ i.i.d. } N(0, \sigma_a^2) \quad (2.1)$$

Tale serie può essere scomposta in tre componenti canoniche del tipo:

$$\phi_T(B) T_t = \eta_T(B) b_t \quad \text{con } b_t \text{ i.i.d. } N(0, \sigma_b^2) \quad (2.1a)$$

$$\phi_S(B) S_t = \eta_S(B) c_t \quad \text{con } c_t \text{ i.i.d. } N(0, \sigma_c^2) \quad (2.1b)$$

$$I_t = d_t \quad \text{con } d_t \text{ i.i.d. } N(0, \sigma_d^2) \quad (2.1c)$$

Come evidenziato da Maravall e Gomez (1992): "The model for the observed series is the reduced form, while the models for the components represent the associated structural form. For a particular reduced form, there are an infinite number of structures from which it can be generated. In order to select one, additional information has to be incorporated." Il problema è dunque simile a quello chiamato identificazione in econometria. L'informazione aggiuntiva viene acquisita imponendo la condizione di massimizzare la varianza della componente irregolare; tale procedura, nota come scomposizione canonica, è stata proposta originariamente da Pierce (1978) e

³ Questo modello è stato prescelto come esempio perché è quello che governa le serie dei depositi e degli impieghi bancari. In Maravall e Gomez (1992) è riportato il caso generale di un modello ARIMA (p,d,q)*(P,D,Q).

da Cleveland e Tiao (1978)⁴. Dalla condizione imposta per calcolare la scomposizione canonica deriva che ogni possibile definizione delle componenti *trend* e stagionali è ottenibile come la somma della componente canonica e di un *white noise*.

In pratica, posto $\phi_T(B) = (1-B)^2$ e $\phi_S(B) = 1+B+B^2+ \dots +B^{11}$, i 15 parametri $(\eta_{T1}, \eta_{T2}; \eta_{S1}, \dots, \eta_{S10}; \sigma_b^2, \sigma_c^2, \sigma_d^2)$ sono ottenuti dopo aver posto $\eta_{T2}=\eta_{S10}=0$ (condizione equivalente alla massimizzazione della varianza della componente irregolare) e risolto il sistema di 13 equazioni ottenuto eguagliando la varianza e le prime 12 autocovarianze dei due membri della relazione:

$$(1 - \Theta B^{12}) a_t = \phi_S(B)\eta_T(B)b_t + \phi_T(B)\eta_S(B)c_t + (1-B)(1-B^{12})d_t \quad (2.2)$$

Nota il modello che governa le componenti teoriche è possibile derivare lo stimatore che minimizza il MMSE (minimum mean square error). In particolare, per modelli non stazionari si possono calcolare i filtri da applicare alla serie osservata per calcolare la componente *trend* e quella stagionale (Cleveland e Tiao, 1976):

$$f_{Tt} = (\sigma_b^2 / \sigma_a^2) \cdot [\eta_T(B) \cdot \eta_T(F) \cdot \phi_S(B) \cdot \phi_S(F)] / [(1-B^{12})(1-F^{12})] \quad (2.3a)$$

$$f_{St} = (\sigma_c^2 / \sigma_a^2) \cdot [\eta_S(B) \cdot \eta_S(F) \cdot \phi_T(B) \cdot \phi_T(F)] / [(1-B^{12})(1-F^{12})] \quad (2.3b)$$

Gli stimatori sono filtri simmetrici e, considerato che il modello generale è invertibile, convergenti. La convergenza permette di poter troncare il filtro a un numero finito di termini. In pratica, assumendo che il filtro sia di $2 \cdot m + 1$ termini, avremo che:

$$T_t^s = f_{T,t-m} * Z_{t-m} + f_{T,t-m+1} * Z_{t-m+1} + \dots + f_{T,t} * Z_t + \dots + f_{T,t+m-1} * Z_{t+m-1} + f_{T,t+m} * Z_{t+m} \quad (2.4a)$$

$$S_t^s = f_{S,t-m} * Z_{t-m} + f_{S,t-m+1} * Z_{t-m+1} + \dots + f_{S,t} * Z_t + \dots + f_{S,t+m-1} * Z_{t+m-1} + f_{S,t+m} * Z_{t+m} \quad (2.4b)$$

Quando la stima della componente *trend* e di quella stagionale è effettuata al tempo t (T_{t0}^s e S_{t0}^s) non sono ancora disponibili gli m valori futuri (Z_{t+1}, \dots, Z_{t+m}) che vengono sostituiti nella (2.4) dai valori previsti dal modello (2.1) ($Z_{t+1}^s, \dots, Z_{t+m}^s$); questa modalità di stima è chiamata *concurrent*. Tale stima viene successivamente modificata con l'acquisizione dei nuovi dati; il valore "finale" di T_t e S_t è ottenuto con la disponibilità di Z_{t+m} applicando la relazione (2.4).

La principale caratteristica dell'approccio *model based* sta nel fatto che è possibile effettuare l'inferenza statistica sui risultati ottenuti con la procedura: in altri termini, è possibile misurare con quanta accuratezza sono stimate le singole componenti. La letteratura sull'argomento ha distinto due tipologie di errore e fornito la modalità di calcolo dei relativi *standard error*. Il primo, denominato errore finale, è misurato dalla differenza tra il valore "vero" (mai osservato) e quello "finale" ottenuto dopo un certo numero di anni⁵. Tale errore dipende dal fatto che non si dispone di

⁴ Sul punto Maravall e Gomez (1992) notano: "The additional information [to identify the model] will be the requirement that separable white noise should not be a part of either the trend or the seasonal component, and should go to the irregular. The variance of the irregular is thus maximized and the resulting decomposition has been termed "canonical" by Hillmer and Tiao (1982)."

una realizzazione completa della serie Z_t . La relativa formula è calcolata in Maravall e Gomez (1992) per tutte le componenti; per esempio per la componente *trend* si ha:

$$\delta_{T,t} = T_{T,t} - T_{T,t}^s = (\eta_T(B) \cdot \eta_{SI}(B)) / (1-B^{12}) \cdot \varepsilon_t \quad (2.5)$$

dove η_{SI} è la componente MA del modello $\phi_{SI}(B)SI_t = \eta_{SI}(B)g_t$ che regola la serie $SI_t = S_t + I_t$, mentre ε_t è un *white noise* con media 0 e varianza = $\sigma_b^2 \sigma_g^2 / \sigma_a^2$.

Il secondo errore, di revisione, misura la differenza tra il valore "finale" e quello stimato al momento dell'acquisizione del dato (stima *concurrent*)⁶ e, quindi, è definito come la differenza tra lo stimatore *concurrent* e quello finale. Ad esempio, nel caso del *trend* e della componente stagionale è possibile definire l'errore di revisione rispetto alla stima *concurrent*:

$$r_{t0}^T = T_t^T - T_{t0}^s \quad (2.6a)$$

$$r_{t0}^S = S_t^S - S_{t0}^s \quad (2.6b)$$

che ovviamente dipende dall'errore commesso nella stima ($Z_{t+1}^s, \dots, Z_{t+m}^s$) degli m valori della serie osservata ancora non disponibili (Z_{t+1}, \dots, Z_{t+m}); vale a dire è funzione dei valori futuri degli *innovation error* a_{t+1}, \dots, a_{t+m} . In particolare, come in Maravall (1986a), i due errori saranno pari a

$$r_{t0}^T = \sum_{j=0}^{\infty} \Psi_{T,j}^s a_{t+j} \quad (2.7a)$$

$$r_{t0}^S = \sum_{j=0}^{\infty} \Psi_{S,j}^s a_{t+j} \quad (2.7b)$$

con

$$\Psi_{T,j}^s = (\sigma_b^2 / \sigma_a^2) [\eta_T(B) \cdot \eta_T(F) \phi_S(F) / (1-F^{12})] / \phi_T(B)$$

$$\Psi_{S,j}^s = (\sigma_c^2 / \sigma_a^2) [\eta_S(B) \cdot \eta_S(F) \phi_T(F) / (1-F^{12})] / \phi_S(B)$$

Infine, la somma dell'errore di revisione e di quello "finale" è nota come errore totale.

2.2. La procedura X-11-ARIMA

La procedura X-11-ARIMA consiste nell'applicazione ripetuta di filtri a medie mobili alla serie osservata (Dagum, 1988). La possibilità di usare alcune opzioni della procedura (quali ad esempio le modifica della lunghezza delle medie mobili o la modifica dell'ampiezza degli intervalli di confidenza per considerare come *outlier*

⁵ Essendo la lunghezza del filtro utilizzato per stimare le componenti pari a $2 \cdot m + 1$ termini, dopo m nuove osservazioni il valore stimato per la componente al tempo t diviene definitivo.

⁶ Come dimostrato da Pierce (1980), i due errori sono indipendenti.

un valore osservato) rende difficoltoso derivare analiticamente i filtri utilizzati, ottenibili solo attraverso un'approssimazione. Un approccio per misurare la qualità dei risultati è quello basato sulla loro stabilità: in particolare, Findley et al. (1990) hanno proposto un indicatore sintetico che misura la variabilità nella stima dei coefficienti stagionali (o nei dati destagionalizzati) per il periodo t , ripetutamente calcolati per intervalli temporali che si sovrappongono a meno dell'anno iniziale e di quello finale. La destagionalizzazione è da ritenersi inaffidabile quando, per un numero consistente di periodi t , vale la relazione:

$$N_t^{\max} = \text{abs} \{ [\max_k N_t(k) - \min_k N_t(k)] / \min_k N_t(k) \} > v_{\text{soglia}} \quad (2.8)$$

dove $N_t(k)$ è il valore destagionalizzato per il periodo t sull'orizzonte temporale k e v_{soglia} è opportunamente prefissato. Battipaglia e Focarelli (1994) hanno verificato, utilizzando simulazioni, che nell'ipotesi che la serie osservata sia governata da un modello ARIMA del tipo "Airline" un indicatore del tipo:

$$\text{SLIDSP} = \text{mean}_t \{ \text{abs} \{ [\max_k N_t(k) - \min_k N_t(k)] / \min_k N_t(k) \} \} \quad (2.9)$$

ha un'elevatissima correlazione con l'errore effettivamente commesso dalla procedura X-11-ARIMA e quindi un buon potere diagnostico sui risultati della procedura di destagionalizzazione.

Al fine di calcolare la varianza delle stime effettuate, una procedura di calcolo è stata recentemente proposta da Pfeffermann (1994). In questo approccio si suppone che una serie possa essere scritta come somma delle usuali tre componenti (*trend*, stagionale e irregolare):

$$Z_t = T_t + S_t + I_t \quad (2.10)$$

dove $E(I_t) = 0$ e $E(I_t I_{t+k}) = v_k$ $k = 0, 1, \dots$; e si ipotizza la presenza di un errore di osservazione t tale che $E(\varepsilon_t) = 0$ e $E(\varepsilon_t \varepsilon_{t+k}) = \lambda_k$; inoltre vale $E(I_t \varepsilon_{t+k}) = 0$. Pertanto la serie osservata (z_t) sarà tale che

$$z_t = T_t + S_t + I_t + \varepsilon_t = T_t + S_t + e_t \quad (2.11)$$

dove $E(e_t) = 0$ e $E(e_t e_{t+k}) = V_k = \lambda_k + v_k$

Il valore stimato della componente destagionalizzata dall'X11 (N_t^s) può essere scritto come il valore filtrato dai pesi w (derivati con l'approssimazione proposta da Young, 1968 e successivamente generalizzata da Wallis, 1982) tali che:

$$N_t^s = \sum_{k=1-t}^{N-t} w_{kt} y_{t+k} = w_t^s z_t \quad t = 1, \dots, N \quad (2.12)$$

dove w dipende dal tempo t , in quanto i filtri sono asimmetrici.

Sono quindi possibili due definizioni della varianza di N_t^s : la prima riferita alla popolazione $N_t^s - (Z_t - S_t)$; la seconda riferita al valore $N_t^s - T_t$. In questo secondo caso

vale la relazione

$$\text{var}(N_t^s) = \text{var}\{e_t - (S_t^s - S_t)\} = \text{var}_c(\sum_k w_{kt} e_{t+k}) = wV_k w' \quad (2.13)$$

Nella prima ipotesi, occorre invece supporre nota la funzione di autocovarianza di ε_t . In ogni caso, considerata la struttura dei filtri, che danno poco peso ai fattori non stagionali, Pfeffermann conclude che in entrambi i casi essa è approssimabile con la relazione precedente.

Il problema nella (2.13) è come stimare V_k . Al riguardo, Pfeffermann propone di farlo sulla base della componente irregolare calcolata dall'X-11-ARIMA ($R_t = z_t - T_t^s - S_t^s$) esprimendo la varianza e le autocovarianze di R_t come combinazione lineare della funzione di varianza e covarianze di ε_t e uguagliando i primi C momenti di R_t a quelli di ε_t . In pratica, va risolto il sistema $U=AV$ dove A è una matrice di $(C-1)*(C-1)$ termini; un elemento critico è tuttavia dato dalla determinazione del valore di C . Pertanto, Pfeffermann (1994) propone un algoritmo iterativo, che è successivamente implementato in Pfeffermann e Scott (1995).

La formulazione di Pfeffermann, sebbene generale, non affronta il problema dell'errore di revisione connesso all'acquisizione di nuove informazioni. Un approccio basato sul lavoro originale di Wolter e Monsour (1981) è quello proposto da Kramer e Bell (1995). In questo approccio è considerata la presenza dell'errore campionario, tale che:

$$z_t = Z_t + \varepsilon_t \quad (2.14)$$

Inoltre, è considerato il caso che esista il vettore $\underline{z} = (z_b, z, z_f)'$ dove gli indici b e f indicano, rispettivamente, le proiezioni all'indietro e all'avanti della serie osservata sulla base di un modello ARIMA supposto noto, mentre $\underline{Z} = (Z_b, Z, Z_f)'$ è il vettore che rappresenta la serie nella popolazione. La stima della componente non stagionale \underline{z}^s è data dall'applicazione dei filtri lineari dell'X-11-ARIMA Ω (Kramer e Bell, 1995) ai dati osservati \underline{z} . L'errore è definito da $\Omega\{\underline{Z} - \underline{z}^s\}$; essendo $\underline{Z} - \underline{z}^s = \underline{z} - \underline{\varepsilon} - \underline{z}^s = \underline{v} - \underline{\varepsilon}$ dove $\underline{v} = \underline{z} - \underline{z}^s = (\underline{b}, 0, \underline{f})'$ e \underline{b} e \underline{f} sono, rispettivamente, l'errore nella proiezione all'indietro e all'avanti utilizzando il modello ARIMA della serie che governa \underline{z} .

Quindi la varianza dell'errore è data da:

$$\Omega\{\underline{v} - \underline{\varepsilon}\}\Omega' = \Omega[\text{var}\{\underline{v}\} + \text{var}\{\underline{\varepsilon}\} + 2\text{cov}\{\underline{v} - \underline{\varepsilon}\}]\Omega' \quad (2.16)$$

Kramer e Bell ipotizzano nota $\text{var}\{\underline{\varepsilon}\}$, mentre per il calcolo delle altre due componenti calcolano, come nel caso del *model based*, la varianza dell'errore di previsione nella maniera usuale della modellistica ARIMA.

In conclusione, i due lavori offrono un importante terreno di analisi; ulteriori approfondimenti sono tuttavia necessari per risolvere essenzialmente due problemi. Il primo è l'inserimento dell'errore di previsione all'interno del modello di Pfeffermann; il secondo è la realizzazione di una procedura efficiente nella determinazione del valore di momenti necessari per poter stimare la varianza dell'errore ottenuto dalla somma di quello campionario e di una componente irregolare nella serie osservata. Inoltre, aspetto di non secondaria importanza, occorre realizzare la *routine* di

calcolo dell'intera procedura che ne renda possibile l'applicazione su larga scala e permetta una sua verifica operativa.

3. L'applicazione agli impieghi e ai depositi bancari

I depositi e gli impieghi sono i due principali aggregati su cui si basa l'analisi congiunturale del comportamento delle banche: la loro rilevanza è ampliata dal fatto che essi costituiscono le componenti più importanti di due aggregati di riferimento della Banca d'Italia: rispettivamente, la moneta e i finanziamenti al settore non statale. L'analisi è motivata da due fattori. Il primo è il confronto dei risultati delle destagionalizzazioni sugli aggregati riferiti al totale delle banche rispetto a quelli delle sole ex-aziende di credito. Col recente Testo Unico bancario è stata, infatti, definitivamente superata la specializzazione temporale delle banche (precedentemente suddivise tra aziende di credito, con operatività a breve termine e istituti di credito speciale, con operatività a lungo termine); solo di recente, l'eliminazione dei ritardi informativi con i quali si rendevano disponibili i dati relativi alle banche operanti prevalentemente nel medio e lungo termine ha consentito di adottare, nell'analisi congiunturale, le definizioni di aggregati relativi al totale delle banche. Il secondo è la valutazione della varianza dell'errore nella stima della componente non stagionale, secondo le tecniche presentate nel paragrafo precedente. Infine, la possibilità di quantificare l'errore commesso nella stima del *trend* e della destagionalizzata permette di valutare quale delle due serie è preferibile usare come indicatore congiunturale. Maravall e Pierce (1986) notavano infatti che: "perhaps attention should shift to estimation of a smoother signal less affected by revisions (possibly some type of trend)". La preferibilità della serie *trend* sarebbe quindi motivata dalla maggiore *smoothness* e dalla sua maggiore stabilità. D'altro canto, l'utilizzo della destagionalizzata potrebbe ritenersi più informativo per l'analisi congiunturale, in quanto capace di cogliere gli effetti di breve periodo.

3.1. Gli impieghi

Nel caso degli impieghi, sono state considerate la serie relative alle ex aziende di credito, senza includere le ex sezioni di credito speciale incorporate (AZIMP) e al totale degli enti creditizi (ECIMP). I dati si riferiscono al periodo 1984-1994; entrambe le serie sono state preliminarmente corrette per tener conto dell'elusione del vin-

Tavola 1 - Confronto tra la scomposizione canonica di Azimp e quella di Ecimp

	AZIMP		ECIMP	
Modello	$(0,1,0)*(0,1,1)$ $(1-B)(1-B^{12})Z_t=(1-0,45*B^{12})a_t$		$(0,1,0)*(0,1,1)$ $(1-B)(1-B^{12})Z_t=(1-0,36*B^{12})a_t$	
Standdev in % del modello	1,16		0,77	
	Trend	Destagionalizzata	Trend	Destagionalizzata
Standdev in % della componente stimata	0,30	0,94	0,17	0,57
Standdev in % dell'errore finale	0,51	0,49	0,34	0,34
Standdev in % dell'errore di revisione	0,58	0,53	0,41	0,38
Standdev in % dell'errore totale	0,77	0,72	0,53	0,51

colo nei due periodi di massimale, di durata semestrale, introdotti, rispettivamente, nel gennaio 1986 e nel settembre 1987. Sulla base degli usuali strumenti di identificazione del modello ARIMA, si può affermare che entrambe le serie sono governate da un modello del tipo $(0,1,0)*(0,1,1)$. Per le due scomposizioni canoniche e relativamente alle componenti *trend* e destagionalizzata sono stati quindi calcolati gli *standard error* associati agli errori di revisione, finale e totale.

Dal confronto tra le due scomposizioni⁷, è possibile trarre due conclusioni (tav.1):

- a) la stima della componente destagionalizzata di ECIMP è più accurata di quella relativa a AZIMP: lo *standard error*, relativo all'errore totale, è pari allo 0,72 per cento per AZIMP e allo 0,51 per cento per ECIMP; anche facendo riferimento al solo errore di revisione, il miglioramento indotto dal passaggio da AZIMP a ECIMP è valutabile intorno al 30 per cento.
- b) per entrambe le serie non emerge una chiara preferibilità nella scelta dell'utilizzo della serie *trend* o di quella destagionalizzata. L'evidenza della tavola 1 dimostra che il *trend* è certamente più *smooth* della serie destagionalizzata ma le sue revisioni sono lievemente più grandi (ad esempio, per ECIMP, lo *standard error* associato all'errore di revisione è pari a 0,38 per la serie destagionalizzata e a 0,41 per quella *trend*) e che le differenze tra *trend* e destagionalizzata sono minori per le serie riferite al totale delle banche.

Anche l'utilizzo della procedura di destagionalizzazione X-11-ARIMA conduce a risultati qualitativamente simili, sebbene statisticamente meno dettagliati, a quelli ottenuti con la scomposizione canonica. Per confrontare la qualità della destagionalizzazione di AZIMP con quella di ECIMP si sono utilizzati due indicatori: il primo è il Q, ottenuto come media ponderata di 11 indici calcolati dalla stessa procedura X-11-ARIMA, il secondo è quello basato sugli *sliding spans*, proposto da Findley, già utilizzato nel nuovo X-12, e descritto precedentemente. Con particolare riferimento a quest'ultimo indicatore, la destagionalizzazione di ECIMP sembra migliore di quella ottenuta per AZIMP (tav. 2).

Un ultimo punto riguarda il confronto, per la serie del totale degli impieghi

Tavola 2 - Confronto tra la destagionalizzazione X-11 ARIMA di Azimp e quella di Ecimp

	AZIMP	ECIMP
Q	0,28	0,27
Sliding spans (1)	0,28	0,18
	(12)	(0)

(1) Tra parentesi il numero di coefficienti di destagionalizzazione che sono variati per più del 5 per mille.

(ECIMP), tra la destagionalizzata ottenuta con la scomposizione canonica e quella con la procedura X-11-ARIMA. Il confronto evidenzia che le due procedure producono valori analoghi; con riferimento ai valori destagionalizzati del 1994, la differenza più grande è relativa al settembre, quando la procedura *model based* produce una destagionalizzata inferiore per lo 0,29 per cento a quella ottenuta con l'X-11-

⁷ Tutte le scomposizioni canoniche sono state effettuate con il software SEATS, preparato da Maravall e Gomez (1992).

ARIMA (tav. 3). Questo risultato non è sorprendente considerato che, come dimostrato da Cleveland e Tiao (1976), il filtro adottato dall'X-11 è simile a quello derivato nell'approccio della scomposizione canonica di una serie governata dal modello *Air-line*⁸.

Tavola 3 - Differenze in % tra la destagionalizzazione degli impieghi ottenuta con il metodo model-based e quella ottenuta con quello X-11-ARIMA

ANNI	Gen	Feb	Mar	Apr	Mag	Giu	Lug	Ago	Set	Ott	Nov	Dic
1984	.29	.18	.17	-.01	.37	.79	-.16	-.43	-.61	-.64	-.32	.45
1985	.02	-.02	-.08	-.23	.09	.67	.13	-.02	-.07	-.21	-.04	.15
1986	-.23	-.11	-.15	-.17	.02	.37	.20	.19	.11	-.22	-.03	.17
1987	-.18	-.15	-.16	-.14	-.06	.02	-.03	-.01	-.01	-.01	.23	.47
1988	.01	-.03	-.14	-.09	-.08	-.07	-.09	-.04	.08	.02	.03	.24
1989	.03	-.02	.02	.03	-.12	-.15	-.11	-.03	.19	.05	-.06	-.26
1990	-.07	-.01	.12	.09	-.05	-.06	-.09	.07	.21	.04	-.03	-.48
1991	.04	.20	.19	.11	.11	-.08	-.17	.06	-.18	-.02	.15	-.29
1992	.07	.15	-.06	-.08	.22	-.01	-.01	.13	-.43	-.05	.19	-.05
1993	.03	-.02	-.14	-.08	.28	.07	.02	-.04	-.42	-.19	-.04	-.02
1994	.08	.04	.09	.12	.26	.12	.15	-.02	-.29	-.18	-.11	-.09

3.2. I depositi

Un esercizio analogo a quello compiuto per gli impieghi è stato condotto per i depositi bancari, ottenuti come media mensile di dati giornalieri⁹. In particolare, la scomposizione canonica è stata effettuata per i depositi delle sole banche a breve termine (AZMEDEP) e per quelli che afferiscono a tutte le banche (ECMEDEP). Per entrambe le serie è stato stimato un modello del tipo $(0,1,0)*(0,1,1)$.

Dai risultati ottenuti, riportati nella tavola 4, si ricava come le caratteristiche delle due serie siano pressoché identiche, con uno *standard error* del modello stimato solo di poco inferiore per i depositi riferiti a tutte le banche. Il confronto evidenzia,

Tavola 4 - Confronto tra la scomposizione canonica di Azmedep e quella di Ecmmedep

	AZMEDEP		ECMEDEP	
Modello	$(0,1,0)*(0,1,1)$ $(1-B)(1-B^{12})Z_t=(1-0,62*B^{12})a_t$		$(0,1,0)*(0,1,1)$ $(1-B)(1-B^{12})Z_t=(1-0,61*B^{12})a_t$	
Standdev in % del modello	0,73		0,68	
	Trend	Destagionalizzata	Trend	Destagionalizzata
Standdev in % della componente stimata	0,25	0,66	0,15	0,25
Standdev in % dell'errore finale	0,31	0,28	0,29	0,26
Standdev in % dell'errore di revisione	0,33	0,29	0,31	0,27
Standdev in % dell'errore totale	0,45	0,40	0,42	0,38

⁸ Considerazioni analoghe valgono per i risultati relativi ai depositi, commentati nel paragrafo successivo.

⁹ La serie è stata preliminarmente corretta per tener conto dell'accredito di interessi che è effettuato dalla gran parte delle banche il 31 dicembre di ogni anno, secondo una metodologia simile a quella proposta da Cividini e Cottarelli (1989).

come già nel caso degli impieghi, che la serie *trend* è più *smooth* di quella destagionalizzata, ma soggetta a revisioni lievemente più ampie.

Anche utilizzando la diagnostica dell'X-11-ARIMA, i risultati ottenuti sulle due serie sono sostanzialmente simili (tav. 5)

Tavola 5 - Confronto tra la destagionalizzazione X-11 ARIMA di Azmedep e quella di Ecmedep

	AZMEDEP	ECMEDEP
Q	0,29	0,28
Sliding spans (1)	0,42	0,41
	(12)	(9)

(1) Tra parentesi il numero di coefficienti di destagionalizzazione che sono variati per più del 5 per mille.

Il confronto della destagionalizzazione ottenuta con il metodo *model based* e quella calcolata con l'X-11-ARIMA mostra che i valori destagionalizzati calcolati con le due procedure sono molto simili, con l'unica eccezione dei mesi di dicembre, quando i valori prodotti dall'X-11-ARIMA sono sempre superiori a quelli prodotti dalla procedura *model based* (tav. 6).

Tavola 6 - Differenze in % tra la destagionalizzazione dei depositi ottenuta con il metodo *model-based* e quella ottenuta con l'X-11-ARIMA

ANNI	Gen	Feb	Mar	Apr	Mag	Giu	Lug	Ago	Set	Ott	Nov	Dic
1985	.21	-.12	-.19	-.13	-.06	.17	.04	.07	-.02	-.06	.10	-.25
1986	.11	-.10	-.13	-.07	-.03	.15	.11	.18	.10	-.01	.08	-.26
1987	.04	-.13	-.14	-.08	-.07	.00	.03	.12	.10	-.01	.12	-.10
1988	.08	-.07	-.05	-.02	-.02	-.03	.00	.06	-.01	-.11	.08	-.07
1989	.00	-.05	.02	.01	.05	.01	.06	.06	-.05	-.08	.05	-.17
1990	-.10	-.09	.05	.03	.13	.08	.17	.11	-.04	-.10	-.07	-.29
1991	-.15	-.10	.08	.06	.15	.03	.20	.13	.12	-.02	-.09	-.35
1992	-.13	-.14	.10	-.02	.04	-.10	.14	.13	.21	.01	-.01	-.25
1993	-.06	-.10	.11	-.01	.04	-.06	.13	.04	.13	-.01	-.04	-.25
1994	-.06	-.08	.09	-.03	.01	-.02	.07	-.02	.10	.02	.00	-.22

3.3. L'ampiezza degli errori di stima nella componente non stagionale in termini di tassi di crescita

Nota la varianza dell'errore commesso nella stima del valore destagionalizzato è possibile calcolare quella associata al tasso di crescita annualizzato verificato nel mese e, in modo analogo, la varianza del tasso di crescita delle medie trimestrali (tav.7).

Per il tasso di crescita mensile degli impieghi relativi al totale delle banche, la stima *concurrent* - effettuata al momento della prima acquisizione del dato - ha uno *standard error* pari a 4,5 punti percentuali; quello associato al valore destagionalizzato "finale" ammonta a 3,5 punti. Per il tasso di crescita mensile dei depositi medi, la differenza tra l'errore della stima *concurrent* e quello "finale" è di entità analoga a

Tavola 7 - Errore standard dei tassi di crescita destagionalizzati

TASSI DI CRESCITA	Depositi	Impieghi
Tasso di crescita mensile	3,8 (2,8)	4,5 (3,5)
Tasso di crescita delle medie trimestrali	2,8 (1,5)	3,0 (1,9)

Nota: Gli errori standard dei tassi di crescita sono espressi in valori annualizzati. Il primo valore di ogni cella è relativo all'errore associato alla stima *concurrent*; tra parentesi è riportato quello relativo all stima finale.

quella degli impieghi; gli errori sono però inferiori in valore assoluto. Per i tassi di crescita del trimestre dei depositi - calcolati come per la moneta - gli errori commessi sono di entità inferiore (2,8 punti per la prima destagionalizzazione, 1,5 per quella finale).

Quest'analisi consente di concludere che la componente stagionale dei depositi è calcolata con maggiore accuratezza di quella degli impieghi. D'altro canto, tali risultati indicano che la componente di incertezza inerente alle variazioni di breve periodo è assai elevata: ad esempio, l'intervallo di confidenza (al 95 per cento) del tasso di crescita mensile degli impieghi, pari a due volte lo *standard error* di revisione, è 9 punti percentuali; l'ampiezza di tale errore va valutata tenendo presente che una parte consistente di esso, segnatamente 7 punti, permane anche quando il valore destagionalizzato non è più modificato.

4. Conclusioni

L'applicazione proposta in questo lavoro permette di raggiungere alcune conclusioni rilevanti nella scelta degli aggregati di riferimento nell'analisi congiunturale sul comportamento delle banche. Innanzitutto, è stato verificato come le caratteristiche delle serie destagionalizzate con l'approccio *model based* o con l'X-11-ARIMA siano molto simili, come effetto del particolare modello che governa i depositi e gli impieghi bancari. Inoltre, in entrambi gli approcci, l'utilizzo delle serie relative al totale delle banche è preferibile rispetto a quello che utilizza le informazioni riferite alle sole ex aziende di credito, in ragione di una migliore qualità dei risultati della procedura di destagionalizzazione. Ciò è essenzialmente attribuibile all'importanza degli effetti di compensazione tra i valori delle serie componenti (quella relativa alle ex aziende di credito e quella degli ex istituti di credito speciale) ed è confermato anche dalla maggiore stabilità della relazione tra i nuovi aggregati bancari e alcune variabili reali, quali il PIL, il fabbisogno finanziario delle imprese e gli investimenti verificata in maniera descrittiva da Focarelli e Generale (1995). Tra gli elementi che contribuiscono alla maggiore regolarità delle serie riferite al totale delle banche i fattori ciclici sembrano essere prominenti: per quanto riguarda gli impieghi, ad esempio, particolarmente importante è la crescita della componente a medio e a lungo termine osservata nelle fasi di recessione.

L'utilizzo della procedura *model based* permette di valutare l'ampiezza degli errori di stima della componente non stagionale o di quella *trend*: nei casi considerati, la scelta tra i due indicatori sembra essere pressoché equivalente dal punto di vista statistico. In coerenza con quanto finora fatto dalla Banca d'Italia, rimane quindi pre-

feribile utilizzare nell'analisi congiunturale le serie destagionalizzate, per il loro più ampio contenuto informativo rispetto a quelle relative alla sola componente *trend*. Un ultimo risultato, particolarmente rilevante, è l'ampiezza dell'intervallo di confidenza dei tassi di crescita degli aggregati. Come era prevedibile, l'utilizzo di medie trimestrali, correntemente usate nell'analisi congiunturale della moneta, produce tassi di crescita affetti da un minore errore di stima. Tuttavia, l'ampiezza non irrilevante dell'errore di stima dei valori destagionalizzati indica chiaramente che tali valori vanno usati con particolare cautela; tale risultato è solo parzialmente mitigato dal fatto che permane ampio l'errore di stima anche quando il valore destagionalizzato diviene definitivo.

Riferimenti bibliografici

- BATTIPAGLIA P. e FOCARELLI D. (1994), *Confronto tra indicatori per il controllo qualitativo della procedura X11-ARIMA*, ISTAT, Quaderni di ricerca, n. 6.
- BELL W.R. e HILLMER S.C. (1984), *Issues Involved with the Seasonal Adjustment of Economic Time Series*, in "Journal of Business and Economic Time Series", 2, pp. 91-349.
- BOX G.E.P., HILLMER S.C. e TIAO G.C. (1978), *Analysis and Modeling of Seasonal Time Series*, in "Seasonal Analysis of Economic Time Series", A. Zellner editore, US Department of Commerce, 320.
- BOX G. E.P. e JENKINS G.M. (1970), *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, San Francisco, Holden-Day.
- BURMAN J.P. (1967), *Assessment of a Seasonal Adjustment Procedure by Spectral Analysis*, in "Statistician", pp.247-256.
- BURMAN J.P. (1980), *Seasonal Adjustment by Signal Extraction*, in "Journal of the Royal Statistical Society", A, pp. 321-37.
- BURRIDGE P. e WALLIS K. F. (1984), *Unobserved-Components Models for Seasonal Adjustment Filters*, in "Journal of Business and Economic Statistics", 2, pp. 350-9.
- CIVIDINI A. e COTTARELLI C. (1989), *Procedure di destagionalizzazione dei depositi mensili in Italia*, in "Statistica", vol 49, n. 4, pp. 959-610.
- CLEVELAND W.P. e TIAO G.C. (1976), *Decomposition of Seasonal Time Series: A Model for the Census X-11 Program*, in "Journal of the American Statistical Association", 71, pp.581-7.
- DAGUM E. B. (1988), *The X-11-ARIMA/88 Seasonal Adjustment Method*, Statistics Canada, Catalogue K1A OT6.

- FINDLEY D.F. e MONSELL B.C. (1986), *New Techniques for Determining if a Time Series Can Be Seasonally Adjusted Reliably*, in "Regional Econometric Modelling", M.R. Perryman e G.R. Schimdt editori, Amsterdam, Kluwer-Nijhoff, pp.195-228.
- FINDLEY D.F., MONSELL B.C., SHULMAN H. B. e PUGH M. G. (1990), *Sliding-Spans Diagnostics for Seasonal and Related Adjustments*, in "Journal of the American Statistical Association", Vol.85 N.410, pp.345-55.
- FOCARELLI D. e GENERALE A. (1995), *L'analisi congiunturale sulle banche e il processo di despecializzazione*, mimeo.
- HILLMER S.C. e TIAO G.C. (1982), *An ARIMA-Model-based Approach to Seasonal Adjustment*, in "Journal of the American Statistical Association", 77, pp.63-70.
- KRAMER M. e BELL W.R., (1995), *Variances of X-11 Seasonal Adjustments that Account for Sampling Error and Forecast extension*, mimeo.
- LOTHIAN J. e MORRY M. (1978), *A Set of Quality Control Statistics for the X-11-ARIMA Seasonal Adjustment Program*, Research Paper, Statistics Canada.
- MARAVALL A. (1986a), *Revisions in Arima Signal Extraction*, in "Journal of the American Statistical Association", n. 81, pp. 736-40.
- MARAVALL A. (1986b), *An Application of Model-Based Estimation of Unobserved Components*, in "International Journal of Forecasting", n. 2, pp. 305-318.
- MARAVALL A. (1987), *On Minimum Mean Squared Error Estimation of the Noise in Unobserved Component Models*, in "Journal of Business and Economic Statistics", 5, pp.115-120.
- MARAVALL A. e GOMEZ, V. (1992), *Signal Extraction in ARIMA Time Series. Program SEATS*, in "European University Working Paper", n. 92/65.
- MARAVALL A. e PIERCE D. A. (1986), *The Transmission of Data Noise into Policy Noise in U.S. Monetary Control*, in "Journal of Time Series Analysis", n. 8, pp. 177-93.
- PIERCE D.A. (1978), *Seasonal Adjustment when both Deterministic and Stochastic Seasonality are Present*, in "Seasonal Analysis of Economic Time Series", A. Zellner editore, US Department of Commerce, 242.
- PFEFFERMANN D. (1994), *A General Method for Estimating the Variances of X-11 Seasonally Adjusted Estimators*, in "Journal of Time Series Analysis", Vol. 15, pp. 85-116.

- SCOTT S. e PFEFFERMANN D. (1995), *Empirical Evaluations of Variance Estimation for X-11 Seasonally Adjusted series*, mimeo
- WALLIS K.F. (1982), *Seasonal Adjustment and Revision of Current Data: Linear Filters for the X-11 Methods*, in "Journal of the Royal Statistical Society", A, 145, pp. 74-85.
- WOLTER K.M. e MONSOUR N. J. (1981), *On the Problem of Variance Estimation for a Deseasonalized Series*, in "Current Topics in Surveys Sampling: an International Symposium", D. Krewski, R. Platek e J. N. K. Rao editori, Academic Press, pp. 376-403.
- YOUNG A. H. (1969), *Linear Approximation to the Census and BLS Seasonal Adjustment Method*, in "Journal of the American Statistical Association", n. 63, pp. 445-71.

**RETTIFICA PER CALENDARIO
DI SERIE STORICHE MENSILI**

Francesco Di Cesare - Giorgio Tolotti

ENEL

1. Introduzione*

L'estrema incertezza del futuro rende sempre difficile, anche per il più sofisticato dei modelli, effettuare previsioni sull'andamento dell'economia e delle variabili collegate quali, per esempio, la domanda di energia elettrica.

In tale clima di incertezza, un modello non può ignorare quei fenomeni del futuro, che influenzano le variabili oggetto di analisi e sono facilmente prevedibili, come il calendario. Il calendario infatti esercita una notevole influenza sulle attività umane con conseguenti effetti sull'evoluzione delle serie economiche ed energetiche.

Una serie rettificata per calendario, consente senz'altro una migliore interpretazione sull'evoluzione della serie stessa rispetto ad una analisi condotta direttamente sulla serie grezza; inoltre una previsione ottenuta da una serie rettificata è più attendibile e può nuovamente essere resa grezza, con una operazione inversa a quella di rettifica, per tenere conto di quel fatto prevedibile, rappresentato dalla composizione del calendario in un determinato periodo del futuro.

Ma se si può essere d'accordo sull'opportunità di rettificare, ad esempio, il dato mensile di una serie storica per porlo a confronto in maniera corretta con il corrispondente mese dell'anno precedente (anch'esso rettificato), rimane aperto il problema di definire i criteri con cui operare questa rettifica.

Nel presente Quaderno di Studio viene presentato un criterio di rettifica impiegabile per depurare la serie mensile della richiesta di energia elettrica¹ dall'effetto del calendario, che sfrutta la disponibilità i dati giornalieri ed orari sulla rete ENEL. Tale criterio è stato reso di portata generale e sperimentato, applicandolo alle serie mensili dei consumi elettrici dei settori industriali ed alle serie della produzione industriale in Italia.

Si ritiene che i risultati dello studio siano di interesse delle aziende oltre che degli studiosi in quanto la metodologia proposta è utilizzabile in tutti quei casi in cui occorra esaminare, ed eventualmente estrapolare, serie storiche di carattere energetico, economico, finanziario, ecc., influenzate dalla composizione del calendario.

2. La rettifica per calendario

Sia G_t^s il generico valore al tempo t di una serie storica mensile G^s ed R_t^s il corrispondente valore della serie rettificata per calendario, R^s , definito come segue:

$$[1] \quad R_t^s = \frac{G_t^s}{CR_t^s}$$

dove:

$CR_t^s =$ generico coefficiente di rettifica al tempo t .

* Gli autori desiderano ringraziare in particolare, il dott. Giorgio Bodo della FIAT Spa per gli utili suggerimenti ricevuti in fase di impostazione del lavoro e di verifica dei risultati e il dott. Marco Giani dell'ENEL Spa per il lavoro di aggiornamento dei dati e di verifica della robustezza della metodologia effettuato nel 1996.

¹ La richiesta è costituita dalla domanda complessiva di energia elettrica da parte delle varie categorie di utenza, maggiorata della perdita sulla rete elettrica.

Nel caso più semplice, in cui siano individuabili solo due tipologie di giorni (lavorativi e festivi) e che i livelli di attività nei giorni festivi siano nulli, i coefficienti verrebbero definiti come segue:

$$[2] \quad CR_t^s = \frac{NGL_t}{NGL}$$

dove:

NGL_t = numero di giorni lavorativi del mese t ,

NGL = numero medio mensile dei giorni lavorativi.

In tal modo la serie rettificata rappresenta una stima dei livelli di attività che si sarebbero verificati qualora tutti i mesi della serie avessero avuto un numero di giorni lavorativi pari a quello medio.

Nella realtà ci si può trovare di fronte a casi più complessi nei quali sono riscontrabili varie tipologie di giorni con livelli di attività diversificati.

Le considerazioni sopra esposte possono essere estese anche a questi casi pur di introdurre il concetto di numero di giorni lavorativi equivalenti:

$$[3] \quad NGLE_t^s = \frac{1}{100} \cdot \sum_{k=1}^n P_k^s \cdot NG_{t,k}$$

dove:

$NGLE_t^s$ = numero di giorni lavorativi equivalenti calcolato per ciascun mese t e per ciascuna serie s ;

P_k^s = peso medio dell'attività rappresentata dalla serie s per la tipologia di giorno k (peso ottenuto ponendo $P_1^s = 100$);

$NG_{t,k}$ = numero di giorni della tipologia k presenti nel mese t ;

n = numero delle tipologie di giorno considerate.

Su tali basi si può riscrivere la [2] come segue:

$$[4] \quad CR_t^s = \frac{NGLE_t^s}{NGL^s}$$

dove:

$NGLE_t^s$ = numero di giorni lavorativi equivalenti calcolato per ciascun mese t e

² Senza nulla togliere alla generalità dell'approccio, si è ipotizzato che l'articolazione dei giorni in tipologie possa essere definito in un unico modo valido per tutte le serie considerate; infatti qualora così non fosse, è sempre possibile, almeno in linea teorica, aumentare il numero n delle tipologie in modo da includere tutti i casi di diverso comportamento.

per ciascuna serie s ;

$NGLE^s$ = numero medio dei giorni lavorativi equivalenti calcolati per la serie s .

In conclusione l'algoritmo costituito dalla [1], [3] e [4] consente di operare la rettifica su una serie storica mensile, subordinatamente all'aver raggruppato i giorni dell'anno in un numero finito di tipologie ed averne stimato per ciascuna di esse il peso medio.

Occorre osservare infine che, riportando tutti i dati a mese medio, la rettifica per calendario opera altresì una parziale destagionalizzazione della serie storica.

3. Stima dei coefficienti di rettifica per la serie storica della richiesta di energia elettrica

Applicando l'algoritmo di cui al paragrafo precedente si sono stimati i coefficienti di rettifica della serie storica mensile della richiesta di energia elettrica in Italia, verificando l'efficacia della rettifica nel periodo 1986÷1993.

La disponibilità di dati giornalieri ed orari della richiesta di energia elettrica sulla rete dell'ENEL, rappresentativa dell'87% della richiesta in Italia, ha consentito di vagliare un'ampia gamma di alternative possibili nel raggruppare i giorni dell'anno in diverse tipologie.

Il problema del raggruppamento dei giorni in un numero limitato di tipologie, all'interno delle quali i livelli di attività risultino il più possibile omogenei, è stato risolto mediante tecniche di *cluster analysis*.

Sono stati scelti come parametri discriminanti il carico elettrico medio giornaliero richiesto sulla rete dell'ENEL ed il corrispondente carico minimo notturno.

Il carico medio è una *proxy* di tutte le attività sottostanti la domanda elettrica; il carico minimo è particolarmente sensibile alle attività a ciclo continuo, tipiche della industria di base.

La *cluster analysis* è stata applicata a tutti i mesi degli anni 1989, 1991 e 1992.

Per una parte dei mesi non caratterizzati da festività infrasettimanali, l'analisi conduce alla individuazione di quattro gruppi o tipologie di giorno decisamente ben caratterizzate e distanti fra loro (in Figura 1 si riporta l'analisi relativa al mese di febbraio dell'anno 1989) e cioè:

- *W* Giorno lavorativo dal martedì al venerdì;
- *S* Sabato;
- *D* Domenica;
- *L* Lunedì.

Le tipologie W, S e D presentano un carico medio giornaliero decrescente, mentre il tipo L presenta un carico medio analogo agli altri giorni lavorativi (W), ma caratterizzato da un livello minimo notturno più basso, connesso al fatto che una parte dell'industria a ciclo continuo ferma la domenica e riparte solo con il primo turno diurno del giorno successivo.

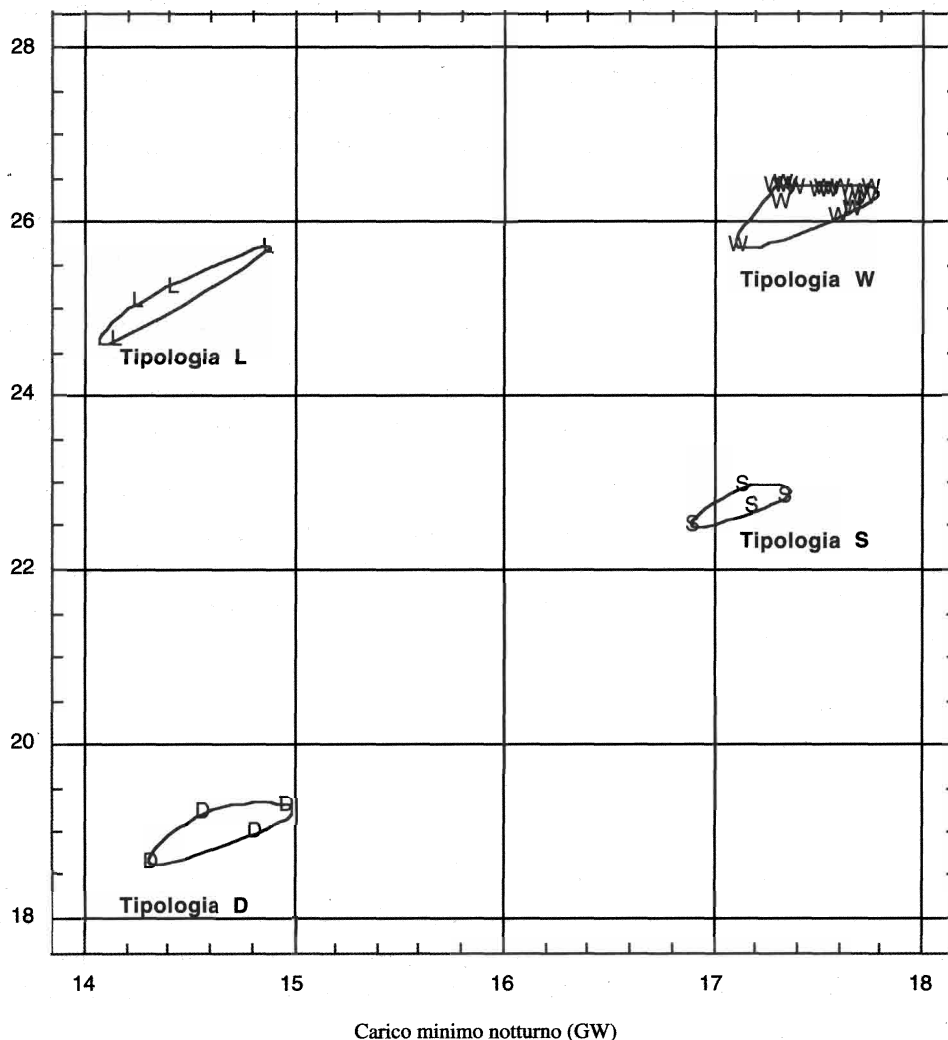
Quando si passa a considerare gli altri mesi emergono dei giorni non immediatamente riconducibili ad uno dei quattro tipi sopra elencati; essi sono ad esempio i

festivi infrasettimanali, i giorni di ponte, i post-festivi, i giorni intorno alle principali festività (Natale, Pasqua e Ferragosto), gli scioperi generali, ecc..

In alcuni di questi casi la *cluster analysis* individua ancora quattro gruppi associando i giorni particolari presenti nei due mesi ad una delle tipologie precedentemente individuate; per esempio: i festivi infrasettimanali vengono assimilati al tipo D ed i giorni lavorativi successivi ai festivi infrasettimanali vengono assimilati al tipo L (in Figura 2 si riporta l'analisi relativa al novembre 1989).

Figura 1 - Raggruppamento in tipologie di giorno - Febbraio 1989

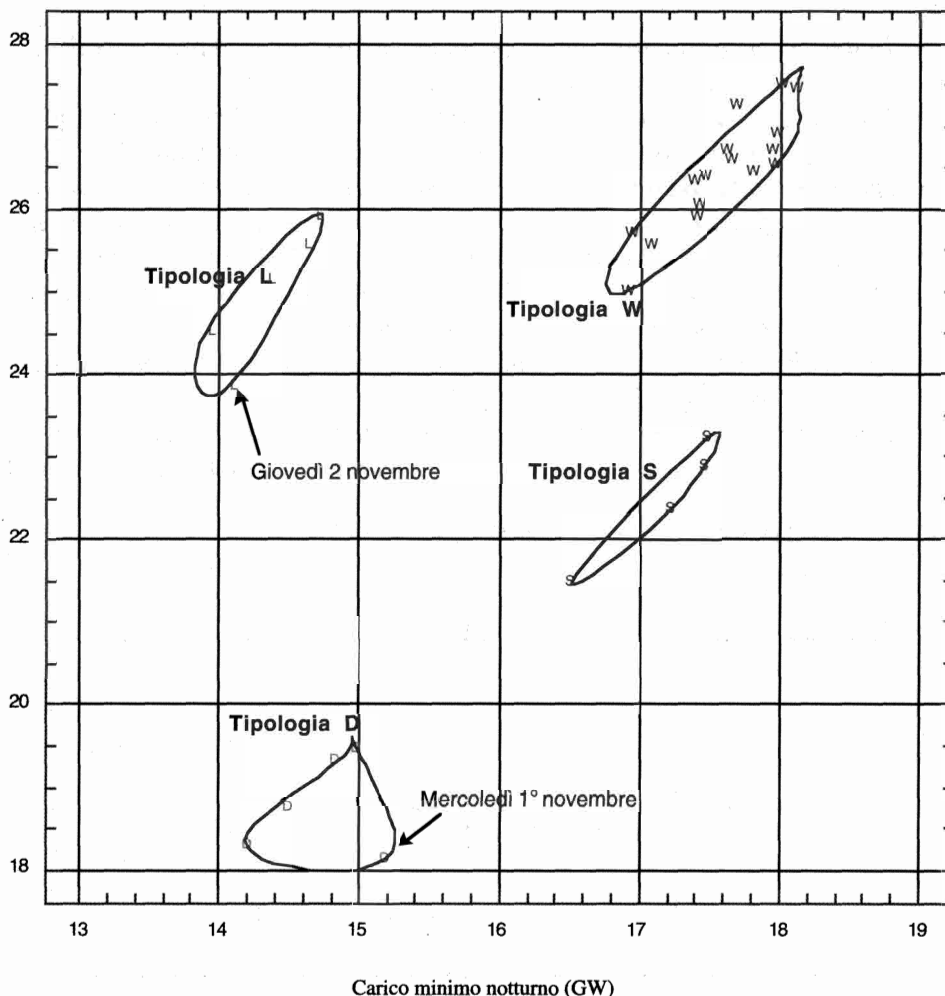
Carico medio giornaliero (GW)



Giorni particolari
Nessuno

Figura 2 - Raggruppamento in tipologie di giorno - Novembre 1989

Carico medio giornaliero (GW)



<i>Giorni particolari</i>	<i>Attribuzione</i>	<i>Note</i>
Mercoledì 1° novembre	D	Tutti i Santi
Giovedì 2 novembre	L	Commemorazione dei defunti (post-festivo)

Negli altri mesi la *cluster analysis* individua più di quattro gruppi, isolando i giorni particolari. Un esempio tipico è il mese di gennaio 1991 (Figura 3) per il quale si individuano otto tipologie di giorno così classificabili (caso TG8):

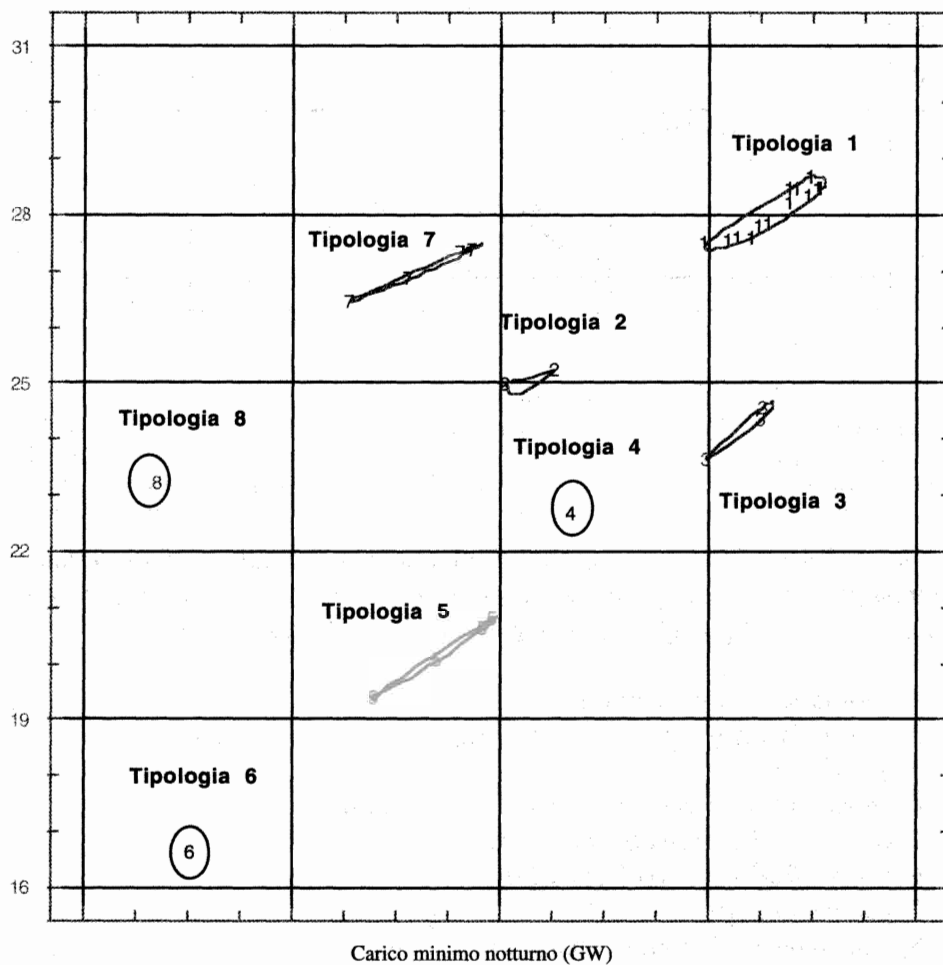
1. *Giorno lavorativo normale;*
2. *Giorno lavorativo basso (3 e 4 gennaio: ponte di inizio anno);*
3. *Sabato normale;*
4. *Sabato basso (5 gennaio: ponte di inizio anno);*
5. *Giorno festivo normale (domenica);*
6. *Giorno festivo basso (1 gennaio);*
7. *Lunedì normale;*
8. *Lunedì basso (2 gennaio: ponte di inizio anno).*

Avendo inoltre riscontrato in fase di verifica delle anomalie, si è graduato il concetto dell'assimilazione a giorno festivo o semi-festivo formulando una serie di ipotesi verificate separatamente; e cioè:

- **Ipotesi A:** si considerano tutti i giorni come lavorativi; in pratica si tiene conto solo della diversa lunghezza dei mesi;
- **Ipotesi B:** si tiene conto del sabato, della domenica e di ogni festivo infra settimanale, assimilando il giorno post-festivo al lunedì;
- **Ipotesi C:** come B ed inoltre si tiene conto della Pasqua assimilando ad un festivo tipo 5 il Sabato Santo e ad un tipo 8 il martedì dopo Pasqua;
- **Ipotesi D:** come C ed inoltre si assimilano al tipo 2 gli scioperi generali;
- **Ipotesi E:** come D ed inoltre si tiene conto dei ponti corti (sabato o lunedì tra due festivi) assimilandoli al tipo 4;
- **Ipotesi F:** come E ed inoltre si assimilano i ponti lunghi (venerdì post-festivo) a tipo 3;
- **Ipotesi G:** come F ed inoltre si tiene opportunamente conto di altri giorni critici nei ponti speciali (inizio gennaio, fine luglio, fine dicembre).

Figura 3 - Raggruppamento in tipologie di giorno - Gennaio 1991

Carico medio giornaliero (GW)



Inoltre, anche adottando una articolazione in otto tipologie di giorno, nei mesi di agosto e dicembre, si presenta comunque qualche problema; si sono attribuiti "al meglio" anche i giorni dei mesi critici alle otto tipologie ed è stato quindi valutato, su un arco di tempo di otto anni (1986÷1993), un peso per ciascuna tipologia di giorno e ciascun mese del periodo, peso calcolato facendo 100 il carico medio nei giorni lavorativi normali dello stesso mese.

Di tali pesi è stata calcolata la media, lo scarto quadratico medio ed il coefficiente di variazione³ (Tavola 1).

**Tavola 1 - Richiesta di energia elettrica sulla rete ENEL - Periodo 1986÷1993.
Raggruppamento dei giorni in otto tipologie (Caso TG8 - Ipotesi G). Pesì medi**

Tipologia di giorno	Denominazione	Numero medio di giorni	Peso (tipologia 1 = 100)		
			media	s.q.m.	c.v.
(%)					
1	Lavorativo	192	100,0	-	-
2	Lavorativo basso	3	90,0	3,2	3,6
3	Sabato normale	48	85,8	2,4	2,7
4	Sabato basso	5	79,1	3,2	4,0
5	Festivo normale	59	72,2	2,7	3,8
6	Festivo basso	5	60,9	2,0	3,3
7	Lunedì normale	50	95,6	1,4	1,4
8	Lunedì basso	3	86,2	5,3	6,1

Tali risultati confermano la notevole variabilità dei pesi al variare del tipo di giorno ma, allo stesso tempo, la loro relativa stabilità all'interno di ciascuna tipologia di giorno.

Ritenendo opportuno per esigenze di sintesi e di semplicità nell'estensione del criterio, non eccedere le quattro tipologie di giorno, si sono ridotti a quattro i gruppi individuati dall'analisi, dando priorità alla discriminante costituita dal peso medio.

Le quattro tipologie di giorno sono state pertanto definite come segue (caso TG4):

- *W* *Giorno lavorativo dal martedì al venerdì (tipologia 1);*
- *S* *Sabato ed assimilato (tipologie 2, 3, 4 e 8);*
- *D* *Domenica ed assimilato (tipologie 5 e 6);*
- *L* *Lunedì ed assimilato (tipologia 7).*

Anche in quest'ultima aggregazione i coefficienti di variazione rimangono abbastanza contenuti.

Infine, volendo semplificare l'approccio ulteriormente, si sono calcolati (Tavola 3) gli stessi indicatori in un caso più semplice di raggruppamento, considerando soltanto due tipologie di giorno (caso TG2):

- *Lavorativo* *Giorno lavorativo (tipologie W ed L);*
- *Festivo* *Giorno festivo ed assimilato (tipologie S e D).*

³ Rapporto percentuale tra scarto quadratico medio e media aritmetica.

Tavola 2 - Richiesta di energia elettrica sulla rete ENEL - Periodo 1986-1993.
Raggruppamento dei giorni in quattro tipologie (Caso TG4 - Ipotesi D). Pesì medi

Tipologia di giorno	Denominazione	Numero medio di giorni	Peso (tipologia 1 = 100)		
			media	s.q.m.	c.v.
(%)					
W	Lavorativo non lunedì	192	100,0	-	-
S	Sabato ed assimilato	51	86,1	2,5	3,0
D	Domenica ed assimilato	62	71,5	2,6	3,7
L	Lunedì ed assimilato	55	95,0	2,0	2,1

Tavola 3 - Richiesta di energia elettrica sulla rete ENEL - Periodo 1986-1993.
Raggruppamento dei giorni in due tipologie (Caso TG2 - Ipotesi D). Pesì medi

Tipologia di giorno	Denominazione	Numero medio di giorni	Peso (tipologia 1 = 100)		
			media	s.q.m.	c.v.
(%)					
Lavorativo	Giorno lavorativo	252	100,0	-	-
Festivo	Giorno festivo	114	79,0	2,2	2,9

4. Valutazione dell'efficacia della rettifica

Per avere una misura dell'efficacia della rettifica e soprattutto per scegliere tra i vari possibili criteri sopra elencati quello ottimale, si è confrontato il grado di *smoothness* della serie rettificata con quello della serie grezza.

Poiché una parte della variabilità della serie della richiesta elettrica è dovuta all'influenza della temperatura atmosferica, si è preventivamente rettificata la serie per temperatura con il criterio esposto nella Appendice A.

Dovendo esaminare numerose alternative si è definito un Indice di *Smoothness* ISP come rapporto tra la varianza della serie rettificata differenziata con ritardo 1 e con ritardo 12 e l'analogia varianza della serie grezza, ossia:

$$[5] \quad ISP = \frac{VAR(\nabla_{12}\nabla_1 R^s)}{VAR(\nabla_{12}\nabla_1 G^s)}$$

dove:

ISP = *Indice di Smoothness*,

R^s = *serie rettificata*,

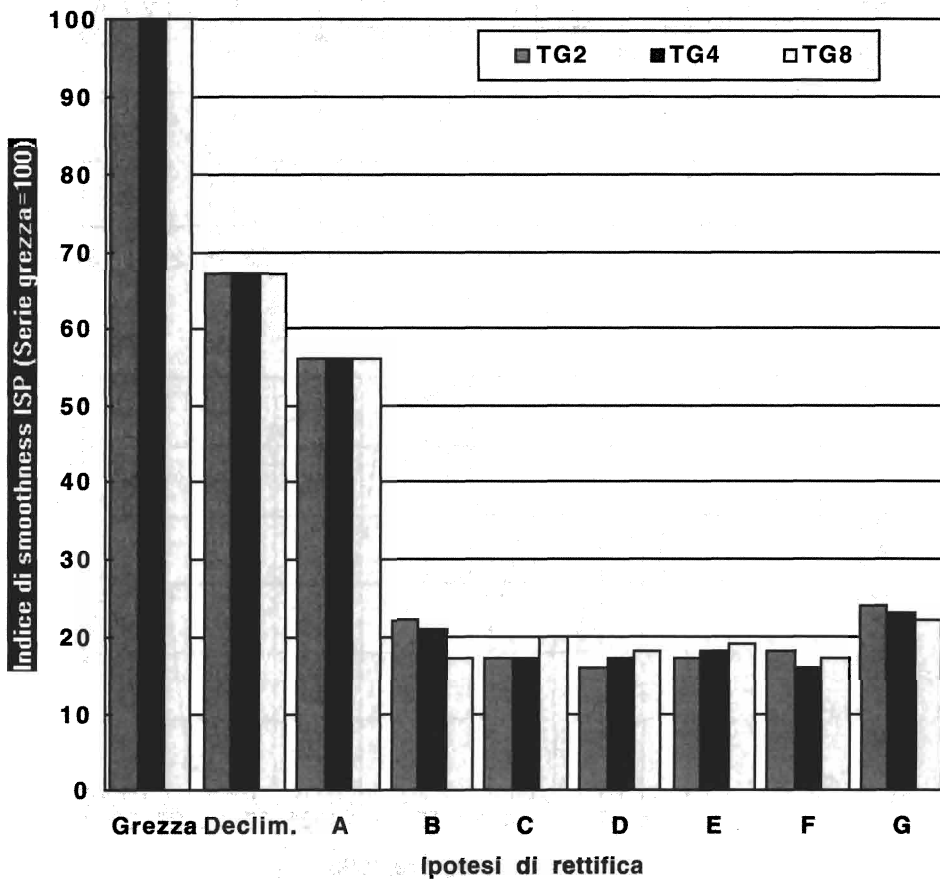
G^s = *serie grezza*

Dall'analisi dell'Indice di *Smoothness* ISP si evince l'efficacia delle rettifiche operate sia per temperatura che per calendario (Tavola 4, Figura 4).

**Tavola 4 - Richiesta di energia elettrica sulla rete ENEL - Periodo 1986÷1993.
Confronto tra i vari criteri di rettifica - Indice di Smoothness ISP**

Serie	Numero delle tipologie di giorno		
	2	4	8
Serie grezza	100	100	100
Serie rettificata per temperatura	67	67	67
Serie rettificata per temperatura e per calendario:			
Ipotesi A	56	56	56
Ipotesi B	22	21	17
Ipotesi C	17	17	20
Ipotesi D	16	17	18
Ipotesi E	17	18	21
Ipotesi F	18	16	17
Ipotesi G	24	23	22

Figura 4 - Confronto tra criteri di rettifica

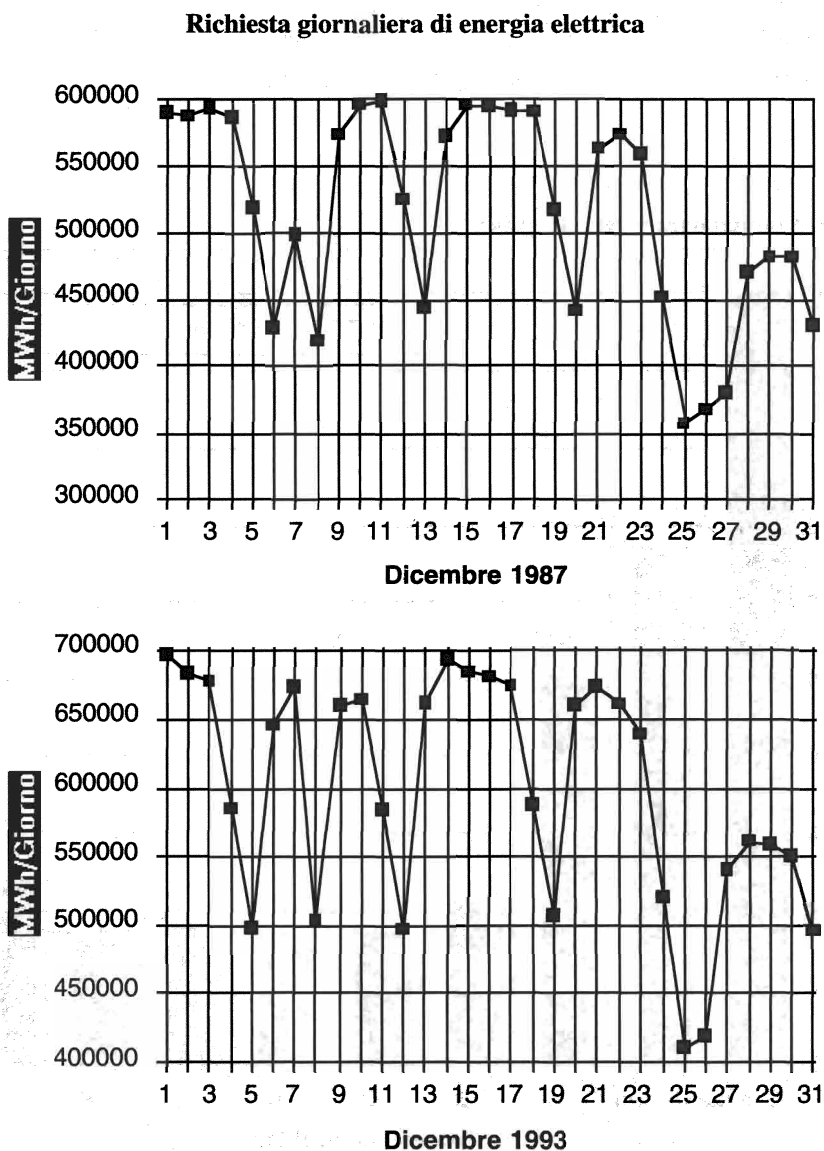


Peraltra tra le varie alternative di rettifica per calendario il *test* privilegia i criteri relativamente più semplici: tra questi è stato scelto quello basato su due tipologie di giorno, aggregati in accordo all'ipotesi D.

In pratica risulta opportuno non tener conto nella rettifica dei giorni di "ponte", che pure la Cluster analysis individuava come giornate con caratteristiche semi-festive, ciò in quanto si verificano delle compensazioni a livello mensile o, talvolta, settimanale.

Un esempio tipico di compensazione si verifica in corrispondenza ai giorni prossimi alla festività dell'8 dicembre: quando quest'ultima cade di martedì (in Figura 5 si riporta il caso del dicembre 1987), il carico del lunedì, giorno di ponte, è notevolmente più basso rispetto agli altri giorni lavorativi e simile al carico del sabato; quan-

Figura 5 - Esempio di compensazione



do la festività cade di mercoledì (sempre in Figura 5 si riporta il caso del dicembre 1993) si abbassa leggermente il carico di tutti i giorni lavorativi della settimana compensando il mancato ponte.

Si è sviluppata infine una analisi di sensibilità ai pesi ridefinendo i pesi P di cui alla formula [3] come segue:

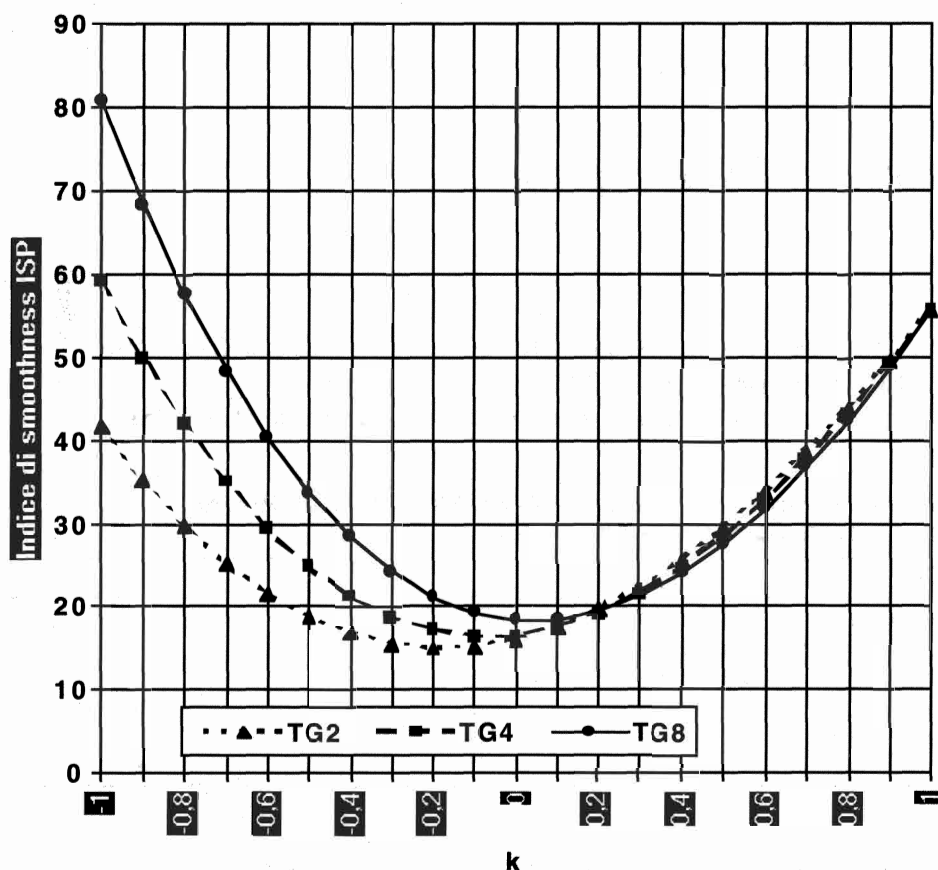
$$[6] \quad \bar{P} = P + k \cdot (100 - P) \quad k = -1 \div 1$$

dove:

\bar{P} = peso ridefinito

P = peso medio iniziale (ved. tavole 1, 2 e 3)

Figura 6 - Richiesta di energia elettrica - Analisi di sensibilità ai pesi



I risultati dell'analisi, sintetizzati in Figura 6, mettono in evidenza come l'ISP vari in modo regolare al variare di k ed abbia un unico minimo per valori uguali o prossimi allo zero.

Più precisamente nell'alternativa TG8 il minimo si ha proprio per $k = 0$, nell'alternativa TG2 il minimo si verifica per $k = -0,2$. Inoltre l'indicatore varia in modo

contenuto anche per variazioni consistenti del parametro k e quindi del peso \bar{P} .

In definitiva l'analisi di sensibilità ha consentito di tarare ulteriormente la soluzione ottimale, giungendo alle seguenti conclusioni:

- **numero tipologie di giorni:** 2
- **giorno festivo:** sabato, domenica, festivo infrasettimanale, martedì dopo Pasqua, sciopero generale;
- **giorno lavorativo:** ogni altro giorno dell'anno;
- **peso giorno festivo:** 75%;
- **peso giorno lavorativo:** 100%.

Una ulteriore verifica della validità di risultati ottenuti è stata effettuata utilizzando gli indici R_1 e R_2 ed analizzando le funzioni di autocorrelazione totale e parziale. R_1 e R_2 sono due indici di *smoothness* noti in letteratura così definiti:

$$[7] \quad R_1 = \sum_{t=2}^n (XD_t - XD_{t-1})^2$$

$$[8] \quad R_2 = \sum_{t=1}^n (XD_t - H \cdot XD_t)^2$$

dove:

XD = generica serie destagionalizzata mediante il metodo X11-Arima;

H = filtro di Henderson a 13 termini.

I risultati, sintetizzati in Tavola 5, confermano quelli basati sull'ISP.

Tavola 5 - Richiesta di energia elettrica sulla rete ENEL - Periodo 1986÷1993.
Verifica dell'efficacia della rettifica

SERIE	R_1	R_2
Serie grezza	100	100
Serie rettificata per temperatura	69	65
Serie rettificata per temperatura e per calendario:		
Tipologia TG2	19	29
Tipologia TG4	20	27
Tipologia TG8	21	29

5. Estensione del criterio di rettifica ad altre serie storiche

La semplicità del criterio di rettifica ottimale, articolato su solo due tipologie di giorno e sperimentato sulla serie storica della domanda elettrica complessiva, ne facilita l'estensione ad altre serie storiche influenzate dal calendario.

Per una serie storica diversa da quella della richiesta si può ragionevolmente ipotizzare che il criterio di attribuzione dei giorni alle due tipologie (lavorativo e festivo) rimanga inalterato, occorre però conoscere il peso relativo del giorno medio festivo

rispetto a quello lavorativo.

Tale peso non è determinabile in modo diretto in quanto generalmente si ignora la modulazione giornaliera delle serie storiche mensili.

Peraltro l'analisi di sensibilità condotta sull'Indice di *Smoothness*, suggerisce un metodo indiretto di stima del peso relativo del giorno festivo, che consiste nel calcolare l'indice ISP al variare del peso e nell'adottare come stima di esso il valore che minimizzi l'indice stesso.

Nelle Figure 7 e 8 è rappresentato l'andamento dell'ISP per i consumi elettrici complessivi dell'industria e dell'indice generale della produzione industriale.

La procedura così delineata (Appendice B) è stata applicata a 13 serie mensili relative ai consumi elettrici dell'industria (Campione Industria rilevato dall'ENEL) ed alle corrispondenti 13 serie mensili dell'indice della produzione industriale (IPI rilevato dall'ISTAT). I risultati sono sintetizzati in Tavola 6.

Emerge che in tutti i casi esaminati l'indice di *smoothness* ISP ammette un minimo al variare del peso P nell'intervallo 0÷100.

In 25 casi su 26 il valore minimo di ISP è inferiore a 100. Solo in un caso (i consumi elettrici della classe residuale delle Altre industrie) l'indice ISP minimo è superiore a 100: ciò significa che la rettifica non è stata efficace.

Figura 7 - Consumi di energia elettrica nell'industria. Determinazione del peso del giorno festivo

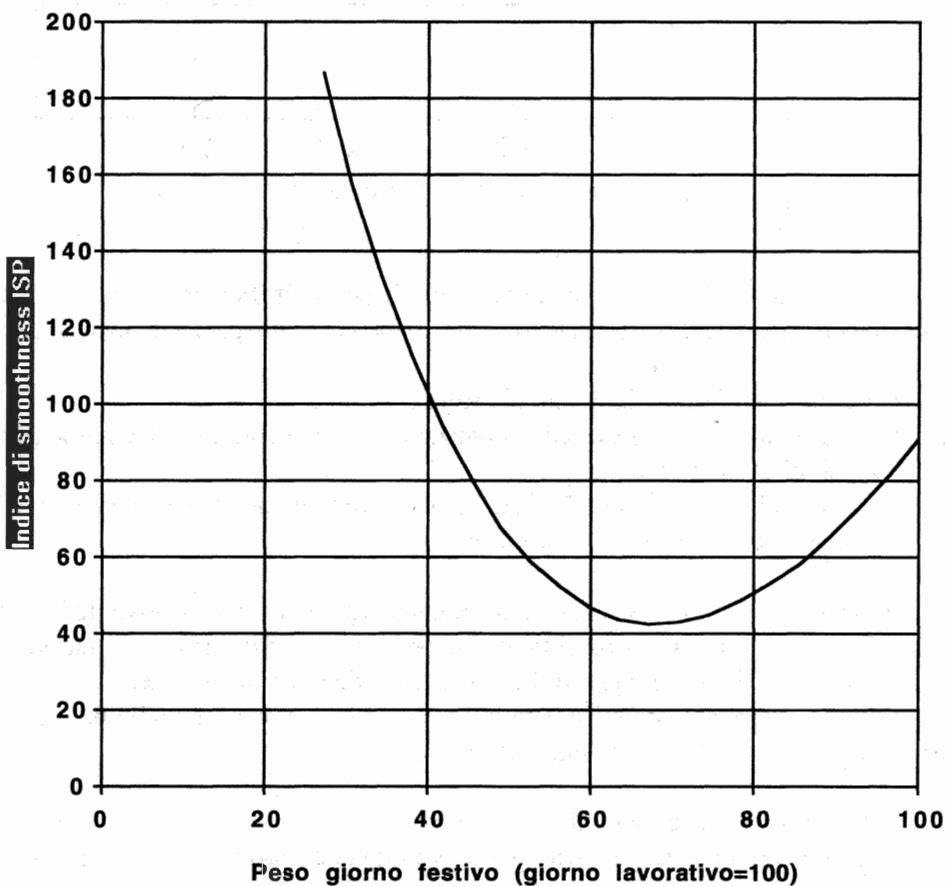
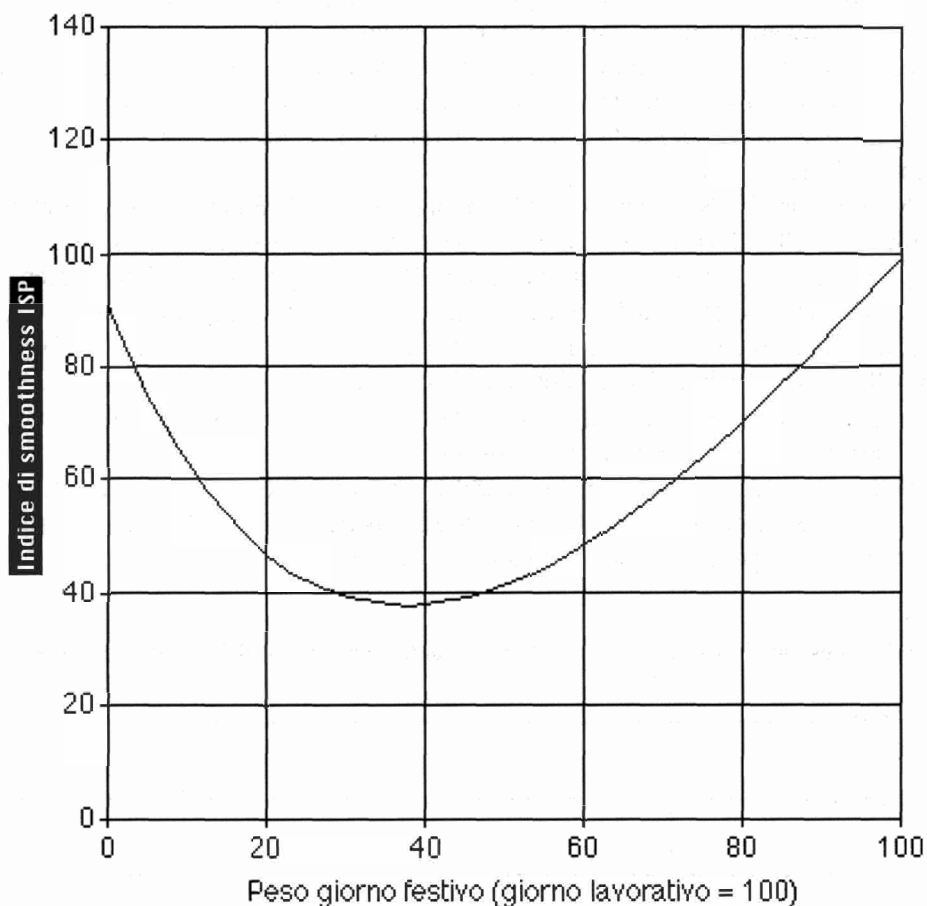


Figura 8 - Indice della produzione industriale. Determinazione del peso del giorno festivo



L'abbattimento della variabilità della serie dopo la rettifica non è marcato come nel caso della richiesta di energia elettrica. Il fenomeno va collegato alle seguenti cause:

- presenza nell'industria di una più forte componente ciclica;
- presenza di settori di base, con organizzazione del lavoro in cicli continui, poco sensibili al calendario;
- rilevazioni del consumo effettuate in modo continuo nel corso del mese e quindi non sincronizzate e non riferibili esattamente al periodo.

In ogni caso la rettifica consente di spiegare una parte significativa delle variabilità. Ciò è vero soprattutto per il totale industria dove l'ISP si riduce a valori intorno al 40% sia per i consumi elettrici che per la produzione industriale.

Il peso del giorno festivo è notevolmente diverso nei due casi: 67% per i consumi elettrici, 38% per la produzione industriale.

I principali motivi di tale differenza sono:

- presenza di consumi elettrici per servizi generali attivi anche nei giorni non lavorativi;

Tavola 6 - Determinazione dei pesi dei giorni festivi

SETTORE	Peso medio giorno festivo	ISP (Serie grezza = 100)	R ₁ (Serie grezza = 100)
A) Consumi elettrici dell'industria - Periodo 1986+1993			
Materiali da costruzione	84	79	77
Chimiche	84	88	79
Siderurgiche	56	76	89
Metalli non ferrosi	83	90	77
Cartarie	55	61	49
Lavorazione materie plastiche	69	89	87
Alimentari	68	76	66
Meccaniche	46	67	59
Tessili	57	68	77
Legno	76	93	83
Estrattive	71	85	82
Altre industrie	95	107	100
Totale industrie	67	42	38
B) Indice della Produzione industriale - Periodo 1986+1992			
Materiali da costruzione	48	46	45
Chimiche	65	77	60
Siderurgiche	54	91	101
Metalli non ferrosi	44	70	56
Cartarie	46	75	75
Lavorazione materie plastiche	28	65	61
Alimentari	32	36	28
Meccaniche	17	55	46
Tessili	33	69	62
Legno	29	78	75
Estrattive	94	93	88
Altre industrie	46	48	43
Totale industrie	38	38	33

- convenienza, per motivi tariffari, a concentrare in giorni festivi le produzioni *electric-intensive*, con elevati consumi elettrici e basso valore aggiunto.

L'indice R₁ (Tavola 6) ha sostanzialmente confermato, generalmente migliorando, i risultati ottenuti con l'ISP, con l'unica eccezione della serie dell'IPI delle siderurgiche. Eccezione che si spiega facilmente trattandosi di industria con forte presenza del ciclo continuo.

L'indice R₂ è stato calcolato, per semplicità, solo per il totale industria (Tavola 7).

Tavola 7 - Consumi di elettricità e produzione dell'industria - Periodo 1986+1993
Verifica dell'efficacia della rettifica

CONSUMI DI ENERGIA ELETTRICA E PRODUZIONE INDUSTRIALE	R ₁	R ₂
CONSUMI DI ENERGIA ELETTRICA:		
Serie grezza	100	100
Serie rettificata:		
<i>metodo diretto</i>	38	48
<i>metodo indiretto</i>	44	54
INDICE DELLA PRODUZIONE INDUSTRIALE:		
Serie grezza	100	100
Serie rettificata con metodo diretto	31	39

6. Conclusioni

La disponibilità di una serie storica mensile sufficientemente lunga della richiesta di energia elettrica, arricchita con dettagli sulla modulazione dei prelievi a livello giornaliero ed orario, ha consentito di analizzare in profondità il problema della rettifica. È emerso che l'adozione di criteri di rettifica sofisticati, basati su numerose tipologie di giorno, non è premiante.

Si è proposto pertanto un criterio basato su solo due tipologie di giorno: giorni lavorativi e giorni festivi. Il peso relativo medio dei giorni festivi viene stimato ricercando il valore che minimizza la varianza della serie rettificata e differenziata con ritardo 1 e 12.

Il criterio proposto ha portata generale (Appendici B e C) ed è stato testato con successo su numerose serie storiche mensili sia dei consumi elettrici che della produzione industriale.

Riferimenti bibliografici

BODO G., SIGNORINI L.F., *Ricostruzione storica e depurazione stagionale degli indici di produzione industriale*; in Bollettino Statistico della Banca d'Italia, n° 3-4, Roma, 1985.

CIPOLLETTA I., *Congiuntura economica e previsione*; Il Mulino, Bologna 1992.

DAGUM E.B., *The X11-ARIMA seasonal adjustment method*; Statistics Canada; Ottawa, 1980.

ENEL DPS, *Influenza della temperatura atmosferica sulla domanda di energia elettrica*; Serie Quaderno di Studio, n° 15; Roma, 1994.

GIANI M., *Confronti tra metodi di stima del ciclo-trend basati su filtri di depurazione e di residuazione-depurazione*; mimeo; Roma, 1987.

MARRUCO E., *Fondamenti logici e valore pratico della depurazione delle serie storiche economiche ai fini della analisi congiunturale*; in Rassegna dei lavori dell'ISCO; n° 25, Roma, 1982.

POLITI M., *La rettifica delle serie storiche economiche per tenere conto della diversa resa dei giorni e dei mesi*; mimeo; Roma, 1994.

ZANI S., *Indicatori statistici della congiuntura*; Loescher Editore; Torino, 1982.

Appendice A

Stima dei coefficienti di rettifica per temperatura della richiesta di energia elettrica sulla rete italiana

Alcune apparecchiature che utilizzano l'energia elettrica sono sensibili alla temperatura atmosferica, nel senso che l'intensità d'uso ed i relativi consumi di elettricità sono influenzati dalla temperatura dell'ambiente esterno. Trattasi di apparecchiature diffuse soprattutto nei settori civili (domestico e terziario) quali la stufa elettrica, il condizionatore, lo scaldacqua, il frigorifero, ecc.

Per alcune di esse (condizionatore, frigorifero, ecc.) l'effetto è di segno positivo: cioè il consumo aumenta all'aumentare della temperatura; per altre (stufa, scaldacqua, ecc.) l'effetto è di segno opposto.

Una valutazione quantitativa dell'influenza che le variazioni di temperatura atmosferica esercitano sulla domanda complessiva di energia elettrica assume particolare importanza in sede di interpretazione della congiuntura elettrica.

L'argomento è stato già esposto congiuntamente in un Quaderno di Studio dell'ENEL nel quale si è perseguito l'obiettivo di individuare una *procedura di rettifica per temperatura (declimatizzazione) della richiesta elettrica mensile* che consentisse di produrre serie storiche al netto del "disturbo temperatura" e che quindi meglio evidenziassero l'andamento congiunturale di fondo.

Nel seguito si espone, in forma sintetica, la procedura seguita per la stima dei coefficienti di rettifica e si riportano i valori dei coefficienti stessi, calcolati con riferimento al periodo 1986-1992, rimandando allo studio citato per ulteriori dettagli.

Per l'elaborazione e messa a punto della procedura, si sono utilizzate le serie storiche *giornaliere* delle temperature estreme fornite dal Servizio Meteorologico dell'Aeronautica e della richiesta di energia elettrica sulla rete ENEL dall'1/1/1986 al 31/12/1992.

Si è quindi determinata una serie storica giornaliera delle *temperature medie nazionali*, con opportuna ponderazione delle temperature delle stazioni meteo del Servizio Meteorologico.

I dati della serie giornaliera elettrica della richiesta sono stati depurati dal *trend* con lo *smoothing* esponenziale.

Applicando la tecnica della regressione lineare ai dati delle nuove serie elaborate raggruppati per mese si è pervenuti, alla fine, a dodici espressioni semplificate del tipo:

$$[A1] \quad VR = \alpha \cdot VT$$

dove:

VR = *Variazione percentuale della richiesta (depurata dal trend) di un giorno dell'anno rispetto al corrispondente giorno (dello stesso tipo calendariale) dell'anno precedente;*

VT = *corrispondente variazione assoluta della temperatura media nazionale;*

α = *variazione percentuale della richiesta per una variazione di temperatura pari ad 1° C.*

Si sottolinea che, avendo calcolato le variazioni VR e VT di un giorno rispetto al corrispondente giorno dello stesso tipo dell'anno precedente, si sono automaticamente eliminati gli effetti della componente stagionale e di calendario.

Nella Tavola 1 si riportano l'*indice di determinazione R^2* delle regressioni calcolate ed il *coefficiente α relativo alla temperatura* che, come si è detto, rappresenta la *variazione percentuale della richiesta per una variazione di 1° C della temperatura.*

Inoltre, per valutare l'efficacia dei coefficienti determinati è stata calcolata, sull'insieme dei dati di ciascun mese, la *deviazione standard* sia dei valori originali relativi alle variazioni percentuali della richiesta (*deviazione standard originale*) che degli stessi dati dopo averli depurati dall'effetto di temperatura mediante i coefficienti α (*deviazione standard corretta da temperatura*). Si è infine determinata la riduzione o il miglioramento percentuale *della deviazione standard* dei valori corretti da temperatura rispetto a quelli non corretti.

Tavola 1 - Analisi delle correlazioni tra richieste di energia elettrica e variazioni di temperatura

Mese	R^2	α	Deviazioni Standard (%)		
			originale	corretta	migl.to
Gennaio	0,83	-0,5	1,9	0,7	61
Febbraio	0,89	-0,5	3,3	0,8	75
Marzo	0,81	-0,7	3,3	1,4	58
Aprile	0,76	-1,2	3,3	1,6	51
Maggio	0,78	-0,4	1,7	0,8	52
Giugno	0,88	-0,5	1,7	0,6	65
Luglio	0,93	+1,0	2,7	0,7	73
Agosto	0,70	+0,9	3,5	1,9	45
Settembre	0,92	+0,6	1,8	0,5	71
Ottobre	0,74	-0,2	1,5	0,7	50
Novembre	0,79	-0,4	1,7	0,7	59
Dicembre	0,82	-0,6	3,4	1,4	59
<i>In complesso</i>			2,5	1,0	61

Dall'analisi della Tavola 1 emerge che i mesi da gennaio a maggio e da ottobre a dicembre presentano il comportamento caratteristico dei mesi "freddi" nel senso che ad una variazione di temperatura corrisponde una variazione di segno opposto della richiesta; viceversa i mesi da giugno a settembre si configurano come mesi "caldi" giacchè le dette variazioni sono di segno concorde.

Si evidenzia inoltre la sostanziale stabilità dei coefficienti per i mesi tipicamente invernali⁴ (-0,5%÷-0,7%) e per i mesi tipicamente estivi⁵ (0,9%÷1%). Più divergenti tra loro sono i coefficienti di mesi “di transizione”, quali aprile, maggio ed ottobre.

Dall'analisi dei coefficienti emerge tuttavia che l'effetto che la temperatura esercita sulla domanda elettrica in Italia è relativamente modesto.

I coefficienti presentati nella Tavola 1 restano ovviamente ancora validi se la formula [A1] viene utilizzata per calcolare la richiesta declimatizzata di un determinato mese ovvero la richiesta riferita alla temperatura media generale pluriennale di quello stesso mese. In questo caso VT nella [A1] rappresenta la variazione assoluta di temperatura media del mese rispetto alla temperatura media pluriennale del mese.

⁴ Dicembre, gennaio, febbraio e marzo.

⁵ Luglio e agosto.

Appendice B

Critero generale di stima dei coefficienti di rettifica per calendario per serie storiche mensili

Sia G_t^s il generico valore al tempo t di una serie storica mensile G^s ed R_t^s il corrispondente valore della serie rettificata per calendario, R^s , definito come segue:

$$[B1] \quad R_t^s = \frac{G_t^s}{CR_t^s}$$

dove:

$CR_t^s =$ generico coefficiente di rettifica al tempo t .

$$[B2] \quad CR_t^s = \frac{NGLE_t^s}{NGLE^s}$$

dove:

$NGLE_t^s =$ numero di giorni lavorativi equivalenti calcolato per ciascun mese t e per ciascuna serie s ;

$NGLE^s =$ numero medio mensile dei giorni lavorativi equivalenti calcolati per la serie s .

Il numero di giorni lavorativi equivalenti nel generico mese t è a sua volta definito mediante la seguente espressione:

$$[B3] \quad NGLE_t^s = \frac{NGL_t + P^s \cdot NGF_t}{100}$$

dove:

$NGL_t =$ numero di giorni lavorativi del mese t ;

$NGF_t =$ numero di giorni festivi del mese t ;

$P^s =$ peso percentuale del giorno festivo rispetto a quello lavorativo.

Si osserva che NGL_t e NGF_t sono indipendenti dalla serie esaminata e legati esclusivamente al calendario; viceversa P^s è indipendente dal calendario e funzione esclusivamente dalla serie esaminata.

NGF_t viene calcolato conteggiando per ciascun mese t le seguenti tipologie di giorno:

- *domenica;*
- *sabato;*
- *festivo infrasettimanale;*
- *martedì dopo la Pasqua;*
- *sciopero nazionale.*

NGL_t viene calcolato sottraendo NGF_t al numero dei giorni del mese t .

Il parametro P^s viene calcolato in modo da minimizzare la varianza della serie rettificata differenziata con ritardo 12 e 1.

Ci si aspetta che la funzione:

$$[B4] \quad f(P^s) = VAR(\nabla_{12}\nabla_1 R^s)$$

presenti un andamento regolare (cioè sia continua con derivata continua) per P^s compreso tra 0 e 100 e abbia un solo minimo nello stesso intervallo.

Per avere una misura dell'efficacia della rettifica per calendario si confronta il grado di *smoothness* della serie rettificata con quello della serie grezza in quanto l'operazione di rettifica, eliminando la parte di variabilità imputabile al calendario, opera un lisciamento della serie stessa. Per valutare il grado di *smoothness* si utilizzano i due indici:

$$[B5] \quad R_1 = \sum_{t=2}^n (XD_t - XD_{t-1})^2$$

$$[B6] \quad R_2 = \sum_{t=1}^n (XD_t - H \cdot XD_t)^2$$

dove:

XD = serie destagionalizzata;

H = filtro di Henderson a 13 termini.

Affinché la rettifica possa essere considerata efficace, gli indici calcolati sulla serie rettificata devono fornire valori apprezzabilmente inferiori ai corrispondenti indici calcolati sulla serie grezza, in caso contrario la rettifica è da ritenersi inefficace (insensibilità della serie al calendario).

È opportuno che la serie da rettificare sia sufficientemente lunga e costituita da un numero intero di anni; come occorre evitare serie troppo lunghe per tenere correttamente conto della inevitabile evoluzione di P^s nel tempo: si suggerisce la lunghezza di otto anni in quanto tale periodo è un multiplo intero del ciclo di quattro anni che include l'anno bisestile.

Appendice C

Utilizzazione dei nuovi coefficienti di rettifica per calendario nella procedura sviluppata ai fini dell'analisi della congiuntura elettrica

A seguito dello studio presentato, si è provveduto ad introdurre la metodologia di rettifica per calendario basata su due tipologie di giorno (metodo TG2) delle serie storiche utilizzate nella analisi della congiuntura elettrica. Le serie storiche trattate sono le seguenti (tra parentesi si riportano i periodi in base ai quali sono state effettuate le necessarie elaborazioni):

Richiesta di energia elettrica (gennaio 1981÷dicembre 1995)

- Richiesta ENEL;
- Richiesta ENEL + Terzi.

Campione industria (gennaio 1986÷dicembre 1995)

- Materiali da costruzione;
- Chimica;
- Siderurgia;
- Metalli non ferrosi;
- Cartaria;
- Materie plastiche e gomma;
- Alimentare;
- Meccanica;
- Tessile e abbigliamento;
- Legno e mobilio;
- Altre industrie;
- Totale campione industria.

Per ognuna delle serie elencate, al fine di determinare i coefficienti di rettifica, si è determinato il peso P^s dei giorni festivi minimizzando la funzione:

$$[C1] \quad f(P^s) = VAR (\nabla_{12} \nabla_1 R^s).$$

Il passo successivo è consistito nel valutare la bontà della rettifica mediante il calcolo di due indici di *smoothness*, ISP e R_1 . Tali indici sono stati calcolati anche sulle serie rettificate con il metodo, precedentemente utilizzato, basato su quattro tipologie di giorno (TG4).

Tavola 1 - Indice di *smoothness* e pesi

SETTORE	Peso (%)	ISP (serie grezza = 100)		R1 (serie grezza = 100)	
		TG2	TG4	TG2	TG4
RICHIESTA DI ENERGIA ELETTRICA					
ENEL	78	63	67	62	68
ENEL + Terzi	78	59	63	57	64
CAMPIONE INDUSTRIA					
Materiali da costruzione	85	81	80	81	79
Chimica	85	89	101	84	97
Siderurgia	62	79	95	81	95
Metalli non ferrosi	86	89	89	86	87
Cartaria	67	72	77	75	79
Materie plastiche e gomma	70	83	106	84	116
Alimentari	67	80	85	83	93
Meccanica	59	72	74	73	77
Tessile e abbigliamento	59	60	63	58	64
Legno e mobilio	79	93	114	101	136
Altre industrie	89	102	152	105	164
Totale industrie					
Metodo diretto	72	50	55	50	59
Metodo indiretto	-	50	55	50	58

Gli indici (Tavola 1) evidenziano la migliore *performance* del criterio TG2 rispetto al TG4 per pressoché tutte le serie analizzate.

La scarsa correlazione con il calendario, tipica di alcune serie statistiche, viene evidenziata da valori degli indici maggiori di 100. In particolare questa situazione si presenta per le industrie del legno e mobilio e per le altre industrie (industrie medio-piccole per la maggior parte a "fatturazione non multioraria", per le quali la lettura del contatore di energia elettrica avviene in corso di mese anziché l'ultimo giorno del mese).

Sono state condotte, infine, alcune simulazioni *ex-post* ad un passo per confrontare la capacità previsiva dei modelli stimati su serie decalendarizzate con i due metodi allo studio, nonché su serie non decalendarizzate. Tali esercizi hanno evidenziato *performance* equivalenti dei due criteri; in particolare l'errore quadratico medio di previsione, calcolato per il totale industria, si è attestato, in entrambi i casi intorno all'1,5%; si è inoltre riscontrato come tale indicatore, peggiori, assumendo valori superiori al 2%, qualora le serie storiche non siano preventivamente rettificare.

**LA RETTIFICA DELLE SERIE STORICHE ECONOMICHE
PER TENERE CONTO DELLA
DIVERSA RESA DEI GIORNI E DEI MESI**

Mauro Politi

Istituto Nazionale di Statistica

1. Introduzione

I dati raccolti con le rilevazioni statistiche ed utilizzati per l'analisi congiunturale, oltre ad essere utilizzati nella loro forma "grezza", hanno bisogno di essere trattati per poterne valorizzare al massimo il loro contenuto informativo.

Nel caso della scomposizione delle serie storiche economiche nelle loro componenti (trend, ciclo, stagionalità e accidentalità) particolare importanza risiede nella rettifica delle serie stesse per tener conto che il fenomeno oggetto di studio si è manifestato in mesi di diversa lunghezza e comprendenti un diverso numero di festività. Tale rettifica si pone principalmente due obiettivi, dare un'ulteriore specificazione del dato grezzo e permettere una adeguata depurazione della componente stagionale.

In questo contributo, oltre a presentare i più significativi metodi di rettifica generalmente utilizzati, ne viene proposto uno nuovo che, con riferimento alla serie dell'indice della produzione industriale, si basa sulle informazioni raccolte tramite l'indagine mensile Istat sull'attività dell'industria e riguardanti il numero di giorni (dichiarato dalle imprese) nei quali la produzione mensile è effettuata.

2. La rettifica dell'indice della produzione industriale per tenere conto dei giorni lavorativi

L'indice della produzione industriale costituisce la serie storica che, per antonomasia, viene sottoposta alle procedure di rettifica, ma chiaramente non è l'unica, si pensi ad esempio alle vendite di beni. L'indice grezzo della produzione industriale da un'informazione sull'andamento dell'attività produttiva in termini di quantità e indipendentemente dal numero di giorni necessari per produrre tale quantità. Se si vogliono informazioni sull'intensità dell'attività produttiva, ovvero tener conto che una certa quantità è stata prodotta in un ben determinato periodo, è necessario effettuare la rettifica degli indici grezzi. La lunghezza dei mesi dell'anno varia e, a seconda del calendario, in alcuni mesi si addensano più o meno domeniche e festività civili e religiose.

Quando si analizza l'indice grezzo della produzione industriale in termini di variazioni percentuali tendenziali e nei due periodi esaminati (mese e corrispondente mese dell'anno precedente) si presenta una diversa distribuzione delle festività (ad esempio un aprile con Pasqua e uno senza), sorgono delle difficoltà di interpretazione della dinamica congiunturale.

Si rende quindi necessaria una standardizzazione del dato riportando tutti i mesi ad avere un ugual numero di giorni lavorativi pari ad un mese "teorico" dell'anno base dell'indice.

Il metodo adottato dall'Istat (1990) per rettificare la serie dell'indice della produzione industriale si basa innanzitutto sulla classificazione delle industrie secondo il processo produttivo impiegato, ovvero continuo o discontinuo: fanno parte del primo gruppo quelle industrie che svolgono la loro attività senza soluzione di continuità, come le raffinerie, gli altiforni siderurgici, le industrie chimiche ecc.; nel secondo gruppo sono comprese le industrie, la maggioranza, che di norma lavorano cinque giorni a settimana.

Per le industrie a ciclo di lavorazione continuo i giorni lavorativi di un dato mese

sono pari alla lunghezza del mese stesso che varia da 28 a 31, mentre, per quelle a ciclo di lavorazione discontinuo, al numero di giorni di calendario vengono sottratti i sabati, le domeniche e le festività civili e religiose nazionali.

La rettifica dell'indice grezzo della produzione industriale avviene attraverso l'utilizzo di due coefficienti, uno per le lavorazioni a ciclo continuo ed uno per quelle a ciclo discontinuo: i coefficienti sono costituiti dal rapporto tra il numero di giorni lavorativi del mese standard dell'anno base (calcolati come media aritmetica dei giorni lavorativi dei singoli mesi di quell'anno) e il numero di giorni del mese preso in esame.

Dato l'indice grezzo per il mese t pari a

$$IG_t = Q_t / Q_0$$

dove Q sono le quantità del mese (t) e quella media dell'anno base (0), il coefficiente di rettifica è pari a

$$CR_t = GL_0 / GL_t$$

dove GL_0 è la media dei giorni lavorativi dell'anno base e GL_t sono quelli relativi al mese t . Si calcolano due coefficienti di rettifica a seconda del tipo di lavorazione e quindi del computo dei giorni lavorativi. L'indice rettificato è dato da

$$IR_t = IG_t \cdot CR_t$$

Altri metodi di rettifica degli indici grezzi per tener conto del diverso numero di giorni dei singoli mesi si basano su approcci econometrici quali ad esempio la procedura inclusa nel metodo di destagionalizzazione X11 (U.S. Bureau of Census, 1967) e chiamata "trading day" (Young, 1965). Tale procedura prevede il computo di quante volte si presentano in un mese i singoli giorni della settimana e l'assegnazione di pesi, per ogni giorno, conosciuti a priori oppure calcolati con una regressione.

Da citare è anche il metodo che si basa sulla stima di un modello ARIMA che include gli effetti del differente numero di giorni (Thury, 1994).

3. Un approccio basato sui giorni effettivamente lavorati

Tutti i metodi precedentemente descritti scaturiscono da trattamenti statistici delle serie storiche basati su ipotesi teoriche: essi sono quindi esogeni ai dati stessi.

Il metodo attualmente adottato in Istat, che risulta anche il più diffuso a livello internazionale, è fonte di problemi in alcuni mesi dell'anno. Innanzitutto in agosto e dicembre, a causa del presentarsi di periodi di ferie, i giorni lavorativi non corrispondono affatto a quelli nei quali vi è stata realmente attività produttiva; poi, in occasione di festività civili e religiose di martedì, mercoledì e giovedì, non si dispone di informazioni sulla eventuale chiusura degli stabilimenti nei giorni contigui, ovvero sullo sfruttamento di un "ponte festivo". Il verificarsi di queste situazioni causa, in fase di rettifica, una sottostima del dato di produzione; in momenti di inten-

sa crescita dell'attività produttiva, invece, può accadere che gli stabilimenti con ciclo di lavorazione discontinua siano aperti anche di sabato e domenica, in questo caso la rettifica porta ad una sovrastima. Inoltre c'è da osservare che il metodo adottato non tiene conto di eventuali festività locali (regionali o comunali) o legate al comparto di attività economica dell'industria (Santo Patrono).

Nel tentativo di ovviare a queste debolezze del metodo di rettifica, si è studiata una strada alternativa raccogliendo ulteriori informazioni tramite l'indagine mensile sulla produzione industriale. In particolare è stata inserita nel questionario una domanda sul numero di giorni effettivamente lavorati nel mese dalle imprese. Questa informazione permette di calcolare, a livello di singola unità di rilevazione, la produzione media giornaliera effettuata in un determinato mese. In simboli:

$${}_i\text{PMG}_t = {}_i\text{Q}_t / {}_i\text{GEL}_t \quad t=1, \dots, 12 \quad i=1, \dots, n$$

dove ${}_i\text{GEL}_t$ è il numero di giorni effettivamente lavorati dall'impresa i nel mese t .

Questo calcolo consente di operare una standardizzazione dei dati e quindi di prendere in considerazione la differente importanza produttiva delle singole imprese.

Per ottenere informazioni più complete sulla produzione media giornaliera di una impresa occorrerebbe: a) sapere quanti giorni sono stati necessari per realizzare ogni singola produzione elementare (massimo livello di disaggregazione dell'indice di produzione), in quanto l'attività mensile potrebbe essere non uniformemente divisa per le singole lavorazioni; b) conoscere, nel caso di impresa plurilocalizzata, i giorni di lavoro di ogni singolo stabilimento. Ciò richiederebbe però l'aggiunta di altre domande nel questionario e quindi l'aumento degli oneri di compilazione per le imprese; si avrebbe così un prevedibile aumento di mancate risposte ed un ritardo nello svolgimento dell'indagine con relativo deterioramento delle caratteristiche proprie di una buona statistica congiunturale, ovvero la correttezza dell'informazione elaborata e la sua tempestività.

La scelta di includere una sola domanda nel questionario mensile, nonostante le limitazioni a cui si è appena accennato, è stata ritenuta valida per gli obiettivi prefissati della ricerca.

Nello svolgimento della rilevazione si può presentare il fenomeno della mancata risposta che può essere parziale (l'impresa fornisce i dati di produzione ma non i giorni lavorati) oppure totale (il questionario non arriva in tempo utile per il calcolo dell'indice). Per risolvere questo problema si opera come segue: per ogni prodotto elementare rilevato si analizza la distribuzione della variabile "numero di giorni effettivamente lavorati" per le unità di rilevazione che hanno risposto e si sceglie la moda per poi imputarla alle mancate risposte.

Una volta completata la raccolta dei dati riguardanti la produzione mensile di un dato bene presso le imprese campione e i relativi giorni di lavoro impiegati per effettuarla, è possibile calcolare l'indice della produzione media giornaliera di tale bene. Il dato di quantità di ogni impresa viene diviso per il numero di giorni lavorati, quindi si sommano le produzioni medie giornaliere delle imprese interessate e si rapportano alle stesse quantità dell'anno base. L'indice della produzione media giornaliera è:

$$\text{IPMG}_t = \sum_i {}_i\text{PMG}_t / \sum_i {}_i\text{PMG}_0$$

Questo indicatore oltre a rappresentare una appropriata misura dell'intensità produttiva risolve alcuni punti di criticità del metodo dei coefficienti per quei mesi nei quali si presentano ferie e ponti festivi (agosto, dicembre, marzo, aprile).

4. Una applicazione del metodo di rettifica basato sui giorni effettivamente lavorati

Qui di seguito vengono illustrati alcuni risultati ottenuti con il metodo appena descritto e il confronto con i dati rettificati con il metodo dei coefficienti.

Sono stati presi in considerazione gli indici di produzione industriale del settore dell'abbigliamento per donna poiché, dato il loro complesso profilo stagionale, sono risultati particolarmente adatti per una sperimentazione.

L'indice grezzo della produzione del settore del vestiario per donna, per il periodo gennaio 1990 - agosto 1994, è riportato nella figura 1. Il ciclo annuale di questa produzione è caratterizzato da due fasi generalmente di attività più intensa, ovvero dicembre-marzo e giugno-luglio, intervallate da mesi nei quali l'attività produttiva è più limitata o ridotta ai minimi termini (agosto). Queste due fasi trovano origine dall'esigenza di produrre abiti per la primavera-estate e per l'autunno-inverno. C'è da notare, a tale proposito, che in questi ultimi anni, la produzione di abbigliamento ha assunto un andamento più costante nel corso dell'anno in seguito all'adozione di nuove tecnologie e di una organizzazione più flessibile che permettono, in tempi molto più ridotti rispetto al passato (in alcuni casi fino a quattro giorni!), di adeguare la produzione alle richieste provenienti dalla distribuzione, richieste che, nel caso specifico del settore della moda, sono particolarmente variabili.

Sempre dalla figura 1 si possono notare le cadute produttive relative al mese di agosto dei vari anni.

Nella figura 2 è riportato l'andamento dell'indice rettificato per giorni lavorativi di calendario (metodo attualmente adottato): si può osservare come sia le cadute di agosto che i picchi positivi rimangano generalmente tali, ovvero che la rettifica non ha

Figura 1 - Indice della produzione industriale - Abbigliamento per donna.

Dati grezzi

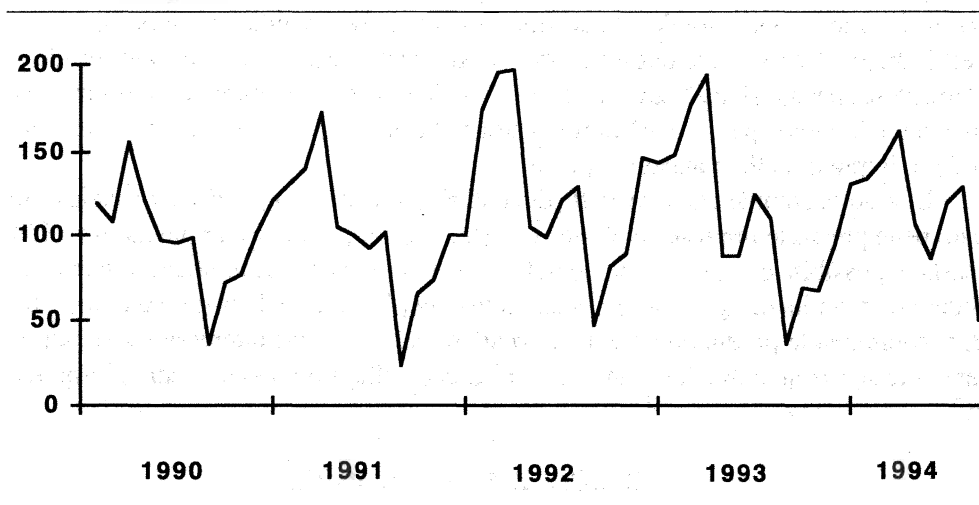


Figura 2 - Indice della produzione industriale - Abbigliamento per donna.
Dati rettificati per giorni di calendario

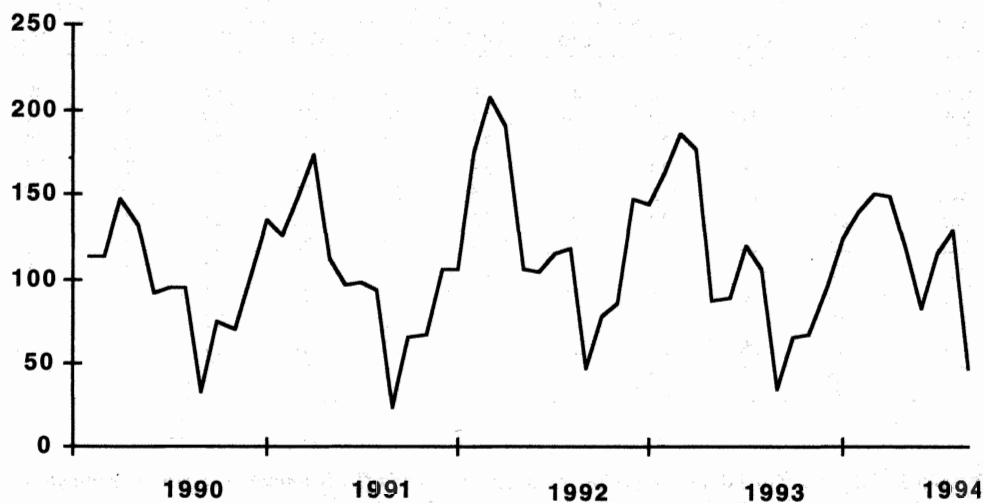
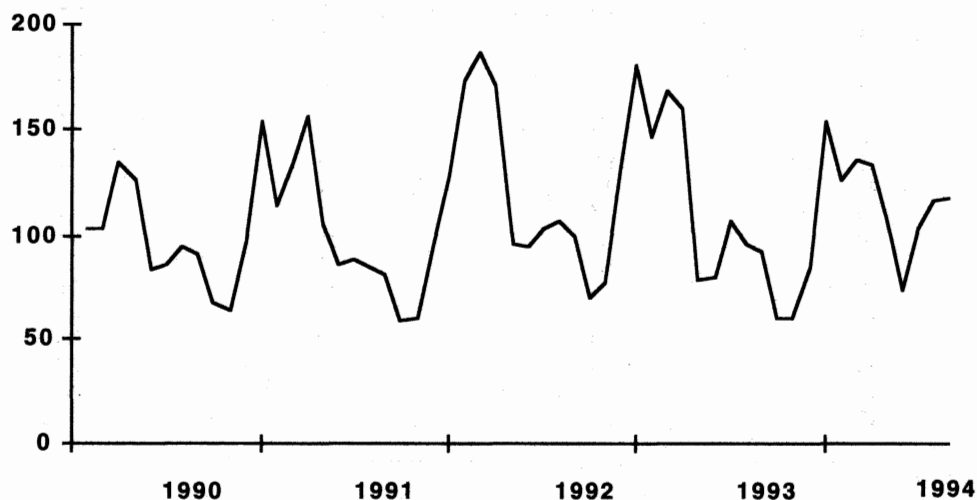


Figura 3 - Indice della produzione industriale - Abbigliamento per donna.
Dati rettificati con giorni effettivamente lavorati



perequato adeguatamente i dati grezzi.

Nella figura 3 è riportato l'indice rettificato con i giorni effettivamente lavorati: i picchi positivi e negativi sono più smussati e quelli negativi sono slittati da agosto a settembre-ottobre. Infatti il mese di agosto, pur facendo registrare un indice grezzo basso a causa delle ferie estive, comprende nella sua prima decade la fine del periodo di maggiore produzione iniziato in giugno.

Particolarmente interessante è l'analisi della tavola 1 nella quale, per il periodo preso in esame, si possono apprezzare le differenze tra i giorni lavorativi di calendario e quelli effettivamente lavorati, espressi qui come moda della distribuzione delle risposte fornite dalle imprese.

Tavola 1 - Confronto tra numero di giorni lavorativi di calendario (GLC) e giorni effettivamente lavorati (GEL). Settore abbigliamento per donna, anni 1990-1994

MESI	1990		1991		1992		1993		1994	
	GLC	GEL	GLC	GEL	GLC	GEL	GLC	GEL	GLC	GEL
Gen	22	22	22	22	21	19	19	19	20	20
Feb	20	21	20	20	20	20	20	20	20	21
Mar	22	23	21	21	22	22	23	23	20	20
Apr	19	18	20	19	21	21	21	21	23	23
Mag	22	22	22	22	20	21	21	21	19	19
Giu	21	21	20	20	22	22	22	22	22	22
Lug	22	20	23	22	23	23	22	22	21	21
Ago	22	5	21	5	21	6	22	7	22	8
Set	20	20	21	21	22	22	22	23		
Ott	23	23	23	23	22	22	21	22		
Nov	21	20	20	20	21	21	21	21		
Dic	19	15	20	15	21	15	22	16		

Tavola 2 - Distribuzione della variabile "numero dei giorni effettivamente lavorati" per agosto e dicembre 1993. Settore abbigliamento per donna

AGOSTO 1993		DICEMBRE 1993	
Numeri di giorni effettivamente lavorati	Percentuale	Numero di giorni effettivamente lavorati	Percentuale
1	1,9	5	0,4
2	22,0	8	0,4
3	1,4	9	0,4
4	1,4	10	0,4
5	8,1	11	0,9
6	11,0	12	2,7
7	28,8	13	2,2
8	0,5	14	5,4
9	0,5	15	6,7
10	7,7	16	38,5
11	1,4	17	8,5
12	8,6	18	3,6
13	0,5	19	4,9
15	1,4	20	13,4
16	1,4	21	5,4
17	1,0	22	4,0
22	2,4	23	1,8
		26	0,4

I mesi di agosto e dicembre sono quelli nei quali maggiore è la differenza tra le due variabili. Per il periodo di marzo-aprile (Pasqua e ponti festivi) non si notano grandi differenze ma ciò è una peculiarità di questo settore e comunque il dato dei giorni effettivamente lavorati riportato nella tavola 1 è la moda, ovvero una sintesi della distribuzione; il metodo illustrato computa, invece, per ogni singola impresa, la produzione media giornaliera. A tale proposito risulta utile analizzare la tavola 2 nella quale è riportata la distribuzione delle frequenze relative al numero di giorni effettivamente lavorati per agosto e dicembre 1993.

Per il mese di agosto la maggior parte delle imprese (28,8%) ha lavorato 7 giorni, ma il 22% ha lavorato 2 giorni e l' 11,0% ha lavorato 6 giorni. Anche i dati di dicembre mostrano la variabilità delle risposte fornite dalle imprese.

5. Conclusioni

L'importanza della rettifica di indici grezzi per tener conto del diverso numero di giorni dei singoli mesi è testimoniata, tra l'altro, anche dalla scelta effettuata in alcuni Paesi di non pubblicare dati grezzi ma solo rettificati o destagionalizzati.

Si ritiene comunque che la gamma delle informazioni statistiche per lo studio della congiuntura debba essere la più ampia possibile e che le operazioni di trattamento dei dati grezzi (rettifica e destagionalizzazione) debbano coincidere con una costante ricerca di miglioramenti metodologici. L'indice rettificato per giorni effettivamente lavorati cerca di rispondere a questa esigenza, ma al tempo stesso non deve essere alternativo alla rettifica attualmente operata, bensì complementare e fonte di ulteriori informazioni valide specialmente in alcuni periodi dell'anno nei quali risulta più difficile seguire la dinamica congiunturale.

L'integrazione delle statistiche congiunturali nazionali nel contesto del più ampio sistema europeo, richiede una standardizzazione delle metodologie adottate per garantire la comparabilità degli indicatori calcolati nei vari Paesi. Per tale motivo la rettifica con il metodo dei coefficienti continuerà ad essere effettuata, ma contemporaneamente si verificheranno i risultati ottenuti con il nuovo indicatore in Italia con quelli di altri Paesi come ad esempio la Germania, dove l'Istituto Federale di Statistica, a partire dal 1994, raccoglie dati sui giorni effettivamente lavorati dalle imprese.

Un ulteriore campo di ricerca è costituito dalla ricaduta del calcolo del nuovo indicatore sui metodi di destagionalizzazione e ciò risulta particolarmente interessante ed attuale poiché si è deciso di rivedere, sia a livello nazionale che europeo, le procedure di depurazione delle serie storiche della componente stagionale.

Riferimenti bibliografici

ISTAT (1990), *Numeri indici della produzione industriale Base 1985=100 - Metodi e norme*, serie A n.25

THURY G. (1994), *Calendar effects in Austrian industrial production* - Workshop on short term indicators, Eurostat-Insee, Parigi

U.S. BUREAU OF CENSUS (1967), *The X-11 variant of the Census Method II Seasonal Adjustment Program* - Technical Paper n. 15

YOUNG A. (1965), *Estimating trading day variation in monthly economic time series* - U.S. Bureau of Census Technical Paper n. 12

DESTAGIONALIZZAZIONE E CONTESTUALE
ESTRAZIONE DELLA COMPONENTE
CONGIUNTURA-STRUTTURA (CICLO-TREND)

E. Marruco* - G. B. Tranquilli** - F. G. Bui** - G. Giuliani***

ISCO - **Università "La Sapienza", Roma - *Gruppo di lavoro SIS "Analisi
economica a breve termine".*

Premessa*

La dinamica della economia capitalistica è stata caratterizzata soprattutto da prolungata crescita (crescita fluttuante), in modo più o meno marcato, di popolazione, di produzione e di occupazione e prezzi, accompagnata da importanti trasformazioni strutturali, sociali, culturali. La percezione di tali fatti è derivata da una conoscenza meditata, poiché il cammino percorso da un sistema economico è colto attraverso una serie di cifre: cioè, in genere, i numeri indice, che si ritiene esprimano l'evoluzione di tale sistema. Per cui, riconosciuta la pertinenza degli indici scelti, la presenza di crescita e fluttuazioni è un semplice fatto di osservazione constatabile allo stesso modo di un sintomo.

In questo caso ciò che si percepisce è appunto una crescita fluttuante (in genere nei livelli) con una peculiare irregolarità sia nell'accadimento delle ricorrenze, che non sono periodiche (e questa è l'essenza del ciclo economico) sia nella durata e ripidità delle fasi consecutive ed omonime, che oltretutto, stante la intrinseca stocasticità del processo economico, non sono caratterizzate da andamenti perequati.

Ad una analisi più attenta può risultare, però, che la crescita risulti fluttuante non solo nei livelli. Questa evidenza empirica introduce un notevole grado di complessità nella percezione del sintomo fluttuazione. Infatti, emerge in tutta la sua drammaticità il fatto che la possibilità di individuare la presenza di una o più fluttuazioni o cicli economici (sia come entità successive che come entità contemporanee) implica logicamente come presupposto, non solo formale ma anche sostanziale, la definizione e determinazione del cosiddetto andamento fondamentale di ciascuna sezione d'onda, cioè di ciascuna fase intera di ognuno degli eventuali cicli soggiacenti.

Ma l'esistenza di cicli economici, come entità contemporanee, e la relativa misurabilità costituisce una "vexata quaestio", dovuta essenzialmente al fatto che la socialità e quindi la storicità dei cicli economici consentono solo un approccio euristico alla ricerca economica, giustificando, "ex ante", la non conclusività dei risultati raggiunti nelle inerenti ricerche, donde il procedere "ad infinitum" degli studi conoscitivi in proposito.

La storicità dei cicli economici comporta, infatti, che sul poliedrico concetto di dinamica delle economie incomba l'interferenza del tempo in assoluto e come intervallo effettivamente preso in considerazione, che praticamente relativizza la definizione di omogeneità ciclica, di stabilità della tendenza e di stazionarietà (in media) delle serie economiche.

A tale riguardo merita ricordare che l'elevato saggio di sviluppo mantenuto per diversi anni dalle economie occidentali sembrava aver allontanato per sempre lo spettro delle crisi economiche, ossia delle recessioni che si manifestavano con caduta più o meno importante dei livelli di attività e di reddito - così almeno dava adito a pensare il noto volume, del 1969, a cura di M. Bronfenbrenner, McGraw, intitolato "E' obsoleto il ciclo degli affari?" - lasciando in vita, al più, i cosiddetti "growth cycles", carat-

* Il Dr. Marruco è coautore col Prof. Tranquilli dell'Appendice metodologica in cui è descritta la metodologia per la scelta del filtro ottimale per la destagionalizzazione e contestuale estrazione della componente Ciclo-Trend e con il Dr. Bui della metodologia per la generalizzazione di tali procedure.

Il Dr. Bui è l'autore della metodologia per i confronti fra procedure e per la stima del Ciclo-Trend per gli estremi delle serie.

Il Dr. Giuliani è coautore con il Dr. Bui dei programmi di calcolo e di rappresentazione grafica e di alcune integrazioni (Exponential Smoothing ed algoritmo MAPP) alla metodologia proposta da Bui.

terizzati da semplici attenuazioni dei tassi di crescita dei sistemi economici.

Con riferimento alla situazione italiana si ha che i cicli di livello secondo la cronologia ISCO sono:

Tabella A - Cicli di livello

CICLI DI LIVELLO	PUNTI DI SVOLTA			DURATA IN MESI		
	Minimo iniziale	Massimo	Minimo finale	Espans.	Contraz.	Ciclo completo
I	Mag. 1945	Set. 1947	Mar. 1948	28	6	34
II	Mar. 1948	Apr. 1951	Mag. 1952	37	13	50
III	Mag. 1952	Set. 1975	Ago. 1958	64	11	75
IV	Ago. 1958	Ott. 1963	Gen. 1965	62	15	77
V	Gen. 1965	Ott. 1970	Ott. 1971	69	12	81
VI	Ott. 1971	Giu. 1974	Set. 1975	32	15	47
VII	Set. 1975	Feb. 1977	Dic. 1977	17	10	27
VIII	Dic. 1977	Mar. 1980	Giu. 1983	27	39	66
IX	Giu. 1983	Mag. 1992	Feb. 1994	107	21	128

Da tale cronologia si evince che il ciclo congiunturale - inteso come ciclo di livelli - appare come un movimento economico di medio termine con periodi ed intensità molto variabili: espansioni da 17 a 107 mesi, contrazioni da 6 a 39 e durata da 27 a 128 mesi.

Pertanto la distinzione tra ciclo di Kitchin (detto anche delle scorte o degli affari ed avente durata non superiore a 40 mesi, secondo alcuni studiosi, o di 3-5 anni, secondo altri) e ciclo di Juglar (detto anche delle esportazioni o degli investimenti in beni capitali ed avente durata di 7-11 anni) è considerata ormai priva di fondamento dalla maggior parte degli economisti, in quanto tutte e due sono manifestazioni del medesimo "capriccioso" movimento congiunturale.

Perplessità circa la esistenza emergono anche per i cosiddetti ciclo di Kuznets (noto anche come ciclo delle costruzioni o delle migrazioni ed avente durata di 15-25 anni) e ciclo di Kondratieff (detto anche ciclo lungo o dei prezzi o del tasso di interesse ed avente durata di 40-60 anni) per il quale sembra che, al massimo, si possa parlare di fasi con certe caratteristiche, più che di ricorrenze sistematiche tali da giustificare l'appellativo di ciclo economico.

D'altronde l'accertamento dell'esistenza delle onde lunghe, dette anche secolari (sebbene la loro durata sia, come visto, molto inferiore al secolo) e di una certa loro fase (la citata sezione d'onda, detta anche tendenza fondamentale di lungo periodo o secolare) è indispensabile per lo stesso accertamento delle caratteristiche (alternanza di livelli o dei saggi di variazione, per es.) delle onde congiunturali, stante anche il fatto che, secondo alcuni studiosi, durante la fase crescente di un'onda lunga, le fasi di espansione del ciclo di breve-medio termine sarebbero più marcate e durebbero di più, e viceversa.

Queste visioni attengono però all'ipotesi di separabilità, in termini statistici, delle entità cicliche contemporanee. Il problema è altrettanto e forse ancor più complesso allorché venga affrontato in termini di teoria economica, in quanto la separabilità è

negata da alcuni studiosi e decisamente sostenuta da altri, seppure con riferimento alla possibilità di distinguere soltanto tra effetti di alcuni dei diversi tipi di impulsi che arrivano al sistema.

Se si fa riferimento a tale impostazione, allora l'aggregato Congiuntura-struttura o Sviluppo ciclico, come è detto nella visione Schumpeteriana¹, si ritiene possa essere scomposto in Congiuntura o Ciclo Ciclo propriamente detto o Componente transitoria dovuta a shocks di domanda e Struttura o Sviluppo propriamente detto o Componente permanente, anch'essa fluttuante e dovuta a shocks d'offerta e di domanda, che si incorporano definitivamente nel processo di sviluppo producendo irreversibilità. In questo caso la componente transitoria non può essere vista, quindi, come andamento avvolgentesi intorno a ciascuna delle fasi della componente permanente.

Pertanto non c'è alcuna possibilità di confronto con le scomposizioni in cicli congiunturali e cicli di lungo periodo o secolari di cui nel contesto precedente.

1. L'approccio e la metodologia: aspetti generali

L'obiettivo che ci si prefigge con questa nota è riconducibile a quello della "scomposizione" delle serie storiche economiche; però in questo caso la proposta metodologica è tesa a realizzare la separazione tra andamento stagionale ed andamento economico propriamente detto di una serie storica, che sarebbe corretto denominare Andamento congiunturale-strutturale e non, invece, Ciclo-trend - anche se questa è la dizione più usuale - in quanto tale termine bicipite, per le considerazioni finora svolte, è "nomina sine substantia".

Le assunzioni di base consistono nel ritenere che la componente economica propriamente detta sia caratterizzata da andamenti con presenza di flessi nelle rispettive fasi di espansione e di recessione, così che si possano proporre polinomiali per approssimarla.

Per quanto riguarda la Stagionalità si ritiene che questa sia una componente a ricorrenze periodiche, ma ad ampiezza variabile, e caratterizzata da un andamento con discontinuità. In tal caso si ritiene che questa possa essere approssimata da una combinazione di funzioni seno e coseno oppure, stante la caratteristica di avere un contributo in media nullo nell'arco di 12 mesi, che sia praticamente eliminabile con media mobile a 12 termini.

Ovviamente il risultato di tale impostazione sarà non una stima appropriata del presunto andamento effettivo di tali componenti, ma più realisticamente la descrizione del loro andamento perequato - che anche per questo varrà quindi solo come astrazione statistica - oppure della sola Componente congiunturale-strutturale se si ammette che la Stagionalità sia eliminabile con media mobile a 12 termini.

Tuttavia se l'obiettivo dell'analisi economica è quello della qualificazione ciclica (datazione dei punti di svolta) e della valutazione qualitativa della situazione (migliore, se il livello è più elevato, peggiore, se il livello è meno elevato) ma non anche quello di una valutazione più precisa fino a frazioni di punto percentuale, allora, anche se in base alla teoria economica le suddette componenti sono intrinseca-

¹ Schumpeter ereditò da Marx la proposizione: "Il ciclo è la forma di sviluppo economico nell'era del capitalismo". Alla luce di questa proposizione sembra corretto identificare lo Sviluppo con la Componente Congiuntura-struttura o Ciclo-trend se si ammette la sua non scomponibilità in Componente permanente e Componente transitoria.

mente stocastiche, resta pur sempre la possibilità di scindere tali serie. Ciò potrebbe essere fatto utilizzando funzioni matematiche suggerite da alcune peculiarità (pseudoperiodicità, punti di flesso) degli andamenti osservabili o intravedibili nelle serie storiche economiche ed accettare il risultato anche se perequato.

Accettato questo approccio, la soluzione più razionale è sembrata quella di applicare il criterio della contestualità² per ricavare dei filtri che fossero in grado di eliminare la Stagionalità - tenuto conto che questa non è facilmente rappresentabile con semplici funzioni - ed estrarre dai dati la componente Congiuntura-struttura o Ciclo-trend. Il suddetto criterio costituisce il contributo innovativo di questa nota rispetto alla fase centrale dei ben noti metodi I (1955) e II, vers. X0÷X11 (1957÷1978) e X12 (comparso nella prima parte degli anni '90 e in continuo affinamento) del Bureau of Census e del metodo X11 ARIMA (1980÷1988) dello Statistics Canada. Infatti in questi metodi, prima si elimina la Stagionalità e poi, in una fase distinta e separata rispetto a quella della destagionalizzazione, cioè senza dare alla procedura della seconda fase l'informazione che si è applicata alla serie la media mobile a 12 termini, si stima il Ciclo-trend con i filtri che riproducono localmente una polinomiale di 3° grado ricavata con il criterio dei Minimi Quadrati Ponderati (M.Q.P.) suggerito da Henderson (1916). Nel metodo X11 ARIMA esiste, per la verità, una proposta (Cholette, 1980) che rientra nella logica della contestualità, però resta solo a livello di opzione.

In termini operativi la contestualità sta a significare che si intendono trovare dei filtri che rappresentano la soluzione di una funzione obiettivo per la quale 5 sono le condizioni da soddisfare:

1. Eliminare la Stagionalità. Dato che tale componente può variare per forma ed ampiezza, anche in modo sensibile, la sua rappresentazione con funzioni matematiche diventa possibile solo se la serie è così lunga da poter usare molti parametri. Poiché ciò si verifica molto raramente, ci si accontenta di eliminare tale Stagionalità nel modo in cui può farlo, in presenza di dati mensili, una media mobile a 12 termini (M.M. 12).
2. Rappresentare a livello locale (1-3 anni), l'andamento perequato della componente congiunturale-strutturale o ciclico-tendenziale, con una polinomiale di 3° grado (G3) e, nel contempo, recuperare al massimo le alterazioni ed in particolare le compressioni di tale componente, prodotte dalla media mobile a 12 termini, allorché filtra il Ciclo-trend. Per ottenere stime migliori di quelle ricavabili con X11, X11 ARIMA ed X12 è fondamentale la condizione di contestualità nella stima della polinomiale di 3° grado i cui parametri a_1 , a_2 , ed a_3 sono dati da combinazioni lineari asimmetriche, mentre a_0 è dato da una combinazione lineare simmetrica e corrisponde alla stima $(CT)_0$, che è l'ordinata centrale del sottointervallo di $(2k+1)$ termini, quando l'origine è posta al centro di tale sottointervallo. Per-

² La prima proposta in tale direzione risale al Macaulay (1931) che ha dedicato un intero volume - quello, appunto, del 1931 alla soluzione dei problemi di stima di CT attraverso sia le varie proposte metodologiche degli attuari (compreso Henderson) con riferimento, ovviamente, al loro contesto, sia la perequazione, compresa quella basata sulla media mobile a 12 termini, di cui ne è ritenuto il primo (1922) proponente sia, infine, la interpolazione di funzioni matematiche. Poi è intervenuto il Bongard (1962) che ha posto per primo in modo esplicito le condizioni da soddisfare. Infine, con la proposta attuale [Marruco (1982), Marruco-Tranquilli (1986, 1993), Bui (1990), Giuliani (1994)] si è cercato di dare all'approccio un'impostazione ed una soluzione di ordine generale.

tanto se tale combinazione lineare simmetrica la si utilizza come una media mobile ponderata, si ha che tale filtro simmetrico consente la stima della componente (CT) relativa all'intervallo che va dal termine $(k+1)$ al termine $(N-k)$ - e perciò detto *sezione intermedia* allorché ciascuno dei sottointervalli di $(2k+1)$ termini è sovrapposto al precedente per $2k$ termini.

3. Ridurre il più possibile l'onda spuria indotta dalla applicazione della media mobile a 12 termini a ciò che nella serie appare come Irregolarità e che si conviene assimilare ad un White Noise (W.N.). Bongard (1962) riprendendo una dimostrazione del Kendall (The Advanced ..., vol II, 1948, pag.381) sottolinea che una media mobile a 12 termini applicata ad un W.N. produce un'onda spuria di durata media T pari a 15 termini³. Pertanto il filtro a 27 termini $(12+15)$ sembra adatto ad ottenere tale riduzione dell'onda spuria.
4. Estrarre dalla differenza tra dato osservato (CTSI) e la stima (CTS), il residuo di segnale (CT) che può essere rimasto in tale differenza anche a causa del fatto che il criterio usato non è quello della stima simultanea dei due segnali (Stagionalità e Ciclo-trend) ma quello della stima di (CT) in modo contestuale alla eliminazione della Stagionalità. Quest'approccio, per quanto già detto, produce, in particolare, compressioni della componente (CT) che, nonostante l'impiego del criterio della contestualità e del filtro simmetrico, non possono essere recuperate del tutto. In considerazione di ciò è stato proposto⁴ l'utilizzo delle differenze ripetute (D..) dell'errore quale criterio per estrarre ancora del segnale (CT) dalla suddetta differenza ed ottenere così una migliore stima di (CT) più perequata. Henderson (1916) propose le differenze 3 (D3), ma nel caso delle serie storiche economiche, in cui la componente Irregolarità è spesso piuttosto consistente, la sperimentazione sembra suggerire, quale giusto compromesso, l'utilizzo delle differenze 1 (D1).
5. Rendere minima la somma dei quadrati delle differenze r -esime dell'errore (si veda Appendice).

Quindi in base alle considerazioni di cui ai punti 1÷5, il filtro simmetrico soluzione della funzione obiettivo di cui sopra sembra essere FS27MM12DIG3, che in seguito sarà indicato con FS27,12,1,3, o, in modo ancora più compatto, con FS271213. Infatti esso⁵ rappresenta il miglior compromesso tra l'obiettivo di eliminare la Stagionalità e riprodurre al meglio, a livello locale, il Ciclo-trend o Congiuntura-struttura, da un lato, e l'esigenza, dall'altro, sia di ridurre l'onda spuria di durata media 15 termini, prodotta dalla M.M. a 12 termini, sia di estrarre ulteriore (CT) che trovasi nella differenza tra (CTSI) e stima (CTS), per il fatto che la compressione di CT prodotta dalla media mobile a 12 termini in genere non viene recuperata del tutto dall'uso del criterio della contestualità e dall'uso dei filtri simmetrici. Un affinamento di tale proposta potrebbe essere dato dall'uso di FS27 per la individuazione dei valori anomali e/o eccezionali - di cui al paragrafo successivo - e di un FS... di lunghezza scelta in base $E(I)/E(CT)$ per la stima definitiva di CT, tenendo presente che il filtro non può essere più breve di 17 termini dato che servono 11 ter-

³ $T=2\pi/\alpha$ dove $\alpha=\arccos(R_1)$, con R_1 , coefficiente di autocorrelazione di ordine 1, uguale a $\sum b_i b_{i+1}/\sum b_i^2$, Bongard (1962). Si veda anche Frisch, Dodd, in Vianelli (1948 pp.203÷207).

⁴ Henderson (1916), Macaulay (1931), Bongard (1962).

⁵ Si ritrova qui la stessa soluzione a cui fa riferimento il Macaulay (1931, pag. 58) quando dice "...it is not possible to have a smooth and well-shaped parabolic weight diagram which contains a 12-months moving average... exactly fit the parabola... unless there are at least 27 terms in the diagram".

mini per la Stagionalità, che si assume avere un contributo nullo in media nel periodo considerato, 5 (4+1) termini per tener conto che si adatta tra punti una polinomiale di 3° grado, ed un termine per arrivare ad un numero dispari, affinché esista un termine centrale.

L'evidenza empirica di quanto detto risulta abbastanza chiaramente dai grafici ed in particolare dal n° 1. Da questi si rileva come l'operare in modo non contestuale non permetta di recuperare in modo appropriato le alterazioni prodotte dalla media mobile a 12 termini allorché agisce sulla componente Congiuntura-struttura o Ciclo-trend e sulla Irregolarità. Inoltre si rileva (grafico 9) che mentre con FS171203 la stima del CT di una serie in cui non è presente la componente Irregolarità è più vicina al vero rispetto alla analoga stima ottenuta con FS271203, il Ciclo-trend ottenuto con quest'ultimo filtro non risente (grafico 10) così come quello ottenuto con FS17 allorché viene introdotta la componente Irregolarità.

Per quanto riguarda infine la scelta delle differenze prime, i grafici 11 e 12 danno conto abbastanza bene perché si può ritenere corretta tale scelta.

Per testare la robustezza delle stime si è proceduto alla simulazione, generando 12 serie artificiali, di cui la metà ha una componente Congiuntura-struttura che risulta più perequata rispetto all'altra metà e si sono scelti 6 livelli di consistenza della componente Irregolarità (0%, 1%, 2%, 5%, 10%, 25%) e confrontando, poi, i risultati del filtro contestuale con quelli delle procedure X11 (e suoi derivati) e SEATS⁶.

Non è stato considerato il confronto con STAMP⁷, in quanto le stime ottenute con un modello causale non sono confrontabili né concettualmente né operativamente con una componente Congiuntura-struttura che ha solo valore di astrazione statistica.

Le serie, sottoposte alle varie procedure, hanno prodotto dei risultati che sono stati riassunti nelle tabelle B e C, utilizzando gli usuali indici sintetici (r, ME, MAE, RMSE, U).

Si può facilmente notare come la procedura X11 ARIMA sia quella che, solo sotto certe condizioni e in mancanza di disturbo o comunque con un disturbo molto limitato, sembra meglio rispondere all'approssimazione della componente Congiuntura-struttura "effettiva". Di contro, all'aumentare della componente Irregolarità, la procedura contestuale diventa sempre di più preferibile alle altre.

In particolare può essere analizzato l'indice U di Theil, che permette di capire quale sia la procedura che meglio stima i punti di svolta.

Dalla tabella B si vede come la stima, ottenuta con la procedura contestuale, relativa alla componente Congiuntura-struttura perequata, sia sempre preferibile a qualsiasi livello, alle stime ottenute con le altre due procedure (X11 ARIMA e SEATS).

Tavola B - U di Theil relativo alle serie con componente "Congiuntura-struttura" più perequata

	0%	1%	2%	5%	10%	25%
FS271213	0.045	0.052	0.058	0.084	0.131	0.323
X11	0.110	0.133	0.207	0.422	0.275	0.627
SEATS	0.175	0.247	0.418	1.065	2.331	1.829

⁶ Maravall-Gometz (1992).

⁷ Harvey (1989).

Mentre, facendo riferimento alla componente Congiuntura-struttura non perequata tabella C si nota che i valori sono sensibilmente più alti e che la procedura contestuale risulta decisamente preferibile alle altre due a partire dal 10%.

Tavola C - U di Theil relativo a serie con componente "Congiuntura-struttura" meno perequata

	0%	1%	2%	5%	10%	25%
FS271213	0.305	0.308	0.312	0.323	0.339	0.433
X11	0.075	0.136	0.174	0.283	0.516	0.514
SEATS	0.268	0.283	0.321	0.623	1.267	1.354

In generale, infine, si può notare come l'U di Theil per la procedura XI 1 ARIMA, e in particolare per SEATS, tenda ad esplodere all'aumentare della componente Irregolarità, mentre per la procedura contestuale riesce ad aumentare con più gradualità.

Le conclusioni a cui si è pervenuti in base agli indici sintetici, possono essere confermate anche dall'analisi dei grafici (grafici 13-18)

2. Stima provvisoria della componente Ciclo-trend: trattamenti preliminari

Un ruolo importante rivestono gli interventi preliminari sui dati originali tesi a ridurre gli effetti delle eterogeneità di calendario, quali la diversa resa in volume prodotto, scambiato, ecc. dei giorni settimanali o il diverso numero dei giorni lavorati in ciascun mese. L'eliminazione degli effetti della diversa resa dovrebbe essere lo scopo prioritario di tali interventi. Per poter raggiungere tale obiettivo è necessario, però, conoscere a priori gli schemi dei pesi dei giorni della settimana con riferimento a singoli cicli di attività produttiva, di scambio, ecc. Ma arrivare a tale conoscenza è molto difficile⁸, per cui, in Italia, si interviene solo per tener conto del diverso numero di giorni lavorativi dei mesi di calendario. Tuttavia anche questo obiettivo non è facile da raggiungere, sia perché non esiste un legame di proporzionalità fra giorni lavorati in ciascun mese e volume prodotto, scambiato, ecc., sia infine perché viene svolto lavoro straordinario. Nella procedura di stima di (CT) proposta in questa nota non si è ritenuto opportuno effettuare neanche tale tipo di rettifica, in quanto alla suddetta stima si arriva con un filtro a 27 termini, che ha come elemento costitutivo la media mobile a 12 termini. Tale media mobile, infatti, fa sì che i confronti tra dati contigui di (CT) riguardino, a meno del fattore 1/12, periodi che oscillano da 297 a 302 giorni lavorativi. In conseguenza di ciò l'incidenza dell'eterogeneità - che per i dati grezzi mensili è dell'ordine di punti percentuali (1 o 2 giorni su una durata di circa 25 giorni lavorativi) - si riduce a frazioni di punto percentuale.

Infine un ruolo determinante è svolto dai dati anomali. La loro individuazione e successiva correzione è uno dei maggiori problemi dell'analisi delle serie storiche. Nell'analisi moderna tale problema viene generalmente risolto ricorrendo alla sostituzione di tali valori con i corrispondenti del modello generatore che, però, in quanto dedotto dai dati originali, risulta influenzato dagli stessi valori anomali.

⁸ Si vedano i lavori di Politi e di Di Cesare-Tolotti, facenti parte degli Atti del Convegno "Modelli e strumenti per l'analisi economica a breve termine", in cui compare anche questa ricerca.

Nell'approccio classico - che è quello seguito in questa nota - si ricercano i valori anomali presenti nella componente Irregolarità confrontandoli con $2,5\sigma_I$ e con l'intervallo $1,5\sigma_I \cdot 2,5\sigma_I$.

2.1 Prima stima non definitiva e preliminare della Irregolarità (I) per la sezione intermedia della serie storica.

a) Prima stima non definitiva e preliminare di Stagionalità-Irregolarità (SI) per la sezione intermedia.

Con il filtro FS271213 si ottiene una stima non definitiva - in quanto influenzata dai cosiddetti dati anomali e/o eccezionali (si veda 2.3.a) dell'andamento ciclico-tendenziale (CT) che, peraltro, è relativo alla sezione intermedia della serie storica, in quanto tale filtro è simmetrico per cui si perdono 13 dati all'inizio e 13 alla fine. Tale stima viene sottratta alla serie osservata (CTSI) in modo da ottenere le stime non definitive e preliminari di (SI) che vengono distribuite in una tabella a doppia entrata dando luogo, così, a 12 serie (in presenza di dati mensili) dette serie verticali - di dati omonimi.

b) Prima stima non definitiva e preliminare della Stagionalità (S) per la sezione intermedia.

Ognuna delle 12 serie verticali delle stime di SI viene filtrata con una media mobile (MM) ponderata (p) a cinque termini (t) - con pesi 1, 2, 3, 2, 1- al fine di eliminare la Irregolarità (I) ed avere come residuo la stima non definitiva e preliminare di S che risulterà, per ciascuna delle dodici serie, più breve di due termini sia all'inizio che alla fine. Il recupero di tali termini viene ottenuto applicando a tali stime S il Double Exponential Smoothing (D.E.S.) o altre tecniche di proiezioni, come ad esempio l'algoritmo adattativo di previsione MAPP⁹ o il modello ARMA individuato per la componente Stagionalità relativa alla sezione intermedia.

c) Prima stima non definitiva e preliminare della Irregolarità (I) per la sezione intermedia.

Tale stima viene ottenuta sottraendo da (SI), di cui in 2.1.a, la componente S di cui in 2.1.b.

2.2 Seconda stima non definitiva e preliminare di I per la sezione intermedia della serie.

a) Calcolo, per ciascuna delle 12 serie verticali, di $E(I)/E(S)$.

Per le 12 serie di I ed S omonimi si calcola il rapporto tra l'intensità media di I ($E(I)$) e l'intensità media di S ($E(S)$).

b) Scelta delle M.M. verticali più appropriate per eliminare I da (SI).

I 12 rapporti di cui in 2.2.a, confrontati con prefissati valori, consentono la scelta - in relazione alla consistenza delle Irregolarità - di M.M. ponderate più

⁹ Bellacicco-Giuliani (1994). Contributo contenuto negli Atti in cui compare questo stesso lavoro.

appropriate¹⁰, da applicare a ciascuna delle 12 serie verticali di (SI), di cui in 2.1.a, per ottenere la seconda stima non definitiva e preliminare dei dati S relativi alla sezione intermedia. Tali stime di S risulteranno più brevi del dovuto di r termini (r = 1, 2, 3 a seconda della M.M. suggerita dal rapporto E(I)/E(S)). Queste stime S "perdute" verranno recuperate applicando di nuovo il D.E.S. o ... (vedasi 2.1.b).

- c) Seconda stima non definitiva e preliminare di I. Tale stima viene ottenuta come in 2.1.c.

2.3 Prima individuazione e correzione di dati I anomali e/o eccezionali.

- a) Individuazione dei dati I anomali e/ o eccezionali.

Si conviene di definire dati I:

1. Anomali, quelli per i quali $|I| > 2,5\sigma_I$
2. Eccezionali, quelli per i quali $1,5\sigma_I \leq |I| \leq 2,5\sigma_I$.

- b) Correzione dei dati I anomali e/o eccezionali.

1. I dati I anomali vengono corretti riportandoli al valore $1,5\sigma_I$ o a 0. In questa procedura si è seguito il primo criterio.
2. I dati I eccezionali vengono corretti secondo i criteri:

$$|I^*| = [1,5 - (2,5 - |I|/\sigma_I)]\sigma_I$$

$$|I^*| = |I|(2,5 - |I|/\sigma_I)$$

$$|I^*| = 1,5\sigma_I$$

In questo lavoro si è seguito il primo criterio.

2.4 Terza stima non definitiva e preliminare di I per la sezione intermedia della serie.

Dopo aver effettuato la correzione di I, questa componente viene ricombinata con le stime (CT), di cui in 2.1.a, e con le stime S, di cui in 2.2.b, e vengono ripetuti i passi 2.1.a - 2.1.c.

2.5 Quarta stima non definitiva e preliminare di I per la sezione intermedia della serie.

Si ripetono i passi 2.2.a - 2.2.c.

2.6 Seconda individuazione e correzione di dati I anomali e/o eccezionali per la sezione intermedia della serie.

Si ripetono i passi 2.3.a e 2.3.b.

¹⁰ Gli schemi pesi suggeriti sono:

E(I)/E(S) < 1,5	1,1,1
1,5 < E(I)/E(S) < 3	1,2,1
3 < E(I)/E(S) < 4	1,2,3,2,1
E(I)/E(S) > 4	1,3,6,7,6,3,1

2.7 Quinta ed ultima stima di I - però, non ancora definitiva - per la sezione intermedia della serie.

Dopo aver corretto i dati I secondo quanto indicato nel punto 2.6, ottenendo così la componente I** - cioè corretta per due volte dei dati anomali e/o eccezionali - tale componente viene ricombinata con le stime (CT)* ed S* ottenute in 2.4 (cioè dopo una sola correzione dei dati anomali e/o eccezionali). Partendo da tale CT*S*I** si ottiene (CT)** [con FS271213], (SI)** [con (CT*S*I** - CT**)] ed I** [con M.M. ponderate verticali, scelte in base a E(I)/E(S)]. Anche se dopo la seconda individuazione e correzione dei dati anomali e/o eccezionali appare altamente improbabile che nella sezione intermedia della serie storica corretta, vi possano essere ancora dei dati I anomali, tuttavia la componente I di cui in 2.6 potrebbe non essere ancora quella definitiva. Infatti le prime e le ultime 26 stime di (CT) ottenute con FS27 1213 possono risentire della presenza di dati I anomali e/o eccezionali nei primi e/o ultimi 13 dati di I che non sono stimabili in quanto il suddetto filtro a 27 termini fornisce stime di (CT) che, appunto, iniziano dal 14° e finiscono con l'(N-13)°. Di conseguenza la stima di I per i primi e per gli ultimi 26 dati della sezione intermedia potrebbe non essere del tutto esente dall'influenza di tali I anomali e/o eccezionali. In conclusione possono considerarsi: definitive le stime di I dal 41° all'(N-40)° dato della serie originaria, semidefinite le stime di I dal 27° al 40° e dall'(N-39)° all'(N-26)° dato, e ancora provvisorie le stime di I dal 14° al 26° dato e dall'(N-26)° all'(N-13)° dato.

2.8 Prima stima non definitiva e preliminare di I per l'intera serie storica.

- a) Stima della Stagionalità (S) per le sezioni estreme della serie storica.
Per avere i dati S per le sezioni estreme si può procedere in due modi:
 1. Prolungare con Double o Triple Exponential Smoothing (T.E.S.) ciascuna delle 12 serie verticali ottenute in 2.7.
 2. Prolungare alle 2 estremità la serie dei dati S relativi alla sezione intermedia in base ad un modello ARMA.
- b) Prima stima non definitiva e preliminare di Ciclo-trend-irregolarità per le sezioni estreme.
Le stime di S, di cui in 2.8.a, vengono sottratte ai dati (CTSI) delle sezioni estreme per avere i (CTI) delle stesse sezioni.
- c) Prima stima non definitiva di Ciclo-trend per l'intera serie.
I dati (CTI), di cui in 2.8.b, per le sezioni estreme vengono combinati con i (CTI) della sezione intermedia, di cui in 2.7, ottenendo così Ciclo-trend-irregolarità per l'intera serie. A tale serie vengono applicati i filtri a 23 termini di Laniel-Henderson¹¹ (Tabella 5 di cui in Allegati) per avere le stime di (CT) per i primi e per gli ultimi 11 dati della serie storica (CTI), e il filtro simmetrico a 23 termini di Henderson (Tabella 4 di cui in Allegati), per avere le stime

¹¹ Per superare i limiti dei filtri asimmetrici di Henderson, Laniel (1985) propose, in X11 ARIMA, di ricavare nuovi filtri minimizzando la media dei quadrati delle differenze tra la stima finale (ottenuta dall'applicazione del filtro simmetrico) e la stima preliminare (ottenuta con l'applicazione dei filtri asimmetrici di Henderson) sotto il vincolo di somma uno dei pesi di tali filtri.

di (CT) dal 12° al 13° e dall'(N-12)° all'(N-11)° dato della serie. I dati (CT) dal 14° all'(N-13)° sono quelli già stimati con FS27.

d) Prima stima non definitiva e preliminare della Irregolarità per l'intera serie. Tale stima si ottiene sottraendo (CT), di cui in 2.8.c, da (CTI), di cui in 2.8.b.

2.9 *Prima individuazione e correzione dei dati anomali e/o eccezionali presenti nella Irregolarità relativa all'intera serie storica.*

Alla Irregolarità di cui in 2.8.d si applicano i criteri di cui in 2.3.a e si correggono gli eventuali dati di Irregolarità anomali e/o eccezionali con il criterio di cui in 2.3.b. E presumibile che dati anomali e/o eccezionali siano presenti solo nelle sezioni estreme.

2.10 *Seconda stima non definitiva e preliminare di I per l'intera serie storica.* Si ripetono i passi di cui in 2.4.

2.11 *Terza stima non definitiva e preliminare di I per l'intera serie storica.* Si ripetono i passi di cui in 2.5.

2.12 *Seconda individuazione e correzione dei dati anomali e/o eccezionali presenti nella Irregolarità relativa all'intera serie.* Si ripetono i passi di cui in 2.6.

2.13 *Quarta stima non definitiva della Irregolarità per l'intera serie.* Si ripetano i passi di cui in 2.7.

3. Stima definitiva delle componenti (CT), S ed I

In questo paragrafo verrà descritta una procedura - detta "destagionalizzazione e contestuale stima del Ciclo-trend" - che tiene conto sia dei trattamenti preliminari di cui al paragrafo 2, sia dei rilievi precedentemente esposti, sia infine, dei risultati, delle considerazioni e sperimentazioni di cui al paragrafo 1. Alcuni spunti sono stati suggeriti dal lavoro di Bongard (1962) e dalla procedura X11 (e sue derivate) ed adattati alle caratteristiche dei dati italiani ed alle diverse esigenze dell'analisi economica (qualificazione ciclica, diagnosi congiunturale, previsione a breve o medio termine, ecc.).

La stima definitiva di (CT), di S e di I per l'intera serie storica si ottiene ricombinando la I, di cui in 2.13, con S e (CT), di cui in 2.11, e applicando a tale (CTSI):

a) FS27 per avere la stima (CT) definitiva per la sezione intermedia;

b) la procedura di cui in 2.7 e 2.8, per avere le *stime definitive di S per l'intera serie storica*. Tale serie S potrebbe essere prolungata, al fine di una destagionalizzazione preliminare, in base al modello ARMA identificato su di essa;

- c) la procedura di cui in 2.8, per avere le stime di (CT) per le sezioni estreme da ricombinare con la stima di cui in 3.a per avere la *stima definitiva di (CT) per l'intera serie*. Tale serie (CT) può essere prolungata, al fine di una previsione a brevissimo termine, con Triple Exponential Smoothing;
- d) la sottrazione di (CT), di cui in 3.a e 3.c, per avere (SI), da cui, sottraendo S, di cui in 3.b, si ottiene, infine la *stima definitiva di I*.

4. Confronti

Nei grafici 19-24 sono illustrati i risultati dell'applicazione di X11 e della procedura qui esposta (nei grafici indicata con FS) ad alcune serie storiche economiche italiane (Indice generale della produzione industriale, Esportazione di prodotti intermedi, Movimento esercizi alberghieri: presenze, Cassa integrazione guadagno: totale operai, Moneta non corretta per interessi - M2 -, Indice della produzione e prima trasformazione dei metalli).

I grafici mostrano per 5 serie su 6 che le stime del Ciclo-trend ottenute con la procedura X11 presentano oscillazioni a breve termine non riscontrabili nella procedura denominata FS27 e che è ragionevole attribuire, come già precisato nel testo, alla ripetizione del filtraggio dell'Irregolarità.

Per un'ulteriore verifica della bontà della stima del Ciclo-trend relativo alle code¹² con FS27, si è troncata la serie "Indice generale della produzioni industriale" sei mesi dopo il punto di svolta del Dicembre 1989 in modo da far terminare la stima preliminare di (CT) con media mobile a 12 termini, esattamente laddove inizia l'inversione del ciclo. Come si evince dal grafico, la procedura denominata FS27 sembra sia riuscita a cogliere correttamente il cambiamento di direzione. Altre procedure basate invece sulla proiezione dei dati originali¹³ o sulla semplice proiezione del segnale (CT) non sembrano altrettanto valide in situazioni analoghe a quella qui esaminata.

5. Conclusioni

I risultati dell'applicazione della procedura FS27, in termini di qualità coincidono, al limite, con quelli ottenuti da X11 (e suoi derivati), ma in molti casi rappresentano evidenti miglioramenti. Pertanto sembra si giustifichino i tentativi di perfezionare ulteriormente la razionalizzazione dei metodi di residuazione basati sulla media mobile a 12 termini.

¹² Per semplicità di esposizione la procedura è stata applicata soltanto alla coda relativa al periodo corrente.

¹³ A queste appartiene per esempio la procedura X11 ARIMA che proietta con un modello ARIMA tali dati per un orizzonte pari a quello necessario per recuperare le perdite prodotte dalle medie mobili (media mobile a 12 termini o medie mobili verticali).

ALLEGATI

- *APPENDICE METODOLOGICA*
- *TABELLE STATISTICHE*
- *GRAFICI*

Appendice metodologica

Una proposta di razionalizzazione delle procedure di scomposizione note come X11 ARIMA (Statistics Canada) e X12 ARIMA (Bureau of the Census)

Nelle procedure di cui nel titolo, come in qualunque altra procedura che usi medie mobili, il filtro a 12 termini con cui si destagionalizza, non essendo in grado anche di riprodurre un segnale, altera il Ciclo-trend (o Congiuntura-struttura) producendo soprattutto compressioni, ed inoltre, allorché filtra la Irregolarità (Accidentalità), la riduce soltanto, come qualsiasi altro filtro, in quanto prevalentemente estrae, da questa, onde spurie e in parte ne genera.

Pertanto, poiché la stima del Ciclo-trend avviene in modo non contestuale alla destagionalizzazione, ossia senza tener conto che nella fase precedente si è applicata la media mobile a 12 termini (MM12) non sarà possibile recuperare le alterazioni di cui sopra anche se si usa un criterio di stima ottimale come quello di Henderson, che, in quanto usa i minimi quadrati delle differenze ripetute (terze) dell'errore di stima, si ritiene sia in grado di ridurre le onde spurie. Ciò, peraltro, risulta vero solo in parte dato che le differenze ripetute dell'errore, corrispondendo a loro volta ad una media mobile ponderata con pesi 1, -3, 3, -1 (se differenze terze) possono generare onde spurie di una certa entità quando la componente Irregolarità è consistente, come spesso accade nelle serie storiche economiche. E questo il motivo per cui ci si è limitati ad usare le differenze prime confortati dall'evidenza empirica di cui si è detto nel testo di questa ricerca.

Se quanto detto si traduce in termini formali si avrà quanto segue.

Data la sequenza temporale

$$\{X_t : t = 1, 2, \dots, T\}$$

realizzazione tronca di un qualche processo aleatorio \tilde{X}_t , e dato un modello descrittivo di scomposizione del tipo:

$$X_t = Y_t + Z_t + \varepsilon_t$$

ove:

Y_t è la componente Ciclo-kend da estrarre,

Z_t è la componente Stagionalità da eliminare,

ε_t è la componente Irregolarità (assimilata ad errori accidentali) da eliminare o comunque da ridurre e perequare

si considerino le sottosequenze con eccentricità k, h , riferimento t e lunghezza (dimensione) $l = k + h + 1$

$$\underline{X}_t' = (X_{t-k}, X_{t-k+1}, \dots, X_{t-1}, X_t, X_{t+1}, \dots, X_{t+h-1}, X_{t+h}) \in R^l, t = k+1, k+2, \dots, T-h$$

$$\underline{Y}_t' = (Y_{t-k}, Y_{t-k+1}, \dots, Y_{t-1}, Y_t, Y_{t+1}, \dots, Y_{t+h-1}, Y_{t+h}) \in R^l, t = k+1, k+2, \dots, T-h$$

$$\underline{Z}_t' = (Z_{t-k}, Z_{t-k+1}, \dots, Z_{t-1}, Z_t, Z_{t+1}, \dots, Z_{t+h-1}, Z_{t+h}) \in R^l, t = k+1, k+2, \dots, T-h$$

$$\underline{\varepsilon}_t' = (\varepsilon_{t-k}, \varepsilon_{t-k+1}, \dots, \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_t, \varepsilon_{t+1}, \dots, \varepsilon_{t+h-1}, \varepsilon_{t+h}) \in R^l, t = k+1, k+2, \dots, T-h$$

Se a tali sottosequenze si applica l'operatore lineare vettoriale \underline{c}^* , corrispondente a MM12, si avrà:

$$X_t^+ = \underline{X}_t' \underline{c}^*, \quad t = (p+1)/2, \dots, T - (p-1)/2$$

$$Y_t^+ = \underline{Y}_t' \underline{c}^* \text{ perché l'operatore } \underline{c}^* \text{ non è in grado di riprodurre componenti}$$

$Z_t^+ = \underline{Z}_t' \underline{c}^* = 0$ per definizione allorché l'operatore \underline{c}^* ha lunghezza pari al periodo p della stagionalità

$$\varepsilon_t^+ = \underline{\varepsilon}_t' \underline{c}^*$$

per cui:

$$X_t^+ = Y_t^+ + \varepsilon_t^+.$$

Quindi se, in modo non contestuale, alla serie da cui è stata sottratta la Stagionalità, ossia

$$X_t^{++} = Y_t^+ + \varepsilon_t^+.$$

si applica l'operatore lineare vettoriale \underline{c}^{**} , corrispondente alla combinazione lineare simmetrica di k ($k = 7, 9, \dots$) termini ricavata con minimi quadrati ponderati (Henderson) e che fornisce la stima dell'ordinata centrale, si avrà:

$$Y_r^{++} = X_t^{++} \underline{c}^{**} = Y_t^+ + (\underline{\varepsilon}_t^+ + \underline{\varepsilon}_t)' \underline{c}^{**}, \quad r = t + k/2, \dots, T - (p-1)/2 - k/2$$

Pertanto nella migliore delle ipotesi, ossia se $(\underline{\varepsilon}_t^+ + \underline{\varepsilon}_t)' \underline{c}^{**}$ fosse uguale a $\underline{\varepsilon}_t^+$, si otterrebbe la stessa stima del Ciclo-trend di cui alla fase di destagionalizzazione, che, però, sappiamo essere alterata e con presenza di onde spurie.

L'approccio corretto per:

1. riprodurre correttamente la componente Ciclo-trend
2. eliminare la componente Stagionalità
3. ridurre e perequare la componente Irregolarità,

è, quindi, quello di imporre la contestualità dei requisiti per arrivare ad un opportuno operatore lineare vettoriale.

Ossia, dato che la Stagionalità si elimina come segue:

$$Z_t^+ = \frac{1}{p} \sum_{s=-(p-1)/2}^{(p-1)/2} Z_{t-s} = \underline{Z} \underline{w} = 0$$

$$\underline{Z}_t^{++} \underline{W} = \underline{0}$$

ove

p = periodo della Stagionalità

$$\underline{w} = \frac{1}{p} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \dots \\ 1 \end{bmatrix} \in R^p$$

$$W_{l, (l-p+1)} = \frac{1}{p} \begin{bmatrix} \underline{w} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \underline{w} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \underline{w} & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \underline{w} \end{bmatrix}$$

e dato che il Ciclo-trend, a livello di sottosezione, è rappresentabile in base al modello funzionale

$$Y_x = f(x) = \sum_{j=1}^g b_j f_j(x); x = -k, \dots, 0, \dots, h$$

per cui si avrà:

$$Y_t^* = \sum_{j=1}^g b_j f_j(0) = \underline{b}' \underline{\varphi}_0 = Y_t$$

$$\underline{b} \in R^g \rightarrow \underline{Y}_t^* = \underline{b}' F = \sum_{j=1}^g b_j \underline{f}_j' = \underline{f}' = Y_t \in R^g[F]$$

ove

$$F_{g,l} = \begin{bmatrix} f_1(-k) & f_1(-k+1) & \dots & f_1(-1) & f_1(0) & f_1(1) & \dots & f_1(h) \\ f_2(-k) & f_2(-k+1) & \dots & f_2(-1) & f_2(0) & f_2(1) & \dots & f_2(h) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ f_g(-k) & f_g(-k+1) & \dots & f_g(-1) & f_g(0) & f_g(1) & \dots & f_g(h) \end{bmatrix} =$$

$$= \begin{bmatrix} \underline{f}_1' \\ \underline{f}_2' \\ \dots \\ \underline{f}_g' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{\varphi}_{-k} & \underline{\varphi}_{-k+1} & \dots & \underline{\varphi}_{-1} & \underline{\varphi}_0 & \underline{\varphi}_1 & \dots & \underline{\varphi}_h \end{bmatrix}$$

la soluzione consiste nell'imporre la contestualità dei requisiti e trovare un operatore lineare vettoriale

$$\underline{c}' = (c_{-k}, c_{-k+1}, \dots, c_{-1}, c_0, c_1, \dots, c_{h-1}, c_h) \in R^l$$

tale che

$$a) \underline{Y}_t^* \underline{c} = \underline{b}' F \underline{c} = Y_t \Rightarrow F \underline{c} = \underline{\varphi}_0 \Rightarrow \underline{c} \in S_{l-g} \subset R^l, \forall \underline{b}$$

$$b) \underline{Z}_t' \underline{c} = 0 = \underline{0}' \underline{a} = \underline{Z}_t' W \underline{a} \Rightarrow \underline{c} = W \underline{a} = A \underline{1} \frac{1}{p}, \forall \underline{Z}_t$$

con le seguenti proprietà

i) invarianza per traslazione

$$(\underline{Y}_t' + a\underline{1}')\underline{c} = Y_t + a, \forall a \in R,$$

che è vero solo se $\underline{1}'\underline{c} = 1$ ossia $\sum_{i=-k}^h c_i = 1$, e perché ciò accada

è sufficiente che $\underline{f}_1' = \underline{1}'$;

$$\text{ii) } \underline{\varphi}_0 = \underline{e}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \dots \\ 0 \end{bmatrix}; (a = -Y_t; f_j(0) = 0, j = 2, 3, \dots, g).$$

iii) $Y_t = 0 \Leftrightarrow \underline{c} \perp \underline{Y}_t$.

Dalla combinazione delle proprietà si ottiene, come possibile soluzione,

$$\begin{cases} FW\underline{a} = \underline{e}_1 \\ \underline{c} = W\underline{a} \end{cases} \Rightarrow (\underline{Y}_t' + \underline{Z}_t')\underline{c} = \begin{cases} \underline{Y}_t' W\underline{a} + \underline{Z}_t' W\underline{a} = \widehat{Y}_t' \underline{a} = Y_t \\ \underline{Y}_t' A \frac{1}{p} + \underline{Z}_t' A \frac{1}{p} = \widetilde{Y}_t' \frac{1}{p} = Y_t \end{cases}$$

ossia se \underline{W} o $\frac{1}{p}$ comprime $\Rightarrow \widehat{Y}_t$ compresso viene amplificato con \underline{a} , mentre se

A od \underline{a} amplifica $\Rightarrow \widetilde{Y}_t$ amplificato sarà compresso con $\frac{1}{p}$.

Con riferimento alla riduzione di ε_t si avrà quanto segue:

a) Siano date le variabili casuali $\tilde{\varepsilon}_t$ indipendenti ed identicamente distribuite tali

che $E(\tilde{\varepsilon}_t) = 0$ e $E(\tilde{\varepsilon}_t^2) = \sigma_{\varepsilon}^2$, allora $\frac{1}{T-k-h-1} \sum_t \tilde{\varepsilon}_t^{*2} \approx \text{var}(\tilde{\varepsilon}_t^*)$, $\forall t \in R$

ossia la matrice di varianze e covarianze $\Sigma = I\sigma_{\varepsilon}^2$ da cui:

$$\min(\text{var}(\tilde{\varepsilon}_t^*)) = \min(\text{var}(\tilde{\varepsilon}_t' \underline{c})) = \min_{\underline{c}} \underline{c}' \underline{c} \sigma_{\varepsilon}^2.$$

b) Se si considera $\tilde{\eta}_t = \underline{q}' \tilde{\varepsilon}_t^* = \sum_j q_j \varepsilon_{t+j}^*$ con $\underline{q}' \underline{q} = 1$, allora

$$\min(\text{var}(\tilde{\eta}_t)) = \min_{\underline{c}} \underline{c}' Q \underline{c} \sigma_{\varepsilon}^2$$

dove

$$Q = \sum_{j_1} \sum_{j_2} q_{j_1} q_{j_2} E(\underline{\varepsilon}_{t+j_1} \underline{\varepsilon}'_{t+j_2}) = \sum_{j_1} \sum_{j_2} q_{j_1} q_{j_2} \Delta_{|j_1-j_2|} \sigma_\varepsilon^2, \forall t \in R$$

e

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{per } |i-j| = |j_1-j_2| \\ 0 & \text{per } |i-j| \neq |j_1-j_2| \end{cases}$$

- c) Se si rimuove l'ipotesi di indipendenza dal caso a) e quindi si considera una matrice di varianze e covarianze $\Sigma_{\underline{\varepsilon}_t} = Q\sigma_\varepsilon^2$ allora

$$\min_{\underline{c}} (\text{var}(\underline{\tilde{\varepsilon}}_t^*)) = \min_{\underline{c}} (\text{var}(\underline{\tilde{\varepsilon}}_t' \underline{c})) = \min_{\underline{c}} \underline{c}' Q \underline{c} \sigma_\varepsilon^2.$$

A parità di Q , il caso b) e quello c) sono equivalenti, ma quest'ultimo risulta più verosimile.

La soluzione al problema posto si può, dunque, riassumere come segue:

$$\min_{\underline{c}} (\underline{c}' Q \underline{c} | F \underline{c} = F W \underline{a} = \underline{e}_1) = \min_{\underline{a}} (\underline{a}' W' Q W \underline{a} | F \underline{c} = F W \underline{a} = \underline{e}_1)$$

da cui si ricava

$$\underline{c} = W \underline{a} = W (W' Q W)^{-1} W' F' [F W (W' Q W)^{-1} W' F']^{-1} \underline{e}_1$$

e

$$\min_{\underline{c}} = \underline{c}' Q \underline{c} | F \underline{c} = \underline{e}_1 [F W (W' Q W)^{-1} W' F']^{-1} \underline{e}_1$$

ove W è la matrice dei pesi della media mobile a 12 termini, Q è la matrice prodotto delle matrici dei pesi legati alle differenze ripetute ed F è la matrice delle potenze dell'argomento la cui dimensione è definita dal grado della polinomiale adattata.

Andando ad analizzare più in dettaglio le approssimazioni locali, che si ottengono utilizzando un tale metodo per la stima del segnale, si ha:

$$t \rightarrow \begin{cases} Y_{t+j} = \dot{Y}_j + \delta_{ij}, j = -k+1, \dots, h, \text{ con } \dot{Y}_t \underline{c} = \dot{Y}_{t_0} \\ Z_{t+j} = \dot{Z}_j + \varphi_{ij}, j = -k+1, \dots, h \text{ con } \dot{Z}_t \underline{c} = 0 \end{cases}$$

e

$$X_t^* = \dot{Y}_{t_0} + (\delta_{t_0}^* + \varphi_{t_0}^* + \varepsilon_t^*) = Y_t + e_t^*$$

con $e_t^* = \underline{e}_t' \underline{c}$, $\tilde{e}_{tj} = \delta_{tj} - \delta_{t0} + \varphi_{tj} + \tilde{\varepsilon}_{t+j} \rightarrow \tilde{X}_{t+j} = Y_{t+j} + \dot{Z}_{tj} + \tilde{e}_{tj}$ con \tilde{e}_{tj} dipendenti.

È possibile, inoltre, individuare un'infinità di scomposizioni del tipo $X_t = Y_t + \dot{Z}_{t0} + e_{t0}$ ed, infine, c'è da dire che l'adattamento (o perequazione) è flessibile rispetto all'estensione della famiglia delle sequenze da riprodurre (Ciclo-trend) e di quella delle sequenze da eliminare (Stagionalità) tenendo conto della riduzione ed allisciamiento del residuo filtrato.

Tabelle statistiche

Tabella 1 - Aumenti relativi della variabilità della serie e delle stime

Variazione	Var. serie	Var. stime
25 - 24	4.0000%	3.7536%
24 - 23	4.1667%	3.9006%
23 - 22	4.3478%	4.0654%
22 - 21	4.5455%	4.2390%
21 - 20	4.7619%	4.4303%
20 - 19	5.0000%	4.6466%
19 - 18	5.2632%	4.8737%
18 - 17	5.5556%	5.1345%
17 - 16	5.8824%	5.4162%
16 - 15	6.2500%	5.7403%
15 - 14	6.6667%	6.0923%
14 - 13	7.1429%	6.5045%
13 - 12	7.6923%	6.9706%
12 - 11	8.3333%	7.5076%
11 - 10	9.0909%	8.1431%
10 - 9	10.0000%	8.8929%
9 - 8	11.1111%	9.7947%
8 - 7	12.5000%	10.9074%
7 - 6	14.2857%	12.3082%
6 - 5	16.6667%	14.1208%
5 - 4	20.0000%	16.5896%
4 - 3	25.0000%	20.1310%
3 - 2	33.3333%	25.6749%
2 - 1	50.0000%	35.7707%

Tabella 2 - Indici sintetici relativi alle serie simulate (Ciclo-trend più perequato)

SERIE: CT PEREQ. + STAG.							
STIMA CT CON:		r	ME	MAE	RMSE	U	
1 - FS271213	1	0.999	1 119.631	2 428.570	1 590.915	1 0.045	
2 - X11	2	0.999	3 234.639	1 414.031	2 643.082	2 0.110	
3 - SEATS	3	0.999	2 226.322	3 513.637	3 647.730	3 0.175	

SERIE: CT PEREQ. + STAG. + WN(1%)							
STIMA CT CON:		r	ME	MAE	RMSE	U	
1 - FS271213	1	0.999	1 97.411	2 617.578	1 727.996	1 0.052	
2 - X11	2	0.998	2 135.961	1 604.838	2 746.753	2 0.133	
3 - SEATS	3	0.998	3 225.591	3 659.260	3 809.757	3 0.247	

SERIE: CT PEREQ. + STAG. + WN(2%)							
STIMA CT CON:		r	ME	MAE	RMSE	U	
1 - FS271213	1	0.998	2 111.156	1 727.813	1 848.210	1 0.058	
2 - X11	2	0.997	1 40.125	2 777.232	2 944.037	2 0.207	
3 - SEATS	3	0.997	3 232.171	3 839.619	3 1025.571	3 0.418	

SERIE: CT PEREQ. + STAG. + WN(5%)							
STIMA CT CON:		r	ME	MAE	RMSE	U	
1 - FS271213	1	0.997	1 120.792	1 977.015	1 1144.460	1 0.084	
2 - X11	2	0.994	2 139.708	2 1207.706	2 1445.267	2 0.422	
3 - SEATS	3	0.992	3 263.711	3 1306.452	3 1584.682	3 1.065	

SERIE: CT PEREQ. + STAG. + WN(10%)							
STIMA CT CON:		r	ME	MAE	RMSE	U	
1 - FS271213	1	0.994	1 82.968	1 1261.866	1 1492.287	1 0.131	
2 - X11	2	0.991	2 248.424	2 1449.837	2 1763.228	2 0.275	
3 - SEATS	3	0.984	3 303.341	3 1904.806	3 2324.800	3 2.331	

SERIE: CT PEREQ. + STAG. + WN(25%)							
STIMA CT CON:		r	ME	MAE	RMSE	U	
1 - FS271213	1	0.981	1 74.041	1 2060.858	1 2458.413	1 0.323	
2 - X11	2	0.976	2 359.573	2 2338.057	2 2829.498	2 0.627	
3 - SEATS	3	0.946	3 -1301.561	3 3784.607	3 5086.552	3 1.829	

Tabella 3 - Indici sintetici relativi alle serie simulate (Ciclo-trend meno perequato)

SERIE: CT NON PEREQ. + STAG.										
STIMA CT CON:		r		ME		MAE		RMSE	U	
1 - FS271213	3	0.996	1	141.757	3	985.757	3	1300.814	3	0.305
2 - X11	1	0.999	2	208.666	1	462.271	1	647.312	1	0.075
3 - SEATS	2	0.998	3	242.971	2	741.653	2	966.499	2	0.268

SERIE: CT NON PEREQ. + STAG. + WN(1%)										
STIMA CT CON:		r		ME		MAE		RMSE	U	
1 - FS271213	3	0.995	2	100.464	3	1073.116	3	1339.707	3	0.308
2 - X11	1	0.998	1	38.355	1	706.203	1	834.167	1	0.136
3 - SEATS	2	0.997	3	246.096	2	860.782	2	1072.000	2	0.283

SERIE: CT NON PEREQ. + STAG. + WN(2%)										
STIMA CT CON:		r		ME		MAE		RMSE	U	
1 - FS271213	3	0.995	2	78.922	3	1132.376	3	1397.254	2	0.312
2 - X11	1	0.997	1	-24.243	1	846.370	1	1002.293	1	0.174
3 - SEATS	2	0.996	3	254.368	2	982.346	2	1212.119	3	0.321

SERIE: CT NON PEREQ. + STAG. + WN(5%)										
STIMA CT CON:		r		ME		MAE		RMSE	U	
1 - FS271213	2	0.993	1	61.797	2	1316.468	2	1575.861	2	0.323
2 - X11	1	0.994	2	76.528	1	1261.434	1	1495.602	1	0.283
3 - SEATS	3	0.992	3	290.118	3	1401.048	3	1705.100	3	0.623

SERIE: CT NON PEREQ. + STAG. + WN(10%)										
STIMA CT CON:		r		ME		MAE		RMSE	U	
1 - FS271213	1	0.991	1	17.026	1	1535.105	1	1825.083	1	0.339
2 - X11	2	0.987	2	196.388	2	1761.989	2	2114.937	2	0.516
3 - SEATS	3	0.983	3	334.474	3	1998.683	3	2443.068	3	1.267

SERIE: CT NON PEREQ. + STAG. + WN(25%)										
STIMA CT CON:		r		ME		MAE		RMSE	U	
1 - FS271213	1	0.978	1	18.769	1	2283.430	1	2727.452	1	0.433
2 - X11	2	0.976	2	251.575	2	2421.552	2	2922.830	2	0.514
3 - SEATS	3	0.941	3	-1250.827	3	4024.079	3	5293.514	3	1.354

Tabella 4 - Schema pesi dei filtri contestuali a 27 termini. Pesi $h_{t,k}$ del filtro simmetrico ($t=0$) e degli asimmetrici ($t=1,2,\dots,7$).

	0	1	2	3	4	5	6	7
1	-0.010217613	-0.002258188	0.005807871	0.013195662	0.019120281	0.022796828	0.0234404	0.020266095
2	-0.014606603	-0.005584101	0.003941034	0.012991151	0.020588596	0.025755719	0.027514868	0.024888389
3	-0.015109844	-0.010532725	-0.004773683	0.001482027	0.00754915	0.01274243	0.016376612	0.017766441
4	-0.01367021	-0.018194014	-0.020536589	-0.020669851	-0.018565716	-0.014196096	-0.007532907	0.001451936
5	-0.003236021	-0.013456644	-0.021508248	-0.027013294	-0.029594246	-0.028873565	-0.024473714	-0.016017155
6	0.010112479	-0.004973375	-0.018100153	-0.028587204	-0.035753879	-0.038919529	-0.037403506	-0.030525159
7	0.025403854	0.0069783	-0.00989889	-0.024343801	-0.035472513	-0.042401112	-0.044245679	-0.040122297
8	0.041666667	0.021853406	0.002995385	-0.013952156	-0.028033977	-0.038294839	-0.043779502	-0.043532725
9	0.057929479	0.038839479	0.019968949	0.002201808	-0.013578029	-0.026486643	-0.035640119	-0.040154538
10	0.073220854	0.056856571	0.039894509	0.023015317	0.006899645	-0.00777186	-0.020318546	-0.030059767
11	0.086569355	0.07455725	0.061131202	0.046668748	0.031547425	0.016144771	0.000838324	-0.013994379
12	0.097003544	0.090326598	0.081524596	0.070625623	0.057657763	0.042649102	0.025627726	0.006621721
13	0.10866079	0.103411306	0.095502755	0.085034784	0.072107041	0.056819172	0.039270824	0.019561644
14	0.112546539	0.111066254	0.106625398	0.099223972	0.088861975	0.075539407	0.059256269	0.04001256
15	0.10866079	0.111151561	0.110783972	0.107458375	0.101075124	0.091534572	0.078737071	0.062582976
16	0.097003544	0.101527347	0.103869922	0.104003185	0.101899049	0.097529429	0.09086624	0.081881397
17	0.086569355	0.096789978	0.104841581	0.110346627	0.112927579	0.112206898	0.107807047	0.099350489
18	0.073220854	0.088306709	0.101433486	0.111920537	0.119087212	0.122252863	0.120736839	0.113858493
19	0.057929479	0.076355033	0.093232224	0.107677134	0.118805847	0.125734445	0.127579012	0.12345563
20	0.041666667	0.061479927	0.080337948	0.097285489	0.111367311	0.121628173	0.127112835	0.126866058
21	0.025403854	0.044493855	0.063364384	0.081131525	0.096911362	0.109819976	0.118973452	0.123487871
22	0.010112479	0.026476762	0.043438824	0.060318016	0.076433689	0.091105193	0.10365188	0.1133931
23	-0.003236021	0.008776083	0.022202131	0.036664586	0.051785909	0.067188563	0.08249501	0.097327712
24	-0.01367021	-0.006993265	0.001808737	0.012707711	0.025675571	0.040684231	0.057705607	0.076711613
25	-0.015109844	-0.017819785	-0.017977293	-0.014897113	-0.007893989	0.003717334	0.02062211	0.043505595
26	-0.014606603	-0.02214882	-0.027233099	-0.028881789	-0.026117238	-0.017961793	-0.003437803	0.018432384
27	-0.010217613	-0.017285503	-0.022676956	-0.025607069	-0.02529094	-0.020943668	-0.01178035	0.002983916

Grafici

Grafico 1 - Confronto fra approccio contestuale e non contestuale

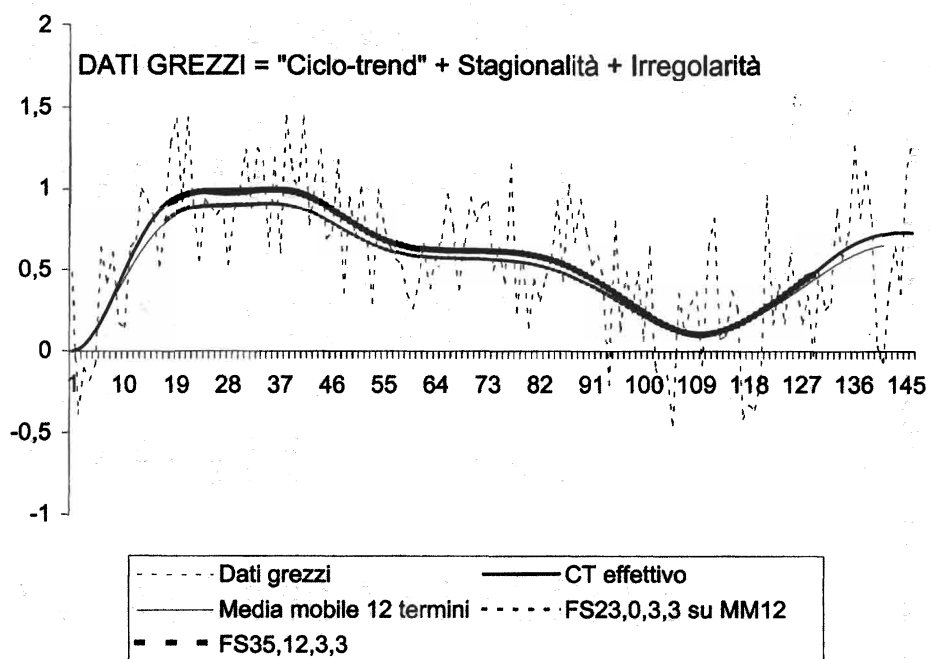


Grafico 2 - Irregolarità trattata con filtri a diversa lunghezza

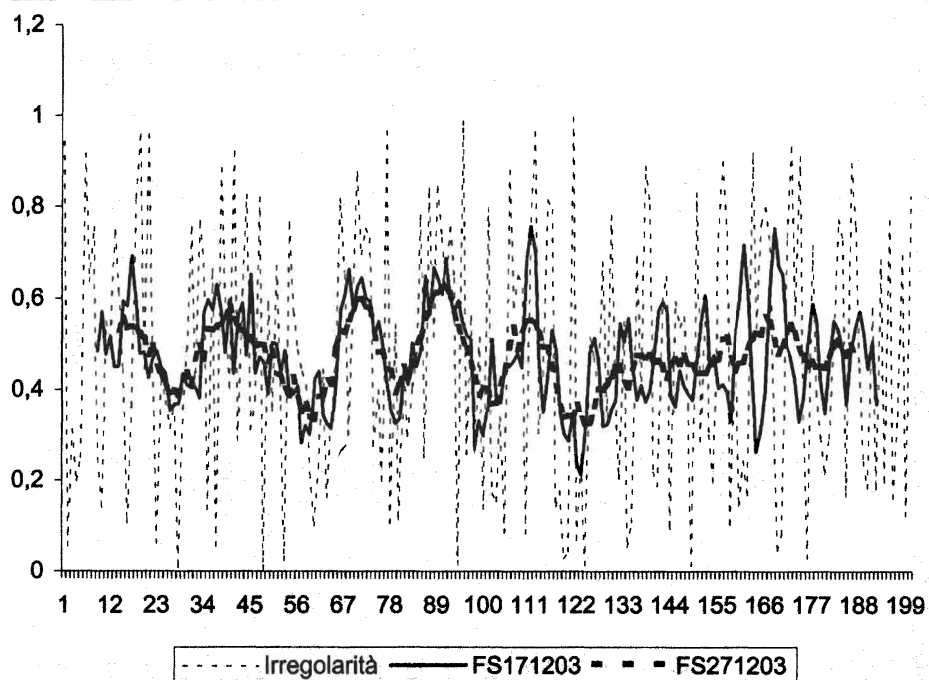


Grafico 3 - Irregolarità trattata con filtri a differenze 0, 1, 2 e 3

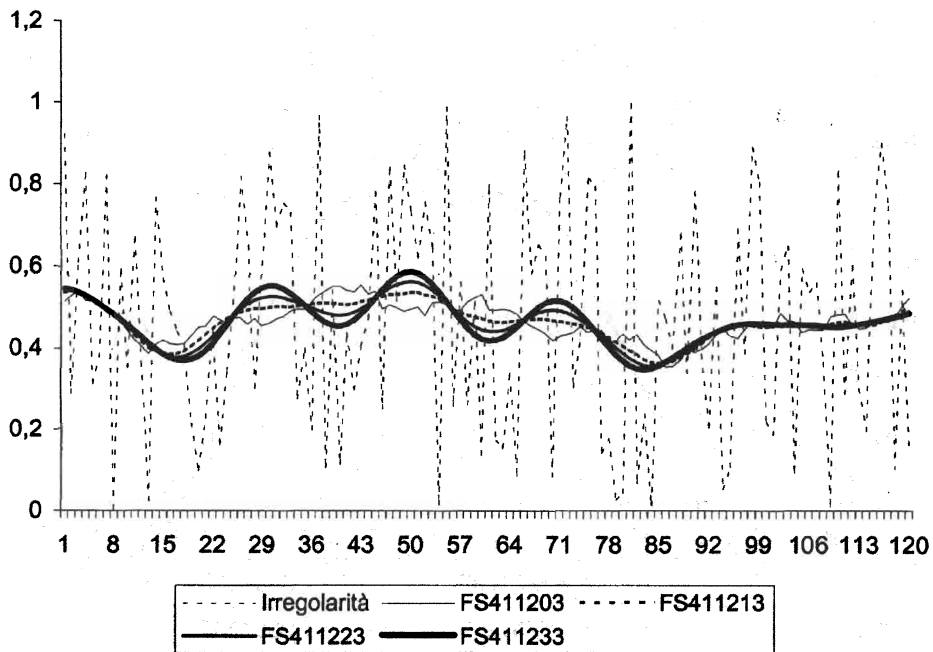


Grafico 4 - Configurazione schema pesi

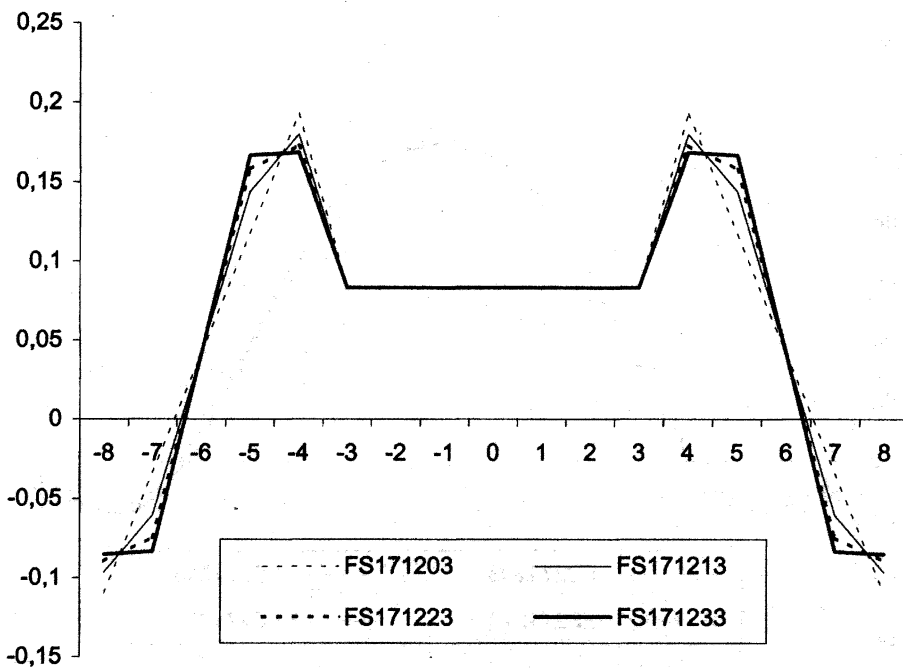


Grafico 5 - Configurazione schema pesi

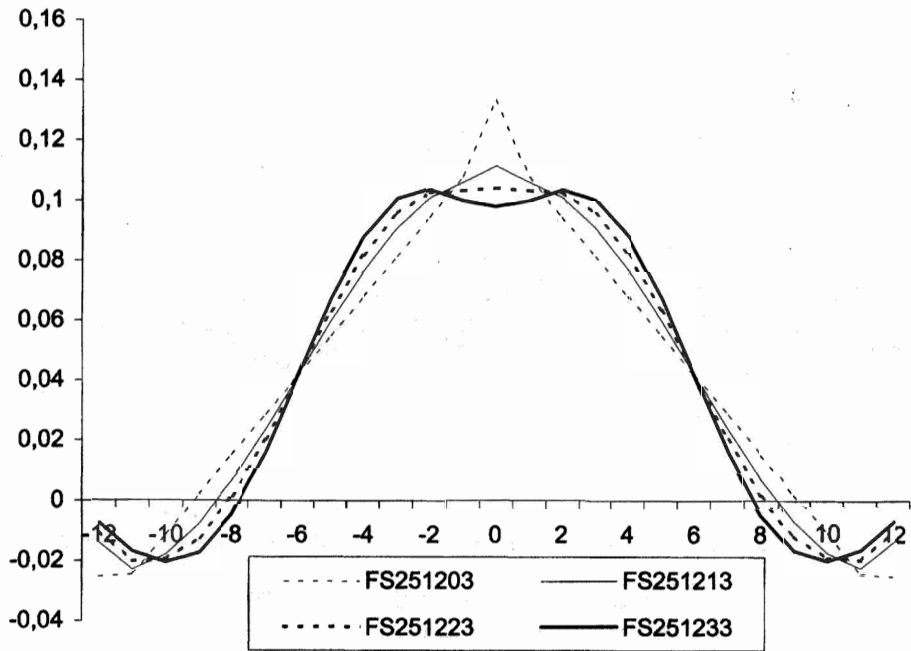


Grafico 6 - Configurazione schema pesi

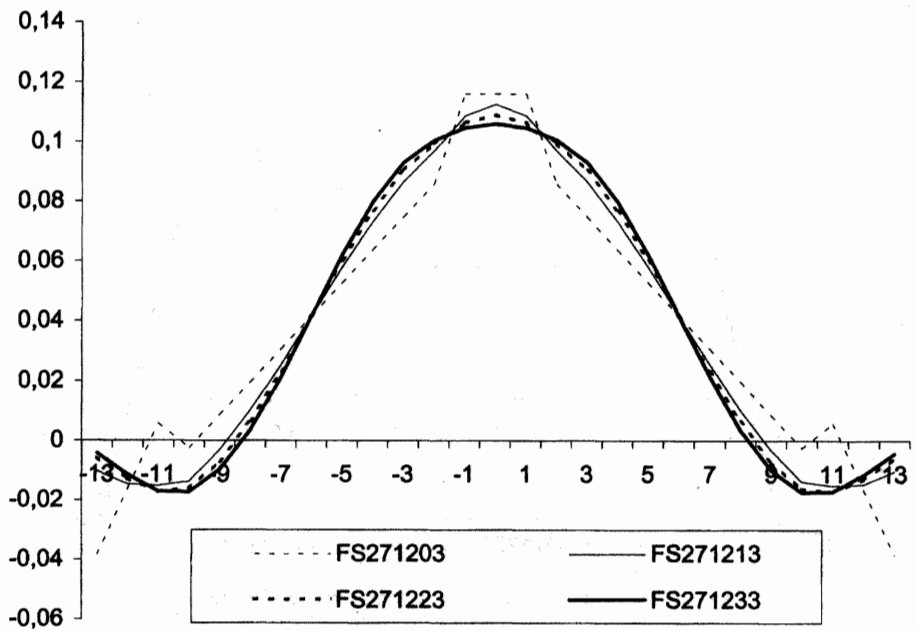


Grafico 7 - Configurazione schema pesi

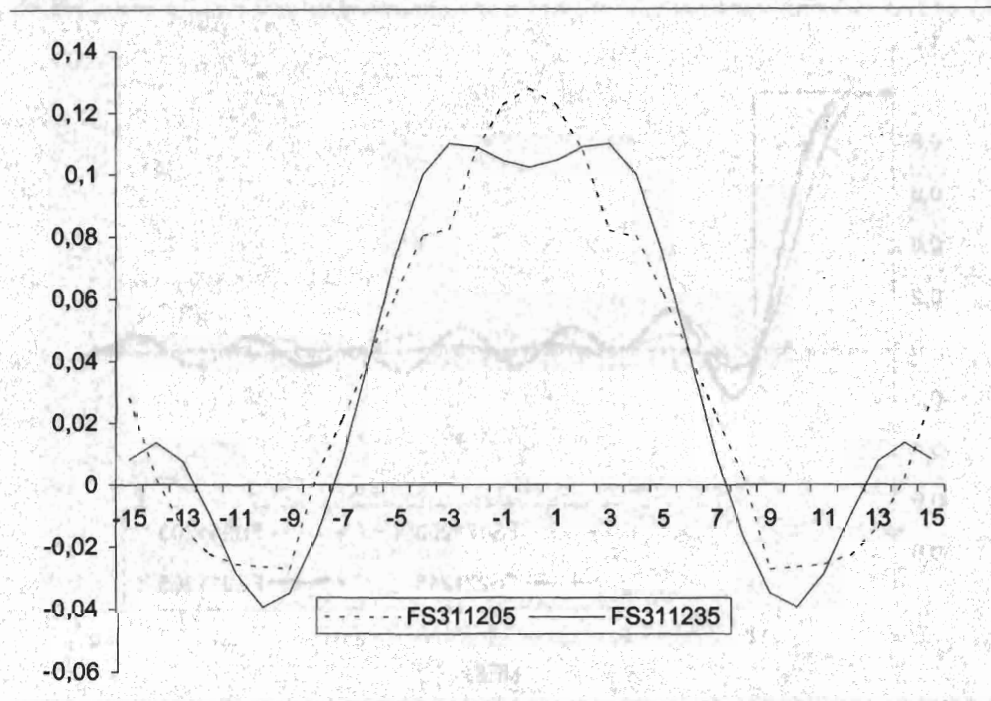


Grafico 8 - Configurazione schema pesi

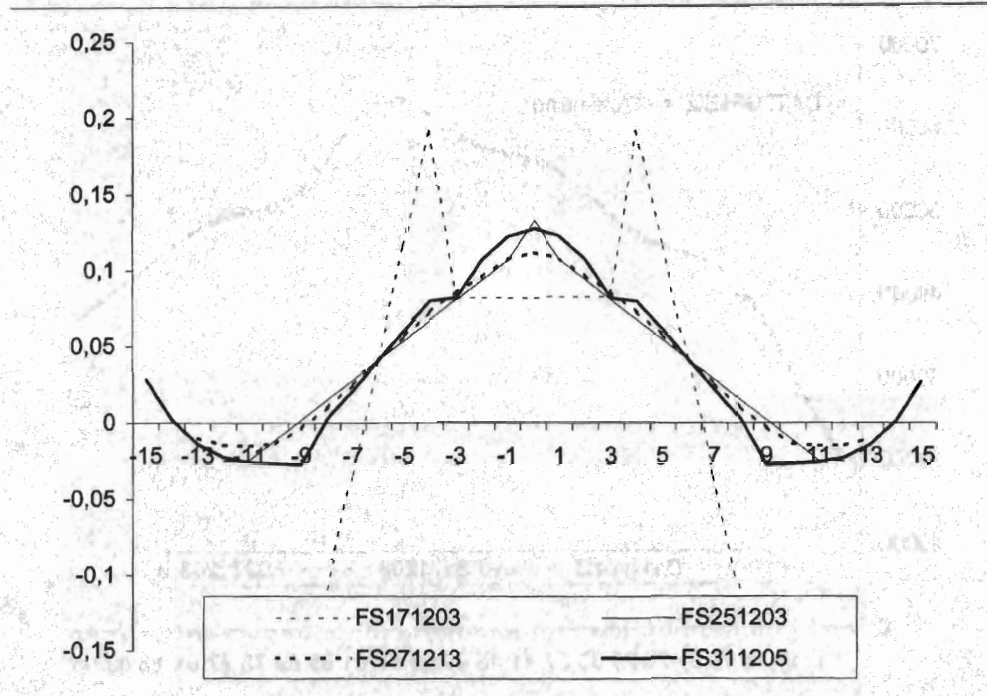


Grafico 9 - Funzione di trasferimento

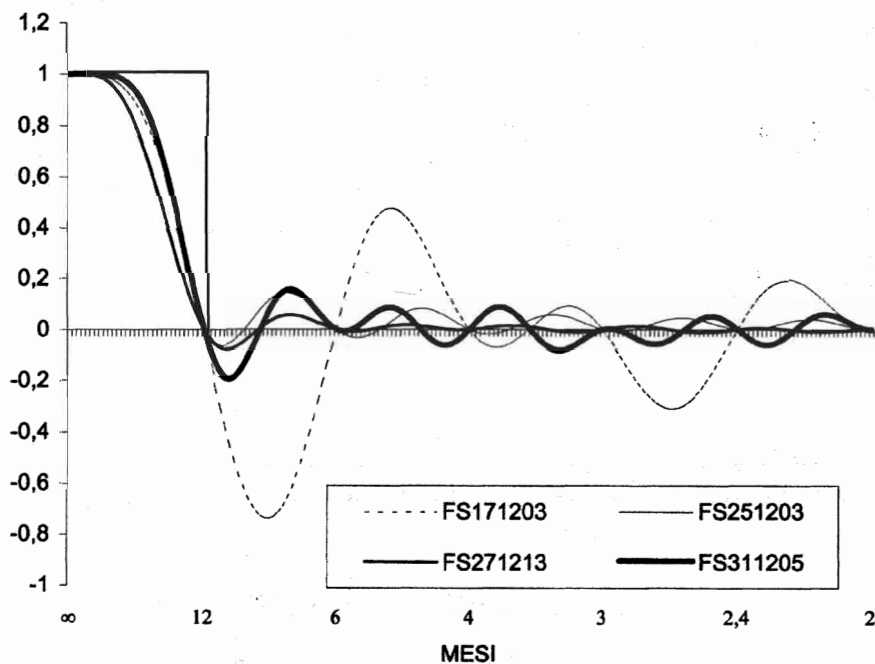


Grafico 10 - Filtraggio serie artificiale con filtri a 17 e 27 termini

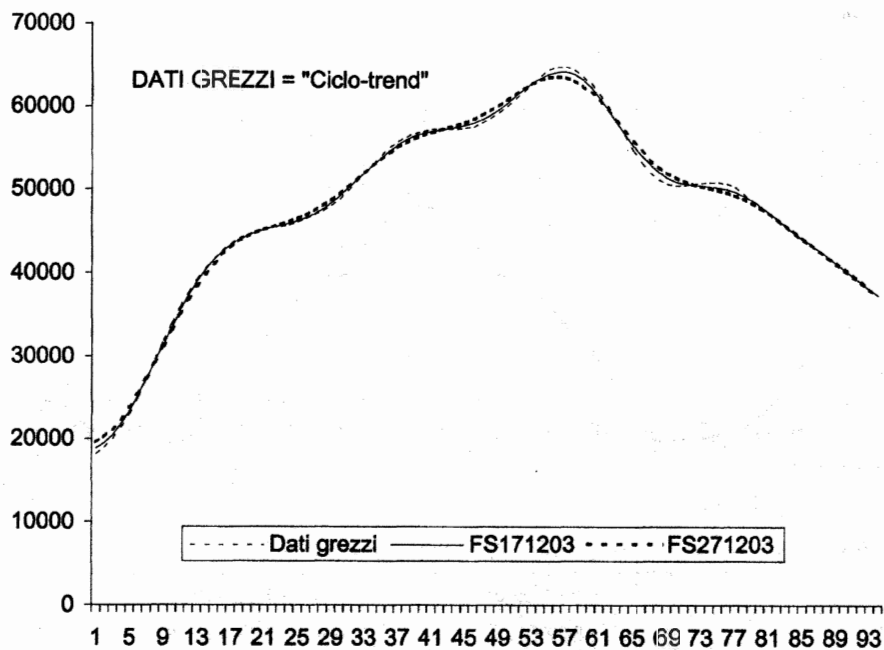


Grafico 11 - Filtraggio serie artificiale con filtri a 17 e 27 termini

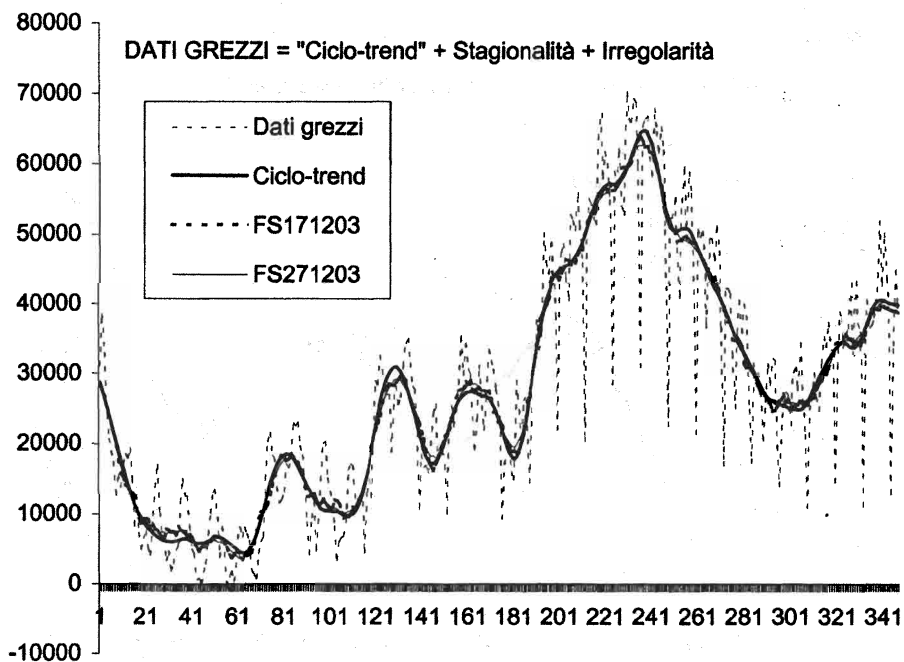


Grafico 12 - Filtraggio serie artificiale con differenze 0 e 1

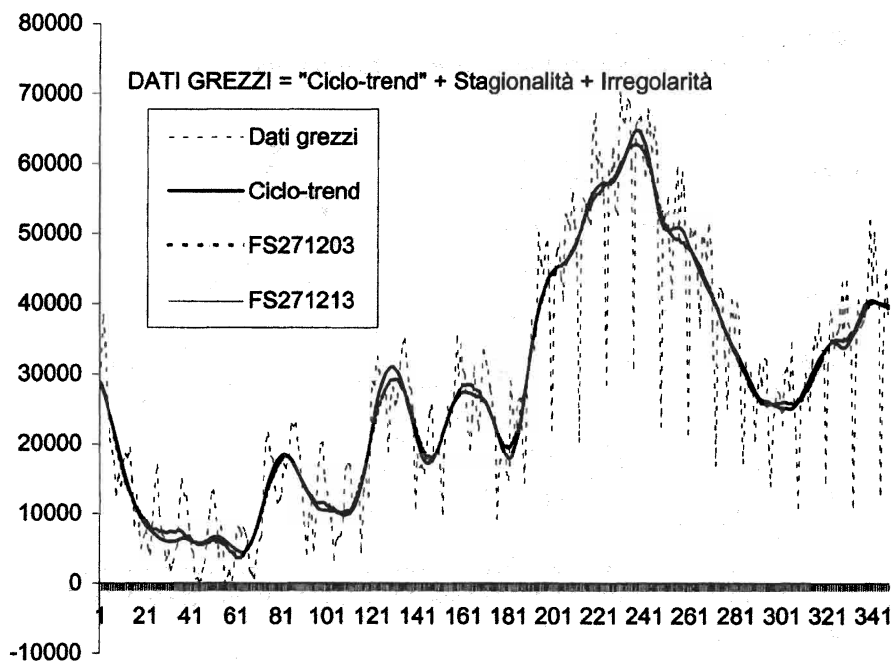


Grafico 12a - Filtraggio serie artificiale con differenze 0 e 1 (zoom)

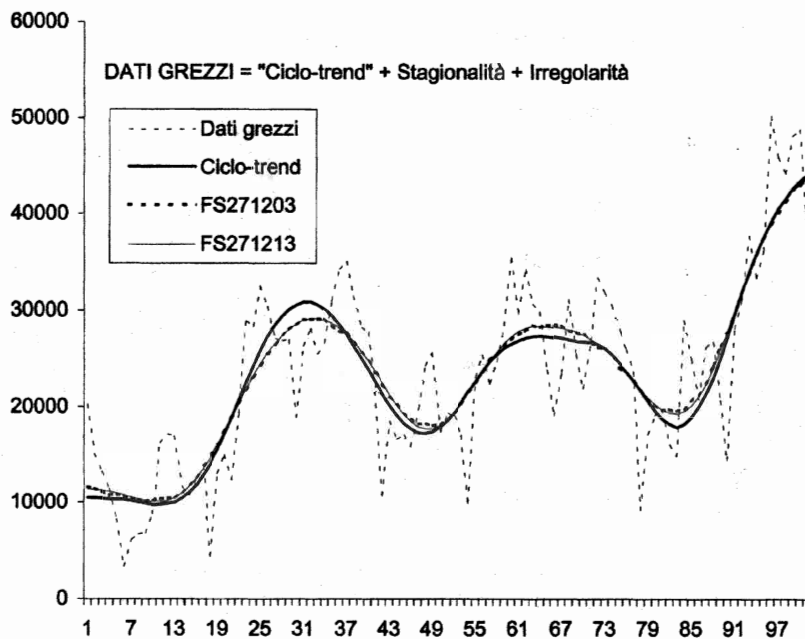


Grafico 13 - Filtraggio serie artificiale con differenze 1 e 3

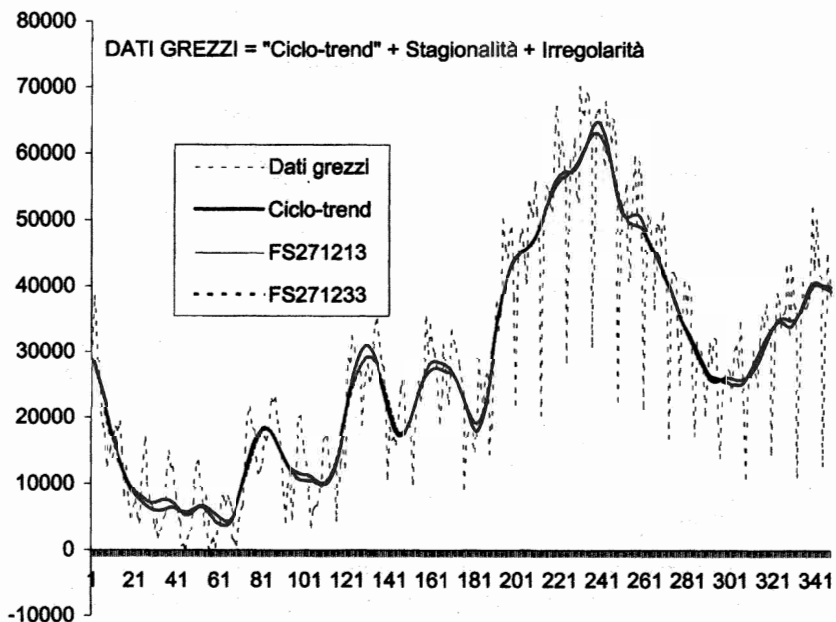


Grafico 13a - Filtraggio serie artificiale con differenze 1 e 3 (zoom)

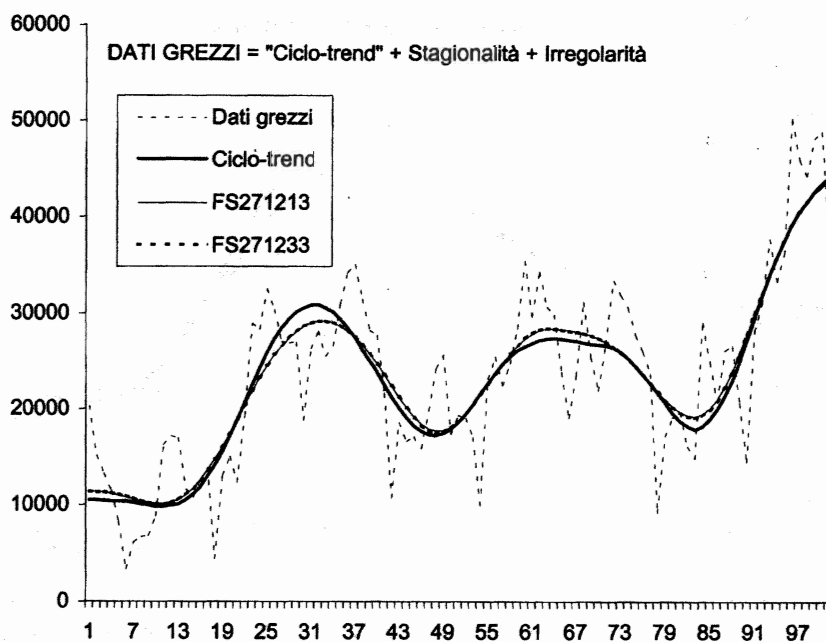


Grafico 14 - Confronto fra le procedure CONTESTUALE, X11 e SEATS

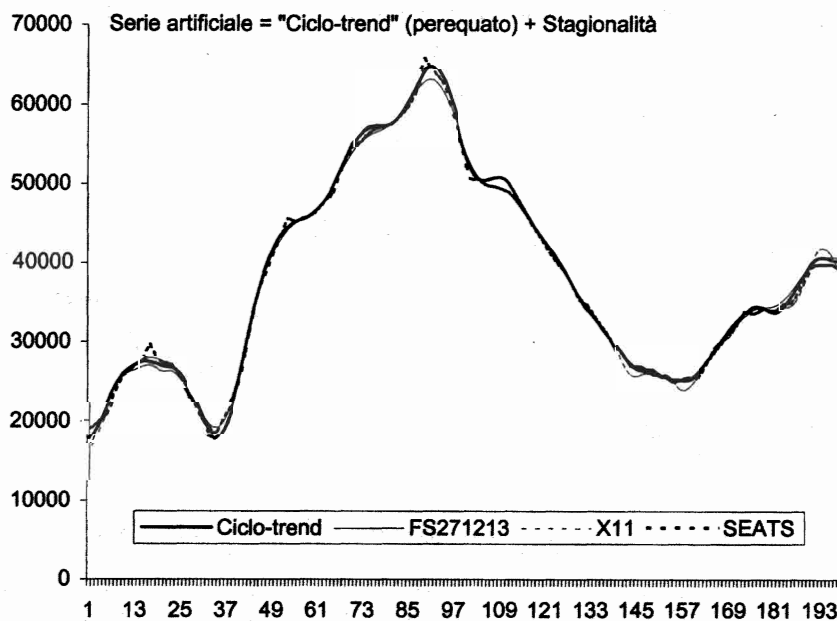


Grafico 14a - Confronto fra le procedure CONTESTUALE, X11 e SEATS (zoom)

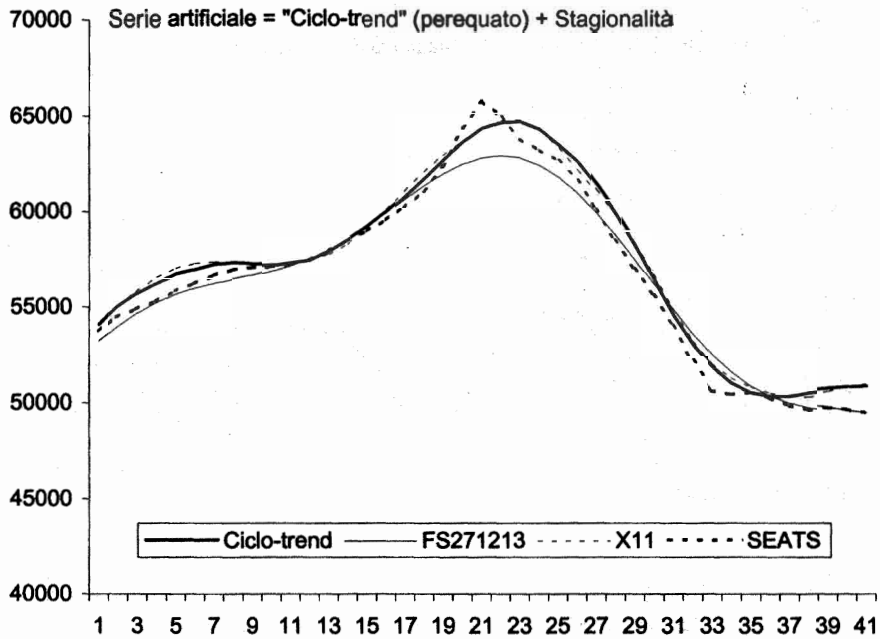


Grafico 15 - Confronto fra le procedure CONTESTUALE, X11 e SEATS

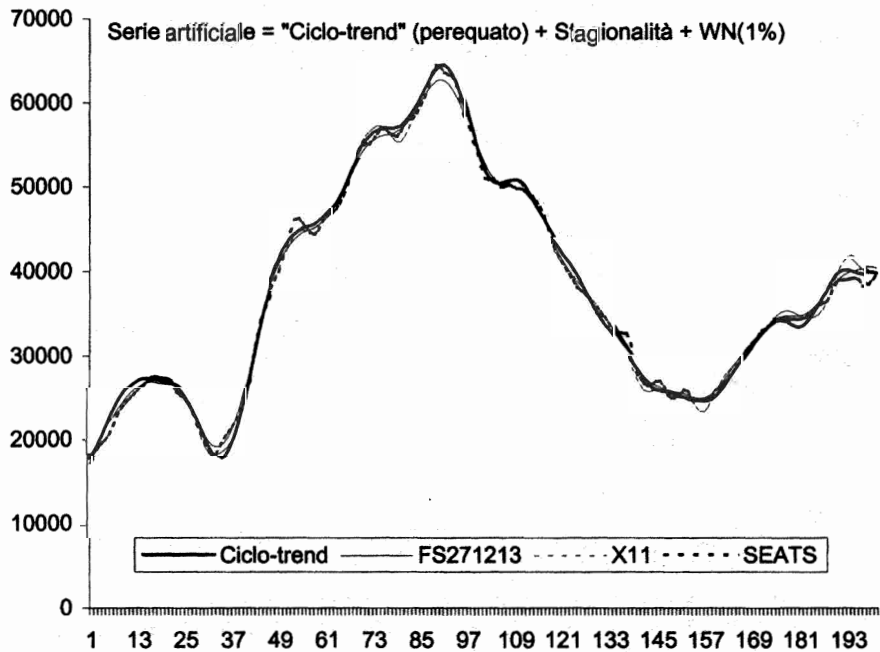


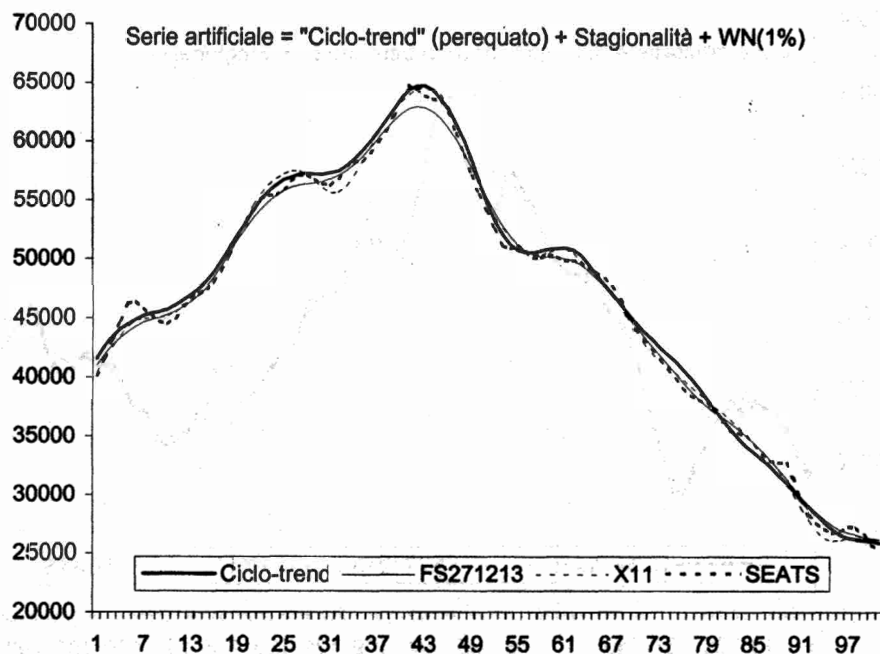
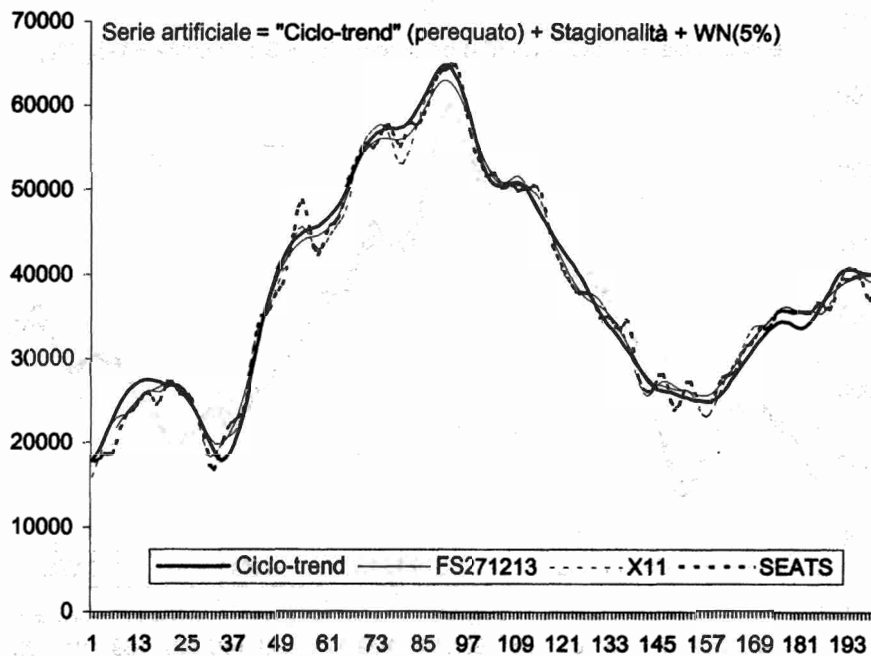
Grafico 15a - Confronto fra le procedure CONTESTUALE, X11 e SEATS (zoom)**Grafico 16 - Confronto fra le procedure CONTESTUALE, X11 e SEATS**

Grafico 17 - Confronto fra le procedure CONTESTUALE, X11 e SEATS

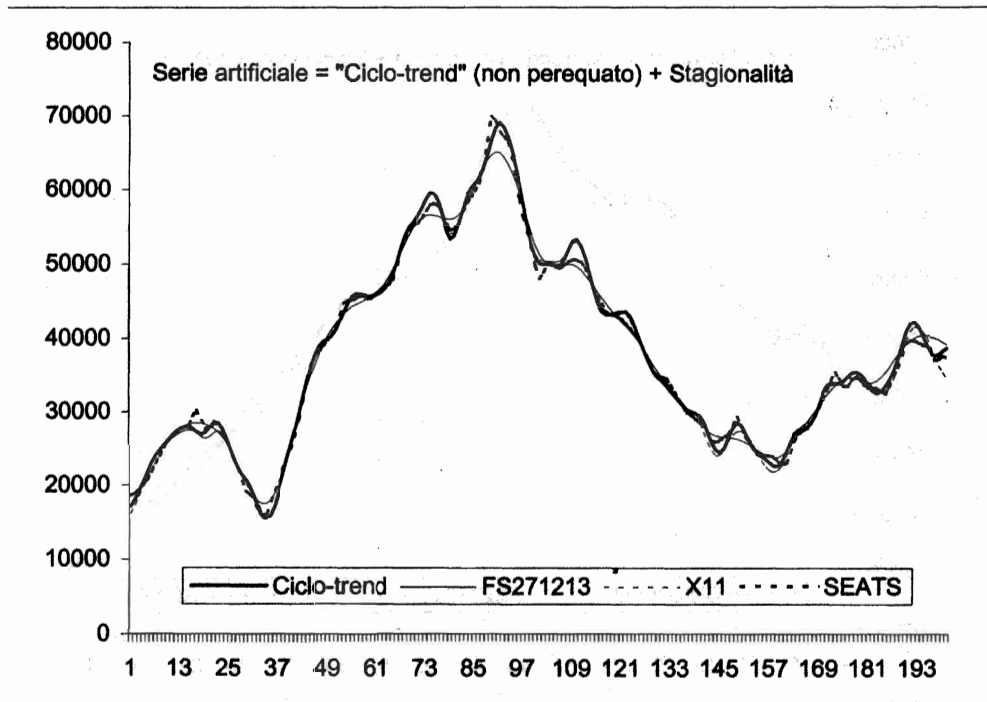


Grafico 18 - Confronto fra le procedure CONTESTUALE, X11 e SEATS

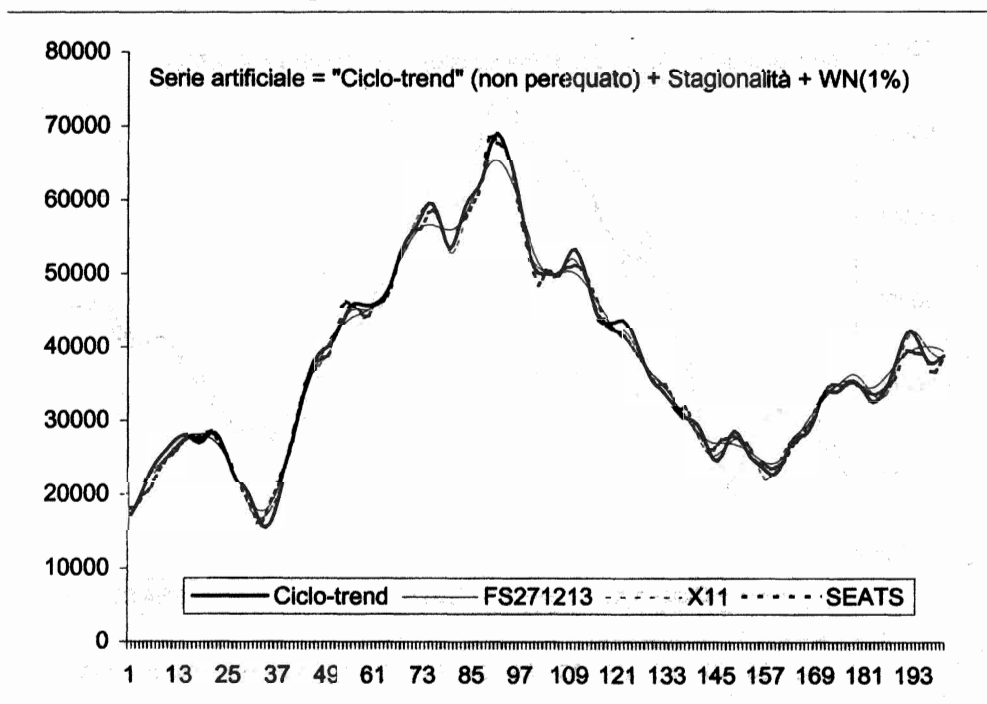


Grafico 19 - Confronto fra le procedure CONTESTUALE, X11 e SEATS

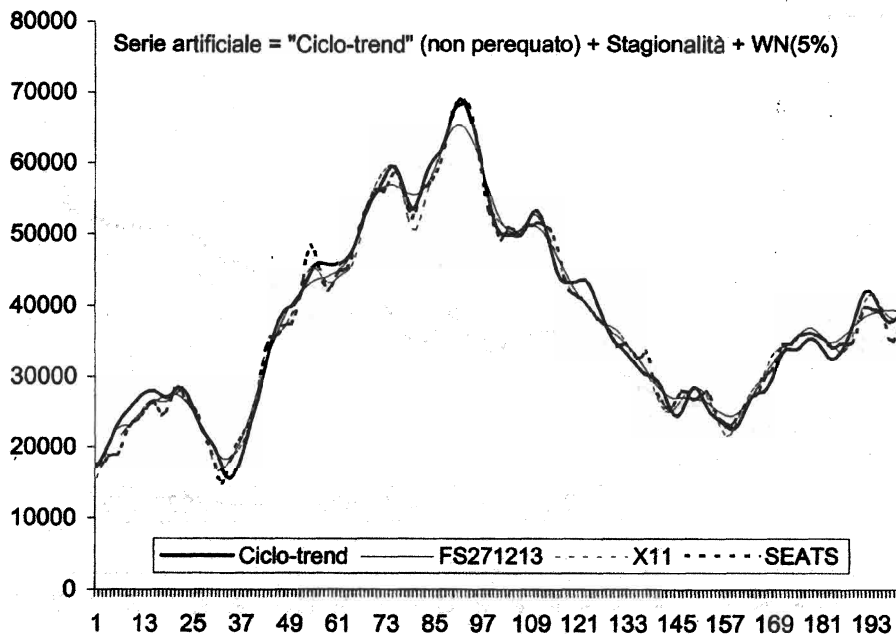


Grafico 20 - Cassa Integrazione Guadagno - Operai (totale)

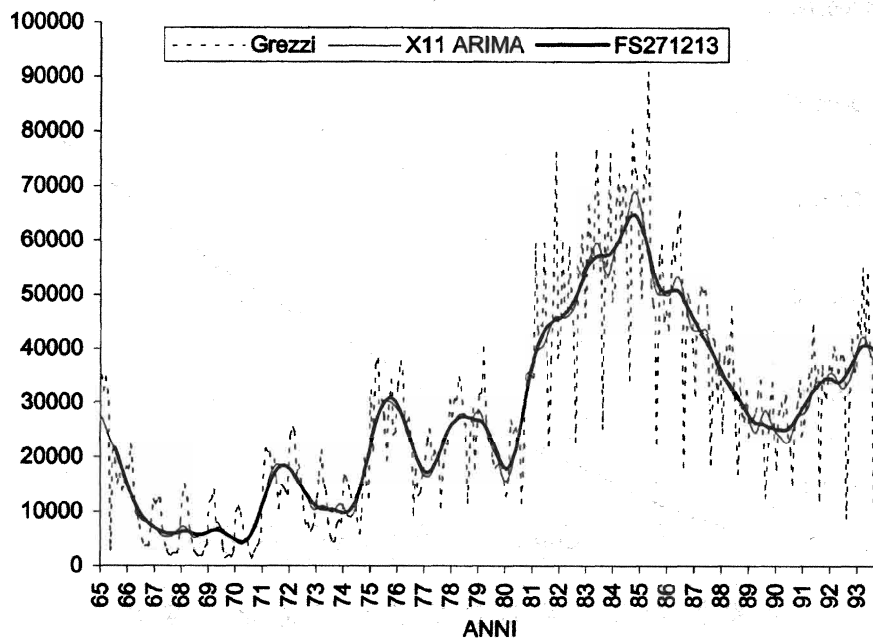


Grafico 21 - Esportazioni Prodotti Intermedi - Quantità Laspeyres (base 1980)

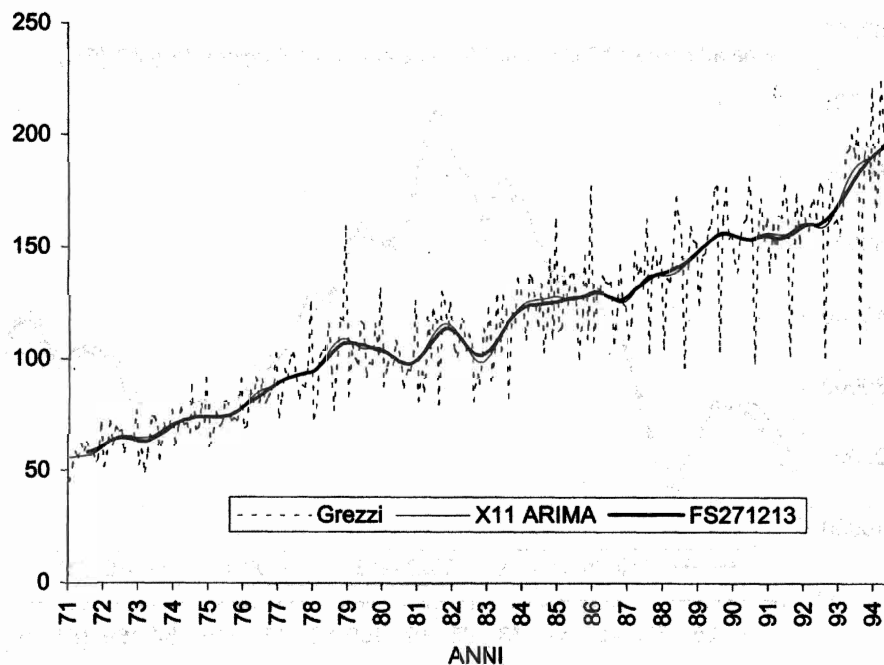


Grafico 22 - Moneta non corretta per interessi (M2)

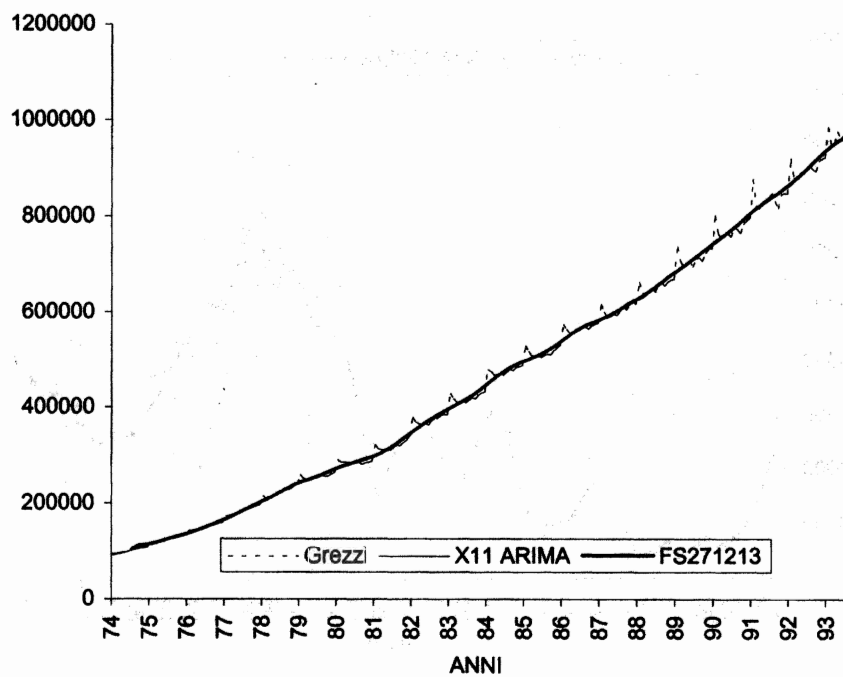


Grafico 22a - Moneta non corretta per interessi (M2) (zoom)

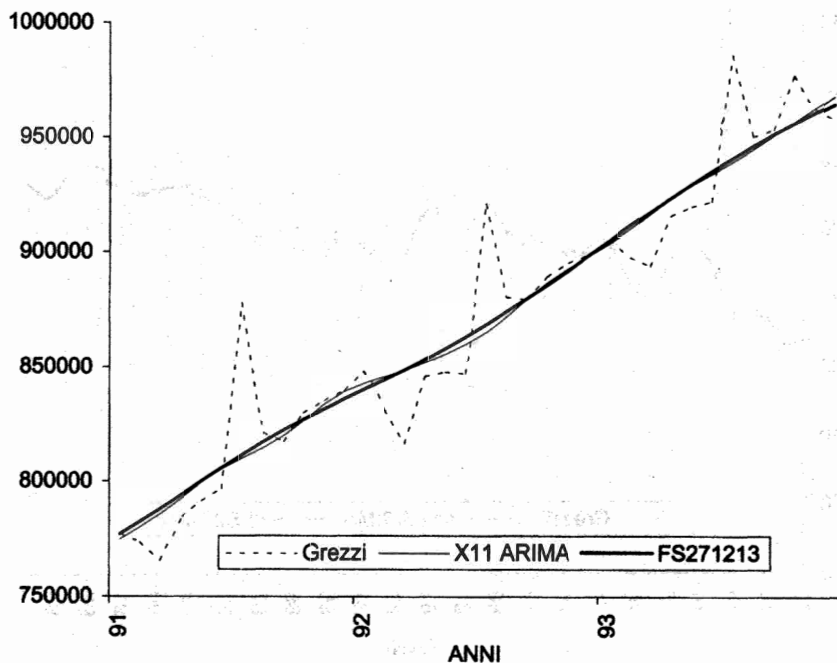


Grafico 23 - Movimento Esercizi Alberghieri - Presenze - totale (migliaia)

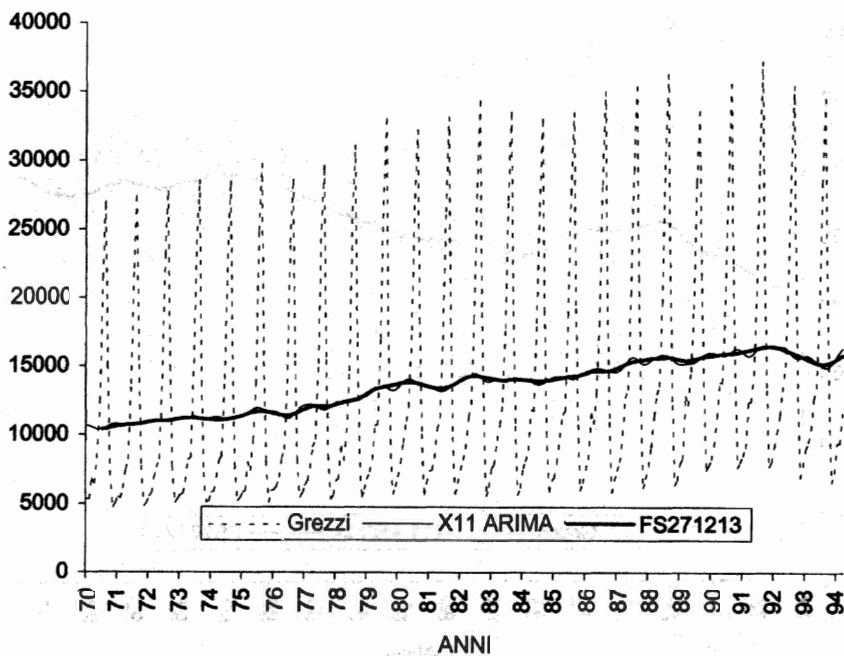


Grafico 24 - Indice della Produzione e Prima trasformazione dei Metalli (base 1985)

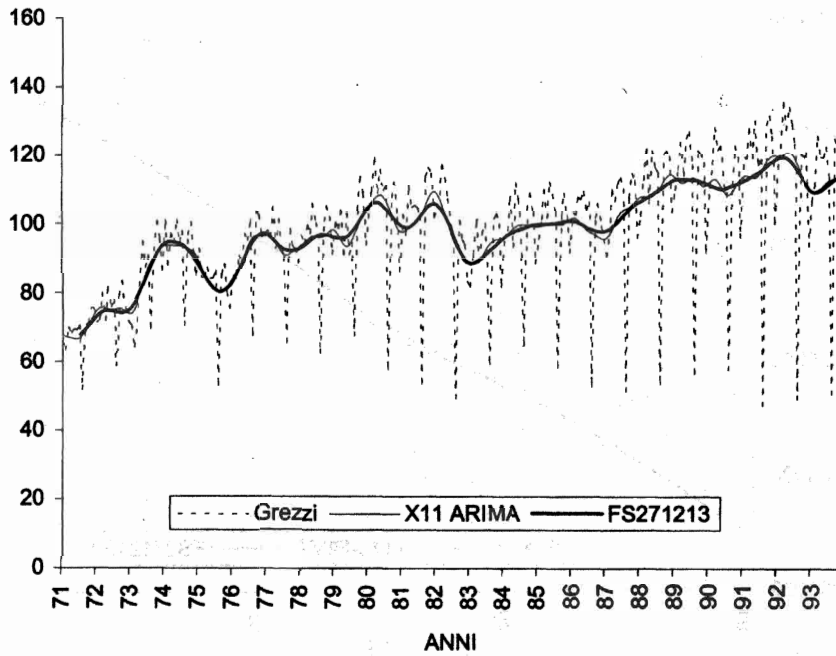


Grafico 25 - Indice Generale della Produzione Industriale (base 1985)

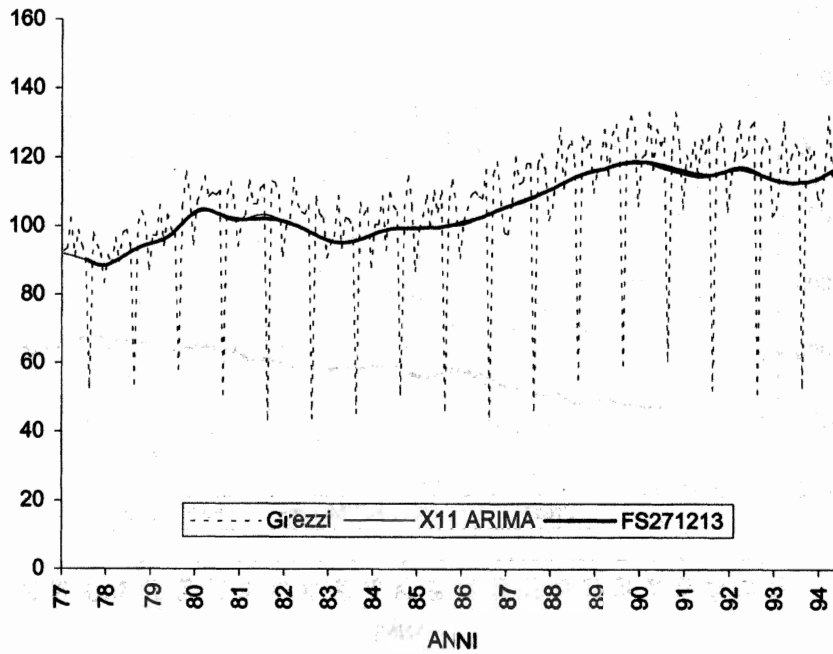
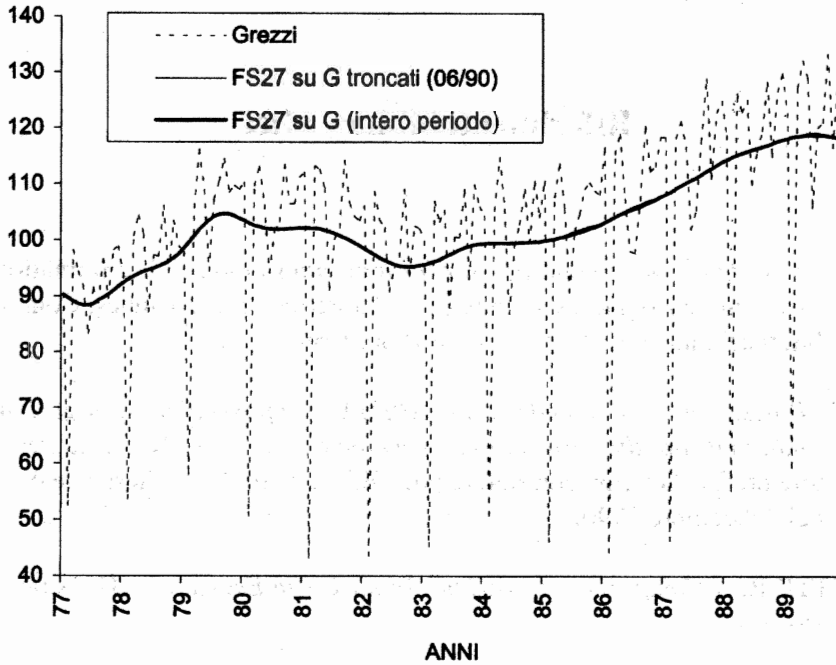
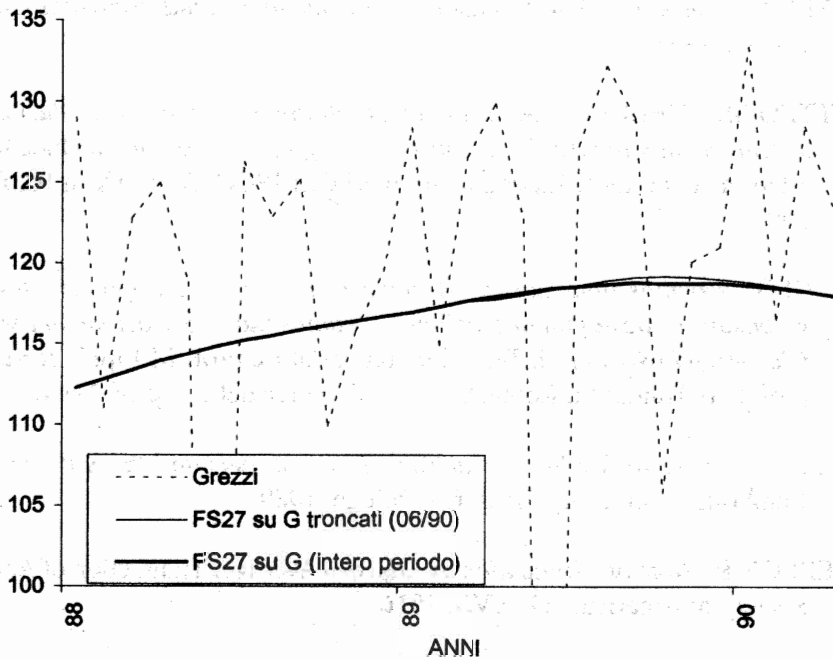


Grafico 26 - Indice Generale della Produzione Industriale (base 1985)**Grafico 26a - Indice Generale della Produzione Industriale (base 1985) (zoom)**

Riferimenti bibliografici

- BONGARD J., *Quelques remarques sur les moyennes mobiles, L'élimination des variations saisonnières à l'aide des calculatrices électroniques*, Conferenza Internazionale OECE, Novembre 1960, Parigi.
- BUI F.G., *Riflessioni sulla procedura XII-ARIMA e proposte di nuovi algoritmi per l'adattamento alle serie storiche economiche italiane*, Tesi di laurea, relatore prof. R.Guarini, correlatore prof. E.Marruco, Roma. Sessione di laurea del 3 dicembre 1990.
- CHOLETTE P., *A Comparison of Various Trend-Cycle Estimators*, Houston, Agosto, 1980.
- CIPOLLETTA I., *Congiuntura economica e previsione*, Il Mulino, Bologna, 1992.
- CLEVELAND W.S. and TIAO G.C., *Decomposition of Seasonal Time Series: a Model for the XII program*, Journal of the American Statistical Association, n.71, pp.581-587, 1976.
- DAGUM E.B., *The X-11 ARIMA Seasonal Adjustment Method*, Statistics Canada, Ottawa, 1988.
- DI MATTEO M. e VERCELLI A., *Fluttuazioni di lungo periodo ed evoluzione dei sistemi economici: Analisi empirica e spiegazioni teoriche*, in *Onde lunghe e teoria economica*, Rassegna di lavori dell'ISCO, Anno IX, n.16, Roma, 1992.
- GIULIANI G., *Scomposizione di serie storiche economiche: un approccio descrittivo basato su destagionalizzazione e "contestuale" estrazione del segnale Ciclo-trend (Sviluppo)*, Tesi di laurea, relatore prof. M.Lippi, correlatore prof. G.B.Tranquilli, Roma. Sessione di laurea del 21 aprile 1994.
- HARVEY A.C., *Forecasting Structural Time Series Models and the Kalman Filter*, Cambridge University Press, Cambridge, 1989.
- HENDERSON R., *Note on Graduation by Adjusted Average*, Transaction of Actuarial Society of America, vol. XVII, 1916.

- LANIEL N., *Design Criteria for the 13-term Henderson End-Weights*, Working Paper TSRA -86-011, Methodology Branch, Statistics Canada, Ottawa, 1986.
- LIPPI M., *Sviluppi recenti del modello lineare-stocastico in macroeconomia: con particolare attenzione alle teorie del ciclo reale*, Seconda parte della relazione su "Analisi Dinamica in Economia", Società degli Economisti, Novembre 1990.
- MACAULAY F.R., *The Smoothing of Time Series*, National Bureau of Economic Research, New York, 1931.
- MARAVALLA A. e GOMETZ V., *Signal Extraction in ARIMA Time Series - Program SEATS*, EUIWP, n.65, 1992.
- MARRUCO E., *Fondamenti logici e valore pratico della depurazione delle serie storiche economiche ai fini della diagnosi congiunturale (alcune riconsiderazioni sugli aspetti della scomponibilità delle serie storiche economiche e connessi rilievi suggeriti dalla prassi)*, Rassegna dei lavori dell'Istituto, ISCO, n.25, Roma, 1982.
- MARRUCO E. e TRANQUILLI G.B., *Filtri a media mobile intesi a migliorare il metodo X11-ARIMA per l'analisi delle serie storiche economiche*, Atti della XXXIII riunione scientifica della Società Italiana di Statistica, vol.2, Bari 20-30 Aprile 1986.
- MEDIO A., *Teoria non lineare del ciclo*, Il Mulino, Bologna, 1979.
- MEDIO A., *Ciclo*, Dizionario Economia politica diretto da G.Lunghini con la collaborazione di M.D'Antonio, Boringhieri, 1985.
- ONOFRI P., *Osservazione empirica e analisi economica: esperienze di indagine sulle fluttuazioni cicliche*, Politica economica, a. VII, n.3, Dicembre 1991.
- SHISKIN J., YOUNG A.H. and MUSGRAVE J.C., *The X-11 Variant of the Census Method II Seasonal Adjustment Program*, Technical Paper, U.S. Bureau of the Census, n.15, 1967.
- TOGLIA M., *Appunti (bibliografici) per la delineazione della storia metodologica della congiuntura*, Rassegna della letteratura sui cicli economici ISCO, nn.1/2, Roma, 1978.
- TRANQUILLI G.B. e MARRUCO E., *Una proposta di razionalizzazione delle procedure di scomposizione X-11 ARIMA (Statistic Canada) e X-12 ARIMA (Bureau of the Census)*, Nota per il seminario del gruppo S.I.S. "Analisi economica a breve termine" Roma, 19 Gennaio 1993.
- VIANELLI S., *Lineamenti di metodologia statistica*, Dott. Cesare Zuffi Editore, Bologna, 1948.

GENERALIZZAZIONE NELLO SPAZIO DELLE FASI
DELL'ALGORITMO ADATTATIVO DI PREVISIONE MAPP

Antonio Bellacicco* - Gianluca Giuliani**

**Università di Teramo*

***Ricercatore per il gruppo di lavoro SIS "Analisi economica a breve termine"*

1. Introduzione

Obiettivo di questo lavoro è la presentazione di una generalizzazione dell' algoritmo di previsione MAPP, Bellacicco e Fragale (1992), introducendo in maniera esplicita il concetto di spazio delle fasi associato ad una serie storica.

L' analisi della distribuzione dei punti nello spazio delle fasi può essere di supporto per la determinazione della funzione rappresentatrice della dinamica del fenomeno oggetto di studio. In particolare è possibile caratterizzare la serie storica prescindendo dall' usuale decomposizione in ciclo, trend e disturbo casuale ed inoltre prescindendo da un modello predeterminato al fine di cogliere anche le dinamiche caotiche, Bellacicco (1993).

In Malliaris e Philippatos (1993) è stata effettuata una discussione approfondita sulla distinzione tra caos e disturbo casuale ed in Frank e Stengos (1993) viene trattata la tecnica denominata "nearest neighbor forecast", cui faremo riferimento in questo lavoro.

Nei paragrafi che seguono tratteremo il problema della costruzione ed analisi dello spazio delle fasi, definiremo una metrica in tale spazio al fine di introdurre, in forma distinta, un algoritmo di diagnostica delle componenti cicliche della serie storica ed un algoritmo di previsione che generalizza l' algoritmo MAPP.

2. La costruzione dello spazio delle fasi

In Grassberger e Procaccia (1983) si è introdotto una metodologia di analisi dello spazio delle fasi atta ad identificare la presenza di un eventuale modello non lineare, generatore della serie storica.

Si consideri la serie storica $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ e si consideri l' insieme di tutte le partizioni dei primi n numeri interi $\{1, 2, \dots, n\}$. È possibile costruire la matrice M , già introdotta nell' algoritmo MAPP: la cardinalità degli elementi della partizione costituisce la dimensione nello spazio delle fasi:

Dimensione	Elementi			
2	$X_{2,1}$	$X_{2,2}$...	$X_{2,n/2}$
3	$X_{3,1}$	$X_{3,2}$...	$X_{3,n/3}$
...			
i	$X_{i,1}$	$X_{i,2}$...	$X_{i,n/i}$
...			
$n/2$	$X_{n/2,1}$	$X_{n/2,2}$		

La matrice M è caratterizzata da $n/2 - 1$ righe, la prima riga contenendo $n/2$ elementi, la seconda riga da $n/3$ elementi, la riga i -esima da n/i elementi e l' ultima riga da 2 elementi.

L' elemento generico $X_{i,j}$ della matrice M costituisce il j -esimo vettore nello spazio di dimensione i -esima.

La matrice M , pertanto rappresenta un insieme di $n/2 - 1$ spazi vettoriali con massimo numero di punti nello spazio di dimensione 2.

Il problema che si pone consiste nell'introdurre una metrica in ciascuno degli $n/2 - 1$ spazi e nell'identificare la dimensione caratterizzata da una distribuzione di punti che soddisfano un principio di ottimalità.

3. Caratterizzazione degli spazi delle fasi

Gli $n/2 - 1$ spazi vettoriali possono essere analizzati considerando un indice molto noto nella letteratura sulle serie storiche non lineari: l'*integrale di correlazione*, Frank e Stengos (1993), Bellacicco (1995).

Esso può essere calcolato introducendo una metrica e quindi una misura di distanza.

In questa sede adottiamo la distanza euclidea che scriviamo in forma compatta $d_{(h,j)}^i$ essendo i la dimensione ed (h,j) due vettori appartenenti alla dimensione i -esima. Se si pone una soglia d_i^* , l'integrale è così definito:

$$c_i(d_i^*) = \frac{\text{numero di coppie } (h,j) \text{ tali che } d_{(h,j)}^i < d_i^*}{T_i^2}$$

$$\text{dove } T_i = \left(\frac{n}{i}\right)^2 - \frac{n}{i}$$

È possibile pensare al caso in cui al posto di partizioni è possibile generare sottoserie parzialmente sovrapposte come è usuale per la stima dei modelli autoregressivi ad un ritardo. In tal caso si ha $T_i = n - (i - 1)$.

La *dimensione di correlazione* è definita come:

$$D_i = \lim_{\substack{d_i^* \rightarrow 0 \\ T_i^* \rightarrow \infty}} \frac{\log c_i(d_i^*)}{\log d_i^*}$$

La dimensione di correlazione cresce molto rapidamente quando i dati sono ottenuti da un generatore di numeri casuali.

Osserviamo ora che la dimensione di correlazione è strettamente interrelata con la dimensione frattale dello spazio delle fasi, essendo di fatto connessa logicamente con la dimensione di Hausdorff, Grassberger e Procaccia (1983), Bellacicco (1990).

Non potendo incrementare T_i , si può osservare la dinamica di D_i per d_i^* tendente a 0.

Notiamo che fissata la dimensione i -esima, D_i fornisce una prima indicazione sulla presenza di sottoserie simili. La ciclicità può essere identificata considerando che un generico ciclo è caratterizzato da due sottoserie, la prima delle quali crescente o decrescente in forma monotona e la seconda decrescente o, rispettivamente, crescente, in forma monotona, rispetto agli indici che caratterizzano gli istanti temporali.

Naturalmente è possibile pensare una grande varietà di sottoserie e non volendo introdurre un modello a priori, sarà necessario non prendere in considerazione la classica scomposizione in ciclo, trend e disturbo casuale.

Il problema pertanto consiste nell'identificare la dimensione di correlazione che a parità di soglia d_i^* , sia la più bassa possibile, e quindi nell'identificare i clusters di sottoserie simili più grandi. Effettuata tale identificazione, si passerà a specificare l'algoritmo di previsione a breve, considerando come breve la sottoserie di lunghezza pari alla dimensione i -esima ottimale, secondo il criterio menzionato.

L'approccio ora sintetizzato ha come obiettivo di superare le tecniche di analisi delle serie storiche che nel caso di serie non stazionarie od anche nel caso di serie generate da modelli deterministici come ad esempio il modello logistico di Lorenz, possono dare l'illusione di trovarsi di fronte a dinamiche caratterizzate dal disturbo casuale, Bartlett (1990), Bellacicco (1990), Bellacicco (1995), Gottardi e Scarso (1994).

Peraltro in tali casi non porta a risultati soddisfacenti l'analisi spettrale della serie storica e la decisione tra caos e casualità è demandata agli indici di Ljapunov, Malliaris e Philippatos (1993).

La previsione in tali contesti diventa impossibile ed il trattamento della serie storica passa attraverso l'analisi dello spazio delle fasi, Frank e Stengos (1993).

I due algoritmi presentati nel lavoro hanno come obiettivo, il primo di diagnosticare la struttura interna della serie storica ed il secondo di proiettare ad un orizzonte ammissibile, pari al ciclo fondamentale presente nella serie.

L'iterazione dell'algoritmo di previsione potrebbe consentire di estendere l'orizzonte oltre l'intervallo ammissibile.

Si tenta in tal modo di superare la distinzione estremamente soggettiva tra cicli brevi (cicli Kitchin), cicli medi (cicli Juglar) e cicli lunghi (cicli Kondratieff), Cipolletta (1992), Bellacicco ed Errigo (1993).

In questo contesto il ciclo è sostituito dalla sottoserie ottima secondo i criteri menzionati in seguito e l'orizzonte temporale è identificato da tale sottoserie.

Tale approccio, già seguito nell'algoritmo MAPP viene qui rinvigorito rendendo il procedimento di diagnostica e quello di previsione totalmente automatizzati svincolando l'analista dalla presunzione di conoscenza della struttura della serie.

4. La metodologia di analisi

La metodologia proposta è basata sulla scelta di non avvalersi di modelli statistici di tipo ARIMA o di livellamento esponenziale.

In effetti i problemi noti nell'analisi delle serie storiche sono la non stazionarietà del processo aleatorio sottostante, la brevità delle serie disponibili e la presenza di dinamiche fortemente erratiche.

Nel caso dei modelli ARIMA tali condizioni sono delle controindicazioni al loro uso, come sottolineato da diversi autori e particolarmente critico si rivela il caso di modelli generatori di dinamiche caotiche.

Il caso più semplice si ha quando la dinamica è riconducibile ad una funzione logistica, Gottardi e Scarso (1994).

Il caso più complesso si ha quando è difficile attribuire la dinamica alla sempli-

ce sovrapposizione di ciclo, trend e caso, quando il generatore è caotico, Bartlett (1990).

Le difficoltà menzionate portano a scartare l'ipotesi di introdurre a priori dei modelli ed a privilegiare una effettiva analisi delle serie storiche, qualsiasi sia la loro lunghezza.

È chiaro che si pone il problema di definire sia un algoritmo di diagnostica della serie storica, identificandone le componenti in termini di sottoserie che è possibile generare e di loro rilevanza, sia un algoritmo di previsione.

La nozione di ciclo, trend e caso non ha più senso non dovendo supporre un processo stocastico come generatore delle serie.

Questa perde il suo peso mentre acquista senso la definizione di spazio delle fasi, cioè di famiglia di spazi a 2, a 3, fino a dimensione $n/2$, se la lunghezza della serie è pari ad n .

I cluster di punti, cioè di vettori, rappresentativi delle sottoserie descrivono completamente tutta la serie storica.

È chiaro che è necessario rinunciare al pregio di un modello descrittivo simultaneamente per tutta la famiglia di spazi, di cui si è parlato.

La regolarità della forma dei clusters risulta peraltro difficilmente visibile al ricercatore che deve, quindi, affidarsi a strumenti di analisi e decisione automatica.

Come conseguenza di quanto premesso, la misura della attendibilità della previsione non potrà essere basata su strumenti statistici adatti al caso di presenza di un modello, ma sul livello di correlazione con la sottoserie identificata come la più rilevante ai fini della previsione.

5. L'algoritmo di diagnostica DIAST

In questo paragrafo presentiamo le linee essenziali dell'algoritmo di diagnostica DIAST.

Esso ha l'obiettivo di identificare nello spazio delle fasi lo spazio contenente la sottoserie ottimale ai fini della previsione.

Input. Sia data la serie storica $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$.

Passo 1. Si costruisca la matrice M .

Passo 2. Si trasformi M nella matrice M^* standardizzando tutte le sottoserie rispetto alla loro media ed al loro scarto quadratico medio, denotando X^*_{ij} l'elemento generico della matrice M .

Passo 3. Si calcoli la distanza euclidea al quadrato tra le sottoserie standardizzate, costruendo per ogni dimensione $i = 2, 3, \dots, n/2$ la matrice di distanza $D_{i,jh}$.

Passo 4. Si calcoli la matrice di correlazione, per ogni dimensione i , $R_{i,jh}$ mediante la relazione:

$$\frac{d^2_{i,jh}}{n_i} = 2(1 - r^i_{jh})$$

essendo n_i la lunghezza delle sottoserie della dimensione i -esima, $d^2_{i,jh}$ la distanza euclidea al quadrato, nella dimensione i -esima tra il vettore j -esimo ed il vettore h -esimo, ed r_{jh} il coefficiente di correlazione lineare di Bravais, nella dimensione i -esima tra il vettore j -esimo ed il vettore h -esimo.

Passo 5. Si calcoli la media delle distanze per ogni dimensione i -esima dall'ultima partizione, $X_{i,n/i}$, che denotiamo $\bar{d}^i_{j,n/i}$.

Passo 6. Si identifichi la dimensione k -esima con distanza media minima, d^*_k , $k = 2, 3, \dots, n/k$.

Stop.

6. L'algoritmo di proiezione DIAFOR

Input. Sia data la serie storica $X = \{X_1, X_2, \dots, X_{n/p}\}$, la matrice M e la matrice $D_{i,jh}$, essendo n un multiplo di p , $p = 1, 2, \dots, n$.

Passo 1. Si identifichi la sottoserie h -esima con distanza minima da $X_{k,n/k}$, denotata $X_{k,h}$.

Passo 2. Si calcolino le variazioni da $\bar{X}_{k,h}$ a $\bar{X}_{k,h+1}$, denotate $\{V_1, V_2, \dots, V_k\}$.

Passo 3. Si aggiungano le variazioni ai singoli elementi della sottoserie $\bar{X}_{k,n/k}$.

Passo 4. Si incrementi p a $p+1$ e si itera nell'algoritmo *DIAS*T ricalcolando la matrice M_p^* e le matrici $D_{i,jh}^p$ avendo denotato con p la lunghezza della serie analizzata.

Passo 5. Si reiteri a partire dall'input M_{p+1} , $D_{i,jh}^{p+1}$ fino a *Passo 4*.

Passo 6. Se $p = n+1$ si arresti l'algoritmo.

L'algoritmo *DIAFOR* risulta essere adattativo, correggendo le proiezioni mano a mano che viene letta la serie storica.

La valutazione della attendibilità della previsione è basata sul valore del coefficiente di correlazione r tra la serie proiettata e la sottoserie ottimale identificata al *Passo 6* dell'algoritmo *DIAFOR*.

Il test suggerito è quindi basato sulla correlazione media trovata alla iterazione n, \bar{r} .

La formula ben nota è qui richiamata:

$$z = \frac{\sqrt{n_i - 3}}{2} \log \frac{(1 + r_{i,k}^*)(1 - \bar{r})}{(1 - r_{i,k}^*)(1 + \bar{r})}$$

dove con $r_{i,k}^*$ si è intesa la correlazione nella dimensione i con la sottoserie ottimale k -esima.

7. La sperimentazione

Ai fini dell'apprezzamento dell'efficacia previsiva dei due algoritmi *DIAS*-*DIAFOR*, è stata presa in considerazione la serie storica mensile del totale di ore di cassa integrazione degli operai (in migliaia), dal gennaio 1965 fino al giugno 1977 (fonte ISCO).

Dalla serie originale sono state estratte altre 9 serie con rispettivamente 10, 12, 20, 24, 30, 40, 60, 100 e 150 osservazioni in modo che finiscano tutte al giugno 1977.

Tutte queste serie sono state sottoposte alla procedura più sopra descritta e le proiezioni con i relativi indici sintetici e le bande di affidabilità sono riportate più avanti (grafici 1a - 6b).

Ciò che si nota in maniera abbastanza evidente, e che d'altra parte era prevedibile, è che all'aumentare della lunghezza della serie storica considerata le previsioni vanno via via migliorando.

Per poter provare l'efficienza della procedura presentata in questo lavoro, si è confrontato *DIAS-DIAFOR* con l'*exponential smoothing triplo di Holt-Winters* in quanto questo metodo è l'unico che dà la possibilità di stima anche su serie di piccole dimensioni ed inoltre non necessita di un modello *ARIMA* qui difficilmente identificabile data la evidente non stazionarietà della serie.

L'*exponential smoothing* è stato applicato alle serie con 10 e 150 dati, per cercare di capire come i due metodi prevedono nelle situazioni limite.

Dai risultati ottenuti sembrerebbe che in situazioni regolari l'*exponential smoothing* possa prevedere meglio, mentre in situazioni in cui non è chiaramente visibile la ciclicità del fenomeno la procedura *DIAS-DIAFOR* sembra più affidabile.

Riferimenti bibliografici

- BARTLETT M.S. (1990) , *Chance or chaos*, J. R. Stat. Soc. A, 153.
- BELLACICCO A. (1990) , *La rappresentazione frattale degli eventi*, La Nuova Italia Scientifica, Roma.
- BELLACICCO A. (1993) , *Il governo di sistemi complessi: problemi di scelte pubbliche nella politica economica e modelli del disordine nella dinamica della spesa pubblica*, Economia delle Scelte Pubbliche, 1.
- BELLACICCO A. (1995) , *A diagnostic model for distinguishing chaos from noise*, in *Forecasting and Modelling for Chaotic and Stochastic System*, A. Bellacicco, G. Koch, A. Vulpiani (eds.), Franco Angeli, Milano.
- BELLACICCO A. e ERRIGO A. (1993) , *Previsioni dell'occupazione a livello regionale*, Rapporto del Ministero del Lavoro 91-92. Fond. Giac. Brod. Ed., Roma.
- BELLACICCO A. e FRAGALE M. (1992) , *Un algoritmo adattativo di previsione MAPP*, Quaderni di Statistica e Econometria, XIV.
- CIPOLLETTA I. (1992) , *Congiuntura economica e previsioni*, Il Mulino, Bologna.
- FRANK M. and STENGOS T. (1993) , *Nearest neighbor forecast of precious metal rates of return*, in Gori F., Geronazzo L., Galeotti M. (a cura di) *Non Linear Dynamics in Economics and Social Sciences*, Springer-Werlang, Berlin.
- GOTTARDI G. e SCARSO E. (1994) , *Diffusion models in forecasting: a comparison with the Box-Jenkins approach*, E.J.O.R., 75, 3.
- GRASSBERGER F. and PROCACCIA I. (1983) , *Characterization of strange attractors*, Phys. Rev. Lett., 50.
- MALLIARIS A.G. and PHILIPPATOS G. (1993) , *Random walks vs. chaotic dynamics in financial economics*, in Gori F., Geronazzo L., Galeotti M. (a cura di) *Non Linear Dynamics in Economics and Social Sciences*, Springer-Werlang, Berlin.

Appendice grafica

Figura 1a - Serie storica della Cassa Integrazione Guadagni - Totale operai (dati mensili)

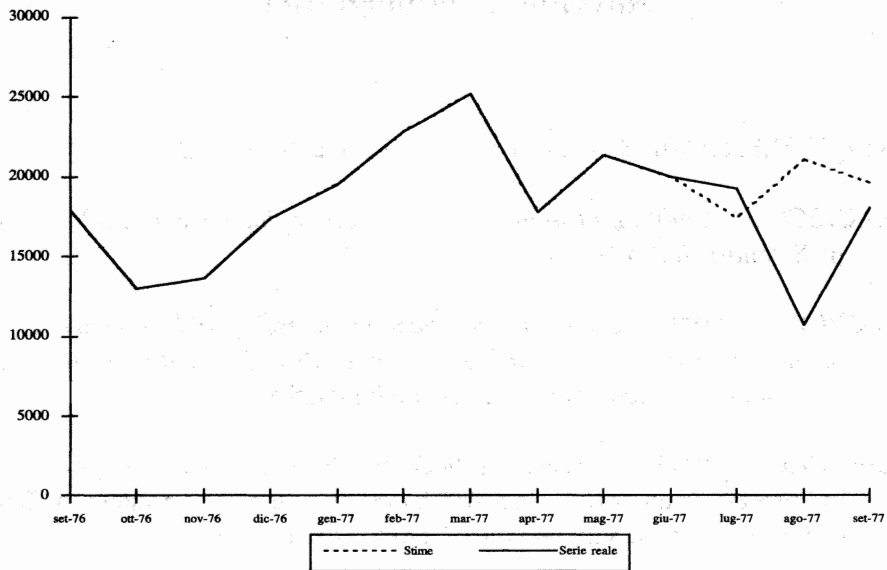


Figura 1b - Ampliamento di scala della proiezione relativa alla Figura 1a

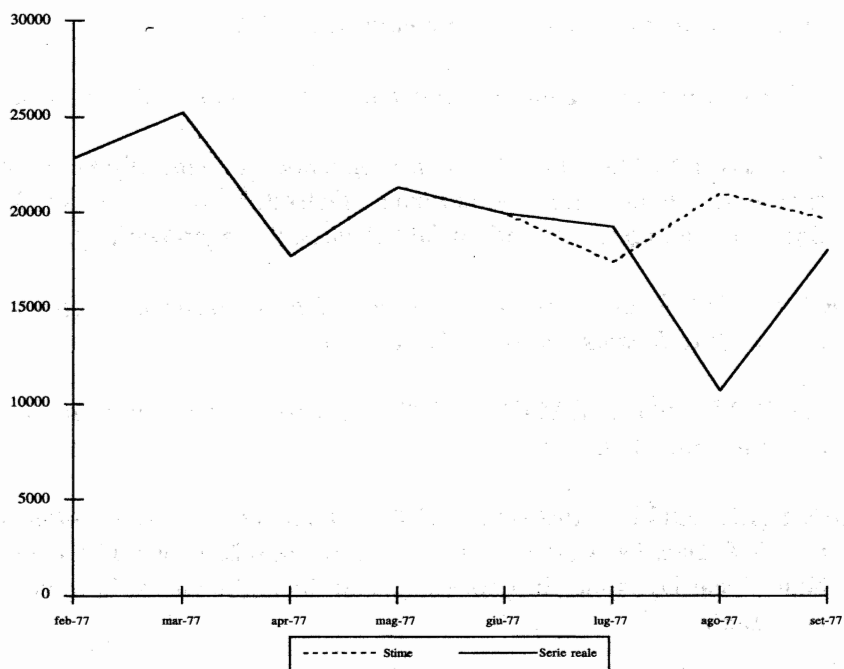


Figura 2a - Serie storica della Cassa Integrazione Guadagni - Totale operai (dati mensili)

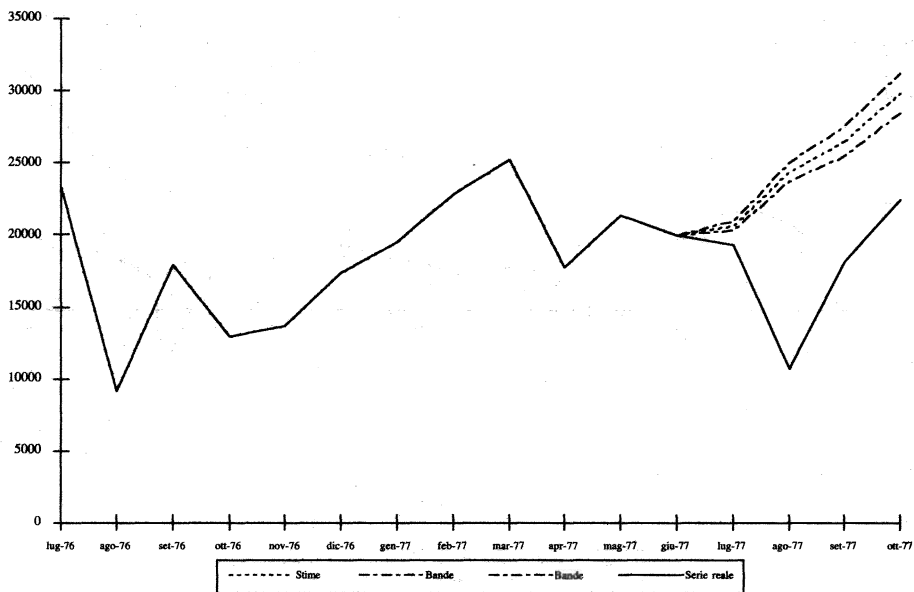


Figura 2b - Ampliamento di scala della proiezione relativa alla Figura 2a

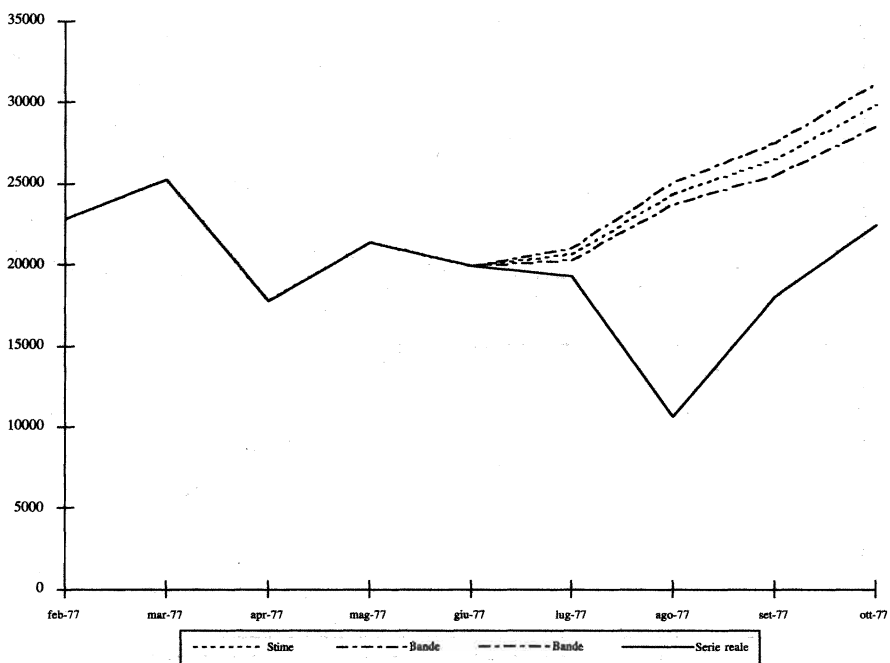


Figura 3a - Serie storica della Cassa Integrazione Guadagni - Totale operai (dati mensili)

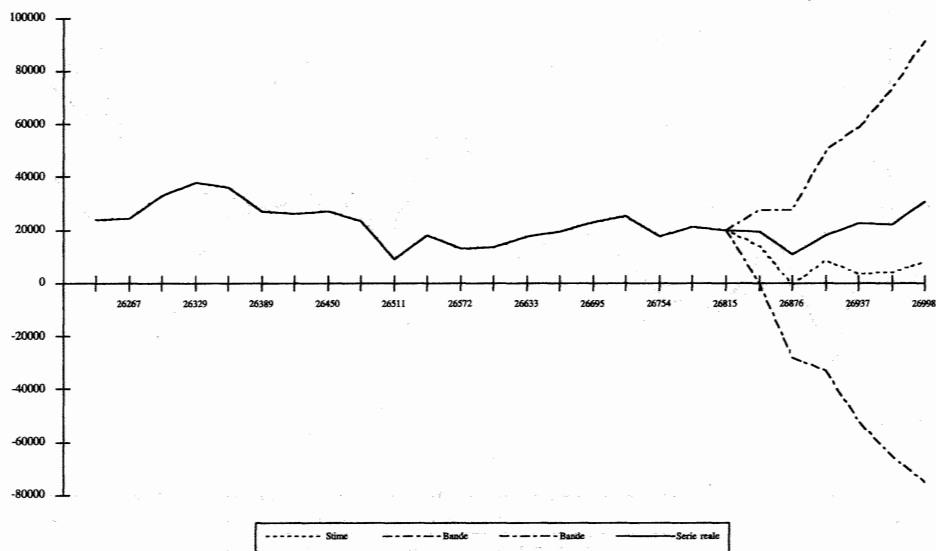


Figura 3b - Ampliamento di scala della proiezione relativa alla Figura 3a

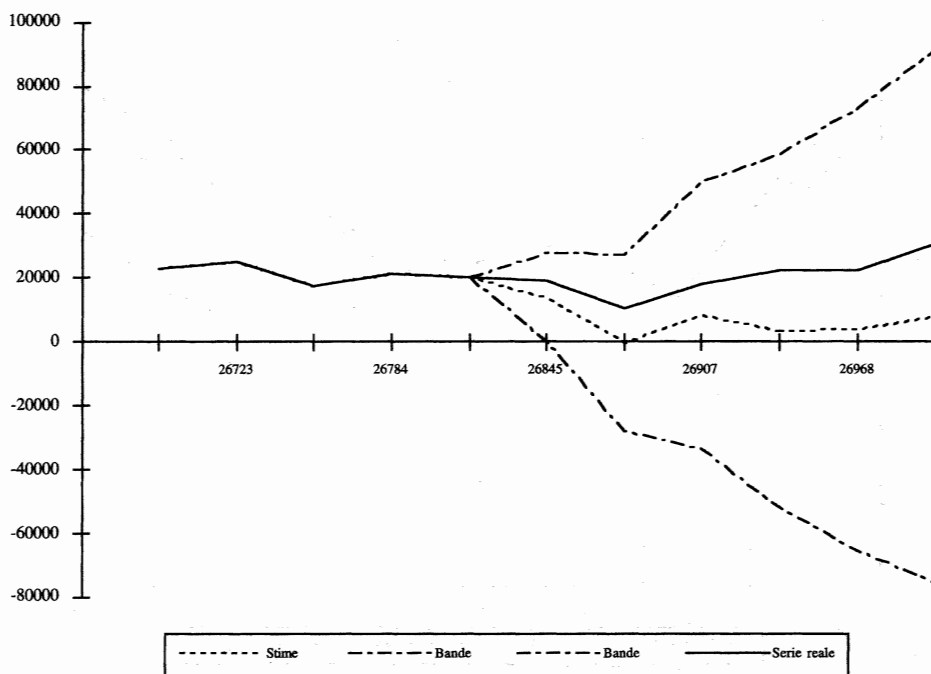


Figura 4a - Serie storica della Cassa Integrazione Guadagni - Totale operai (dati mensili)

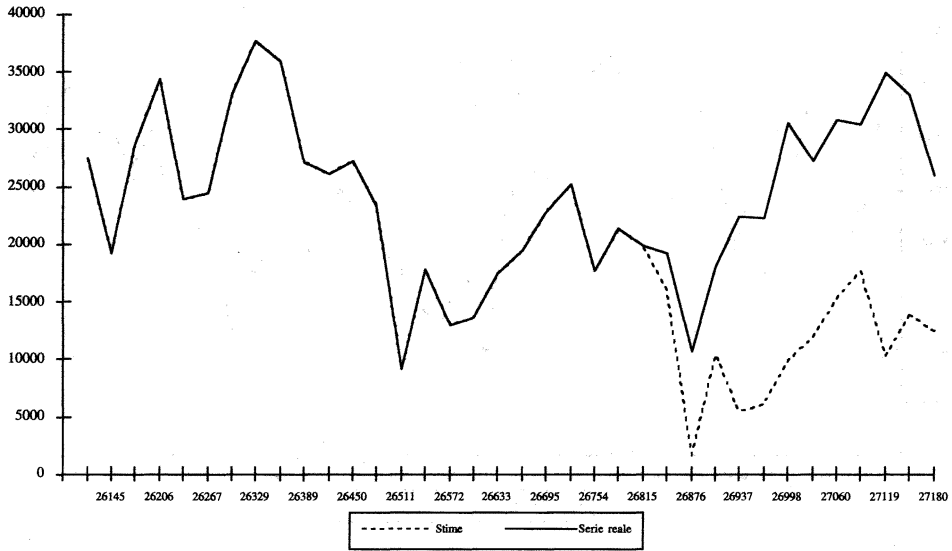


Figura 4b - Ampliamento di scala della proiezione relativa alla Figura 4a

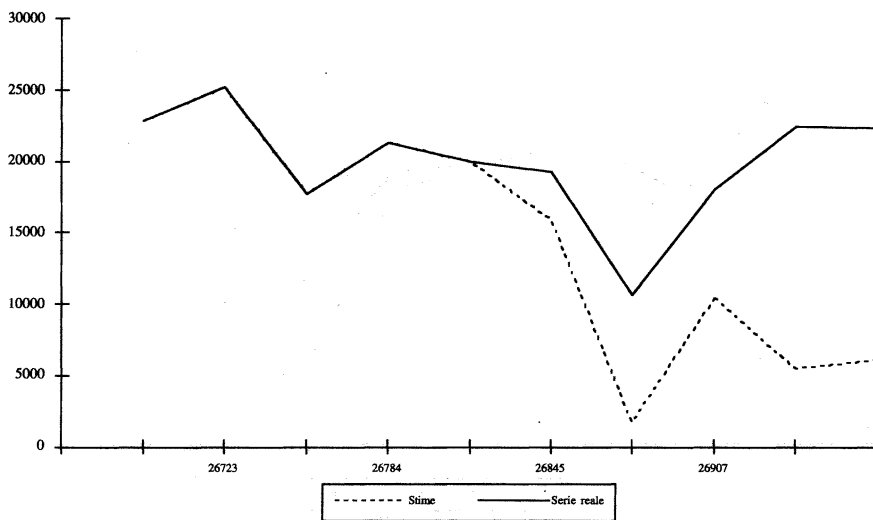


Figura 5a - Serie storica della Cassa Integrazione Guadagni - Totale operai (dati mensili)

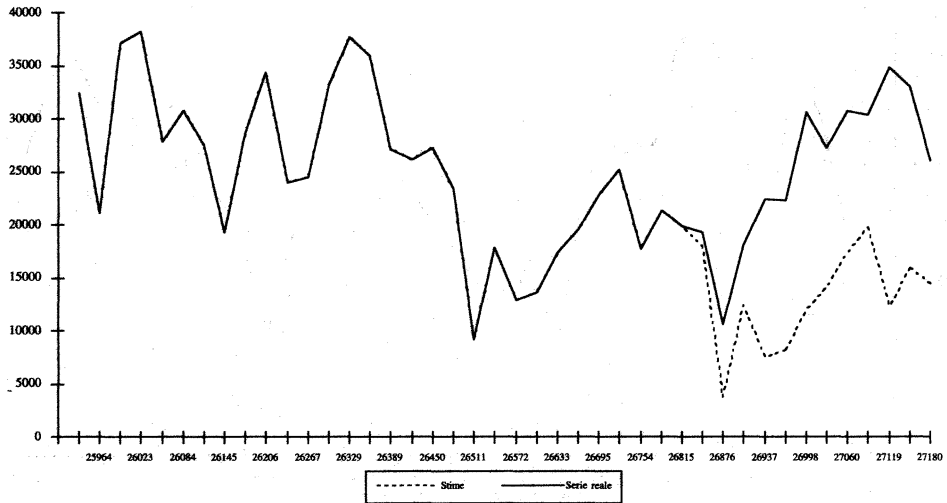


Figura 5b - Ampliamento di scala della proiezione relativa alla Figura 5a

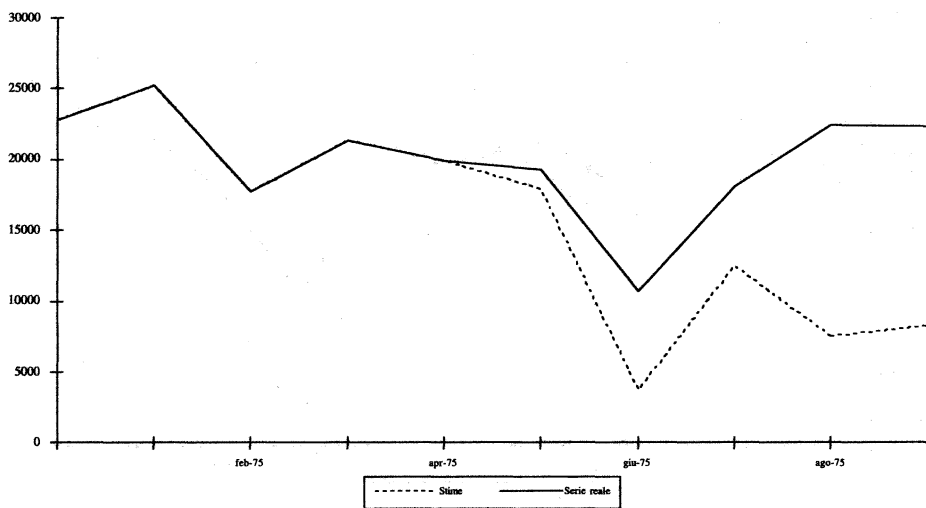


Figura 6a - Serie storica della Cassa Integrazione Guadagni - Totale operai (dati mensili)

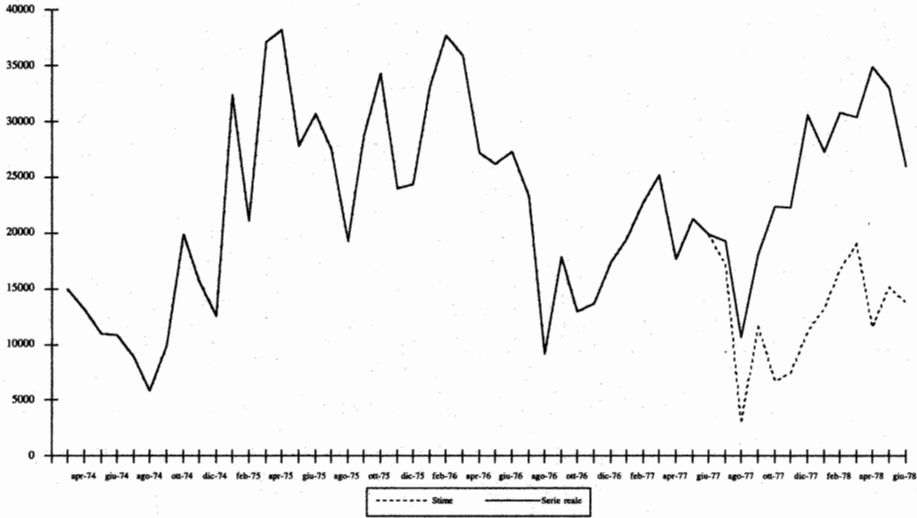
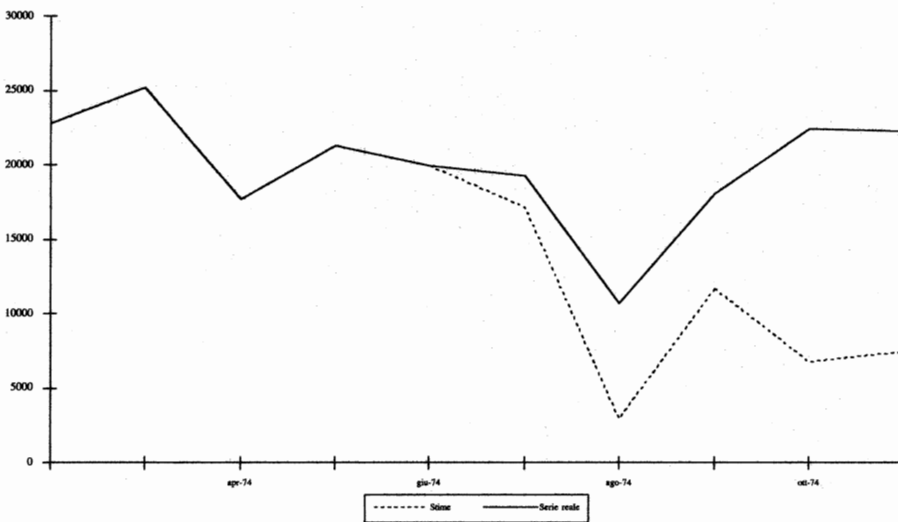


Figura 6b - Ampliamento di scala della proiezione relativa alla Figura 6a



**UN ALGORITMO DI PREVISIONE A BREVE TERMINE
BASATO SU RETE NEURALE (NEUFOR)**

Antonio Bellacicco - Stefano Mancuso

Università di Teramo, Dipartimento di teoria dei sistemi delle organizzazioni

1. Introduzione

L'obiettivo principale di questo lavoro è la presentazione di un nuovo modello di previsione basato sulla logica delle reti neurali.

L'innovazione apportata nell'ambito delle metodologie attualmente più note di analisi di serie storiche e di previsione è sostanziale in quanto si rinuncia all'uso di strumenti consolidati come ad esempio i modelli di classe ARIMA o quelli basati sul livellamento esponenziale di Brown. In Bellacicco e Colantoni (1995) è stata proposta una strategia di analisi delle serie storiche considerando in dettaglio la distinzione tra serie storiche generate da modelli deterministici e serie storiche generate da processi aleatori. Per quanto riguarda le serie storiche generate da modelli deterministici la distinzione fondamentale è tra modelli lineari e modelli non lineari, generatori di dinamiche caotiche la cui distinzione dal rumore bianco e dalla passeggiata aleatoria diventa problematica.

In effetti in Bellacicco (1995) è stato proposto un algoritmo di previsione sviluppato da Bellacicco e Giuliani (1994) e ripreso nel già citato lavoro di Bellacicco e Colantoni.

L'approccio mediante rete neurale rientra nell'ambito dei lavori menzionati in cui non si suppone a priori alcuna conoscenza e quindi alcun modello. La distinzione usuale tra ciclo, stagionalità, trend e rumore è sostanzialmente soggettiva ed ancor più soggettivo, per non dire arbitrario, è la scelta del modello. Tale approccio evita infatti la formalizzazione delle relazioni tra componenti supposte ma sconosciute, quali ciclo, trend e rumore.

Nelle pagine che seguono introdurremo, in successione, dapprima la logica delle reti neurali quindi nel terzo paragrafo tratteremo in dettaglio delle previsioni mediante reti neurali. Nel terzo paragrafo presenteremo dettagliatamente l'algoritmo NEUFOR basato su un approccio genetico. Nel quarto paragrafo presenteremo un'applicazione al caso della serie storica dei cassaintegrati in Italia, peraltro già analizzata nel citato lavoro di Bellacicco e Giuliani. Il confronto tra i risultati ottenuti appare estremamente interessante, infatti si può osservare come si ottengano previsioni fondamentalmente simili. Alcune riflessioni verranno effettuate nel paragrafo conclusivo sulla qualità ed il significato delle previsioni ottenute.

2. Concetti generali sulle reti neurali

La previsione solo recentemente ha ricevuto l'attenzione da parte degli studiosi interessati alle reti neurali, Weigend, Huberman e Rumelhart (1990), essendo state studiate ed applicate a problemi di classificazione e di riconoscimento di forme, Ripley (1994).

Le reti neurali artificiali sono sistemi particolarmente adatti ed efficienti per l'elaborazione parallela dei dati; esse si ispirano alla struttura ed al funzionamento del sistema nervoso umano. Analogamente al cervello umano risultano costituite da stadi di unità elementari, denominate neuroni, rappresentabili come vertici di un grafo G . Ciascun vertice è connesso ad altri vertici e ciascuno di essi elabora l'informazione proveniente dagli altri vertici con cui è connesso. Una rete rappresentabile da un grafo G sarà generalmente costituita da una o più unità di ingresso che riceve i dati

dall'esterno e li trasmette ad uno o più strati nascosti (hidden), od intermedi, che sono collegati ad una o più unità di uscita. Ciascuna connessione tra i vertici del grafo G è opportunamente pesata. Si avrà pertanto una matrice di pesi, W , i cui elementi w_{ij} , rappresentano le connessioni. Si dirà che la connessione tra due vertici V_i e V_j di G è *inibita* se $w_{ij} \leq 0$, altrimenti se $w_{ij} > 0$ la connessione tra V_i e V_j è *attiva*. L'output della rete G rappresentato da un vertice terminale preceduto da uno o più archi, è ottenuto come somma pesata da una funzione di attivazione $f(\cdot)$ degli ingressi da altri vertici.

Se tale somma supera una certa soglia, z_i , associata al vertice i -esimo, l'uscita assume un valore 1; in caso contrario l'uscita assume valore 0.

In termini algebrici:

$$U_i = f(\sum w_{ij} - z_i)$$

dove U_i è l'uscita o la risposta del vertice V_i , Peretto (1992).

Il comportamento di una rete neurale è quindi funzione di molti fattori quali: la funzione di attivazione, i pesi degli archi del grafo G e la stessa tipologia di G . Per quanto riguarda la funzione di attivazione e la tipologia di G la scelta dipende dal problema specifico mentre i pesi associati agli archi di G vengono approssimati attraverso un processo di apprendimento. Peraltro si possono sviluppare algoritmi di apprendimento in grado di ottimizzare la tipologia della rete. L'applicazione, originale sia sul piano metodologico che sul piano applicativo, sarà particolarmente concentrata in questo ambito. Nel paragrafo successivo svilupperemo in dettaglio il modello di rete, osservando che l'approccio è quello noto sotto il nome di algoritmo genetico, Holland (1992).

3. La rete neurale artificiale NEUFOR

La rete neurale NEUFOR ha come obiettivo la previsione a breve/medio termine a partire da una serie storica X .

La strategia, come già anticipato, è quella dell'approccio genetico. Tale approccio simula fundamentalmente quello dell'evoluzione genetica attraverso le generazioni. Un elemento importante è costituito dall'adattamento di un individuo all'ambiente (fitness), che dipende essenzialmente dal patrimonio genetico. Gli individui con maggiore adattamento, o minor scarto, dalla richiesta dell'ambiente a loro esterno, sopravvivono meglio rispetto agli altri. Il grado di fitness risulta quindi cruciale. Per comprendere facilmente la logica degli algoritmi genetici, si supponga una stringa composta da elementi binari, tali cioè che possano assumere il valore 0 o il valore 1. Tale stringa denominata A_i apparterrà ad una popolazione di stringhe A , composta da n stringhe, e quindi $i=1,2,\dots,n$. Ogni stringa rappresenta una possibile soluzione di un problema. La strategia generalmente seguita è quella di far evolvere la popolazione A attraverso la generazione casuale di copie delle singole stringhe, con probabilità prefissata P ; si avrà pertanto che quelle con miglior fitness saranno più frequenti se si opera attraverso strategie quali:

1. alterazione casuale, cioè mutazione, di alcune stringhe;

2. accoppiamento di stringhe con miglior fitness;
3. eliminazione delle stringhe con fitness peggiore.

Il processo viene iterato k volte ottenendo k generazioni A_1, \dots, A_k ; ordinate in senso crescente rispetto alla fitness.

La rete G è costruita considerando una partizione della serie storica X seguendo la logica della struttura dello spazio delle fasi, definito dalla matrice M che segue:

Dimensioni	Elementi
2	1 2 j
3	.
:	.
i x_{ij}
:	.
$n/2$.

Le righe di M sono $n/2-1$ mentre $\max_j = n/2$ per la prima riga, $n/3$ per la seconda riga o per la dimensione 3. Per la dimensione i -esima avremo $\max_j = n/i$ ed infine per l'ultima riga avremo solo due colonne.

Per ogni dimensione avremo pertanto una rete con più ingressi ed una sola uscita. Gli ingressi sono costituiti dagli elementi della dimensione i -esima e l'uscita è costituita dall'ultima sottoserie, cioè \max_j nella dimensione i -esima. Ciascuna delle $n/2-1$ reti viene alterata casualmente per simulare il processo di apprendimento. L'algoritmo di apprendimento opera come segue:

Passo 1. Per ogni rete G_i genera una popolazione di $N=100$ reti con inizializzazione casuale della matrice dei pesi.

Passo 2. Per ogni rete si introduce lo stesso training set, costituito dalla serie storica disponibile ottenendo in uscita dei valori che saranno confrontati con i valori effettivi. L'errore che si ottiene, misura l'adattamento o fitness.

Passo 3. Le migliori 20 reti, cioè quelle con scarto quadratico medio minimo, costituiranno la generazione capostipite di 5 reti figlie, con gli stessi valori dei pesi delle reti padre.

Passo 4. Vengono introdotte mutazioni casuali dei pesi, secondo la distribuzione uniforme nell'intervallo $[-2; +2]$.

Passo 5. Si reitera da Passo 2 per un numero prefissato di volte, $m=5000$.

Osservazione 1. I parametri utilizzati sono evidentemente controllabili. Tuttavia è opportuno osservare che essi rappresentano una scelta generale.

Osservazione 2. La funzione di attivazione è una funzione del tipo (-Dirac).

4. L'analisi dei dati

La serie storica utilizzata è costituita dai dati relativi al numero di cassaintegrati dal Gennaio 1965 al Giugno 1977, di fonte ISCO, considerando sia quella ordinaria che quella straordinaria.

Come si vede dalla Tav.1 sono stati considerati gli ultimi 100 dati ed è stata messa a confronto la serie storica effettiva con quella generata dalla rete in base all'algoritmo NEUFOR. L'errore è pari a 0.0033.

Nella Tav.2 sono riportati gli ultimi 24 dati al fine di valutare la prestazione dell'algoritmo NEUFOR con un numero di dati estremamente ridotto. Il confronto tra dati effettivi e dati ricostruiti dalla rete è sintetizzabile con un errore pari a 0.0053.

I grafici della Figura 1 e della Figura 2 mettono in evidenza da una parte la buona prestazione dell'algoritmo neurale a ricostruire la serie storica e dall'altra la capacità previsiva, rappresentata dalla parte tratteggiata. Si potrà ancora osservare che la brevità della serie storica non costituisce un elemento negativo e si ripropone quanto già affermato da diversi studiosi che, più ancora che imporre modelli il cui fondamento sia empirico che teorico risulta, a nostro parere estremamente discutibile, sono i dati ad imporre la struttura del modello, intendendo per modello, in questa sede, qualunque schema di apprendimento e di comprensione della dinamica di un dato fenomeno. È chiaro che tale nozione di modello può non trovare d'accordo altri studiosi, ma

Tavola 1 - Serie storica dei cassaintegrati in Italia fino al giugno 1977: ultimi 100 dati mensili.

<i>Dati Reali</i>	<i>Dati Rete</i>	<i>Dati Reali</i>	<i>Dati Rete</i>	<i>Dati Reali</i>	<i>Dati Rete</i>	<i>Dati Reali</i>	<i>Dati Rete</i>
14102	9500	20832	25000	13926	14000	30711	30000
7981	6500	17366	20000	8505	10000	27549	25090
7981	6500	19668	20000	5508	5000	19269	20009
7213	6000	15988	15500	4504	5000	28670	25090
3440	3000	10508	15000	4497	5000	34351	30990
1416	1000	15058	15000	7669	8000	23954	25090
1573	1500	14451	15000	6557	7000	28197	25090

l'evidenza dei risultati può togliere alcuni dubbi, mentre i dubbi epistemologici possono essere fugati facilmente se si pensa che in definitiva la logica di base delle reti neurali è quella di tipo adattivo incorporando il concetto di apprendimento in termini operativi.

Tavola 2 - Serie storica dei cassaintegrati in Italia fino al giugno 1977: ultimi 24 dati mensili.

Dati Reali	Dati Rete	Dati Reali	Dati Rete	Dati Reali	Dati Rete
27549	27040	35947	35900	13624	14000
19269	20005	27182	27180	17382	16950
28670	25677	26152	26201	19498	19505
34351	30367	27299	26995	22817	21990
23954	25005	23344	24330	25230	25030
24425	25100	9171	20011	17726	21090
33122	32920	17871	18789	21332	21009
37729	37009	12942	14001	19924	20990

Note: Dati reali e della rete relativi alla cassa integrazione vedi Figura 1. I dati di previsione sono stati calcolati per i dieci anni successivi. (Fonte: ISCO).

Figura 1 - Serie storica dei cassaintegrati in Italia: ultimi 100 dati mensili fino al giugno 1977. La zona tratteggiata indica il periodo di previsione

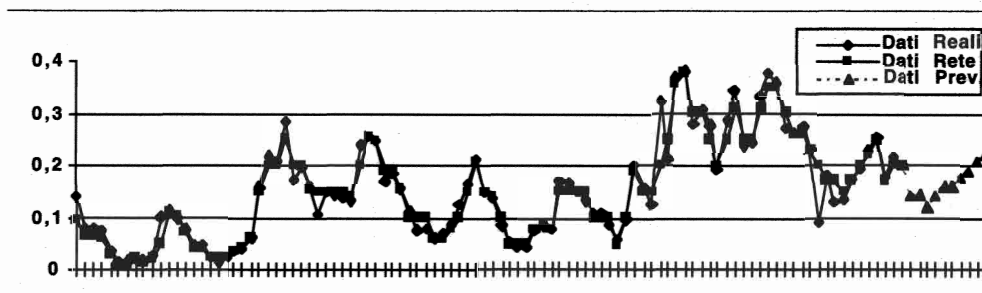
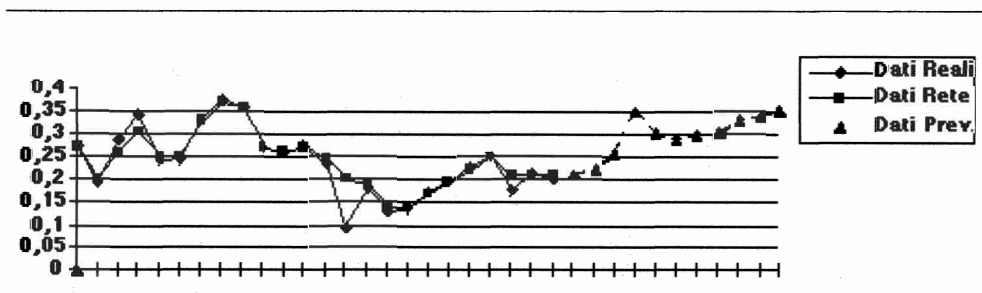


Figura 2 - Serie storica dei cassaintegrati in Italia: ultimi 24 dati mensili fino al giugno 1977. La zona tratteggiata indica il periodo di previsione



Riferimenti bibliografici

- BELLACICCO A. e GIULIANI G. (1994), *Generalizzazione nello spazio delle fasi dell'algoritmo adattivo di previsione MAPP*, Workshop Istat del 26-27 Ott. 1994.
- BELLACICCO A. (1995), *A diagnostic model for distinguishing chaos from noise*, in *Forecasting and Modelling for Chaotic and Stochastic Systems*, A. Bellacicco, G. Koch, A. Vulpiani (eds.) - Franco Angeli, Milano.
- BELLACICCO A. e COLANTONI M. (1995), *Previsione a breve termine della durata di produzione assicurata mediante un algoritmo basato sulla teoria delle dinamiche caotiche*, Rassegna di Lavori dell'ISCO, XXII,2.
- HOLLAND J.J. (1992), *Adaptation in neural and artificial system*, the MIT Press, Cambridge (MA).
- PERETTO P. (1992), *An introduction to the Modelling of Neural Networks*, Cambridge University Press, N.Y.
- RIPLEY B.D. (1994), *Neural networks and related methods for classification*, Journal of the R. Statistic Society, B,56,3.
- WEIGEND A.S., HUBERMAN B.A. and RUMEHART D. (1990), *Predicting the future: a connectionist approach*, International Journal of Neural Systems, 1,3.

L'IDENTIFICAZIONE DELLA COMPONENTE
STAZIONARIA NON STAGIONALE DI UNA SERIE
ECONOMICA MEDIANTE UNA SERIE DI RIFERIMENTO
PRIVA DI STAGIONALITÀ

Marco Lippi* - Guido Pellegrini**

* *Dipartimento di scienze economiche, Università "La Sapienza", Roma*

** *Banca d'Italia, Servizio Studi*

1. Introduzione¹

Nella letteratura recente sul ciclo economico si parte usualmente dalla premessa che la serie temporale del GNP, della produzione industriale ecc., obbedisca ad una equazione stocastica alle differenze di questo tipo:

$$(1-L)x_t = a(L)\varepsilon_t$$

ove ε_t è un *white noise*, mentre $a(L)$ è una funzione razionale nell'operatore ritardo. Si considera poi una qualunque scomposizione:

$$(1-L)x_t = (1-L)c_t + (1-L)T_t \quad (1)$$

in cui:

$$(1-L)c_t = (1-L)b(L)u_t, \quad (1-L)T_t = c(L)v_t$$

con $c(1) \neq 0$. La componente c_t è solitamente chiamata ciclo, o componente transitoria, T_t è chiamato trend, o tendenza, o componente permanente. La ragione sta nel fatto che gli shock su c_t non hanno effetto di lungo periodo su x_t , cioè che soltanto gli shock su T_t hanno effetto di lungo periodo.

Come è ben noto, la proprietà delle componenti in (1) non sono sufficienti, per la loro identificazione, dato x_t (Lippi e Reichlin, 1989 e 1994). Ad esempio, se si assume che $u_t = v_t = \varepsilon_t$, e che T_t sia un *random walk*, allora:

$$(1-L)x_t = a(L)\varepsilon_t = b(L)(1-L)\varepsilon_t + a(1)\varepsilon_t \quad (2)$$

ove:

$$b(L) = \frac{a(L) - a(1)}{1-L}$$

(si noti che $a(L) - a(1)$ contiene il fattore $1-L$ perchè si annulla in 1). Qui la condizione che T_t sia un *random walk* è cruciale: in effetti, basta aggiungere e togliere una qualsiasi media mobile in ε_t per ottenere un'altra scomposizione, senza però avere più che T_t sia un *random walk*:

$$(1-L)x_t = [b(L) + d(L)](1-L)\varepsilon_t + [a(1) + d(L)(1-L)]\varepsilon_t$$

Alternativamente si può assumere che ciclo e trend siano generati da shock ortogonali e che il trend sia un *random walk*. Si mostra che una scomposizione come questa esiste soltanto quando la densità spettrale di $(1-L)x_t$ ha il suo minimo alla frequenza zero (Lippi e Reichlin, 1994). Ancora, in un contesto multivariato, si può usare una variabile aggiuntiva y_t , tale che $(1-L)x_t$ e $(1-L)y_t$ siano costazionarie. Ad esempio, sia y_t stazionaria e sia

¹ Le opinioni espresse in questo lavoro sono di esclusiva responsabilità degli autori.

$$\begin{pmatrix} (1-L)\varepsilon_t \\ y_t \end{pmatrix} = A(L) \begin{pmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{pmatrix} \quad (3)$$

la rappresentazione standard, cioè $A(0) = I$. Esistono una infinità di rappresentazioni equivalenti. Basta inserire una matrice Q nel modo seguente:

$$\begin{pmatrix} (1-L)x_t \\ y_t \end{pmatrix} = A(L)QQ^{-1} \begin{pmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{pmatrix} = B(L) \begin{pmatrix} v_{1t} \\ v_{2t} \end{pmatrix} \quad (4)$$

Si può dimostrare che l'ortogonalità di v_{1t} e v_{2t} , la varianza unitaria e $B_{11}(1) = 0$, identificano Q (Blanchard e Quah, 1989). In definitiva, se si parte da (3), è possibile arrivare al seguente sistema:

$$\begin{aligned} (1-L)x_t &= \tilde{B}_{11}(L)(1-L)v_{1t} + B_{12}(L)v_{2t} \\ y_t &= B_{21}(L)v_{1t} + B_{22}(L)v_{2t} \end{aligned} \quad (5)$$

dove nella prima equazione troviamo una scomposizione in componente stazionaria e componente permanente.

L'interpretazione della componente stazionaria come componente ciclica, ossia dello shock v_{1t} come lo shock che genera il ciclo, richiede un modello teorico sottostante che spieghi il comportamento congiunto di x_t e y_t . Su questo torneremo tra poco. Il vantaggio di questa impostazione sta nel fatto che non abbiamo bisogno di specificare una dinamica per le componenti: questa è determinata nel modello congiunto sulla base delle sole ipotesi di ortonormalità dei disturbi e della ipotesi di effetto nullo di lungo periodo del primo shock sulla prima variabile.

2. Il modello di scomposizione nel caso di radici stagionali

Anche se la scomposizione tra componente permanente e componente transitoria può essere estesa al caso di serie con radici unitarie a frequenze stagionali, le proposte presenti in letteratura sono scarse, e limitate ai casi specifici di cointegrazione stagionale (Hylleberg et al., 1990) e di estensione della scomposizione di Beveridge-Nelson al caso stagionale (Proietti, 1994). Spesso, la scomposizione di una serie stagionale viene effettuata con una procedura a due stadi (prima la depurazione stagionale, poi la scomposizione in componente transitoria e permanente della serie destagionalizzata). Questa procedura presenta però diversi problemi: non è efficiente e, se il modello stagionale risulta non specificato in modo corretto, anche la scomposizione tra componente permanente e transitoria influenza negativamente (Ghysels, 1990; Ghysels e Perron, 1993; Ghysels, Lee, Sicklos, 1993). In questo lavoro, viene proposta una nuova metodologia per l'estrazione della componente stazionaria di una serie non stazionaria con radici unitarie a tutte le frequenze stagionali. L'identificazione della componente transitoria (il ciclo) e la sua depurazione dalla stagionalità viene ottenuta simultaneamente. Supponiamo che la variabile sia descritta

dal seguente processo:

$$(1-L^{12})x_t = a(L)\varepsilon_t$$

La scomposizione (2), nota come scomposizione di Beveridge e Nelson, può essere generalizzata come segue:

$$a(L) = b(L)(1-L^{12}) + r(L)$$

dove $r(L)$ è definito come quel polinomio di grado 11 che assume lo stesso valore di $a(L)$ per tutte le 12 radici di $1-L^{12}$, ossia, per

$$\rho_k = \cos 2k\pi/12 + i \sin 2k\pi/12$$

$k = 0, 1, \dots, 11$; mentre:

$$b(L) = \frac{a(L) - r(L)}{1 - L^{12}}$$

(si noti che il numeratore si annulla in tutte le radici ρ_k e quindi contiene il fattore $1-L^{12}$). Si consideri poi:

$$(1-L^{12})x_t = a(L)\varepsilon_t = b(L)(1-L^{12})\varepsilon_t + r(L)\varepsilon_t$$

Il processo x_t è composto di un ciclo, $b(L)\varepsilon_t$, ed una componente permanente la cui equazione è:

$$T_t = T_{t-12} + r(L)\varepsilon_t$$

$b(L)$ non ha radici sul cerchio unitario, né sulla frequenza zero né sulle frequenze stagionali, mentre T_t raccoglie tutte le radici unitarie di x_t . T_t , come è evidente in (6) rappresenta la generalizzazione più parsimoniosa del *random walk*: la variazione sull'anno di T_t dipende soltanto dagli shock intervenuti nell'anno, e da nient'altro.

È possibile generalizzare il modello (5)? La risposta è negativa se si pretende una identificazione esatta, positiva se ci si accontenta di una identificazione approssimata. Torniamo innanzitutto al modello (5) per un approfondimento. La base per (5) è uno schema teorico dal quale discende che: (1) le variabili $(1-L)x_t$ e $(1-L)y_t$ sono costazionarie; (2) esistono due shock che guidano tali variabili, di cui il primo ha effetti solo temporanei, il secondo permanente. La conseguenza di ciò è che il vettore $((1-L)x_t \ (1-L)y_t)'$ ha la rappresentazione:

$$\begin{aligned} (1-L)x_t &= (1-L)\tilde{B}_{11}(L)v_{1t} + B_{12}(L)v_{2t} \\ (1-L)y_t &= (1-L)C_{21}(L)v_{1t} + C_{22}(L)v_{2t} \end{aligned} \quad (7)$$

se $y_t \in I(1)$, allora (7) implica che x_t e y_t sono cointegrate. Se $y_t \in I(0)$, allora (7) impli-

ca che anche $C_{22}(L)$ contiene il fattore $(1-L)$, e quindi la seconda equazione di (7) si scrive come la seconda equazione di (5). In altri termini, il modello (5) è nient'altro che (7) nel caso in cui y_t sia stazionario.

Ora supponiamo che le variabili y_t e x_t siano rese stazionarie dall'operatore $1-L^{12}$. Supponiamo inoltre che la teoria consenta di sostenere che y_t e x_t sono generate dagli shock v_{1t} e v_{2t} e che v_{1t} ha un effetto temporaneo su entrambe, ossia un effetto che tende a zero per t che tende all'infinito. Ciò significa che deve esistere una rappresentazione così fatta:

$$\begin{aligned}(1-L^{12})x_t &= (1-L^{12})\tilde{B}_{11}(L)v_{1t} + B_{12}(L)v_{2t} \\ (1-L^{12})y_t &= (1-L^{12})C_{21}(L)v_{1t} + C_{22}(L)v_{2t}\end{aligned}\quad (8)$$

cioè che y_t e x_t sono cointegrate alla frequenza zero e a tutte le frequenze stagionali. Se y_t è stazionaria, ossia non contiene alcuna radice unitaria, né alla frequenza zero né alle frequenze stagionali, allora anche $C_{22}(L)$ deve contenere il fattore $1-L^{12}$ e quindi la seconda equazione diventa:

$$y_t = B_{21}(L)v_{1t} + B_{22}(L)v_{2t}$$

con $B_{21}(L) = C_{21}(L)$, $B_{22}(L) = C_{22}(L)/(1-L^{12})$. Poiché utilizzeremo come variabili y_t una variabile stazionaria, concentriamoci su questo caso particolare. Consideriamo il modello standard:

$$\begin{pmatrix} (1-L^{12})x_t \\ y_t \end{pmatrix} = A(L)u_t$$

con $A(0) = I$. Poi consideriamo la rappresentazione:

$$\begin{pmatrix} (1-L^{12})x_t \\ y_t \end{pmatrix} = A(L)QQ^{-1}u_t = B^Q(L)v_t^Q$$

in cui la dipendenza di $B(L)$ e y_t da Q è stata resa esplicita. Se esistesse una Q tale che

$$B_{11}^Q(L) = (1-L^{12})\tilde{B}_{11}^Q(L)\quad (9)$$

avremmo riprodotto la scomposizione (5). Ma un tale Q in generale non esiste. Infatti se vogliamo la ortonormalità di y_t abbiamo tre condizioni sulla Q . Resta un grado di libertà: questo può essere sfruttato per imporre $B_{11}^Q(1) = 0$, ossia che $B_{11}(L)$ contenga il fattore $1-L$; ma non possiamo imporre che tutte le radici ρ_k annullino $B_{11}^Q(L)$, perché non ci sono più gradi di libertà.

Ciò che si può fare è cercare quella matrice Q tale che la approssimazione alla (9) sia massima. In primo luogo consideriamo la divisione con resto:

$$B_{11}^Q(L) = (1 - L^{12})\tilde{B}_{11}^Q(L) + R^Q(L)$$

Il quoziente e il resto sono determinati in modo unico dalla condizione che il resto prenda lo stesso valore del membro di sinistra per tutte le radici ρ_k . Poi rendiamo minima la varianza di

$$R^Q(L)v_{1t}^Q$$

ossia la somma dei quadrati dei coefficienti di $R^Q(L)$. Sia P la matrice che fornisce tale minimo. Possiamo confrontare il modello approssimato, la cui matrice è:

$$\begin{pmatrix} (1 - L^{12})\tilde{B}_{11}^P(L) & B_{12}^P(L) \\ B_{21}^P(L) & B_{22}^P(L) \end{pmatrix}$$

con il modello esatto prendendo la somma dei quadrati dei residui stimati nei due casi ed effettuando un test di verosimiglianza. Se il test viene passato la restrizione consistente nell'assumere che la funzione in alto a sinistra contenga il fattore $1 - L^{12}$ non è respinta. Nel lavoro empirico presentato di seguito, da considerarsi ancora preliminare, ci siamo limitati a controllare che lo scostamento tra il modello approssimato e quello esatto fosse di poco rilievo, nel senso che il profilo dei residui stimati nei due casi fosse visibilmente quasi identico. Se questo è effettivamente vero, è possibile ricostruire la componente non stagionale stazionaria, seppure in modo approssimativo, senza aver previsto uno specifico modello per la componente stagionale.

3. I dati

L'esercizio di scomposizione delle serie storiche presentato nel precedente paragrafo è stato applicato alla serie dell'indice della produzione industriale, ricostruito secondo le modalità descritte in Bodo e Pellegrini (1993) per il periodo 1975-1990. Le proprietà statistiche di questo indicatore sono state analizzate in diversi studi (es. Corduas, 1989, Pellegrini, 1990, Bodo e Pellegrini, 1993): l'indice risulta non stazionario, mentre stazionarie sono le sue differenze dodicesime; presenta una stagionalità accentuata, particolarmente rilevante in agosto; il test sviluppato da Beaulieu e Miron (1993) per la presenza di radici unitarie stagionali in serie mensili indica che non può essere rigettata l'ipotesi di 12 radici unitarie stagionali nell'indice. La sua trasformazione logaritmica può essere ben rappresentata da un processo ARIMA stagionale del tipo $(0,1,1)(0,1,1)$ oppure $(1,0,1)(0,1,1)$. Nello studio si è utilizzato l'indice grezzo, non tenendo conto della possibile rettifica per il numero di giornate lavorate nel mese, in quanto ciò avrebbe richiesto la rettifica anche delle ulteriori serie del modello, per le quali non erano però disponibili informazioni al riguardo. L'analisi

è stata condotta per il periodo dal 1975 al 1990, in quanto, utilizzando anche osservazioni precedenti, alcuni modelli mostravano evidenza di *breaks* strutturali nelle stime che ne compromettevano le proprietà statistiche.

La serie utilizzata insieme all'indice di produzione industriale nel modello multivariato proviene dalle indagini congiunturali condotte mensilmente dall'Isco su un campione di industrie manifatturiere e riguarda l'andamento delle scorte di prodotti finiti. Agli imprenditori viene domandato se, al netto della stagionalità, il livello delle scorte sia inferiore, superiore o uguale a quello considerato «normale». L'indicatore è quindi calcolato come saldo tra le risposte positive e quelle negative. L'indice, così derivato, è per sua natura stazionario² e privo di stagionalità, sebbene fortemente correlato con l'andamento ciclico della produzione. Sul significato di «livello normale» si è sviluppato in letteratura un dibattito teso a mostrare se dietro questo concetto vi fosse un aggiustamento di breve o di lungo periodo (es. Sestito e Visco, 1994 e la bibliografia ivi citata). In questo lavoro si è ipotizzato che esista una relazione costante tra livello di lungo periodo della serie e valore normale delle scorte, cosicché l'indicatore colga propriamente il *gap* ciclico, ovvero la distanza dal valore di lungo periodo. Perché tale indicatore può essere utile per l'identificazione della componente stazionaria? La ragione deriva dalla possibilità dell'esistenza di cointegrazione tra la produzione e il livello delle scorte. L'assunzione di cointegrazione infatti implica l'esistenza di una relazione stabile tra il livello «normale» delle scorte (e quindi il loro livello di lungo periodo) e il livello di lungo periodo dell'indice di produzione. Il rapporto ottimo produzione/scorte sarebbe quindi stazionario, ovvero gli effetti delle variabili che lo influenzano (livello dei tassi di interesse, progresso tecnico ecc.) sarebbero unicamente transitori. Tale assunzione appare confermata nel periodo in esame: Sestito e Visco (1994), che ricostruiscono il livello delle scorte di prodotti finiti per il periodo 1975-1990, mostrano che in questo intervallo il rapporto tra scorte e vendite, pur oscillando ciclicamente, tende a riportarsi sul valore medio. Lo stesso studio sottolinea la presenza di comportamenti coerenti con il modello di *production smoothing/buffer stock*, che potrebbero influenzare il rapporto tra i due cicli relativi.

Per confronto, nel modello viene usata anche la serie degli ordinativi, estratta parallelamente dalle inchieste congiunturali dell'Isco. Anche questa serie esprime delle differenze da un valore normale della domanda, e dovrebbe essere priva di stagionalità. In realtà, a differenza della serie relativa alle scorte, esistono dei movimenti costanti infrannuali che vengono rilevati dagli usuali test di stagionalità e ne sconsigliano quindi l'uso per questo tipo di analisi (si veda per alcuni test il paragrafo successivo).

4. Il modello

L'analisi multivariata della serie ha avuto come punto di partenza la stima di due modelli VAR: l'uno tra le differenze dodicesime del logaritmo dell'indice di produzione e l'indicatore delle scorte, l'altro con le differenze prime di quelle dodicesime e sempre la serie delle scorte. Il motivo di questa duplice scelta risiede nella difficoltà di interpretare l'alto valore del coefficiente autoregressivo delle differenze dodi-

² Non è plausibile, infatti, che la differenza tra il livello di lungo periodo dell'indice e il livello "normale" di lungo periodo delle scorte non sia stazionaria, in quanto il contrario indicherebbe la presenza di un errore sistematico da parte degli operatori.

cesime della serie, difficoltà che emerge anche nella stima del modello Arima. Ovviamente, la serie differenziata due volte conterrà un ciclo più *smooth*.

Entrambi i modelli, che contengono il primo ritardo fino al 25mo, il secondo fino al 36esimo, mostrano un buon accostamento, i residui non segnalano la presenza di autocorrelazione e la variabile delle scorte Granger-causa in entrambi i casi le differenze della produzione (tav. 1).

Tav. 1 - Stima dei modelli VAR

TEST SULLE EQUAZIONI	MODELLO d12		MODELLO d1d12	
	Prod.	Scorte	Prod.	Scorte
N. ritardi	25	25	36	36
R quadro	0.69	0.93	0.78	0.93
Q di Liung Box ⁽¹⁾	47.5	34.8	24.2	18.28
Test F ⁽²⁾	2.19*	1.79*	1.68*	1.04*

(*) segnala i valori significativi al 5%.

⁽¹⁾ I gradi di libertà del test sono rispettivamente 51 e 39.

⁽²⁾ Test F sulla significatività complessiva dei ritardi della variabile non dipendente.

I due indicatori di ciclo sono stati estratti secondo il metodo descritto precedentemente tramite una stima di massima verosimiglianza. Entrambi (d12 e d1d12) sono stazionari, come mostra la tav. 2 che presenta test di stazionarietà e di stagionalità per le due serie, nonché per quelle Isco delle scorte e degli ordinativi. Appare invece più dubbia la questione della depurazione stagionale. I test segnalano come l'indicatore ciclico nel modello d12 sia privo di stagionalità, mentre quello proveniente dal modello d1d12 mostri della correlazione positiva significativa alla frequenza dodicesima.

Tav. 2 - Test di stagionalità e di stazionarietà

TEST	d12	d1d12	Scorte	Domanda
stagionalità ⁽¹⁾	0.36	0.43	1.69	6.97*
Kruscal-Wallis ⁽²⁾	8.1	9.8	2.8	13.9*
T1 ⁽³⁾	1.3	2.7*	-0.2	3.0*
T2 ⁽⁴⁾	0.1	4.7*	-2.1*	-1.1
RHO ⁽⁵⁾	0.18	-0.47	0.17	0.41
T3 ⁽⁶⁾	2.4*	6.4*	2.3*	5.5*
stazionarietà ⁽⁷⁾	-7.1 *	-3.9*	-3.0*	-2.2

(*) segnala i valori significativi al 5%.

⁽¹⁾ Test F sulla presenza di stagionalità basato sull'analisi della varianza dei rapporti SI (v. Dagum, 1980).

⁽²⁾ Test non parametrico di tipo χ^2 sulla presenza di stagionalità stabile (v. Dagum, 1980).

⁽³⁾ t statistico del coefficiente del 12mo ritardo in una regressione dove i regressori sono i 12 valori ritardati della variabile dipendente.

⁽⁴⁾ t statistico del coefficiente del 12mo ritardo in una regressione dove i regressori sono il ritardo primo e quello 12mo.

⁽⁵⁾ coefficiente di autocorrelazione al dodicesimo ritardo della serie.

⁽⁶⁾ t statistico del precedente.

⁽⁷⁾ valore del test ADF (modello senza trend con costante) in una regressione con 13 ritardi. Il valore di significatività al 5% è 2,87.

La mancanza di stagionalità nell'indicatore ciclico è indirettamente una prova della robustezza del metodo: infatti questa è la risultante dell'ipotesi di mancanza di stagionalità nell'indicatore delle scorte (empiricamente verificata), nonché di mancanza di stagionalità stazionaria nell'indicatore della produzione industriale, difficilmente testabile e per la quale non esistono evidenze empiriche. Il risultato conseguito assicura che per almeno un modello l'approssimazione insita nel modello non è distorta della dinamica delle serie.

La scomposizione proposta può ricevere una sua validazione dall'analisi empirica di congruità con quello che viene comunemente ipotizzato essere il ciclo. Essendo questo una variabile non osservabile, si è optato per confrontare la componente stazionaria non stagionale estratta con alcune variabili considerate in letteratura rappresentative del ciclo: il ciclo ricavato dalla procedura Hodrick-Prescott (HP), quello il cui trend è stimato localmente per mezzo di una *rolling regression* (RR) (Schlitzer, 1993), e le serie Isco sopra descritte della domanda e delle scorte.

Nella tav. 3 viene mostrata la correlazione tra le due serie estratte e gli altri indicatori di ciclo. In generale, tale correlazione appare per entrambi gli indicatori rilevante ma non particolarmente intensa. Emerge una differenza fra i due: l'indicatore dl2 segue più da vicino l'andamento delle serie Isco, nonché quello dell'indicatore RR, mentre l'indicatore d1d12 appare più legato all'andamento delle differenze della produzione e del ciclo HP. Queste due ultime serie appaiono caratterizzate da una maggiore alternanza e da una minore persistenza dei cicli.

Tav. 3 - Correlazione tra gli indicatori ciclici

SERIE	d12	d1d12
dl2	-	0.52
Prod. ind. (dl2)	0.43	0.51
Scorte	-0.59	-0.42
Domanda	0.69	0.41
RR	0.69	0.41
HP	0.51	0.65

La dinamica dei due indicatori appare in generale simile (fig. 1). Quello d1d12 risulta, come atteso, con minore variabilità. L'analisi degli andamenti mostra comunque l'esistenza di alcune differenze rilevanti. Esiste in primo luogo una sfasatura ciclica, evidente nel 1982 (un picco positivo per il ciclo d1d12, ancora negativo per dl2) e nel periodo 1984-87 (anni di flessione per d1d12, di crescita per dl2). Inoltre il 1989 risulta anno di picco per dl2, anno di caduta per d1d12. L'andamento di dl2 è generalmente in linea con quanto messo in evidenza dall'analisi congiunturale, che invece contrasta con le indicazioni di d1d12.

Come risulta dalle figg. 2-6 (per migliorarne la confrontabilità, le variabili sono state standardizzate e modificate rispetto all'unità di misura; per le scorte, si è inoltre cambiato il segno), l'indicatore dl2 segue da vicino il ciclo delle scorte, anche se evidenzia una fase di surriscaldamento nel 1985 e 1986, non rilevata da quest'ultimo. L'aspetto interessante riguarda l'andamento anticipatorio dell'indicatore delle scorte

rispetto a quello del ciclo, particolarmente evidente nei seguenti episodi: la ripresa nel 1975 (anticipata di circa sei mesi), il picco dell'inizio del 1980 (anticipato di circa un anno), la ripresa del 1983 (circa un anno), la ripresa del 1987 (circa un anno), il picco del 1989 (un anticipo di qualche mese). L'andamento è in sintonia con quanto atteso: nelle fasi di inversione ciclica, le incertezze sull'andamento futuro della domanda e le rigidità presenti nel processo produttivo inducono le imprese a far fronte alle variazioni della domanda tramite l'accumulo o il decumulo di scorte. La regolarità riscontrata è un segnale positivo della bontà del metodo, che coglie gli andamenti ciclici e depura dalla stagionalità.

L'indicatore d12 evidenzia un ciclo 1985-86 che non viene rilevato da nessuno degli altri indicatori rilevati (se non parzialmente nelle scorte e nel ciclo HP). In questo periodo si sono spiegati gli effetti del *contro-shock* petrolifero, che hanno dato l'avvio alla forte accelerazione della produzione dal 1987. È plausibile che il modello utilizzato attribuisca in questo caso una quota elevata degli effetti di questo *shock* alla componente transitoria, mentre gli altri modelli di scomposizione lo assegnino alla componente permanente. In sintonia con gli altri indici sono invece i cicli degli anni settanta e la flessione del 1990.

L'andamento dell'indicatore d1d12 (figg. 6-10) risulta invece particolare. Come notato, la forte alternanza può indicare un maggiore *noise*. Emerge una differenza tra i cicli degli anni settanta, molto marcati, e quelli degli anni ottanta, meno forti. Contrasta con gli altri indicatori il segnale di un surriscaldamento nel 1984 e l'anticipo della caduta ciclica al 1989. Risulta una somiglianza solo con il ciclo HP (escluso il 1990).

5. Conclusioni

Il lavoro presenta una nuova metodologia per l'estrazione della componente transitoria non stagionale di una serie. Il metodo simultaneo proposto si è dimostrato robusto, e fornisce dei risultati non dissimili da quelli basati su procedure a due stadi, con il vantaggio di un migliore sfruttamento delle informazioni, nonché della mancanza di vincoli *a priori* imposti alla struttura della componente stagionale.

Il metodo presenta, d'altronde, alcuni svantaggi, legati alla natura multivariata. Cambiamenti di serie di riferimento portano a diversi risultati e a diversi *pattern* ciclici, tutti ugualmente compatibili. La bontà del modello utilizzato può essere verificata solo attraverso un'accurata analisi delle proprietà cicliche dell'indicatore e della sua corrispondenza con quanto individuabile mediante ulteriori indicatori indipendenti.

Dall'analisi empirica risulta una differenza marcata tra i due modelli utilizzati. Il ciclo estratto con la serie della produzione in differenze dodicesime non solo appare privo di effetti stagionali, ma la sua dinamica è in linea con quanto risulta dall'analisi degli altri indicatori. Al contrario, l'indicatore d1d12 presenta ancora una non trascurabile stagionalità, e mostra una ciclicità che non combacia con quanto rilevato dagli altri indicatori. I risultati quindi suggeriscono una preferenza per l'indicatore d12.

Un aspetto interessante della nostra analisi riguarda le peculiarità cicliche della produzione industriale dedotte dall'indicatore così identificato. In particolare, si è

notato come l'indicatore Isco delle scorte tenda ad anticipare i punti di svolta della produzione. Questa osservazione conferma quanto segnalato da Schlitzer (1993), pur utilizzando tecniche differenti. Tale risultato ha rilievo per l'analisi della produzione, in quanto sarebbe indizio della presenza di comportamenti coerenti con un modello di *production smoothing/ buffer stock*, sotto l'ipotesi di convessità nei costi di aggiustamento e incertezza negli andamenti futuri della domanda.

Tavole illustrate

Fig. 1 - Confronto tra i modelli multivariati

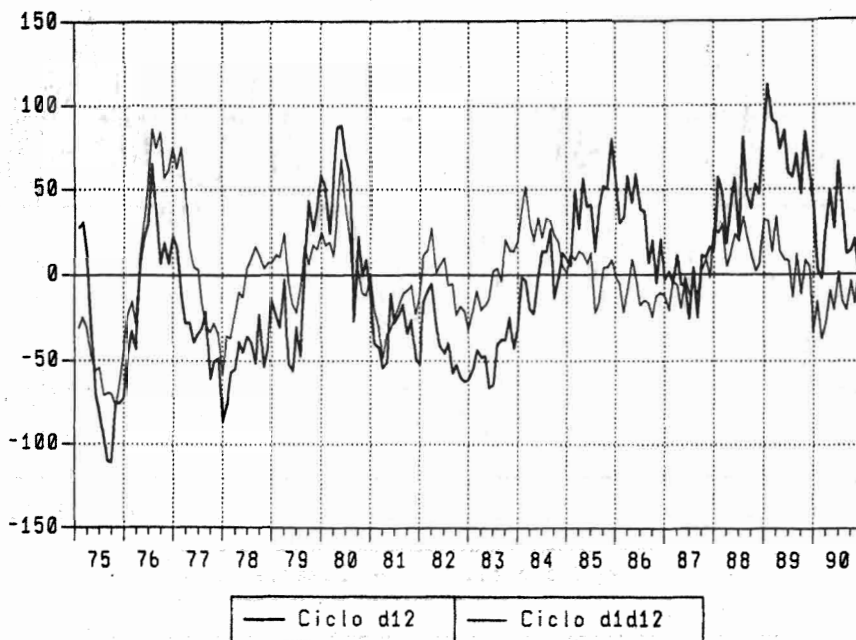


Fig. 2 - Ciclo d12 e produzione industriale (diff. 12)

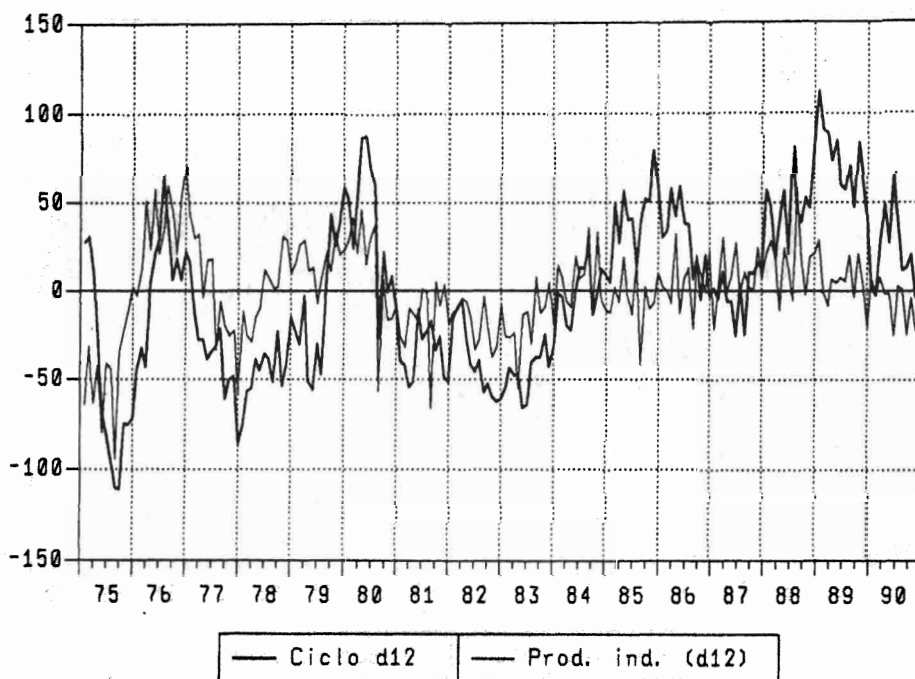


Fig. 3 - Ciclo d12 e ordinativi Isco

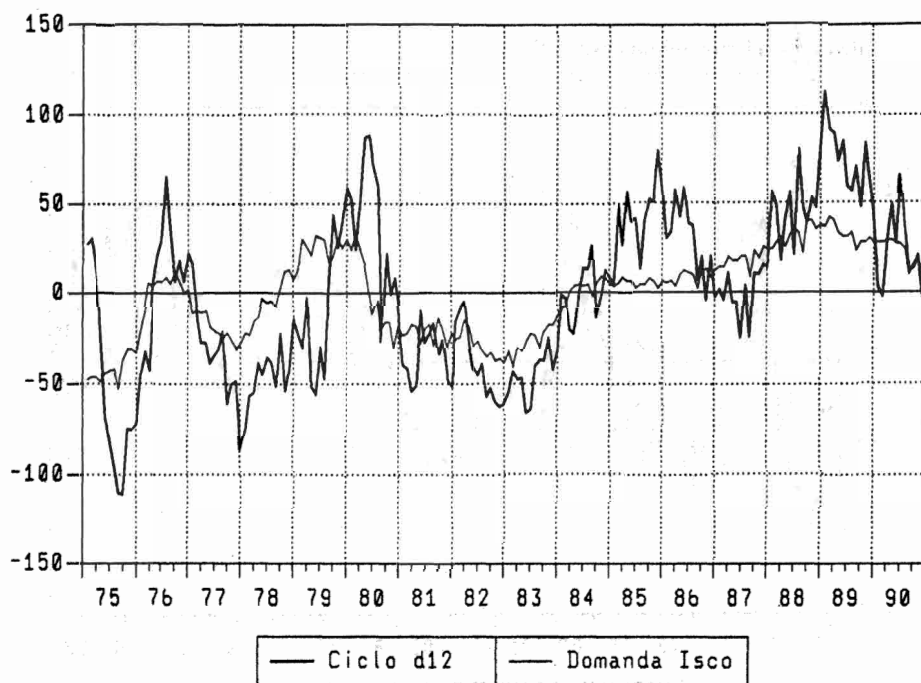


Fig. 4 - Ciclo d12 e scorte Isco

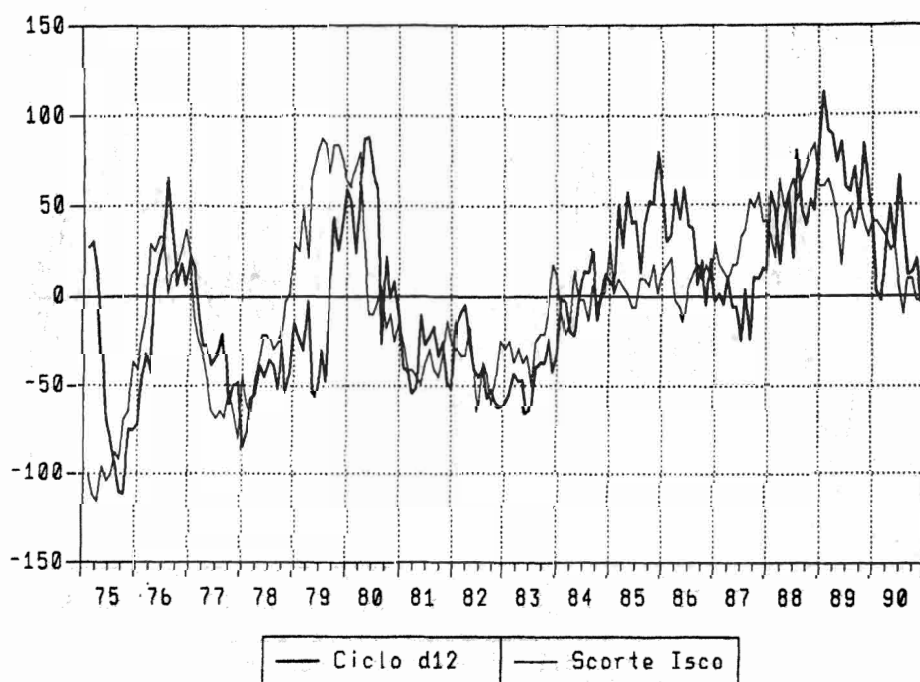


Fig. 5 - Ciclo d12 e ciclo RR

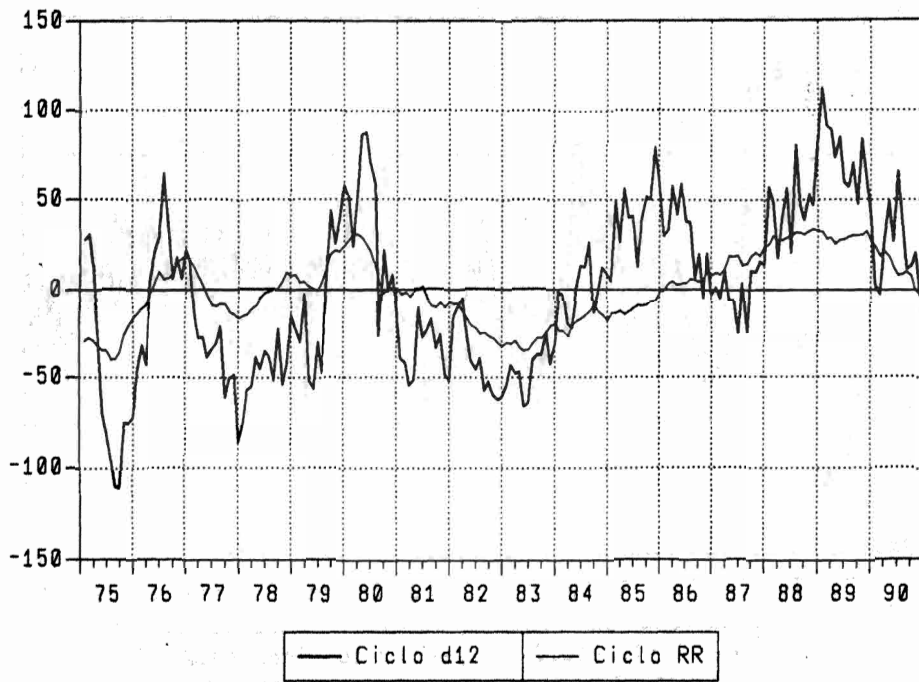


Fig. 6 - Ciclo d12 e ciclo HP

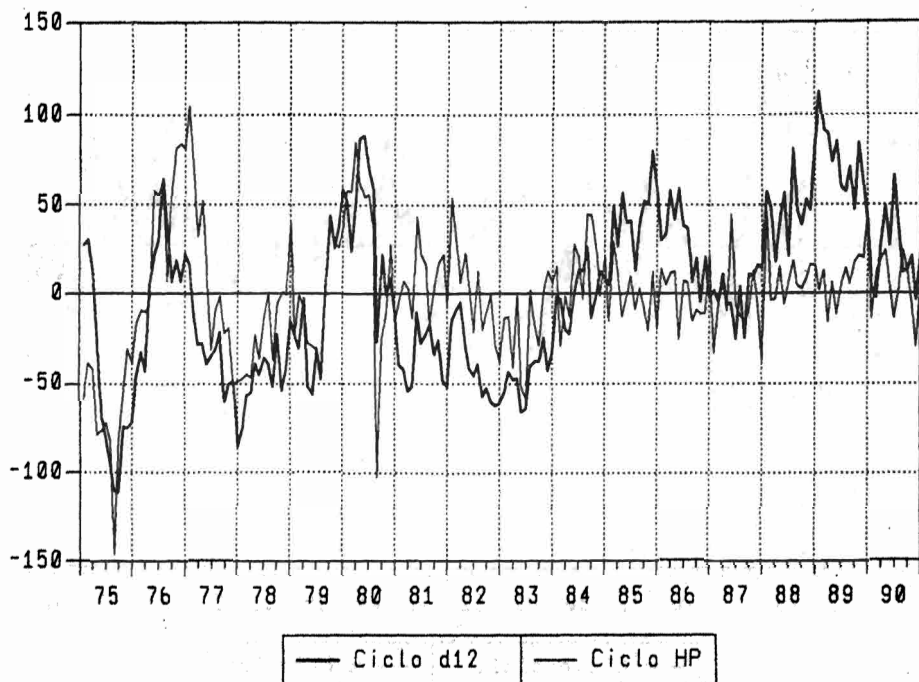


Fig. 7 - Ciclo d1d12 e produzione industriale (diff. 12)

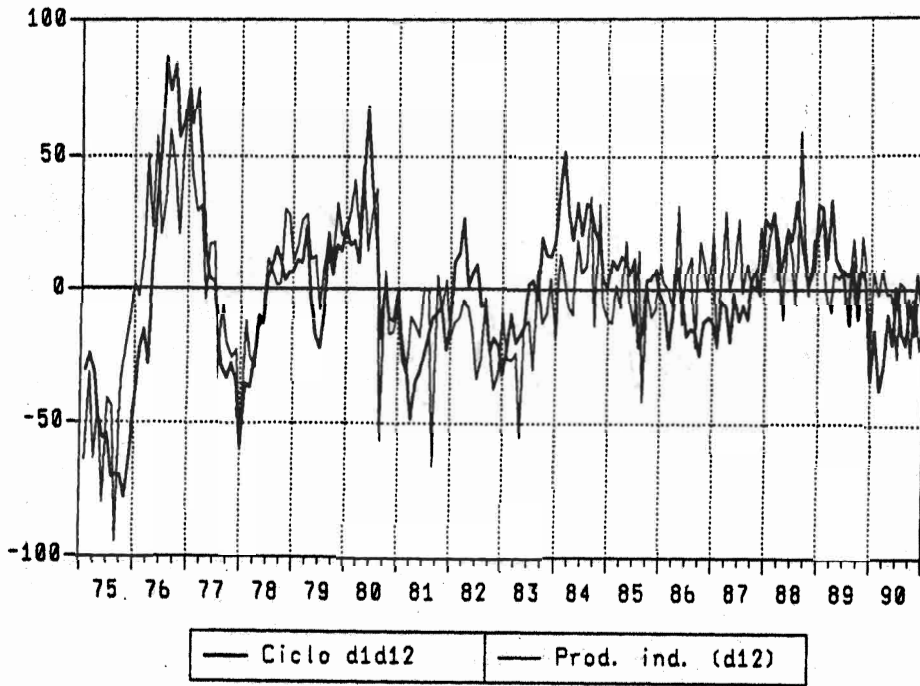


Fig. 8 - Ciclo d1d12 e scorte Isco

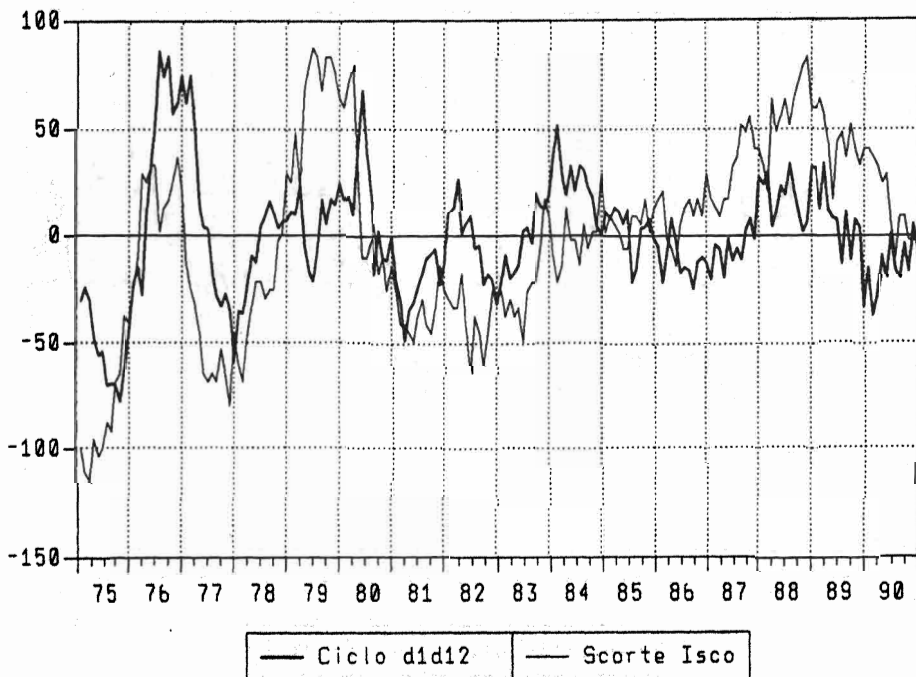


Fig. 9 - Ciclo d1d12 e ordinativi Isco

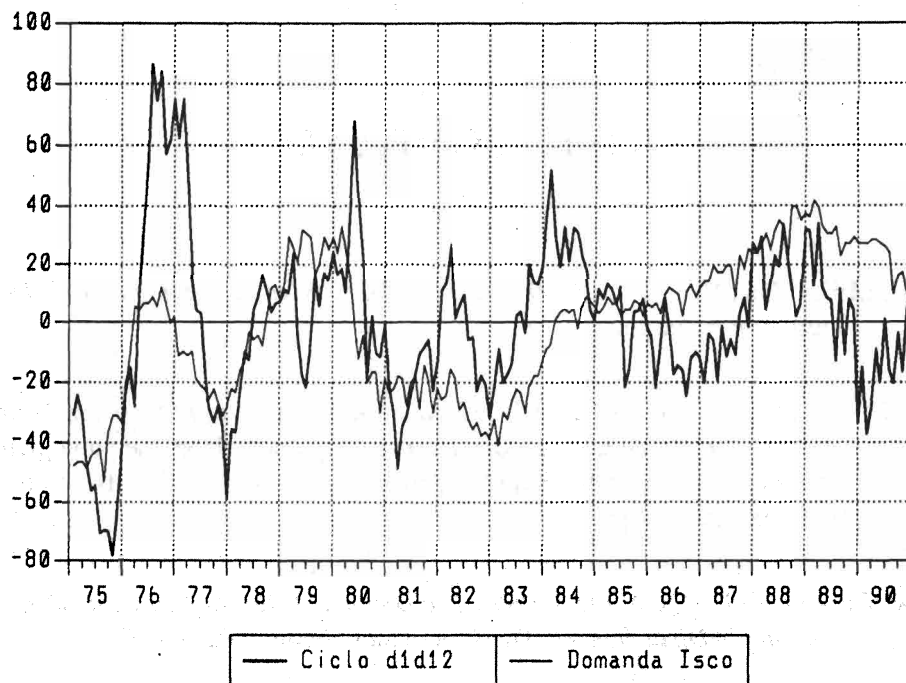
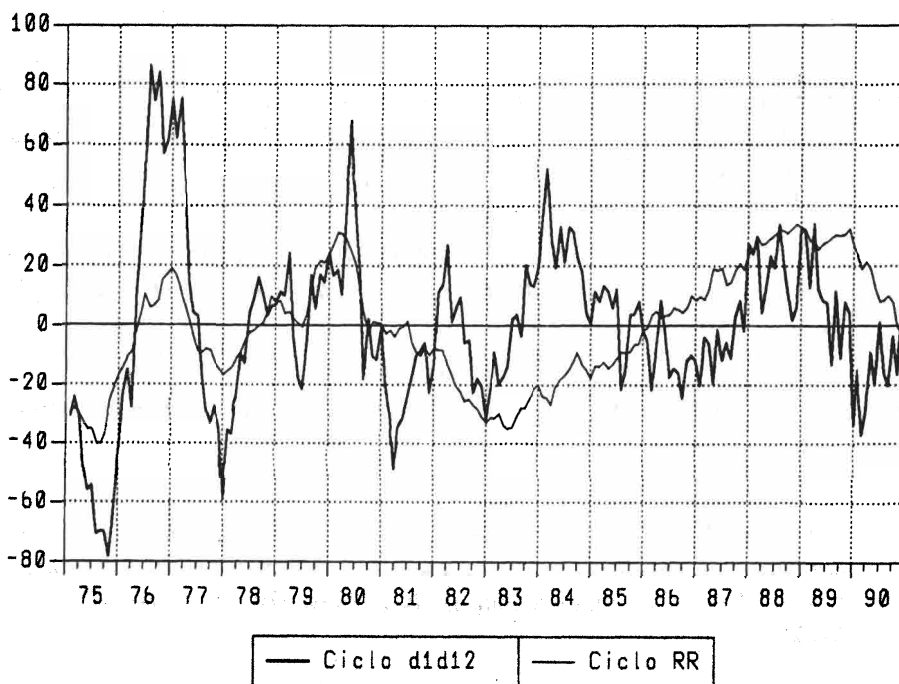


Fig. 10 - Ciclo d1d12 e ciclo RR



Riferimenti bibliografici

- BEAULIEU J.J. e MIRON J.A. (1993), *Seasonal Unit Roots in Aggregate U.S. Data*, Journal of Econometrics 55.
- BODO G. e PELLEGRINI G. (1993), *L'indice di produzione industriale in base 1985: ricostruzione storica e depurazione stagionale*, Note metodologiche e informazioni statistiche, Supplementi al Bollettino statistico, Banca d'Italia, Anno III, n. 5, gennaio.
- BLANCHARD O.J. e QUAH D. (1989), *The Dynamic Effect of Aggregate Demand and Supply Disturbances*, The American Economic Review, 79.
- CORDUAS M. (1989), *Uno studio statistico dell'indice di produzione industriale*, Note economiche n.3.
- DAGUM E. B. (1980), *The XII ARIMA seasonal adjustment method*, Statistic Canada.
- GHYSELS E. (1990), *Unit-Root Test and the Statistical Pitfalls of Seasonal Adjustment: The Case of U.S. Postwar Real Gross National Product*, Journal of Business & Economic Statistics, v. 8, n. 2, April.
- GHYSELS E., LEE H.S. e SIKLOS P.L. (1993), *On the (Mis)Specification of Seasonality and its Consequences: An Empirical Investigation with US Data*, Empirical Economics 18.
- GHYSELS E. e PERRON P. (1993), *The Effect of Seasonal Adjustment Filters on Tests for a Unit Root*, Journal of Econometrics, 55.
- LIPPI M. e REICHLIN L. (1989), *Permanent and Transitory Components in Macroeconomics*, in Thygesen N., Velupillai K. e S. Zambelli (a cura di), *Business Cycles: Theories, Evidence and Analysis*, New York University Press, New York.

- LIPPI M. e REICHLIN L. (1994), *Diffusion of Technical Change and the Decomposition of Output into Trend and Cycle*, *Review of Economic Studies*, 61.
- PELLEGRINI G. (1990), *Trend stocastico e ciclo economico nella produzione industriale*, mimeo.
- PROIETTI T. (1994), *Scomposizione di Beveridge-Nelson e persistenza per processi stagionali integrati*, Università di Perugia, Dipartimento di Scienze Statistiche, mimeo.
- SCHLITZER G. (1993), *Nuovi strumenti per la valutazione e la previsione del ciclo economico in Italia*, Banca d'Italia, Temi di discussione, n. 200, giugno.
- SESTITO P. e VISCO I. (1994), *Actual and "Normal" Inventories of Finished Goods: Qualitative and Quantitative Evidence from the Italian Manufacturing Sector*, Banca d'Italia, Temi di Discussione, n. 218.

L'UTILIZZO DELLE TECNICHE DI DISAGGREGAZIONE
CON INDICATORI PER LE STIME DI SERIE
ECONOMICHE TERRITORIALI

Carlo Andrea Bollino

Ministero del tesoro e del bilancio e Università LUISS Guido Carli, Roma.

1. Introduzione

Le tecniche di interpolazione e disaggregazione mediante stime econometriche di serie storiche economiche hanno conosciuto vasta applicazione al sistema delle statistiche del nostro paese sin dagli anni '60, quando l'Istat (V. Da Empoli, Siesto e Antonello, 1979) ricostruì le principali variabili del conto risorse impieghi di contabilità a frequenza trimestrale. In seguito alla diffusione di tecniche ed algoritmi sperimentati dalla Banca d'Italia (Barbone Bodo Visco 1981) e dall'Istat (cfr. per tutti Filosa 1987a, 1987b) e a contributi vari (cfr. per tutti Di Fonzo 1987), le procedure di trimestralizzazione vengono utilizzate, nella più ampia strategia del bilanciamento delle informazioni statistiche, in tutte le principali fasi di lavorazione delle statistiche infra annuali in Italia (V. anche Gennari-Giovannini 1993).

Alla raffinazione metodologica ed ampiezza dell'utilizzo di queste tecniche di interpolazione nella dimensione temporale non è tuttavia corrisposta una analoga diffusione nel campo della disaggregazione spaziale¹.

Il presente lavoro intende colmare questa lacuna, offrendo una sistemazione metodologica del problema delle stime di serie economiche disaggregate per caratteristiche spaziali. Si noti che il campo di applicazione potenziale di questa metodologia è assai vasto: disaggregazione di fenomeni nazionali secondo la distinzione territoriale, ad esempio per circoscrizioni e regioni²; disaggregazione di fenomeni produttivi per dimensione di impresa, ad esempio, piccole e medie imprese distinte dalla grande impresa; fenomeni di consumo per dimensione dell'unità consumatrice, ad esempio, numero di componenti.

In questo contesto, il problema fondamentale delle stime di un fenomeno mediante indicatore è motivato dal fatto che non è possibile far ricorso al metodo diretto di stima, cioè all'utilizzo pieno e sistematico di rilevazioni appositamente predisposte.

Al contrario, l'utilizzo di metodi indiretti, cioè tecniche di ricostruzione del comportamento del fenomeno in un contesto temporale o spaziale differente da quello disponibile mediante informazioni appropriate, comporta una esplicitazione delle ipotesi relative alla correlazione fra fenomeno e indicatore.

L'esperienza finora accumulata suggerisce di valutare in maniera preliminare, informale e qualitativa la rilevanza degli indicatori proposti, l'adeguatezza del contenuto informativo e la validità della relazione ipotizzata fra fenomeno e indicatore. Dunque, in piena analogia con la fase preliminare di specificazione econometrica, la relazione postulata fra indicatore e indicato è formulata in base a valutazioni soggettive.

Al contrario, la valutazione dell'efficienza strumentale delle procedure utilizzate non può non essere formulata sulla base di precise ipotesi inferenziali, relative alla struttura stocastica dell'incertezza della correlazione fra fenomeno e indicatore³.

Sulla base di quest'ultima considerazione sono fondati gli approfondimenti metodologici presentati in questo lavoro.

¹ Chow-Lin (1971) accennano senza ulteriori approfondimenti, nel paragrafo conclusivo della Parte III dell'articolo, al caso di "residui mensili non serialmente correlati, ma con varianze proporzionali a una funzione nota di una variabile esplicativa".

² Per una recente valutazione della contabilità regionale, V. Appetito 1991.

³ Così, Chow-Lin (1971) e Di Fonzo (1987).

Il par. 2 presenta il modello di riferimento, il par. 3 presenta una sistematizzazione generale discutendo le ipotesi sulla struttura degli errori della relazione fra fenomeni e indicatori, il par. 4 presenta alcune applicazioni empiriche e il par. 5 conclude il lavoro.

2. Il modello di riferimento

Il modello di riferimento è caratterizzato da: (i) una relazione econometrica fra fenomeno e indicatori, (ii) una metodologia di inferenza dei parametri incogniti.

Siano, dal punto di vista notazionale, variabili maiuscole quelle riferite al fenomeno aggregato

e variabili minuscole quelle riferite al fenomeno disaggregato spazialmente.

Si suppone che, a livello disaggregato, sia valido un modello di relazione econometrica lineare:

$$(1) \quad y = x\beta + u$$

dove y è un vettore ($nt \times 1$) di valori non osservabili del fenomeno, x è una matrice ($nt \times k$) di osservazioni degli indicatori, t è il numero di osservazioni temporali, n è il numero di caratteristiche spazialmente disaggregate.

In generale nel modello lineare di regressione vale l'ipotesi:

$$(2) \quad E(u) = 0 \text{ e } \text{Cov}(u) = v$$

Sia B una matrice ($txnt$) atta a trasformare le osservazioni disaggregate in osservazioni aggregate $B = (I_t \otimes i'_n)$; si avrà dalla (1):

$$(3) \quad Y = X\beta + U$$

$$\text{dove:} \quad Y = By, \quad X = Bx, \quad U = Bu$$

e, naturalmente, si avrà:

$$(4) \quad E(U) = 0, \quad \text{Cov}(U) = BvB' = V$$

Lo stimatore efficiente di β (Chow-Lin 1971)

secondo il metodo GLS applicato alla (3) è dato da:

$$(5) \quad \beta = (X'V^{-1}X)^{-1}X'V^{-1}Y$$

e la previsione ottimale di y , dato il vincolo di aggregazione $Y = By$, è dato da:

$$(6) \quad y = x\beta + GU$$

dove:

$$(7) \quad G = vB(BvB)^{-1}$$

$$e: \quad U = (Y - X\beta)$$

Appare evidente dalle (5) e (6) che β è lo stimatore GLS della regressione a livello aggregato e che la struttura degli errori a livello aggregato dipende dalle ipotesi sulla struttura degli errori a livello disaggregato.

In particolare, i valori disaggregati sono il risultato della somma della stima ottenuta applicando i coefficienti della stima aggregata alle osservazioni disaggregate degli indicatori e di un termine di correzione che tiene conto degli errori della stima aggregata opportunamente ponderata mediante la matrice di covarianza degli errori disaggregati.

Questo secondo termine di "aggiustamento" (eq. 7) costituisce la caratteristica determinante della metodologia, poiché incorpora in maniera pienamente coerente le informazioni sulla struttura stocastica del problema, ossia le informazioni contenute nella matrice di covarianza degli errori V , diversamente dai metodi di aggiustamento arbitrario di tipo meccanico o polinomiale.

Si noti che nel caso classico, dato dall'ipotesi $v = \sigma^2 I$, ovviamente, con una struttura di errori omoschedastici e indipendenti, la (7) diventa:

$$(8) \quad G = vB(BvB)^{-1} = 1/nB'$$

ovvero gli errori aggregati vengono equi-ripartiti nella stima a livello disaggregato.

3. La struttura degli errori

3.1. Considerazioni generali

La metodologia della sezione precedente contiene un potenziale elemento di arbitrarietà nella procedura di trattazione del modello di regressione, che è opportuno esplicitare.

È opportuno chiarire, infatti, che la procedura atta ad ottenere, dalla relazione fra fenomeno e indicatore, un modello di regressione che soddisfi le usuali ipotesi classiche, è costituita da due fasi: trasformazione della struttura degli errori e aggregazione.

Tuttavia, la terminologia usualmente utilizzata tende ad interpretare lo stimatore come il risultato della regressione su dati aggregati, valida in sé. In realtà, la relazione a livello aggregato non esiste, essendo solamente il risultato di una manipolazione dei dati disponibili, finalizzata al calcolo di regressione, mentre la "vera" relazione econometrica è quella postulata a livello disaggregato. In questo senso, la metodologia usualmente utilizzata può essere considerata, al più come un espediente per ottenere una formula dello stimatore calcolabile con modalità relativamente facili, sulla base di ipotesi arbitrarie circa la struttura degli errori.

Dalla considerazione precedente discende che il metodo usualmente utilizzato non è l'unico logicamente possibile, né in generale il più efficiente in quanto trascu-

ra ulteriori informazioni sulla variabile dipendente.

Formalmente, sia il modello di regressione disaggregato della (1) riformulato come un sistema costituito da n equazioni distinte:

$$(9) \quad y_j = X_j \beta_j + u_j \quad j = 1, 2 \dots n$$

dove ogni vettore y_j e matrici X_j sono costituiti da t osservazioni. Sia il modello compatto, costituito da nt osservazioni, di tutte le n equazioni del sistema rappresentato, mediante l'ipotesi $\beta_j = \beta$ per ogni j , come $y = X\beta + u$.

La struttura degli errori del sistema è data da:

$$(10) \quad \text{Cov}(u) = \phi$$

È evidente che (9) e (10) definiscono un sistema di equazioni apparentemente non correlate (SUR, seemingly unrelated regression).

Si noti che è possibile seguire due percorsi alternativi al fine di tenere conto della (10) e del fatto che non sono disponibili informazioni disaggregate (per tutte le osservazioni t) per la variabile y : nella prima alternativa (caso A), si può dapprima aggregare e successivamente trasformare il modello per ottenere residui sferici; nella seconda alternativa (caso B), si può dapprima trasformare il modello per ottenere residui sferici e successivamente aggregare⁴.

Caso A. Nel primo caso si proceda all'aggregazione nella dimensione spaziale, per ottenere:

$$(11) \quad By = BX \cdot \beta + Bu$$

ovvero:

$$(12) \quad y_A = X_A \beta + u_A \\ \text{Cov}(u_A) = \phi_A = B\phi B'$$

Notando che: $\phi_A^{-1} = Q_A' Q_A$, si ottiene dalla (12) per trasformazione:

$$(13) \quad Q_A y_A = Q_A X_A \beta + Q_A u_A$$

ovvero:

$$(14) \quad w_A = Z_A \beta + v_A \\ \text{Cov}(v_A) = \sigma^2 I$$

da cui si ottiene:

⁴ Siamo, per semplicità di notazione, in entrambi i casi y , X e u le variabili originarie, w , Z e v le variabili trasformate e le variabile con sottoscritto A quelle aggregate.

$$\begin{aligned}
 (15) \quad \beta &= (Z'_A Z_A)^{-1} Z'_A w_A \\
 &= (X'_A \phi_A^{-1} X_A)^{-1} X_A \phi_A^{-1} y_A \\
 &= [X'B'(B\phi B')^{-1} B X]^{-1} X'B'(B\phi B')^{-1} B y
 \end{aligned}$$

Caso B. Nel secondo caso si proceda alla trasformazione del modello, notando che $\phi^1 = Q Q$

$$(16) \quad Qy = QX\beta + Qu$$

ovvero:

$$\begin{aligned}
 (17) \quad w &= Z\beta + v \\
 \text{Cov}(v) &= \sigma^2 I
 \end{aligned}$$

da cui si ottiene per aggregazione:

$$(18) \quad Bw = BZ\beta + Bv$$

ovvero:

$$\begin{aligned}
 (19) \quad w_A &= Z_A \beta + v_A \\
 \text{Cov}(v_A) &= n\sigma^2 I
 \end{aligned}$$

da cui si ottiene:

$$\begin{aligned}
 (20) \quad \beta &= (Z'_A Z_A)^{-1} Z'_A w_A \\
 &= (Z'B'BZ)^{-1} Z'B'B w \\
 &= (X'Q'B'BQX)^{-1} X'Q'B'B Qy
 \end{aligned}$$

Notando che $B'B = (I_n + \Lambda)$, dove: $\Lambda = I_t \otimes (i_n i_n' - I_n)$, alla (20) può essere data una interpretazione di ridge regression nella dimensione disaggregata:

$$\beta = [X'(\phi^1 + Q'\Lambda Q)X]^{-1} X'(\phi^1 + Q'\Lambda Q)y$$

ovvero:

$$\beta = [ZZ' + Z'\Lambda Z]^{-1} [Z'y + Z'\Lambda y]$$

Si noti che, dal confronto della (15) e (20) si evince immediatamente che se $\phi = I$ le due espressioni coincidono.

In conclusione, nel caso generale in cui ϕ è una matrice piena, la (15) presenta il vantaggio apparente di utilizzare per il calcolo direttamente i dati annuali (specificatamente ϕ_A), e quindi appare di immediata interpretazione. Al contrario, la (20) apparentemente non sembra immediatamente calcolabile poiché necessita del calcolo della quantità ignota Qy .

Si noti tuttavia che se sono disponibili informazioni parziali sulla struttura disag-

gregata di y , la (15) ignora completamente tale contributo informativo, mentre la (20) lo incorpora in maniera efficiente.

3.2. Eteroschedasticità

Si consideri il caso speciale di eteroschedasticità, talché la (10) risulta:

$$(21) \quad \phi = \text{diag} (\sigma_{ii}) \quad i = 1, 2, \dots, nt$$

La (21) ipotizza in maniera pienamente generale l'esistenza di eteroschedasticità nel modello (9), con σ_{ii} che può essere specifico per ciascuna osservazione, ovvero per particolari sotto insiemi di osservazioni.

Pertanto, denotando le matrici di trasformazione con D e D_A tali che $\phi^1 = D'D$ e $\phi^1_A = D'_A D_A$ e osservando che D e D_A sono entrambi diagonali (con generico elemento d_{ij} e $d_{A,ij}$, rispettivamente) si ottiene nei due casi alternativi discussi in precedenza:

Caso A: $w_A = D_A B y$ e $Z_A = D_A B X$

con tipico elemento t del vettore w_A e di una colonna k di Z_A pari a:

$$(22) \quad w_{At} = \sum_{j=1}^n y_{tj} d_{At}$$

$$(23) \quad Z_{At,k} = \sum_{j=1}^n x_{tj} d_{At}$$

Caso B: $w_A = B D y$ e $Z_A = B D X$

con tipico elemento t del vettore w_A e di una colonna k di Z_A pari a:

$$(24) \quad w_{At} = \sum_{j=1}^n (y_{tj} \cdot d_{tj})$$

$$(25) \quad Z_{At,k} = \sum_{j=1}^n (x_{tj} \cdot d_{tj})$$

Si pensi, ad esempio, alla usuale ipotesi di eteroschedasticità proporzionale a una funzione della numerosità della popolazione, talché nelle relazioni (22)-(25) le variabili vengono trasformate in variabili procapite aggregate. Evidentemente, la (22) e la (23) esprimono le variabili aggregate ponderate per una funzione della popola-

zione aggregata⁵, mentre la (24) e la (25) esprimono l'aggregazione delle variabili procapite considerate a livello disaggregato.

In particolare, i due casi differiscono per il contenuto informativo delle variabili esogene, maggiormente dettagliato nelle (24) e (25), in contrapposizione alle informazioni aggregate contenute nelle (22) e (23). Questa considerazione è ben evidenziata anche dal confronto fra la (14) e la (17). Infatti nella (14) la trasformazione che tiene conto della struttura degli errori è esplicitamente effettuata a livello aggregato; dunque si sceglie di ignorare le informazioni a livello disaggregato. Al contrario, nella (17) la struttura degli errori è esplicitamente considerata a livello disaggregato, prima di passare alla procedura di aggregazione.

Si noti invece che i due casi non differiscono per quanto riguarda il rispetto del vincolo di aggregazione delle variabili stimate. Infatti, nel primo caso, tenendo conto della matrice G definita dalla (7), si ha direttamente utilizzando i coefficienti (15):

$$By = BX\beta + BGu_A = X_A\beta + u_A = y_A = By$$

mentre nel secondo caso, tenendo conto della (8), si ottiene utilizzando i coefficienti (20) una stima delle variabili procapite:

$$w = Z\beta + 1/nB'v_A$$

ovvero:

$$Bw = BZ\beta + v_A = Z_A\beta + v_A = w_A = Bw$$

Ovviamente, interpretando w come una stima di (Qy) e v_A come una stima di (BQu) è possibile inferire $y = Q^{-1}w$.

Per quanto riguarda la variabile dipendente che si vuole stimare, è importante sottolineare che la caratteristica cruciale della (24) è costituita dalla possibilità di tenere in conto eventuali informazioni relative alle variabili disaggregate y (ignote) y_{tj} .

In quest'ottica, sono ipotizzabili almeno tre casi.

Primo, nel caso di conoscenza a priori relativa alle variabili y_{tj} non informativa, è lecito attendersi:

$$(26) \quad y_{tj} = y_t^*$$

dove: $y_t^* = E_j(y_{tj})$. In questo caso, la (24) si semplifica e diventa separabile nella variabile aggregata e nella funzione di ponderazione come la (22) ma, è opportuno sottolinearlo, la (25) non si semplifica nella (23). Dunque lo stimatore (20) è ottenuto a partire dalla trasformazione (19), tenendo conto appunto della (26) nel calcolo della (24).

⁵ Precisamente, denotando la variabile popolazione con p e ipotizzando la varianza degli errori proporzionale a p^2 , si ha il generico elemento $d_{ij} = 1/p_{ij}$ e quindi nella (22) e (23) si ha $d_{At} = (\sum_{j=1}^n p_{tj}^2)^{-1/2}$.

Secondo, nel caso siano disponibili informazioni relative alle variabili y_{tj} per un particolare $t = t^*$ (ad esempio, da particolari indagini condotte a livello disaggregato in un determinato "anno base"), talché sia possibile ricostruire:

$$(27) \quad \alpha_{t^*j} = y_{t^*j} / \sum y_{t^*j}$$

è possibile approssimare:

$$(28) \quad y_{tj} = \alpha_{t^*j} y_t$$

utilizzando così la (28) nel calcolo operativo della (24).

Terzo, nel caso siano disponibili informazioni disaggregate per alcuni t^* , t^{**} ecc. (si pensi, ad esempio, ai censimenti decennali o alle tavole delle interdipendenze settoriali quinquennali) e sia ritenuto opportuno effettuare preliminarmente interpolazioni ad hoc, ad esempio con metodi di interpolazione polinomiale, per ottenere:

$$(29) \quad y_{tj} = g(y_t, y_{t^*}, y_{t^{**}})$$

è possibile utilizzare la (29) nel calcolo operativo della (24).

Questo caso è particolarmente interessante in tutte le situazioni in cui, a partire da una indagine approfondita, si utilizzano successivamente variazioni nel corso del tempo di serie aggregate (o solo parzialmente disaggregate) per la costruzione delle serie disaggregate, formalmente: $y_{tj} = g(y_t, \alpha_{t^*j}, \Delta y_t)$.

In tutti e tre i casi, è opportuno ripeterlo, la (25) non si semplifica nella (23) e dunque vi è pieno utilizzo delle informazioni parziali sulle variabili endogene, delle informazioni relative alla struttura disaggregata delle variabili esogene, degli errori e della loro interrelazione.

Infine, una ulteriore evidenziazione della procedura d'aggregazione della (20) fornisce la possibilità di una interpretazione di stimatore con variabili strumentali. Infatti la (20) può essere opportunamente modificata, per tenere conto dell'esistenza di errori di misurazione nelle variabili, come:

$$(30) \quad \beta = (\Gamma'X)^{-1}\Gamma'y$$

dove: $\Gamma = [B'Q_A B QX]$

e Q_A è tale che $(B\Phi B')^{-1} = Q_A'Q_A$

In questo caso, è agevole verificare che nella (30) viene utilizzata come matrice di variabili strumentali una trasformazione della matrice X che incorpora entrambe le informazioni a livello aggregato e disaggregato.

Si noti che la (30) può essere riscritta come:

$$(31) \quad \beta = [\Gamma_A'Z_A]^{-1}\Gamma_A'w_A$$

dove: $\Gamma_A = BQX$ è il risultato della aggregazione delle variabili trasformate del modello (16), mentre:

$Z_A = Q_A B X = Q_A X_A$ e $w_A = Q_A B y$ sono il risultato della trasformazione delle variabili aggregate del modello (11).

In questo senso, la (31) appare come uno stimatore con variabili strumentali a livello aggregato, dove la matrice Γ_A incorpora informazioni a livello disaggregato⁶.

3.3. Autocorrelazione

Si consideri il caso speciale di errori autocorrelati nel sistema (9):

$$(32) \quad u_{it} = \rho_i u_{it-1} + \varepsilon_{it} \quad \begin{array}{l} i = 1, 2, \dots, n \\ t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots \end{array}$$

$$\text{Cov}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{js}) = \sigma_{ij} \quad \text{se } t = s \text{ e nulla altrimenti.}$$

Questa ipotesi si può giustificare sulla base del fatto che alla diversa varianza contemporanea degli errori di diverse regioni si sovrappone un processo autoregressivo degli errori di ciascuna regione, ad esempio, imputabile alla persistenza di fattori non noti nella relazione strutturale ipotizzata fra variabile dipendente e serie di riferimento.

In questo contesto, poiché è ragionevole ritenere che le specificità a livello spaziale siano oggetto di attenzione primaria nella scelta del modello strutturale (9), e non potrebbe essere diversamente date le finalità dell'intera costruzione in esame, appare plausibile ritenere che la struttura autoregressiva sia comune nella dimensione spaziale. In altri termini, il complesso delle perturbazioni che danno origine alla presenza di autocorrelazione colpisce in maniera indifferenziata le relazioni disaggregate, al di là della specifica variabilità di ciascuna equazione del sistema (9). Quindi, nella (32) vale $\rho_j = \rho$, per ogni j . In particolare, si dimostra (Bollino 1985) che questa ipotesi è coerente con il vincolo di additività sulle n equazioni del sistema (9)⁷.

Formalmente la matrice di varianza e covarianza degli errori disaggregati può essere espressa come:

$$(33) \quad \text{Cov}(u) = (R_t \otimes \Sigma_n) = \phi$$

dove R_t è l'usuale matrice di autocorrelazione, moltiplicata per $1/(1-\rho^2)$, con 1 sulla diagonale principale e ρ^s negli elementi distanti s posizioni dalla diagonale principale; Σ_n è la matrice di correlazioni contemporanee $[\sigma_{ij}]$.

Ovviamente, la (33) implica l'utilizzo di uno stimatore GLS del tipo $\beta = (X' \phi^{-1} X)^{-1} X' \phi^{-1} y$.

Si noti che in questo caso procedere dapprima con le operazioni di trasformazione e successivamente di aggregazione è equivalente alla sequenza inversa, come si dimostra agevolmente di seguito.

⁶ Si noti che in questo caso, tenendo conto della matrice G definita dalla (7), il vincolo di aggregazione viene rispettato per la variabile y .

⁷ In questo caso si ha che la matrice ϕ della (10) è positiva semi-definita, ovvero che il vettore di errori è u linearmente dipendente nella dimensione spaziale (Bollino 1985).

L'aggregazione del modello (9) comporta $u_A = Bu$ e quindi:

$$(34) \quad \text{Cov}(u_A) = B(R_t \otimes \Sigma_n)B'$$

da cui si ottiene, ricordando che $B = (I_t \otimes i'_n)$

$$\begin{aligned} \text{Cov}(u_A) &= (I \otimes i') (R \otimes \Sigma) (I \otimes i) \\ &= R \otimes i' \Sigma i \\ &= \sigma_A^2 R \end{aligned}$$

dove, evidentemente, $\sigma_A^2 = \sum_{ij} \sigma_{ij}$.

Data una matrice P (di dimensione $t \times t$) tale che $R^{-1} = P'P$, la trasformazione comporta $v_A = Pu_A$ e quindi:

$$(35) \quad \text{Cov}(v_A) = \sigma_A^2 P R P' = \sigma_A^2 I$$

D'altra parte, ricordando la (33), è possibile utilizzare una matrice $P = (P_t \otimes I_n)$ tale da trasformare il modello (9) e quindi trasformare gli errori in $v = Pu$, da cui si ottiene:

$$(36) \quad \begin{aligned} \text{Cov}(v) &= (P \otimes I) (R \otimes \Sigma) (P' \otimes I) \\ &= (I \otimes \Sigma) \end{aligned}$$

Applicando successivamente la procedura di aggregazione si ottiene $v_A = Bv$ e quindi:

$$(37) \quad \begin{aligned} \text{Cov}(v_A) &= B(I \otimes \Sigma)B' \\ &= (I \otimes i' \Sigma i) \\ &= \sigma_A^2 I \end{aligned}$$

La coincidenza fra la (35) e la (37) non deve oscurare l'importanza della (36), che mette in risalto la struttura, a livello disaggregato, degli errori del sistema di tipo eteroschedastico, se $\sigma_{ij} = 0$ per $i \neq j$.

Quest'ultima considerazione dunque implica che $\sigma_A^2 = \text{tr}(\Sigma)$. Quindi ipotizzando, ad esempio, una relazione proporzionale a una funzione della popolazione $\sigma_{ii} \propto f(\text{pop})$ è possibile stimare σ_{ii} $i = 1, 2, \dots, n$ a partire da σ_A^2 , e quindi stimare la (34) necessaria per la stima disaggregata (6).

4. Applicazioni empiriche

In questo paragrafo vengono illustrate alcune applicazioni empiriche con riferimento alla disaggregazione territoriale delle serie di contabilità nazionale, per le quat-

tro usuali circoscrizioni: Nord-Ovest, Nord-Est, Centro e Sud.

In particolare le serie considerate sono la serie dei consumi finali interni delle famiglie, disaggregate per nove categorie di consumo.

Le serie indicatori di riferimento sono costituite dai consumi tratti dalle "Indagini sui bilanci familiari", dal 1973 al 1991 e opportunamente ricostruiti per il periodo 1970-72 utilizzando anche le stesse serie delle statistiche regionali già pubblicate⁸.

Operativamente, ciascuna categoria di consumo a prezzi costanti, tratto dalla contabilità nazionale aggregata C_t^i è stata disaggregata utilizzando come indicatore la corrispondente serie tratta dall'Indagine f_{tj} per il periodo 1970-1991 e per quattro circoscrizioni, partendo dal modello di regressione:

$$(38) \quad C_{tj}^i = \alpha + \beta f_{tj} + u_{tj}^i$$

dove t denota gli anni (1970- 1991)

j denota le 4 circoscrizioni (Nord ovest, Nord est, Centro e Sud);

i denota le 9 categorie di consumo (Alimentari, tabacchi, abbigliamento, abitazione, arredamento, servizi sanitari, trasporti, ricreazione, altri).

I risultati delle stime ottenute applicando le diverse varianti discusse nel paragrafo precedente sono riportate nelle tavv. 1-5.

In particolare, riguardo la struttura degli errori (10) è stata ipotizzata l'esistenza di eteroschedasticità proporzionale al quadrato della variabile popolazione residente in ciascuna circoscrizione in ogni anno. La tav. 1 riporta i risultati della regressione di disaggregazione secondo la metodologia usuale, ossia il calcolo dello stimatore nel caso A insito nella eq. (15). Le tavv. 2, 3 e 4 riportano i risultati del calcolo dello stimatore nel caso B, secondo tre varianti discusse nel par. 3.2, e precisamente: conoscenza y_{tj} a priori non informativa, eq. (20), (24) e (26); conoscenza di y_{tj} per un anno base⁹, (20), (24) e (28); utilizzo di variabili strumentali, eq. (31).

Inoltre, combinando ipotesi di eteroschedasticità a livello spaziale, ossia matrice di correlazione contemporanea Σ_n diagonale e proporzionale al quadrato della (media della) popolazione residente, con l'ipotesi di autocorrelazione comune alle quattro circoscrizioni, ossia matrice R_t dipendente da ρ , sono state calcolate le stime secondo la metodologia insita nelle (32)-(37), come riportato nella tav. 5.

Riguardo alla forma funzionale della regressione di disaggregazione, sono state considerate preliminarmente varie generalizzazioni della specificazione lineare (38) mediante l'introduzione di ulteriori regressori, quali il trend, il quadrato dell'indicatore, una trasformazione Box-Cox dell'indicatore, altri indicatori specifici della categoria di consumo. La specificazione prescelta per tutte le equazioni include un termine quadratico dell'indicatore¹⁰.

⁸ L'utilizzo di questo insieme di indicatori tratti dalle Indagini, che potrebbe apparire superfluo a prima vista data la disponibilità delle statistiche regionali, è motivato dal fatto che le stesse serie di contabilità nazionale aggregate subiscono revisioni per i periodi immediatamente precedenti, in occasione della costruzione del nuovo dato per la diffusione della Relazione Generale sulla Situazione Economica del Paese. In questo caso, in assenza di metodologie appropriate di stima, come quella proposta in questo lavoro, che tengano esplicitamente conto in tempi relativamente ridotti della disponibilità dei nuovi dati, si crea una discrepanza fra il nuovo dato aggregato e la somma dei vecchi dati disponibili a livello disaggregato, per i periodi coincidenti che sono stati interessati dalle revisioni retrospettive.

⁹ In particolare, per il calcolo della (28) si è utilizzata la struttura dei pesi a^*j disponibili per il 1985, anno base della contabilità regionale.

¹⁰ Con l'eccezione di abbigliamento (specificazione lineare), nel caso delle stime con autocorrelazione.

L'analisi delle tavv. 1-5 rivela una buona capacità interpretativa di tutti i modelli di regressione, con R^2 elevati. Innanzitutto, è importante notare che nel caso A, sulla base del test Breusch-Pagan (non riportato nella tav.1), è stata riscontrata presenza di eteroschedasticità. Dunque, la trasformazione (13) non appare adeguata ad ottenere un modello di regressione (14) con residui sferici. Dalle tavv. 2-4 si evince una sostanziale equivalenza delle diverse varianti del modello corretto l'eteroschedasticità, secondo il metodo B (cioè, aggregazione e trasformazione). Tuttavia, nel caso di alcune categorie di consumo (ad esempio, abitazione, tabacco e trasporti) le stime con il metodo B (cioè, trasformazione e aggregazione) appaiono marginalmente migliori in termini di U di Theil e di test DW rispetto al metodo A.

Inoltre, i risultati delle stime dimostrano la superiorità del modello con autocorrelazione (eccetto servizi sanitari), con valori di U di Theil sostanzialmente analoghi e completa assenza di autocorrelazione residua. In questo contesto è anche interessante notare che i valori stimati del coefficiente di autocorrelazione non superano lo 0,65 per tutte le categorie di consumo considerate e che la precisione dei valori stimati consente di escludere l'ipotesi di instabilità dinamica.

Infine, a partire dalle stime delle serie disaggregate sono stati effettuati i confronti fra questi risultati e gli indicatori utilizzati (tavv. 6-10) e fra questi risultati e le serie regionali già pubblicate dall'Istat (tavv. 11-15 e grafici 1-9).

Ne risulta un quadro di sostanziale conferma della validità della metodologia proposta. In particolare l'accordanza fra indicatori e serie stimate è sicuramente soddisfacente, con valori dell'Errore quadratico (RSME) generalmente contenuti, valori dell'U inferiori a 0.2 (eccetto servizi sanitari) e coefficienti di regressione semplice fra le due serie concentrati intorno all'unità (sempre eccetto servizi sanitari).

A titolo di confronto si può ricordare che le prime stime trimestrali Istat (Filosa, 1987, tav. 1) per le stesse categorie di beni di consumo mostravano indici di accordanza meno significativi fra i valori stimati a livello trimestrale e gli indicatori, ad esempio, R^2 compresi fra 0,73 e 0,94 e coefficienti di regressione semplice fra le due serie dispersi nell'intervallo 0,8-1,3.

Il contributo più rilevante di queste metodologie consiste tuttavia nella ancora maggiore accordanza fra le serie stimate e le serie regionali già pubblicate dall'Istat. Infatti la maggior parte delle diagnostiche contenute nelle tavv. 11-15 mostra valori migliori rispetto alle corrispondenti nelle tavv. 6-10. Si noti in particolare la drastica riduzione dei valori del RMSE e della U di Theil, specialmente nel caso delle stime con autocorrelazione per tutte le categorie di consumo, e i coefficienti di regressione semplice sostanzialmente unitari, a conferma del contributo interpretativo che questa metodologia può fornire rispetto alle fonti statistiche inizialmente disponibili, cioè le indagini campionarie. Inoltre, l'elevata accordanza fra serie stimate e serie ufficiali Istat dimostra la elevata capacità di questa metodologia inferenziale di replicare, pur con approssimazione, i tradizionali e più complessi metodi contabili.

In conclusione, questa metodologia è raccomandata in tutti i casi in cui la indisponibilità di "dati ufficiali" possa essere superata con appropriato utilizzo di indicatori. Ad esempio, poiché la contabilità regionale ufficiale Istat è disponibile con un ritardo di circa due anni, la metodologia proposta in questa sede appare atta a colmare tale ritardo, con stime di natura preliminare, ma robuste e affidabili, sulla base di appropriati indicatori opportunamente disponibili su base regionale, con congruo anticipo rispetto ai dati ufficiali.

5. Conclusioni

In questo lavoro sono state discusse e proposte diverse metodologie per la disaggregazione di serie spaziali.

Il potenziale applicativo appare promettente, specie considerando la popolarità ormai acquisita nel nostro Paese da metodologie simili nel campo della trimestralizzazione di serie annuali, ovvero di disaggregazione di serie temporali.

Il modello di riferimento, che lega le variabili disaggregate agli indicatori, specificato come collezione nella dimensione spaziale di equazioni temporali, ha permesso una sistematizzazione generale del trattamento delle usuali ipotesi di eteroschedasticità e autocorrelazione relative al vettore di residui della relazione econometrica. In particolare, sono state confrontate due alternative di trattamento dei residui, dapprima l'aggregazione spaziale e successivamente la trasformazione in residui sferici, ovvero la sequenza inversa, chiarendone i rispettivi ruoli nell'utilizzo efficiente delle informazioni disponibili.

I risultati empirici hanno riguardato la stima di 9 categorie di beni di consumo delle famiglie italiane, per quattro grandi circoscrizioni, Nord-Ovest, Nord-Est, Centro e Sud, nel periodo 1970-1991.

Sulla base dei risultati ottenuti è possibile concludere a favore della validità della metodologia proposta, che fornisce un contributo interpretativo delle indagini sui bilanci familiari, capace di stimare con sufficiente precisione la disaggregazione su base regionale della contabilità nazionale dell'Istat.

Fra le potenziali applicazioni, è da ricordare la possibilità di colmare il ritardo (circa 2 anni) della contabilità regionale mediante stime preliminari, ma affidabili, basate sulla metodologia proposta in questo lavoro.

Tavola 1 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (15) (statistiche diagnostiche delle stime)

TEST	R ²	DW	U	Fu	Sign.
Alimentari	0,99	1,50	0,01	0,99	*
Tabacchi	0,99	1,18	0,02	0,99	**
Abbigliamento	0,99	1,08	0,02	0,90	*
Abitazione e combust.	0,99	0,80	0,02	1,00	*
Arredamento	0,99	1,04	0,02	0,99	no
Servizi sanitari	0,99	1,87	0,02	0,99	*
Trasporti	0,99	0,60	0,03	0,99	*
Ricreazione e cultura	0,99	0,58	0,02	0,99	*
Altri beni e servizi	0,99	1,55	0,01	0,99	*

Note: R² = coefficiente di correlazione al quadrato; DW = test di correlazione seriale del primo ordine Durbin-Watson; U = errore di previsione di Theil (0 < U < 1); Fu = quota dell'errore U non sistematica; Sign. = significatività del regressore al quadrato (* al 99%, ** al 95%)

Tavola 2 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (20) (24) e (26) (statistiche diagnostiche delle stime)

TEST	R ²	DW	U	Fu	Sign.
Alimentari	0,99	1,35	0,01	0,99	*
Tabacchi	0,99	1,36	0,01	0,99	*
Abbigliamento	0,99	1,14	0,01	0,99	**
Abitazione e combust.	0,99	0,88	0,02	0,99	*
Arredamento	0,99	1,00	0,03	0,99	no
Servizi sanitari	0,99	1,96	0,03	0,99	*
Trasporti	0,99	0,65	0,02	0,99	*
Ricreazione e cultura	0,99	0,60	0,03	0,99	*
Altri beni e servizi	0,99	1,52	0,01	0,99	*

Note: Vedi note tavola 1

Tavola 3 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (20) (24) e (28) (statistiche diagnostiche delle stime)

TEST	R ²	DW	U	Fu	Sign.
Alimentari	0,99	1,34	0,01	0,99	*
Tabacchi	0,99	1,35	0,01	0,99	*
Abbigliamento	0,99	1,14	0,02	0,99	**
Abitazione e combust.	0,99	0,87	0,02	0,99	*
Arredamento	0,99	1,00	0,03	0,99	no
Servizi sanitari	0,99	1,95	0,03	0,99	*
Trasporti	0,99	0,65	0,02	0,99	*
Ricreazione e cultura	0,99	0,60	0,02	0,99	*
Altri beni e servizi	0,99	1,52	0,01	0,99	*

Note: Vedi note tavola 1

Tavola 4 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (31) (statistiche diagnostiche delle stime)

TEST	R ²	DW	U	Fu	Sign.
Alimentari	0,99	1,49	0,01	0,99	*
Tabacchi	0,99	1,19	0,02	0,99	*
Abbigliamento	0,99	1,08	0,02	0,99	**
Abitazione e combust.	0,99	0,80	0,02	0,99	*
Arredamento	0,99	1,05	0,03	0,99	no
Servizi sanitari	0,99	1,88	0,03	0,99	*
Trasporti	0,99	0,66	0,02	0,99	*
Ricreazione e cultura	0,99	0,58	0,03	0,99	*
Altri beni e servizi	0,99	1,53	0,01	0,99	*

Note: Vedi note tavola 1

Tavola 5 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (32) (37) (statistiche diagnostiche delle stime)

TEST	R ²	DW	U	Fu	Rho (*)
Alimentari	0,99	1,49	0,01	0,99	*
Tabacchi	0,99	1,19	0,02	0,99	*
Abbigliamento	0,99	1,08	0,02	0,99	**
Abitazione e combust.	0,99	0,80	0,02	0,99	*
Arredamento	0,99	1,05	0,03	0,99	no
Servizi sanitari	0,99	1,88	0,03	0,99	*
Trasporti	0,99	0,66	0,02	0,99	*
Ricreazione e cultura	0,99	0,58	0,03	0,99	*
Altri beni e servizi	0,99	1,53	0,01	0,99	*

Note: Vedi note tavola 1; RHO = coeff. di correlazione dell'errore stimato (tra parentesi il t-test)

Tavola 6 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (15) (confronto fra indicatori e serie disaggregate stimate)

TEST	R ²	RMSE	U	Fu	b
Alimentari	0,99	2266	0,05	0,14	0,93
Tabacchi	0,99	677	0,22	0,03	0,57
Abbigliamento	0,99	3774	0,20	0,01	0,64
Abitazione e combust.	0,99	1117	0,03	0,85	1,03
Arredamento	0,99	3908	0,23	0,01	0,60
Servizi sanitari	0,99	4998	0,58	0,03	0,28
Trasporti	0,98	1444	0,05	0,70	1,05
Ricreazione e cultura	0,99	4192	0,28	0,02	0,56
Altri beni e servizi	0,99	6873	0,23	0,01	0,63

Note: R² = coefficiente di correlazione al quadrato; RMSE = Root mean square error; U = errore di previsione di Theil (0<U<1); Fu = quota dell'errore U non sistematica; b = coefficiente di regressione semplice

Tavola 7 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (20) (24) e (26) (confronto fra indicatori e serie disaggregate stimate)

TEST	R ²	RMSE	U	Fu	b
Alimentari	0,99	3648	0,08	0,06	0,88
Tabacchi	0,98	890	0,28	0,02	0,50
Abbigliamento	0,99	4316	0,22	0,06	0,61
Abitazione e combust.	0,99	1230	0,04	0,71	0,99
Arredamento	0,99	4391	0,26	0,01	0,57
Servizi sanitari	0,99	5112	0,58	0,04	0,28
Trasporti	0,98	1536	0,06	0,70	1,04
Ricreazione e cultura	0,95	4419	0,29	0,02	0,55
Altri beni e servizi	0,99	7334	0,24	0,05	0,61

Note: V. note tav. 6

Tavola 8 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (20) (24) e (28) (confronto fra indicatori e serie disaggregate stimate)

TEST	R ²	RMSE	U	Fu	b
Alimentari	0,99	2535	0,06	0,11	0,52
Tabacchi	0,98	820	0,26	0,02	0,52
Abbigliamento	0,99	3843	0,20	0,01	0,64
Abitazione e combust.	0,99	1124	0,03	0,81	1,04
Arredamento	0,99	4017	0,24	0,01	0,59
Servizi sanitari	0,99	4729	0,56	0,01	0,29
Trasporti	0,98	1488	0,06	0,71	1,07
Ricreazione e cultura	0,99	4156	0,28	0,02	0,56
Altri beni e servizi	0,99	7063	0,24	0,01	0,62

Note: V. note tav. 6

Tavola 9 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (31) (confronto fra indicatori e serie disaggregate stimate)

TEST	R ²	RMSE	U	Fu	b
Alimentari	0,90	2264	0,05	0,14	0,93
Tabacchi	0,99	678	0,22	0,03	0,57
Abbigliamento	0,99	3773	0,20	0,01	0,64
Abitazione e combust.	0,99	1118	0,03	0,85	1,03
Arredamento	0,99	3908	0,23	0,01	0,60
Servizi sanitari	0,99	4997	0,58	0,01	0,28
Trasporti	0,98	1403	0,05	0,70	1,05
Ricreazione e cultura	0,99	4192	0,28	0,02	0,56
Altri beni e servizi	0,99	6874	0,23	0,01	0,63

Note: V. note tav. 6

Tavola 10 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (32) (37) (confronto fra indicatori e serie disaggregate stimate)

TEST	R ²	RMSE	U	Fu	b
Alimentari	0,99	2262	0,05	0,14	0,93
Tabacchi	0,99	676	0,22	0,02	0,57
Abbigliamento	0,99	3883	0,20	0,01	0,64
Abitazione e combust.	0,99	1100	0,03	0,84	1,03
Arredamento	0,99	3905	0,23	0,01	0,60
Servizi sanitari	0,99	4996	0,58	0,01	0,28
Trasporti	0,98	1439	0,05	0,70	1,06
Ricreazione e cultura	0,99	4199	0,28	0,02	0,58
Altri beni e servizi	0,99	6870	0,23	0,01	0,63

Note: V. note tav. 6

Tavola 11 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (15) (confronto fra serie disaggregate stimate e serie regionali Istat)

TEST	R ²	RMSE	U	Fu	b
Alimentari	0,99	1276	0,03	0,95	1,02
Tabacchi	0,94	181	0,08	0,82	0,87
Abbigliamento	0,99	511	0,02	0,99	1,00
Abitazione e combust.	0,99	826	0,03	0,99	1,99
Arredamento	0,99	510	0,02	0,99	0,99
Servizi sanitari	0,77	2358	0,17	0,99	0,88
Trasporti	0,98	1127	0,04	0,99	1,01
Ricreazione e cultura	0,99	554	0,03	0,98	0,01
Altri beni e servizi	0,99	1480	0,04	0,96	0,97

Note: V. note tav. 6

Tavola 12 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (20) (24) e (26) (confronto fra serie disaggregate stimate e serie regionali Istat)

TEST	R ²	RMSE	U	Fu	b
Alimentari	0,99	1801	0,04	0,47	0,96
Tabacchi	0,94	430	0,11	0,46	0,77
Abbigliamento	0,99	699	0,03	0,38	0,96
Abitazione e combust.	0,99	825	0,03	0,57	0,96
Arredamento	0,99	700	0,03	0,49	0,95
Servizi sanitari	0,78	2368	0,17	0,99	0,87
Trasporti	0,98	1142	0,04	0,97	1,99
Ricreazione e cultura	0,99	535	0,03	0,87	0,95
Altri beni e servizi	0,99	1604	0,04	0,80	0,97

Note: V. note tav. 6

Tavola 13 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (20) (24) e (28) (confronto fra serie disaggregate stimate e serie regionali Istat)

TEST	R ²	RMSE	U	Fu	b
Alimentari	0,99	1229	0,03	0,95	1,01
Tabacchi	0,94	381	0,10	0,57	0,79
Abbigliamento	0,99	426	0,02	0,97	0,99
Abitazione e combust.	0,99	665	0,02	0,99	1,00
Arredamento	0,99	499	0,02	0,94	0,99
Servizi sanitari	0,78	2311	0,17	0,98	0,72
Trasporti	0,98	1143	0,04	0,94	1,02
Ricreazione e cultura	0,99	503	0,03	0,95	1,02
Altri beni e servizi	0,99	1503	0,04	0,90	0,96

Note: V. note tav. 6

Tavola 14 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (31) (confronto fra serie disaggregate stimate e serie regionali Istat)

TEST	R ²	RMSE	U	Fu	b
Alimentari	0,99	1271	0,03	0,95	1,02
Tabacchi	0,94	284	0,08	0,82	0,97
Abbigliamento	0,99	511	0,02	0,99	1,00
Abitazione e combust.	0,99	827	0,03	0,99	0,99
Arredamento	0,99	510	0,02	0,99	0,99
Servizi sanitari	0,77	2356	0,17	0,99	0,88
Trasporti	0,98	1126	0,04	0,99	1,01
Ricreazione e cultura	0,99	546	0,03	0,98	1,01
Altri beni e servizi	0,99	1482	0,04	0,96	0,97

Note: V. note tav. 6

Tavola 15 - Stime dei consumi disaggregati. Metodo eq (31) (confronto fra serie disaggregate stimate e serie regionali Istat)

TEST	R ²	RMSE	U	Fu	b
Alimentari	0,99	1231	0,03	0,95	1,02
Tabacchi	0,95	286	0,08	0,82	0,87
Abbigliamento	0,99	410	0,02	0,99	0,99
Abitazione e combust.	0,99	660	0,02	0,99	0,99
Arredamento	0,99	459	0,02	0,99	0,99
Servizi sanitari	0,78	2344	0,17	0,99	0,88
Trasporti	0,98	1101	0,04	0,98	1,00
Ricreazione e cultura	0,99	506	0,03	0,97	1,01
Altri beni e servizi	0,99	1455	0,04	0,96	0,97

Note: V. note tav. 6

Riferimenti bibliografici

- APPETITO A., (1991), *Conti Economici Regionali, Istat*, Estratto da: *I modelli input-output nella programmazione regionale: teoria ed applicazione*, a cura di L. Bianco e A. La Bella, Istituto di Analisi dei Sistemi ed Informatica del CNR. Franco Angeli ed.
- BARBONE L., BODO G. e VISCO I., (1981), *Costi e profitti in senso stretto: un'analisi su serie trimestrali, 1970-1980*, Bollettino della Banca D'Italia, N. 36.
- BOLLINO C.A., (1985), *La condizione di additività nella stima di sistemi di equazioni simultanee*, Giornale degli Economisti, Anno XLIV, F. 1-2, feb.
- CHOW G. e LIN A.L., (1971), *Best Linear Unbiased Interpolation, Distribution and Extrapolation of Time serie by Related Series*, The Review of Economics and Statistics.
- DA EMPOLI A., SIESTO V. e ANTONELLO P. (1979), *Finanza pubblica e contabilità nazionale su base trimestrale*, CEDAM, Padova.
- DI FONZO T., (1987), *La stima indiretta di serie economiche trimestrali*, LLEUP, Padova.
- FILOSA R., (1987), *La nuova serie dei conti trimestrali: le soluzioni adottate e i problemi aperti*, Banca D'Italia.
- FILOSA R., (1987), *Metodi alternativi per la trimestralizzazione delle serie: "un confronto"*, Banca d'Italia.
- GENNARI P. e GIOVANNINI E. (1993), *La stima trimestrale dei conti nazionali mediante modelli a parametri variabili*, Quaderni di Ricerca Istat, N. 5/1993.
- GERI M. e VOLPE M., (1993), *La distribuzione Nord-Sud della spesa pubblica*, Rivista Economica del Mezzogiorno, N. 2.

**ALCUNE PROPOSTE PER LA STIMA INDIRETTA
DELL'INDICE DI PRODUZIONE INDUSTRIALE
PER AREE GEOGRAFICHE**

Alberto Petrucci¹ - Massimo Gerli²

¹Università del Molise, Campobasso - LUISS G. Carli, Roma; ²ISCO

1. Introduzione

Il problema della disponibilità di indicatori congiunturali su base territoriale viene avvertito con enfasi crescente quale elemento indispensabile per le opportune decisioni di politica economica; la rilevanza del tema emerge chiaramente e con maggiore frequenza dai documenti ufficiali di analisi economica, nazionale e regionale.

Il notevole interesse per l'analisi congiunturale territoriale ha esercitato un forte impulso alla predisposizione di metodologie che consentono, ove non fosse possibile la rilevazione diretta, la costruzione di dati quantitativi a livello territoriale; lo sviluppo della relativa letteratura di statistica economica è documentato dai numerosi contributi apparsi di recente sull'argomento, tra i quali vanno ricordati i lavori dell'IRS (1987 e 1990), del CER (1992), di Gutierrez-Pozzi (1992), di Bollino (1994), di Schlitzer (1994a e 1994b), di Bodo-Cividini (1995) e di Gerli-Petrucci (1995).

La letteratura elaborata sul tema si è interessata sia al problema della ricostruzione di indicatori territoriali di offerta -quali il valore aggiunto o l'indice della produzione industriale¹- che di domanda -quali i consumi finali delle famiglie². Le aree territoriali di riferimento che sono state considerate hanno riguardato singole regioni geografiche oppure aggregati ripartizionali coerenti con una suddivisione completa del dato nazionale. Anche la scansione temporale di riferimento dell'indicatore territoriale ricostruito varia notevolmente, in quanto si passa dai dati annuali a valori trimestrali o mensili.

Il presente contributo si propone di migliorare la metodologia sviluppata in Gerli-Petrucci (1995) (d'ora in avanti G-P) per la ricostruzione dell'indice mensile di produzione industriale a livello territoriale, proponendo alternativamente nuove variabili esplicative che possono essere inserite nella stima indiretta.

La procedura di ricostruzione prospettata in G-P identifica dapprima una relazione a livello nazionale tra l'indice della produzione industriale e, quali grandezze esplicative, le variabili delle inchieste ISCO (ritenute rilevanti per approssimare la componente ciclica dell'*output*) congiuntamente a un *trend* temporale; in un secondo stadio i parametri di tale equazione, sotto l'ipotesi d'invarianza territoriale, vengono utilizzati insieme ai relativi indicatori ripartizionali per la simulazione.

La modalità di computo degli indicatori regionali di attività produttiva prospettata da G-P presenta un elemento debole e facilmente confutabile: si tratta dell'utilizzo del *trend* temporale deterministico che implicitamente porta a considerare quale unico elemento di differenziazione tra le diverse ripartizioni soltanto la componente ciclica della produzione industriale. La componente tendenziale, legata alla presenza della funzione polinomiale del tempo, invece, risulta essere uguale per tutte le aree geografiche. La limitata specificità territoriale degli indici di produzione così ottenuti è anche imputabile al fatto che nelle stime di base non viene inserita la variabile *output* industriale ritardata tra le grandezze esplicative e quindi non si riesce ad approssimare opportunamente, se non con i ritardi delle variabili delle inchieste, il livello della produzione ritenuta "normale" (ossia quella desiderata) dagli imprenditori, secondo l'accezione suggerita da Giovannini (1985), D'Elia (1991) e Gennari (1991).

¹ Si vedano, per esempio, i contributi di Gutierrez-Pozzi (1992), Schlitzer (1994a) e Gerli-Petrucci (1995).

² Esempi sono rintracciabili negli articoli di Bollino (1994) e di Schlitzer (1994b).

Nel presente contributo la metodologia proposta nel lavoro testè menzionato viene, innanzitutto, applicata al nuovo indice di produzione industriale con base 1990=100. Le ripartizioni in cui è scomposto il dato nazionale si riferiscono, come di consueto, all'Italia nord-occidentale, all'Italia nord-orientale, all'Italia centrale e a quella meridionale.

L'articolo, inoltre, propone due alternative metodologiche che consentono di superare le accennate debolezze concettuali insite nella metodologia di G-P. La prima proposta impiega in maniera non usuale i dati delle inchieste per stimare anche la componente tendenziale della produzione industriale. La nuova variabile delle inchieste che viene utilizzata a questo scopo è rappresentata dalla "variazione della produzione", la cui grandezza cumulata costituisce di per sé un indicatore abbastanza fedele della produzione industriale.

La seconda indicazione, che si avvale indirettamente della letteratura relativa all'anticipazione dell'indicatore mensile di attività produttiva industriale³, suggerisce l'utilizzo di due grandezze quantitative disponibili per le singole aree geografiche, quali l'energia elettrica fatturata e il numero medio di utenti dell'ENEL.

Come si può capire da quanto appena esposto, l'articolo risponde alla necessità di trovare altre variabili qualitative e quantitative, che consentano di migliorare, qualunque sia la metodologia impiegata, la ricostruzione di indicatori numerici disaggregati territorialmente. Questa esigenza è molto intensa vista la ridotta informazione statistica disponibile su base ripartizionale (che si concretizza in una carenza endemica di indicatori statistici di riferimento) e la sempre maggiore consapevolezza che la congiuntura riscontrata a livello nazionale non è altro che il frutto di andamenti ciclici diversificati per ogni singola suddivisione geografica.

Il presente contributo si limita ad individuare procedure alternative e a fornire suggerimenti metodologici (di portata più generale rispetto all'ambito di applicazione in oggetto) per ampliare il novero delle variabili che possono essere utilizzate nella stima indiretta della produzione industriale a livello territoriale. Non è quindi obiettivo di questo lavoro effettuare una scelta tra le procedure proposte sulla base della migliore ricostruzione territoriale ottenuta; tale sviluppo necessiterebbe di uno studio attento circa i risultati raggiunti e circa la bontà delle metodologie utilizzabili, lavoro che abbisogna anche della disponibilità di statistiche quantitative di riferimento. Nonostante l'articolo si esima dal suggerire criteri di selezione tra le diverse procedure, verrà effettuata una comparazione degli indicatori ottenuti con le diverse procedure presentate, considerando, quale elemento di valutazione, le informazioni ufficiali relative agli effetti del recente ciclo economico sulle diverse ripartizioni geografiche.

2. La ricostruzione dell'indice di produzione territoriale mediante le inchieste e il trend temporale

La procedura di ricostruzione dell'indice di produzione industriale a livello ripartizionale sviluppata da G-P utilizza come base informativa i sondaggi congiunturali dell'ISCO relativi alle singole aree territoriali subnazionali. Le inchieste posseggono

³ Il riferimento è ai contributi di Bodo-Signorini (1985), Gutierrez-Saraceno (1988) e Schlitzer (1993a).

il considerevole vantaggio di essere disponibili con elevata tempestività, di avere una caratterizzazione territoriale (e settoriale) molto parcellizzata e un'alta frequenza temporale. Non a caso, infatti, risulta sempre più diffuso il loro uso nella letteratura scientifica applicata, in particolare a fini della previsione della produzione industriale⁴.

La metodologia di calcolo elaborata in G-P si articola in due stadi sequenziali; nella prima fase si individuano a livello nazionale i parametri di un'equazione che collega le variabili qualitative dell'ISCO all'indice della produzione industriale. Questa identificazione avviene tramite una stima econometrica che utilizza la produzione industriale come variabile dipendente e le variabili delle inchieste congiuntamente al *trend* temporale quali grandezze esplicative. Nel secondo stadio i parametri stimati vengono impiegati insieme ai regressori analoghi a quelli nazionali, ma definiti per ciascuna ripartizione, allo scopo di generare i relativi indicatori della produzione industriale.

Con riferimento ai dati delle inchieste si utilizza il concetto di saldo⁵ che, come D'Elia (1991)⁶ ha mostrato, è uno dei metodi più soddisfacenti per la quantificazione dei dati qualitativi e che gode, inoltre, della proprietà (molto utile ai fini della diagnosi congiunturale) di approssimare abbastanza fedelmente la componente ciclica della serie storica oggetto di studio⁷.

L'approccio sviluppato in G-P, a differenza di quello adottato nella letteratura sull'anticipazione della produzione industriale, impiega quali variabili rilevanti per la stima econometrica di base tutte le grandezze qualitative dell'inchiesta ISCO connesse ai principali fenomeni aziendali; vengono considerate come variabili esplicative, in qualità di dati *ex post*, il livello degli ordini, il livello della produzione e il livello delle giacenze dei prodotti finiti, mentre come indicatori delle aspettative si inseriscono la tendenza degli ordini e quella della produzione⁸.

Per mantenere la compatibilità algebrica tra l'indice di produzione nazionale e quelli ripartizionali, è opportuno creare un legame aritmetico tra i dati delle inchieste riferiti al totale Italia e quelli appartenenti alle singole aree geografiche. Questa compatibilità è necessaria perché la costruzione dei dati delle inchieste avviene in base a criteri di aggregazione completamente diversi a seconda che si consideri il dato nazionale o quello territoriale. I dati nazionali seguono una logica di doppia ponderazione basata sul numero degli addetti e sul valore aggiunto, quelli ripartizionali, viceversa, utilizzano soltanto il criterio di ponderazione fondato sul numero degli addetti⁹. Conseguentemente il dato nazionale delle grandezze qualitative che si considera non è quello ufficiale dell'ISCO, ma quello che nasce dalla seguente operazione di ricostruzione applicata a ciascuna variabile delle inchieste:

⁴ Si vedano a tal uopo, tra i tanti, i lavori di Menedian (1979), Piatier (1979), Bodo-Signorini (1985), Gennari (1991) e Schlitzer (1993a).

⁵ Per saldo s'intende la differenza algebrica tra le due modalità estreme di risposta, quando la domanda di riferimento è corredata da tre indicazioni di risposta.

⁶ In tale lavoro è presente un'interessante ed esauriente rassegna delle diverse metodologie disponibili circa la quantificazione dei dati qualitativi.

⁷ Si veda, relativamente alla produzione industriale, il lavoro di Schlitzer (1993b).

⁸ Si tratta di variabili delle inchieste ISCO che, essendo utilizzate sotto forma di saldo, sono tutte legate alla componente ciclica della produzione industriale.

⁹ La descrizione dettagliata delle caratteristiche delle inchieste regionali dell'ISCO si trova in Pinca (1990).

$$X_t = \alpha_1 X_{1t} + \alpha_2 X_{2t} + \alpha_3 X_{3t} + \alpha_4 X_{4t}, \quad \sum_{i=1}^4 \alpha_i = 1 \quad (1)$$

dove X_{jt} è la variabile dell'inchiesta riferita alla ripartizione j -esima (per $j=1, \dots, 4$), mentre X_t rappresenta il relativo dato stimato riferito all'Italia; α_j è la quota di valore aggiunto della ripartizione j -esima rispetto al totale Italia, misurata nell'anno base dell'indice di produzione industriale¹⁰.

L'equazione generica oggetto di stima a livello nazionale, che viene successivamente impiegata per le simulazioni territoriali, è rappresentata dalla seguente funzione:

$$y_t = A(t) + f(t) + d(L)\overline{SO}_t + e(L)\overline{STO}_t + g(L)\overline{SS}_t + h(L)\overline{SP}_t + k(L)\overline{STP}_t + u_t \quad (2)$$

con

$$A(t) = a + \sum_{i=1}^{11} b_i S_{it} + cD_t$$

dove

y_t =indice grezzo della produzione industriale;

S_{it} =dummy stagionale relativa al mese i -esimo dell'anno, per $i=1, 2, \dots, 11$;

D_t =numero dei giorni lavorativi relativi a ciascun mese;

$f(t)$ =funzione implicita del trend temporale;

t =trend temporale;

$d(L), e(L), g(L), h(L), k(L)$ =polinomi dell'operatore ritardo;

L =operatore ritardo;

SO_t =saldo del livello degli ordini;

STO_t =saldo della tendenza degli ordini;

SS_t =saldo del livello delle giacenze dei prodotti finiti;

SP_t =saldo del livello della produzione;

STP_t =saldo della tendenza della produzione;

u_t =termine stocastico, che soddisfa le usuali proprietà del modello classico di regressione.

I simboli sopra-segnati si riferiscono alle variabili dell'inchiesta standardizzate. L'indice di produzione industriale considerato nella verifica empirica è il nuovo indice Istat con base 1990=100¹¹.

Anche se sovente la letteratura che considera la relazione tra la produzione industriale e le variabili delle inchieste qualitative impiega funzioni semi-logaritmiche¹²,

¹⁰ Una comparazione grafica tra i dati ufficiali ISCO e quelli ricostruiti in base alla formula (1) si trova in G-P (in tal caso l'anno base considerato è il 1985).

¹¹ In G-P il riferimento è al vecchio indice con base 1985=100.

¹² Il riferimento bibliografico è ai lavori di Gennari (1991) e Schlitzler (1993a).

la scala di misurazione adottata è lineare, perché essa in sede di verifica empirica mostra risultati migliori per quel che riguarda sia l'errore standard che la diagnostica statistica complessiva¹³.

La specificazione molto generale dell'equazione (2) riflette la strategia di selezione empirica del tipo *general to specific*.

Nel lavoro di G-P, a cui si rimanda per ulteriori dettagli, vengono prospettate alcune interpretazioni teoriche dei modelli che possono scaturire, quali casi particolari, dall'equazione (2); la logica a cui tale relazione si ispira è quella di un modello eclettico in cui le forze di domanda e offerta interagiscono per influenzare l'attività di produzione.

Nella stima dell'equazione di base non è stata inserita la parte autoregressiva dell'endogena, a differenza di tutta la letteratura sull'anticipazione della produzione industriale e di quella relativa alla costruzione di indicatori di attività produttiva su base regionale¹⁴; questa scelta può essere giustificata con il fatto che qualora tale elemento venisse considerato sarebbe impossibile replicare l'equazione su base territoriale poiché l'indice della produzione subnazionale ritardato costituisce un dato ignoto; nè eventualmente si può pensare -come sembra avvenga nel lavoro del CER (1992) e in quello di Gutierrez-Pozzi (1992)- di applicare per la componente autoregressiva ripartizionale l'indice nazionale, perché in tal caso gli indici territoriali sarebbero molto somiglianti.

Come vedremo più avanti, la verifica empirica porta a scegliere, quale modello più soddisfacente per la spiegazione della produzione industriale, il modello definito di "domanda", ossia quella equazione le cui variabili esplicative sono riferite al livello ordini, al livello delle scorte e alle aspettative di domanda¹⁵.

Una volta stimata la relazione (2) e identificati i parametri di riferimento, si simula per ciascuna ripartizione l'indicatore di attività produttiva utilizzando gli indicatori delle inchieste definiti per ogni singola area geografica. L'ipotesi di invarianza dei parametri dell'equazione di base a livello territoriale rispetto a quanto riscontrato per l'Italia non risulta particolarmente restrittiva, poiché le specificità di comportamento locale sono inserite nelle inchieste e non nei coefficienti, i quali non sono parametri di comportamento (e quindi suscettibili di cambiamento per le diverse aree geografiche), ma fattori di conversione (mediati per tutta la nazione) che consentono il passaggio da indicatori qualitativi a dati quantitativi.

L'equazione che riproduce la produzione industriale su base geografica è data dalle seguente espressione:

$$\hat{y}_{jt} = \hat{A}(t) + \hat{f}(t) + \hat{d}(L)\overline{SO}_{jt} + \hat{e}(L)\overline{STO}_{jt} + \hat{g}(L)\overline{SS}_{jt} \quad (3)$$

per $j=1, \dots, 4$; nella relazione (3) figurano i parametri stimati della (2) riferita al solo modello di domanda.

Un problema relativo agli indici disaggregati per area geografica derivanti dalla

¹³ Nel presente caso la giustificazione della migliore *performance* empirica della relazione lineare è legata probabilmente all'assenza dell'endogena ritardata, elemento questo che verrà circostanziato successivamente.

¹⁴ Per l'analisi territoriale, il riscontro si trova nei contributi del CER (1992) e di Gutierrez-Pozzi (1992).

¹⁵ Alcune spiegazioni dei motivi per cui questo modello è in grado di generare risultati migliori rispetto alle altre formulazioni che scaturiscono dalle informazioni contenute nelle inchieste ISCO (quali il modello "produzione", e il modello "domanda-produzione") si trovano in G-P.

relazione (3) è che essi non soddisfano la proprietà di generare, se sommati in media ponderata¹⁶, l'indice generale ufficiale riferito all'Italia (y_t). L'errore che si commette deriva da due fonti. Innanzitutto esso è il portato dell'errore della stima econometrica relativa all'equazione (2); un ulteriore termine di errore si verifica perché i saldi normalizzati delle variabili qualitative a livello territoriale non sommano in media ponderata ai saldi nazionali ottenuti in base all'equazione (1) e normalizzati¹⁷. Per mantenere il vincolo di additività in media ponderata a livello di indice di produzione industriale nazionale è necessario scaricare l'errore, sia quello di stima che quello registrato attraverso la procedura di aggregazione indiretta, per intero su ciascun indice ripartizionale; la relazione di riferimento per il computo della produzione industriale della j -esima ripartizione è data dalla seguente espressione:

$$y_{jt} = \tilde{y}_{jt} + e_t \quad (4)$$

dove e_t è lo scarto tra l'indice ufficiale di produzione industriale e la media ponderata degli indici territoriali che nascono dalla procedura (3).

I risultati empirici della stima dell'equazione di base si trovano nella tavola 1 in appendice. Il periodo di stima econometrica è costituito dall'intervallo temporale 1987.01-1994.12; il metodo impiegato è rappresentato dai minimi quadrati ordinari¹⁸. Le variabili delle inchieste figurano al tempo corrente e ritardato al fine di approssimare i valori normali del fenomeno oggetto di valutazione rispetto a cui vengono formulati i giudizi degli imprenditori. Nell'equazione selezionata il *trend* considerato è cubico, a differenza di G-P dove il tempo entra in forma quadratica.

Nell'appendice vengono riportati i grafici degli indici di produzione industriale ricostruiti a livello territoriale e comparati con il dato nazionale (figg. 1 e 2); si è preferito eliminare la componente stagionale, attraverso una media mobile di 12 termini non centrata, al fine di percepire più nettamente le caratteristiche delle serie ricostruite.

3. Il dato qualitativo "variazione della produzione" e la stima della componente tendenziale dell'indice di produzione industriale

La predisposizione di una procedura alternativa per la stima della produzione industriale territoriale, oltre a costituire un eventuale elemento di verifica della prima metodologia, cerca di ovviare ad un problema presente in quella originaria. Si tratta del fatto, già menzionato nell'introduzione, che l'inserimento del *trend* nell'equazione di base e nelle simulazioni impiegate comporta una somiglianza stretta tra l'indice nazionale e gli indici stimati per ciascuna ripartizione, in quanto il polinomio temporale entra in ciascuna relazione nella medesima maniera e con gli stessi moltiplicatori d'impatto senza contemplare alcuna specificità dell'area di appartenenza.

¹⁶ I pesi sono dati dal rapporto tra valore aggiunto della ripartizione e quello nazionale entrambi riferiti all'anno base.

¹⁷ Non esiste alcun modo per rendere compatibili saldi normalizzati a livello ripartizionale con un dato nazionale, anch'esso normalizzato, che scaturisca da una media ponderata. L'errore imputabile a questa operazione è minimo utilizzando la procedura basata sulla relazione (1).

¹⁸ Sono stati esperiti una serie di tentativi di stima con il metodo delle variabili strumentali; poiché i risultati ottenuti non si discostano da quelli registrati con i minimi quadrati ordinari, non vengono riportati per esigenze di spazio.

L'elemento di differenziazione tra le diverse ripartizioni è imputabile alla sola presenza delle variabili qualitative che approssimano il ciclo.

Per superare questo problema, che rischia di limitare fortemente l'attendibilità delle ricostruzioni ottenute, si è pensato di utilizzare le variabili delle inchieste anche per la stima della componente tendenziale.

Una *proxy* soddisfacente di tale componente può essere ricavata dalla risposta al quesito delle inchieste ISCO che riguarda la "variazione della produzione". Se si considera valido l'approccio di Pesaran (1984) sulla quantificazione delle informazioni statistiche di natura qualitativa e se si ipotizza che le risposte estreme relative a tale domanda siano simmetriche rispetto alla modalità centrale (ipotesi che risulta più plausibile per i dati qualitativi in variazione che per le analoghe grandezze in livello), si ha che la seguente relazione risulta soddisfatta:

$$z_t - z_{t-1} = a_0 VP_t + a_1 VPN_{t+1} \eta_t \quad (5a)$$

dove z_t è l'indice della produzione industriale rettificato e destagionalizzato, VP_t rappresenta il saldo della variabile qualitativa "variazione della produzione", VPN_t fornisce il relativo valore normale (ossia la percentuale di coloro i quali valutano che la produzione rimarrà immutata) e η_t individua un eventuale fattore di scarto¹⁹.

Attraverso sostituzioni successive, si ottiene dalla (5a) la soluzione per z_t :

$$z_t = a_0 CVP_t + a_1 CPVN_t + H \quad (5b)$$

con

$$CVP_t = \sum_{i=s}^t VP_i \quad CPVN_t = \sum_{i=s}^t VPN_i \quad H = \sum_{i=s}^t \eta_i \quad 0 \leq s \leq t$$

dove s rappresenta il mese iniziale del periodo campionario e z_{t-1} viene considerato, senza perdita di generalità, uguale a zero.

Il ruolo che nella ricostruzione su base territoriale possono svolgere le variabili cumulate è chiaramente visibile nella fig. 3, in cui figurano, su scala standardizzata, l'indice della produzione industriale con CPV_t e $CPVN_t$; queste variabili cumulate sembrano essere, senza alcun dubbio, un ottimo riferimento per la stima della produzione industriale a livello territoriale²⁰.

Gli antecedenti che si riscontrano nella letteratura per l'utilizzo della cumulata di una variabile qualitativa sono da rintracciarsi nel contributo di Klein-Moore (1981); in tal caso la grandezza da ricostruire si riferisce al flusso di nuovo ordini e l'utilizzo della variabile cumulata è fatto al solo scopo di identificare la cronologia ciclica.

I grafici che presentano i valori di CPV_t e $CPVN_t$ per le diverse ripartizioni non vengono riportati per esigenze di spazio; comunque relativamente alla cumulata della variazione della produzione si riscontra per l'Italia nord occidentale un andamento

¹⁹ Si vede dalla formula (5a) che l'approccio di Theil rappresenta un caso particolare di quello di Pesaran, quando $a_1=0$.

²⁰ In particolare delle due serie cumulate la variabile $CPVN_t$ è quella che riesce a riprodurre in maniera più soddisfacente la componente tendenziale dell'output; la serie CPV_t invece ripropone abbastanza fedelmente la produzione industriale in tutte le sue componenti costitutive, salvo mostrare una qualche divergenza nell'ultima fase discendente del ciclo.

ciclico notevolmente più pronunciato rispetto a quello delle altre ripartizioni; si tratta della stessa indicazione che proviene dalle altre serie delle inchieste dell'ISCO e che ha portato a stimare dalla fine degli anni ottanta un profilo dapprima espansivo e successivamente recessivo più intenso per la produzione industriale di tale ripartizione anche nel lavoro di G-P.

In base alle risultanze dell'equazione (5b), la relazione generica da stimare, riferita all'indice grezzo di produzione industriale, è data dall'espressione:

$$y_t = A(t) + m(L)CPV_t + n(L)CPVN_t + d(L)\overline{SP}_t + e(L)\overline{STP}_t + u_t \quad (6)$$

Nell'equazione (6) i ritardi distribuiti applicati alle variabili cicliche delle inchieste hanno lo scopo di approssimare, H , la cumulata della variabile scarto che figura nella relazione (5a); le grandezze rilevanti in questo caso si riferiscono al livello della produzione e alla tendenza della produzione.

La tavola 2 riporta le stime ottenute in questa circostanza; si vede chiaramente dai risultati empirici che l'inserimento delle variabili cumulate garantisce un netto miglioramento della stima a livello nazionale in termini di accostamento alla serie di produzione industriale, elemento questo di primaria importanza nella metodologia che si è adoperata, anche se la capacità previsiva all'interno del campione si indebolisce lievemente.

Sulla base dei parametri della tavola 2 si ricostruiscono gli indici territoriali attraverso il processo di simulazione già spiegato; il riferimento grafico è fornito dalle figg. 4-5 in appendice.

Un ulteriore tangibile vantaggio di avere tra i regressori le variabili cumulate è che esse consentono una stima della componente "normale" della produzione industriale molto più soddisfacente di quella derivante dalla considerazione della parte autoregressiva dell'endogena; in quest'ultimo caso la stima della parte desiderata dell'*output* è adattiva e quindi non risente delle nuove informazioni che intervengono nel periodo corrente e che determinano una revisione continua del valore normale; aspetto questo che invece è possibile considerare attraverso l'inserimento della variabile cumulata²¹.

4. Il calcolo dell'indicatore ripartizionale di attività produttiva attraverso l'energia elettrica fatturata

Un altro modo per superare i rilievi critici che sottendono la procedura esposta nel paragrafo 2 è quello di utilizzare i dati di energia elettrica fatturata al fine di approssimare la parte strutturale della produzione industriale; infatti l'introduzione di una componente autoregressiva sui consumi elettrici permette di stimare la produzione ritenuta normale dagli operatori rispetto alla quale vengono formulate le valutazioni degli imprenditori²² (cosa che non era possibile con il metodo basato sul

²¹ Il problema appena sollevato è di notevole importanza nell'ambito del tema più generale relativo alla quantificazione dei dati qualitativi; esso, inoltre, merita di essere incorporato senza alcun indugio nella stima in tempo reale dell'indice generale della produzione industriale, perché può consentirne forti miglioramenti.

²² Rimangono valide le obiezioni critiche sollevate alla fine del precedente paragrafo.

trend) nonché di considerare inerzie di aggiustamento nel passaggio dall'*output* effettivo a quello desiderato. Inoltre si reputa opportuno incorporare tra i regressori anche le variabili delle inchieste al fine di ottenere una stima più corretta della componente ciclica della produzione industriale.

La relazione che viene sottoposta a verifica empirica a livello nazionale è fornita dall'equazione:

$$y_t = A(t) + d(L)\overline{SO}_t + e(L)\overline{STO}_t + g(L)\overline{SS}_t + h(L)\overline{E}_t + k(L)\overline{UT}_t + u_t \quad (7)$$

dove E_t rappresenta l'energia elettrica fatturata dall'ENEL (valori standardizzati), UT_t individua il numero medio di utenti per ogni mese (valori standardizzati) e le altre grandezze corrispondono a quelle viste nelle precedenti equazioni.

Per quanto riguarda i dati delle inchieste è stato selezionato il modello di domanda relativamente al quale il livello degli ordini appare come la variabile più rappresentativa delle opinioni degli imprenditori, poiché essa, come già detto ripetutamente, rappresenta la grandezza qualitativa che riesce meglio a identificare la componente ciclica.

La variabile energia si riferisce all'energia fatturata dall'ENEL alla propria utenza diretta nel settore manifatturiero, esclusa quindi quella venduta ai rivenditori nazionali (quali le aziende municipalizzate e le altre imprese); essa non coincide con i consumi totali di energia elettrica a fini produttivi principalmente perché non vengono considerate le imprese municipalizzate e gli autoproduttori. Mentre i dati riferiti alle municipalizzate non rappresentano una quota molto ampia dei consumi totali di energia elettrica, il fenomeno dell'autoproduzione è quantitativamente rilevante e possiede un elevato carattere variabile nel tempo per motivi di natura essenzialmente istituzionale, legati alla legislazione in materia che ha subito, nel corso degli anni ottanta, frequenti revisioni²³.

La serie di energia elettrica impiegata in questo lavoro è diversa da quella che viene generalmente utilizzata per l'anticipazione dell'indice della produzione industriale. In quest'ultimo caso il dato è rappresentato dall'energia immessa in rete²⁴. Tale indicatore si riferisce ai consumi totali di energia elettrica a fini produttivi, comprensivi quindi dell'uso domestico e del complesso delle attività che hanno finalità diverse dalla produzione industriale. Il corretto utilizzo di questa variabile, la quale viene impiegata nella stima dell'anticipazione della produzione industriale perché disponibile tempestivamente, impone una correzione che nonostante gli sforzi dei ricercatori, non appare del tutto soddisfacente²⁵. Inoltre, l'energia immessa in rete, sebbene risulti disponibile su base compartimentale, non è utilizzabile ai nostri fini in quanto la suddivisione per compartimenti è basata su aggregazioni territoriali che non corrispondono esattamente ai confini regionali o, comunque, alle suddivisioni geografiche che vengono considerate nel presente lavoro.

²³ Sono stati condotti alcuni tentativi di stima utilizzando i dati relativi all'autoproduzione (ricostruiti dall'Ufficio Studi dell'Enel) che costituisce il complemento più rilevante dei dati sui consumi elettrici. I risultati ottenuti non sono apparsi soddisfacenti e quindi tale variabile è stata eliminata completamente dalla procedura di calcolo utilizzata.

²⁴ Si vedano Bodo-Signorini (1985) - che fornisce anche una descrizione dettagliata delle caratteristiche di questa grandezza -, Gutierrez-Saraceno (1988) e Schlitzer (1993a).

²⁵ La correzione viene effettuata inserendo nell'equazione stimata alcuni regressori aggiuntivi che hanno il compito di scorporare gli usi non industriali dell'energia elettrica. Tra questi regressori compaiono un *trend* temporale non lineare e la temperatura media in forma quadratica; si vedano, per esempio, Bodo-Signorini (1985) e Schlitzer (1993a).

La preferenza per l'indicatore dell'energia elettrica fatturata consiste non solo nella precisione del dettaglio territoriale, ma anche nel notevole vantaggio che non richiede correzioni di sorta data la specificità produttiva a livello industriale che esso possiede. Questi vantaggi sembrano più che compensare il limite derivante dalla ridotta tempestività con cui si rende disponibile e che si aggira attorno al trimestre.

I dati dell'energia elettrica fatturata sono riportati, per quanto concerne il valore nazionale, nell'appendice grafica, dove vengono messi a confronto, dopo la standardizzazione e una rudimentale destagionalizzazione (operata attraverso una media mobile) delle serie, con l'indice di produzione industriale (fig. 6); la somiglianza tra le due variabili è molto forte ed evidenzia il potenziale ruolo esplicativo anche della componente strutturale che i consumi energetici possono svolgere; sempre in appendice viene presentata l'evoluzione temporale del numero di utenti (fig. 7), messa a confronto con il saldo degli ordini.

Il numero degli utenti dell'ENEL si riferisce ad un concetto medio mensile, poiché alcuni sono rilevati ogni mese, mentre altri ogni bimestre; la variabile che è stata considerata nella stima corrisponde alla media su due periodi dei valori mensili.

L'idea precedentemente esposta che la componente di *trend* della produzione industriale potesse essere spiegata dai consumi energetici è suffragata dall'analisi empirica. Infatti se si regredisce la produzione industriale sui dati dell'energia elettrica corrente e sul numero medio di utenti mensili (oltre che sul numero di giorni lavorativi e sulle *dummy* stagionali) si osserva che i residui sono strettamente legati all'andamento delle variabili delle inchieste, che, come risulta da un'abbondante letteratura, approssimano bene la componente ciclica della produzione industriale; questi elementi sono riscontrabili nella fig. 8. Tale corrispondenza fornisce un supporto metodologico robusto all'idea di utilizzare i dati di energia ai fini della stima della componente strutturale dell'attività produttiva.

L'equazione (7) è stata stimata relativamente al periodo gennaio 1987- dicembre 1994, ma le proiezioni ripartizionali possono decorrere soltanto dal gennaio 1991 (di fatto si parte ancora più in avanti per tener conto della componente autoregressiva), perché l'energia fatturata su base ripartizionale non è disponibile per un periodo più lontano nel passato. La stima a livello nazionale è stata effettuata per lo stesso intervallo temporale impiegato nelle precedenti metodologie, perché si è voluto dare un riferimento omogeneo alle diverse procedure di ricostruzione.

I risultati delle stime sono riportati nella tavola 3 e mostrano una diagnostica statistica complessivamente buona. Il modello "inchieste+energia" sembra offrire in sede previsiva un comportamento nettamente più virtuoso rispetto agli altri modelli presentati²⁶.

Le figg. 9-10 documentano da un punto di vista grafico gli indici di *output* industriale ricostruiti per le quattro aree geografiche e messi a confronto con l'indice nazionale.

²⁶ È opportuno rilevare che non poche perplessità sembrano emergere dalla forma funzionale dell'equazione stimata come indicato dal test di Ramsey.

5. Un raffronto tra le diverse metodologie

Sebbene non sia obiettivo del presente lavoro effettuare e motivare una selezione tra le diverse procedure presentate, un confronto grafico dei risultati ottenuti, rinvenibile nelle figure 11-14, sembra necessario per segnalare la presenza di vistose differenze negli indici di produzione industriale e, al tempo stesso, indicare una preferenza di massima tra i metodi esposti.

Il riscontro oggettivo dei risultati è quasi nullo date le ridotte e parziali informazioni che si posseggono sull'attività produttiva nelle ripartizioni geografiche. Tali informazioni si riferiscono alla contabilità economica regionale di fonte ISTAT che riguarda il valore aggiunto per l'industria in senso stretto relativamente al periodo 1980-1992.

Dalla comparazione grafica degli indicatori sembrano altresì emergere alcuni importanti elementi di riflessione circa l'impatto della recente fase ciclica sulle condizioni economiche delle singole aree geografiche.

Una prima considerazione riguarda la necessità segnalata nelle premesse del presente lavoro di procedere a una revisione della metodologia di G-P. Appare infatti immediatamente evidente la notevole somiglianza degli indicatori ripartizionali calcolati con il modello "inchieste+trend", imputabile all'imposizione di un *trend* deterministico.

Risulta però altrettanto evidente osservare come, nell'ambito di ciascuna ripartizione, sussista una stretta sintonia tra i diversi indicatori di offerta sulla quale sembra opportuno soffermarsi per analizzare alcune caratteristiche.

Soltanto nel Mezzogiorno (fig. 14) si assiste a una duplice differenza: una netta e prolungata divaricazione dell'evoluzione tendenziale degli indici congiuntamente ad una diversa accentuazione della fase ciclica. Relativamente a tale area geografica la divergenza più marcata appare tra l'indice ottenuto con la procedura basata sulla cumulata e quelli derivanti dalle altre due metodologie.

L'Italia centrale (fig. 13) mostra un andamento della produzione industriale molto poco omogeneo al ciclo prevalente a livello nazionale e risulta così come la ripartizione geografica che meno ha accusato l'ultima fase recessiva. Un'evoluzione economica sostanzialmente indipendente dal dato nazionale viene confermata da tutti i metodi presentati i cui risultati sembrano inoltre indicare un grado di accostamento molto elevato, particolarmente evidente dall' '88 alla metà circa del '90 e dal '92 al '94. Per tale ripartizione si nota una certa divergenza tra l'indice di produzione ottenuto con il modello "inchieste+trend" e quello "inchieste+cumulata" solo per il periodo da metà '90 alla fine del '91.

Un grado elevato di omogeneità tra gli indici è riscontrabile anche per la ripartizione dell'Italia nord orientale (fig. 12). L'indicazione principale che accomuna le tre metodologie in questo caso consiste nella conferma di come l'attuale ripresa dell'attività produttiva sia stata avviata proprio in questa ripartizione, tema questo sostenuto in numerosi rapporti congiunturali e argomentato con la forte vocazione esportatrice dell'industria locale. Gli indicatori si discostano solo nella datazione dell'inversione ciclica. Il modello "inchieste+trend" anticipa di circa sei mesi la ripresa rispetto al modello "inchieste+cumulata" e di circa un anno rispetto al modello "inchieste+energia".

Infine, per quanto riguarda l'Italia nord-occidentale (fig. 11) emergono due ele-

menti: da una parte si nota una notevole variabilità degli indicatori, nettamente superiore a quanto fatto registrare nelle altre aree geografiche, dall'altra si può osservare una scansione del ciclo economico simile tra le tre metodologie che anticipa e posticipa rispettivamente la fase recessiva e della ripresa rilevabili su base nazionale.

A prescindere dai risultati ottenuti con ciascuna procedura, si deve comunque rilevare la maggiore affidabilità della metodologia basata sulle variabili qualitative cumulate, non solo in ragione dei risultati econometrici e dell'analisi grafica ma anche sotto il profilo strettamente analitico delle premesse scientifiche; giudizio questo che è suffragato dalle seguenti motivazioni.

In primo luogo nella metodologia indicata come modello "inchieste+cumulata" l'ipotesi d'invarianza dei parametri, quando si passa dal livello nazionale a quello ripartizionale, può essere mantenuta senza difficoltà di rilievo in quanto i coefficienti dell'equazione di base svolgono la mera funzione di convertire variabili qualitative in variabili quantitative; nel caso dell'energia elettrica, invece, i parametri hanno natura comportamentale e/o tecnologica²⁷ e quindi l'ipotesi d'invarianza non è più soddisfacente.

In secondo luogo va considerato come attraverso l'utilizzo della cumulata si propone implicitamente una stima della componente normale dell'*output* industriale che non risulta essere *backward-looking*, caratteristica comune a tutta la letteratura che propone la quantificazione dei dati delle inchieste ed espressa tramite l'uso dell'*endogena* ritardata. La cumulata, viceversa, è in grado di incorporare il flusso di nuove informazioni importanti per la formulazione della produzione desiderata. Quest'ultima si può pensare che derivi da un processo di ottimizzazione, subordinato a numerosi vincoli comportamentali, da parte degli imprenditori e quindi soggetto ad un aggiornamento continuo, rilevante, ai fini di una corretta stima, sia a livello nazionale che territoriale. In questa maniera le specificità territoriali possono essere incorporate con maggiore dettaglio.

In terza luogo il modello "inchieste+cumulata" appare più soddisfacente perché si basa su serie storiche ausiliarie che, a livello nazionale, riescono a descrivere relativamente meglio l'indice della produzione industriale rispetto a quanto si riscontra con l'indice di energia elettrica; questo aspetto è chiaramente desumibile dai grafici 3 e 6.

Infine, la ricostruzione basata sulle variabili cumulate deve essere preferita perché si fonda su una stima della relazione di base a livello Italia, sotto alcuni aspetti più soddisfacente in termini econometrici, come risulta dalle tab. 2 e 3 (e come è stato sottolineato nei paragrafi precedenti).

6. Conclusioni

Il lavoro presenta alcune procedure alternative (econometricamente efficienti) nel tentativo di arricchire il novero delle variabili utilizzabili per la stima indiretta dell'indice della produzione industriale su base territoriale.

²⁷ Si ricorda infatti il possibile collegamento teorico, messo in evidenza da Bodo-Signorini (1985) con la funzione di produzione in cui figura soltanto l'energia quale fattore produttivo in quanto gli altri *input*, lavoro e capitale, sono stati eliminati attraverso le apposite funzioni di domanda.

Un fattore di fondamentale importanza in tutte le metodologie proposte è rappresentato dal ruolo informativo fornito dalle variabili qualitative delle inchieste presso le imprese industriali, disponibili in tempo reale e con disaggregazione territoriale.

L'elemento comune dei diversi metodi di stima suggeriti è costituito dalla logica di costruzione che punta, in una prima fase, a identificare una relazione econometrica a livello nazionale tra l'indice della produzione industriale e alcune variabili esplicative, disponibili anche su base regionale. L'equazione selezionata viene successivamente simulata, utilizzando i dati territoriali e mantenendo l'ipotesi di invarianza dei parametri, per generare la produzione subnazionale. Gli indici di produzione industriale così ottenuti vengono poi opportunamente trattati per garantire il rispetto del vincolo di additività riferito al dato nazionale.

Le varie stime si distinguono in base alle differenti variabili esplicative impiegate per individuare empiricamente la componente ciclica e quella tendenziale della produzione.

Un primo metodo di ricostruzione è quello proposto da G-P che utilizza quali variabili di proiezione dell'indicatore di offerta i dati qualitativi delle inchieste congiunturali dell'ISCO e il *trend* temporale; questo metodo possiede lo svantaggio di attribuire a tutte le aree geografiche oggetto di studio il medesimo elemento strutturale dell'indice di attività produttiva.

Una procedura alternativa di elaborazione territoriale suggerita nel presente lavoro riguarda un diverso modo di stima della componente tendenziale attraverso l'impiego della variabile qualitativa "variazione della produzione", sotto forma di cumulata del saldo e di cumulata della relativa modalità centrale.

Una terza stima indiretta contempla l'uso dell'indicatore di energia elettrica fatturata, che presenta un andamento molto simile a quello della produzione industriale; in questo caso un elemento di ulteriore novità offerto dal lavoro è rappresentato dall'utilizzo congiunto di indicatori quantitativi e qualitativi.

I risultati ottenuti con la seconda e la terza metodologia sono molto interessanti, anche nell'ottica di possibili impieghi per altri temi di ricerca congiunturale, e forieri di risultati positivi.

Infine il lavoro suggerisce, per applicazioni relative ad altri argomenti, un modo nuovo (con interessanti risvolti informativi per l'analisi delle serie storiche) di utilizzare i dati delle inchieste ai fini dell'analisi e della diagnosi congiunturale.

Nonostante l'obiettivo dell'articolo sia abbastanza mirato, la metodologia suggerita circa il diverso utilizzo dei dati qualitativi si presta ad una serie di possibili applicazioni. Tra esse, a fini meramente indicativi, si suggerisce l'impiego di tale metodologia, ad esempio, per l'identificazione di una cronologia ciclica, per l'anticipazione dell'indice di produzione industriale (e in genere di qualsiasi serie storica di cui si abbiano dati qualitativi *ex ante*) e, infine, per una migliore scomposizione di una serie storica tra componente tendenziale e componente ciclica.

Il limite del lavoro probabilmente si trova nel fatto che esso non propone alcun riferimento a criteri utili per operare una selezione oggettiva tra le diverse metodologie, nè effettua alcuna verifica -neppure di massima, come, per esempio, potrebbe avvenire impiegando il dato annuale del valore aggiunto ripartizionale dell'Istat circa l'attendibilità dei risultati ottenuti. Si tratta di una lacuna che deve essere colmata al più presto, anche per comprendere meglio in quale direzione devono essere orientati gli sforzi della ricerca futura.

APPENDICE

- Tavole econometriche
- Grafici

Tavole econometriche

Tavola 1 - Stime del modello «inchieste + trend». Minimi quadrati ordinari (1987.01-1994.12). Variabile dipendente: y_t

Variabili esplicative	Coefficienti stimati	t di Student		Test (*)
D_t	2.47	12.10	\bar{R}^2	= 0.933
t	0.57	3.44	S_R	= 1.43
t^2	-0.01	-2.36	N	= 96
t^3	0.00006	2.18	VM	= 97.98
SO_t	2.23	3.55	S_e	= -0.10
SO_{t-3}	1.61	2.36	K_e	= 2.37
SO_{t-12}	1.51	2.75	LMN	= 1.72 (0.42)
SS_t	1.15	2.92	DW	= 1.84
SS_{t-5}	1.08	2.57	MLM_{12}	= 0.97 (0.48)
SS_{t-12}	1.26	2.94	$ARCH_1$	= 0.05 (0.82)
STO_{t-6}	-1.09	-2.31	$ARCH_{12}$	= 1.02 (0.44)
STO_{t-8}	0.99	2.22	RR	= 1.46 (0.23)
			F_C	= 0.98 (0.48)

Legenda:

- \bar{R}^2 = coefficiente di determinazione corretto;
 S_R = errore standard della regressione;
 N = numerosità del campione;
 VM = valore medio della variabile dipendente;
 S_e = coefficiente di asimmetria;
 K_e = coefficiente di curtosi;
 LMN = test di Bera-Jarque per la normalità degli errori;
 DW = test di Durbin-Watson;
 MLM_j = test "modified Lagrange multiplier" di ordine j per l'autocorrelazione negli errori (distribuito come una F);
 $ARCH_j$ = test ARCH di ordine j ;
 RR = test di Ramsey per la forma funzionale (distribuito come una F);
 F_C = test di Chow per la capacità prevista all'interno di un campione (relativo al periodo 93.12-94.12).

(*) Le probabilità sono riportate in parentesi

Tavola 2 - Stime del modello «inchieste + cumulata». Minimi quadrati ordinari (1987.01-1994.12). Variabile dipendente: y_t

Variabili esplicative	Coefficienti stimati	t di Student	Test (*)	
D_t	2.48	12.31	\bar{R}^2	= 0.992
$CVPN_t$	1.53	3.42	S_R	= 1.47
CVP_t	3.34	9.35	N	= 96
SP_t	1.91	4.39	VM	= 97.98
SP_{t-4}	-1.14	-2.05	S_e	= -0.19
SP_{t-8}	-1.11	-2.19	K_e	= 2.87
STP_{t-1}	1.55	3.32	LMN	= 0.62 (0.73)
STP_{t-8}	1.16	2.32	DW	= 1.63
STP_{t-12}	1.11	2.16	MLM_{12}	= 0.97 (0.49)
			$ARCH_1$	= 1.02 (0.31)
			$ARCH_{12}$	= 0.91 (0.54)
			RR	= 0.41 (0.52)
			F_C	= 1.31 (0.23)

Legenda: \bar{R}^2 = coefficiente di determinazione corretto; S_R = errore standard della regressione; N = numerosità del campione; VM = valore medio della variabile dipendente; S_e = coefficiente di asimmetria; K_e = coefficiente di curtosi; LMN = test di Bera-Jarque per la normalità degli errori; DW = test di Durbin-Watson; MLM_j = test "modified Lagrange multiplier" di ordine j per l'autocorrelazione negli errori (distribuito come una F); $ARCH_j$ = test ARCH di ordine j ; RR = test di Ramsey per la forma funzionale (distribuito come una F); F_C = test di Chow per la capacità prevista all'interno di un campione (relativo al periodo 93.12-94.12).

(*) Le probabilità sono riportate in parentesi

Tavola 3 - Stime del modello «inchieste + energia». Minimi quadrati ordinari (1987.01-1994.12). Variabile dipendente: y_t

Variabili esplicative	Coefficienti stimati	t di Student		Test (*)
D_t	2.01	12.57	\bar{R}^2	= 0.996
E_t	4.85	7.85	S_R	= 1.10
E_{t-2}	-3.38	-5.15	N	= 96
E_{t-8}	1.16	2.42	VM	= 97.98
E_{t-9}	2.89	5.33	S_e	= -0.37
UT_{t-2}	-3.38	-5.15	K_e	= 2.94
UT_{t-3}	2.67	4.51	LMN	= 2.19 (0.34)
SO_t	1.22	3.80	DW	= 2.08
SO_{t-9}	1.76	5.66	MLM_{12}	= 1.40 (0.19)
SS_{t-1}	0.75	3.37	$ARCH_1$	= 1.36 (0.25)
SS_{t-12}	0.69	3.83	$ARCH_{12}$	= 1.32 (0.23)
STO_{t-1}	1.19	3.48	RR	= 2.90 (0.09)
			F_C	= 0.78 (0.67)

Legenda:

\bar{R}^2 = coefficiente di determinazione corretto;

S_R = errore standard della regressione;

N = numerosità del campione;

VM = valore medio della variabile dipendente;

S_e = coefficiente di asimmetria;

K_e = coefficiente di curtosi;

LMN = test di Bera-Jarque per la normalità degli errori;

DW = test di Durbin-Watson;

MLM_j = test "modified Lagrange multiplier" di ordine j per l'autocorrelazione negli errori (distribuito come una F);

$ARCH_j$ = test ARCH di ordine j ;

RR = test di Ramsey per la forma funzionale (distribuito come una F);

F_C = test di Chow per la capacità prevista all'interno di un campione (relativo al periodo 93.12-94.12).

(*) Le probabilità sono riportate in parentesi

Grafici

Figura 1 - Produzione industriale* - Raffronto tra l'indice nazionale e quelli dell'Italia nord occidentale e dell'Italia nord orientale (ottenuti con il modello "inchieste + trend")

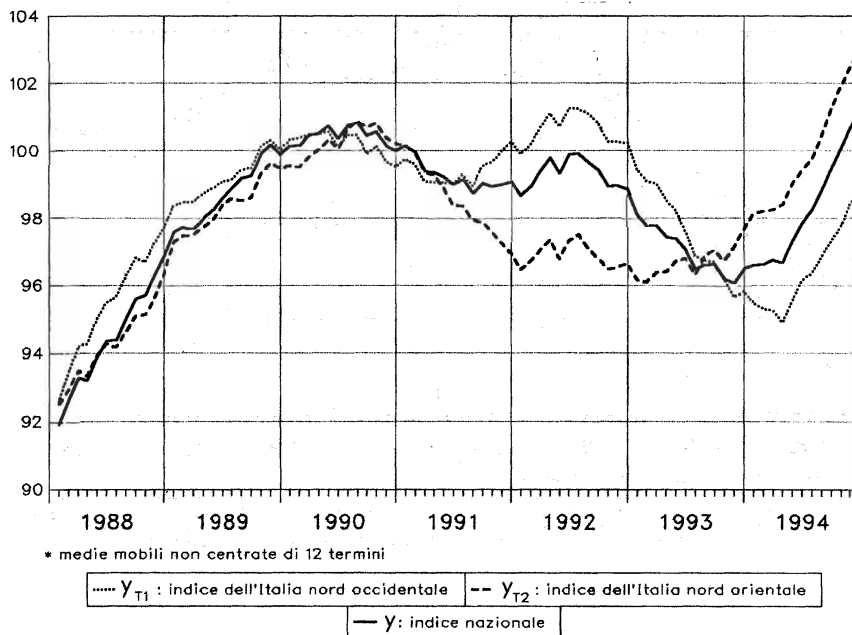


Figura 2 - Produzione industriale* - Raffronto tra l'indice nazionale e quelli dell'Italia centrale e dell'Italia meridionale (ottenuti con il modello "inchieste + trend")

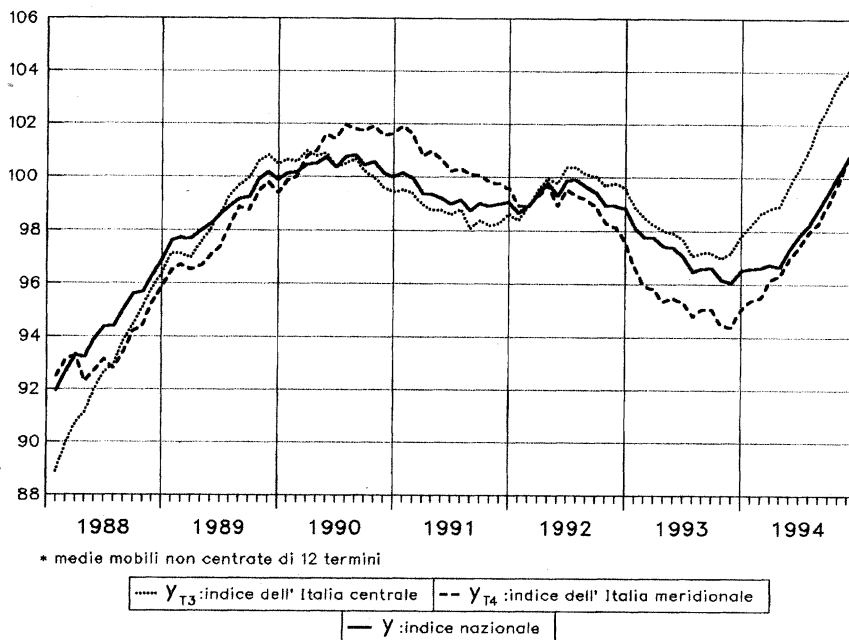


Figura 3 - Indice nazionale di produzione industriale* e cumulate del saldo e della modalità centrale della "variazione della produzione" (valori standardizzati)

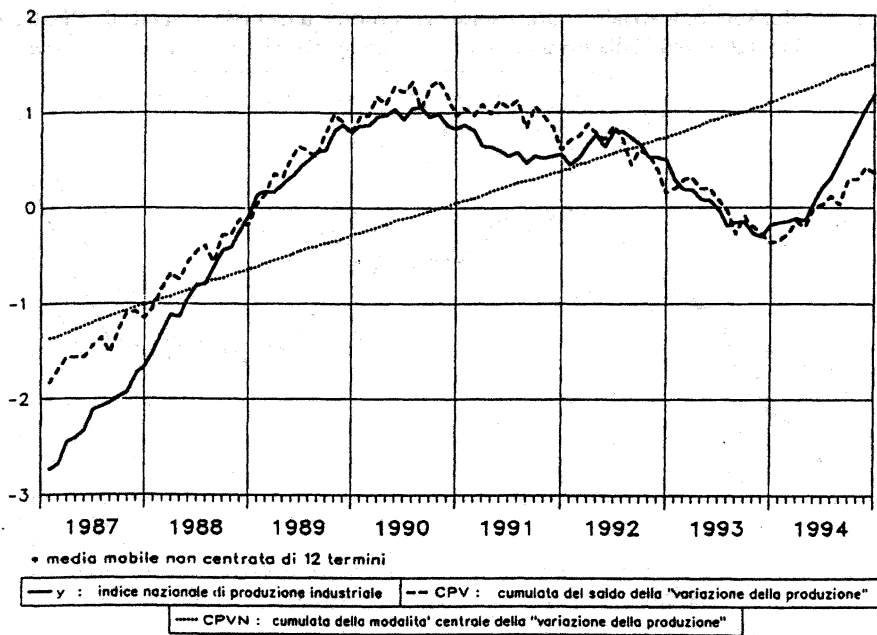


Figura 4 - Produzione industriale* - Raffronto tra l'indice nazionale e quelli dell'Italia nord occidentale e dell'Italia nord orientale (ottenuti con il modello "inchieste + cumulata")

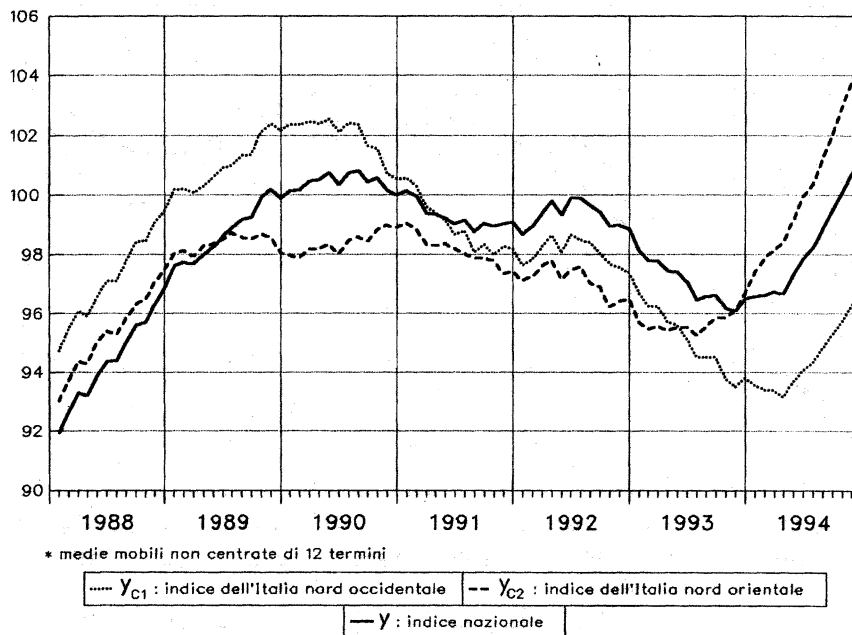


Figura 5 - Produzione industriale* - Raffronto tra l'indice nazionale e quelli dell'Italia centrale e dell'Italia meridionale (ottenuti con il modello "inchieste + cumulata")

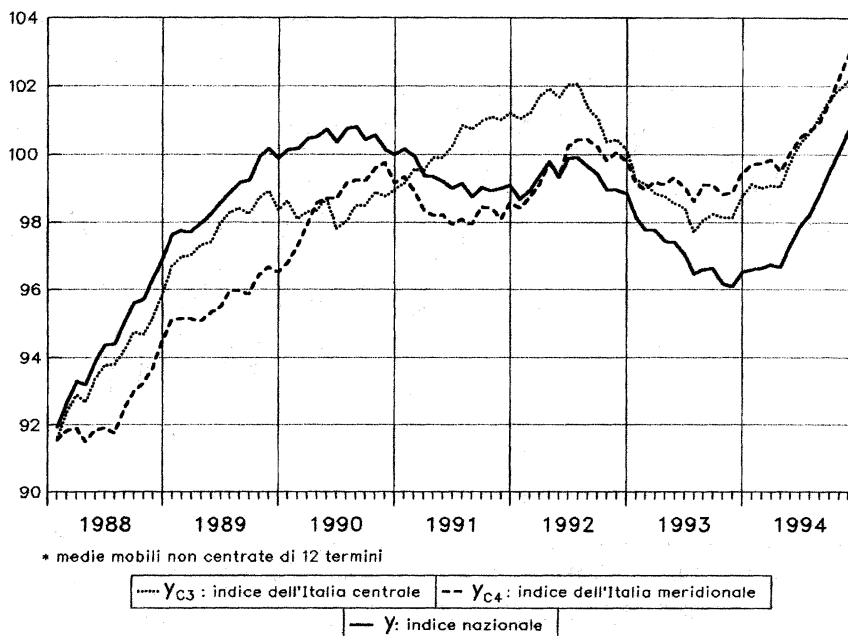


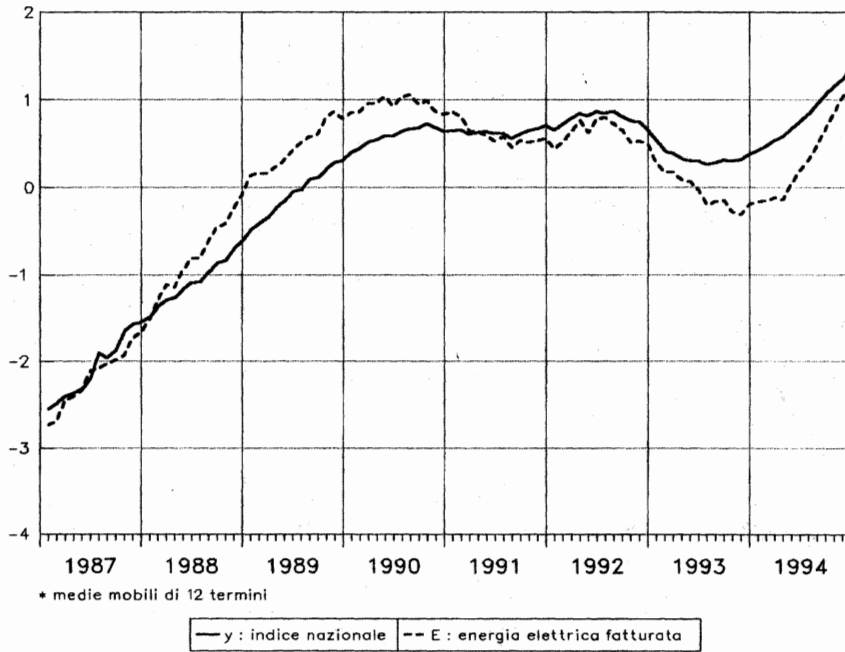
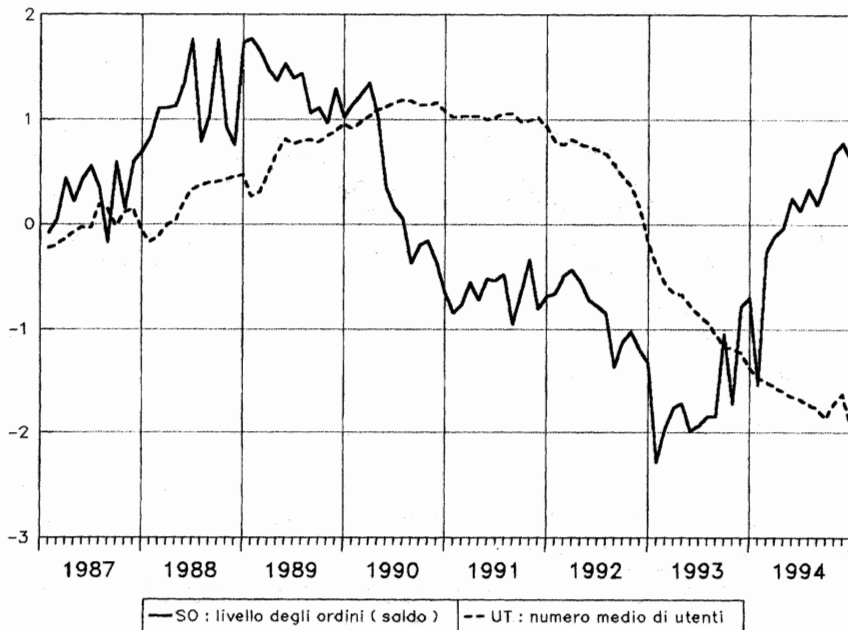
Figura 6 - Indice nazionale di produzione industriale ed energia elettrica fatturata* (valori standardizzati)**Figura 7 - Livello degli ordini (saldo) e numero medio di utenti (valori standardizzati)**

Figura 8 - Livello degli ordini (saldo) e componente ciclica dell'energia fatturata (valori standardizzati)

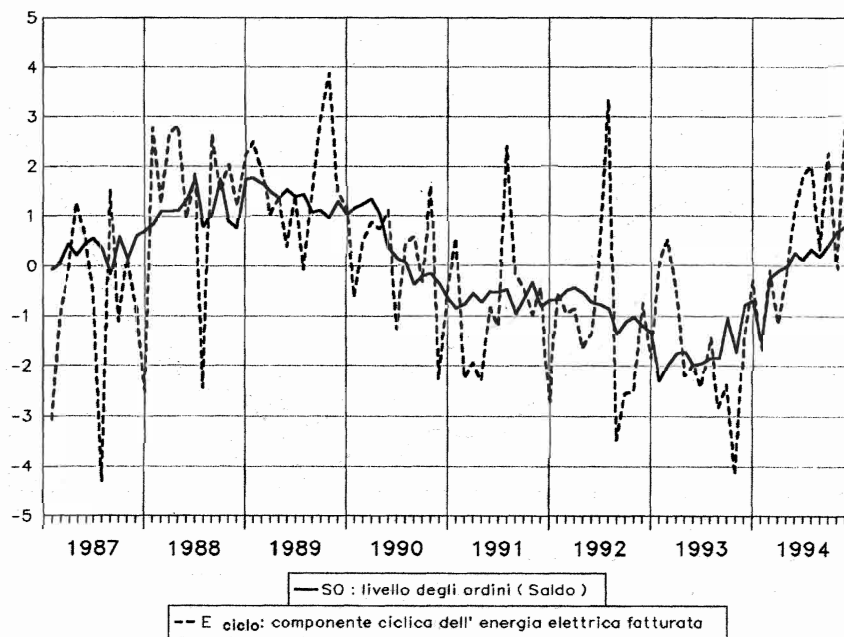


Figura 9 - Produzione industriale* - Raffronto tra l'indice nazionale e quelli dell'Italia nord occidentale e dell'Italia nord orientale (ottenuti con il modello "inchieste + energia")

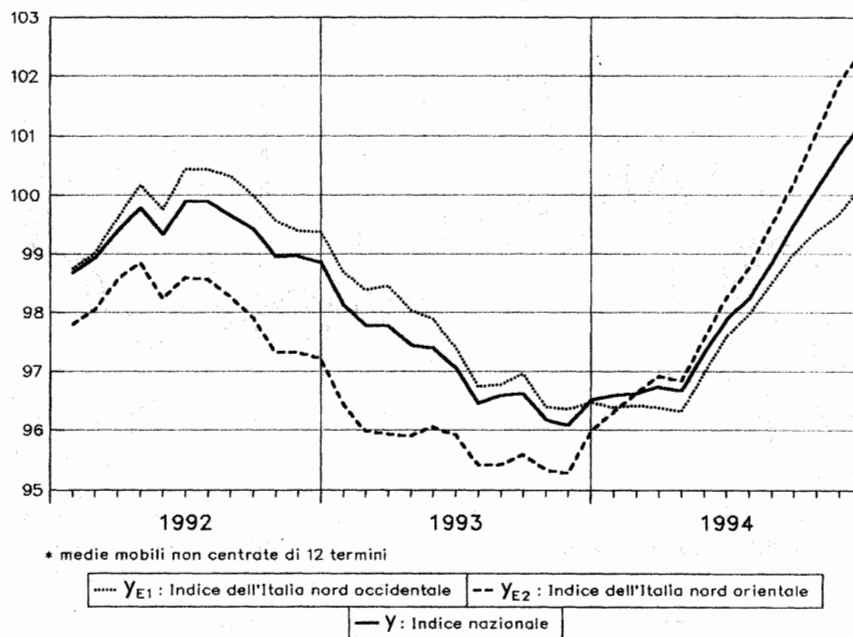


Figura 10 - Produzione industriale* - Raffronto tra l'indice nazionale e quelli dell'Italia centrale e dell'Italia meridionale (ottenuti con il modello "inchieste + energia")

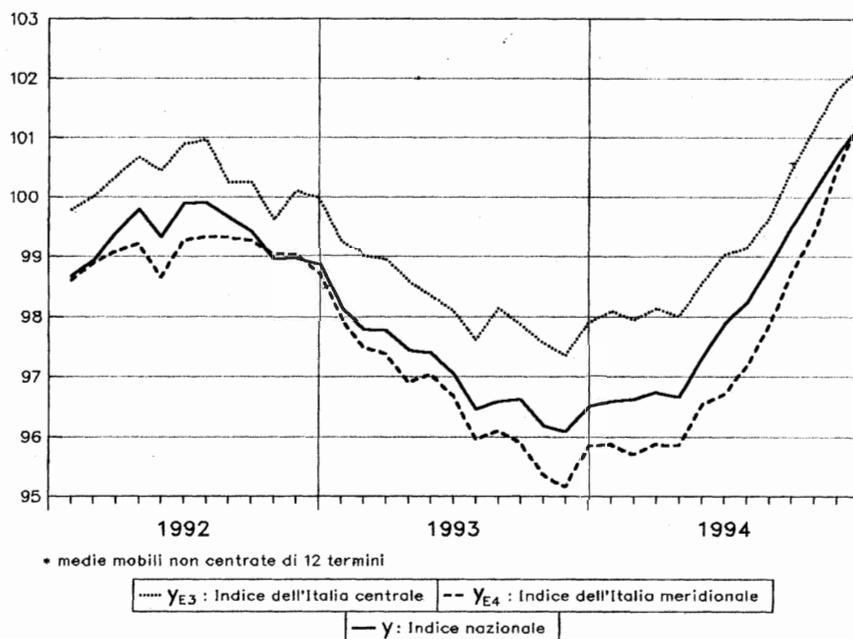


Figura 11 - Produzione industriale dell'Italia nord occidentale. Raffronto tra i risultati ottenuti con i diversi modelli

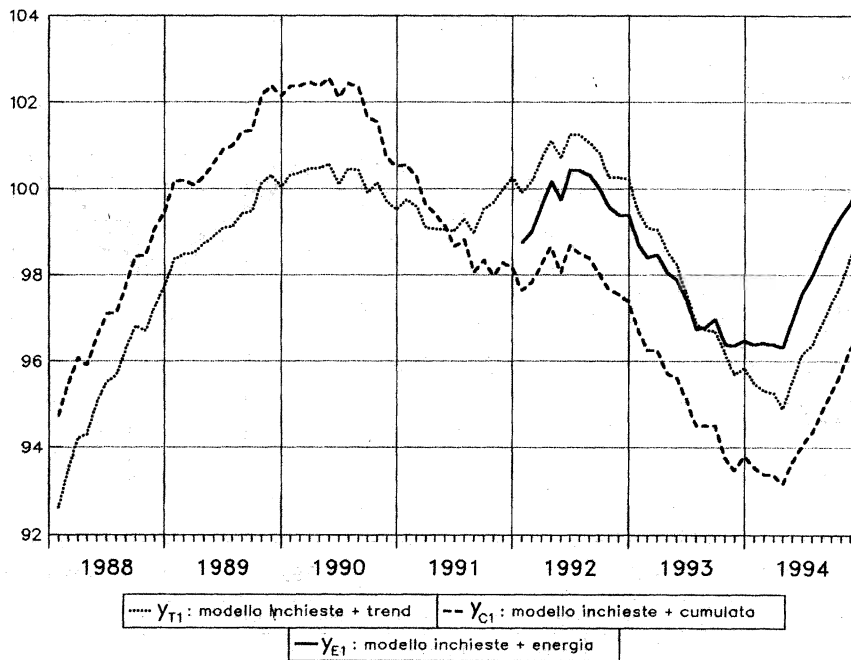


Figura 12 - Produzione industriale dell'Italia nord orientale. Raffronto tra i risultati ottenuti con i diversi modelli

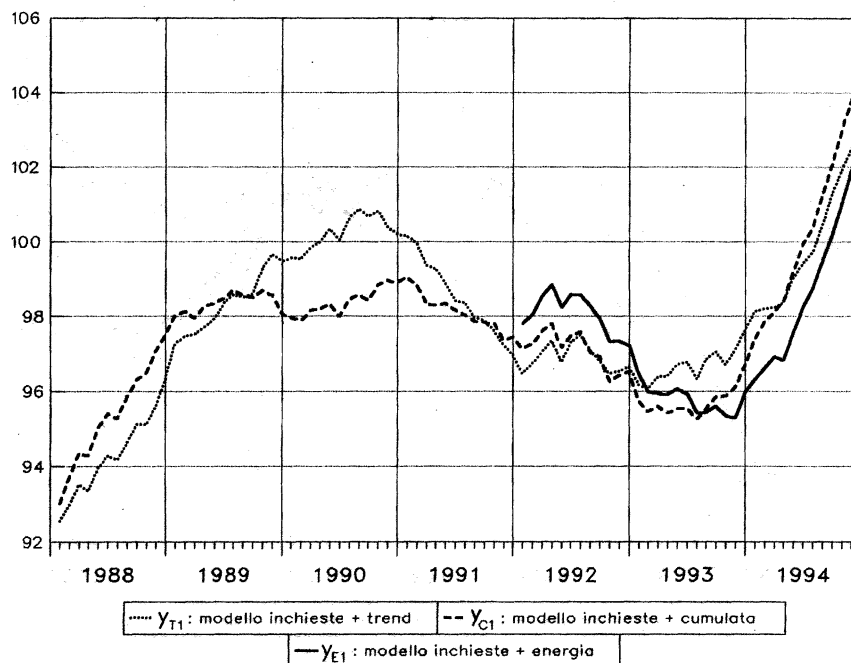


Figura 13 - Produzione industriale dell'Italia centrale. Raffronto tra i risultati ottenuti con i diversi modelli

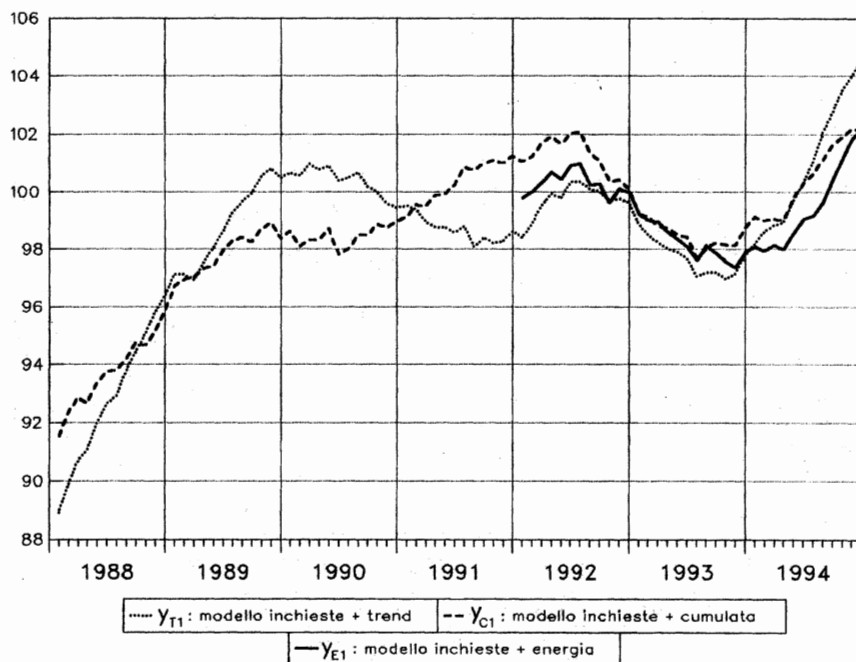
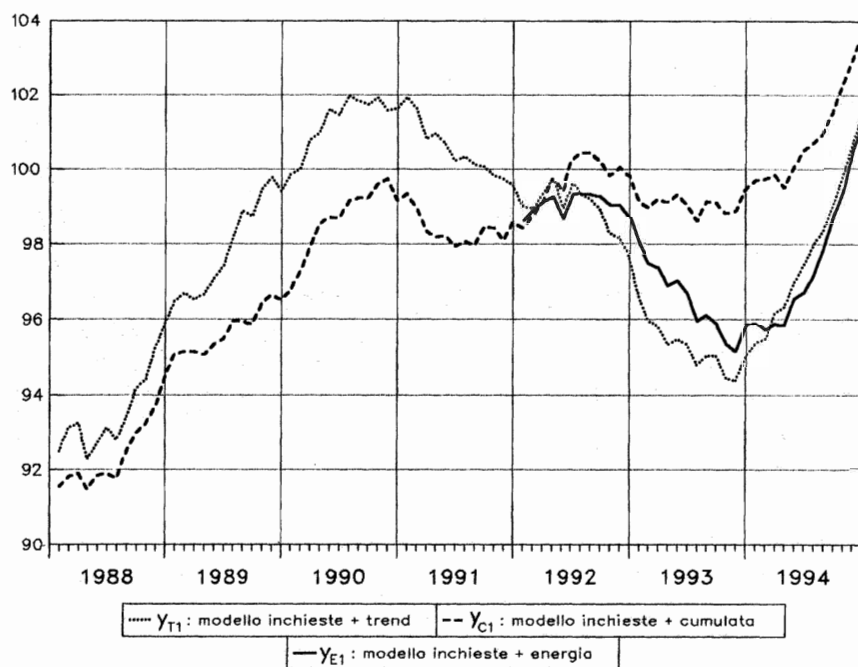


Figura 14 - Produzione industriale dell'Italia meridionale. Raffronto tra i risultati ottenuti con i diversi modelli



Riferimenti bibliografici

- BODO G. e CIVIDINI A. (1995), *Previsioni del valore aggiunto dell'industria a livello circoscrizionale*, marzo, dattiloscritto.
- BODO G. e SIGNORINI L.F. (1985), *Uno schema per la previsione a breve termine della produzione industriale*, Temi di discussione, n. 55, Banca d'Italia.
- BOLLINO C.A. (1994), *L'utilizzo delle tecniche di disaggregazione con indicatori per le stime economiche territoriali*, Documenti di lavoro ISPE, n.14.
- CER (1992), *Ciclo economico e attività creditizia nel Mezzogiorno*, Rapporto n.6.
- D'ELIA E. (1991), *La quantificazione dei sondaggi congiunturali: un confronto tra procedure*, Rassegna di lavori dell'ISCO, n.13, giugno, 5-71.
- GENNARI P. (1991), *L'uso delle indagini congiunturali ISCO per la previsione degli indici di produzione industriale*, Rassegna di lavori dell'ISCO, n.13, giugno, 77-125.
- GIOVANNINI E. (1985), *La previsione degli indici mensili della produzione industriale mediante l'uso dei sondaggi di opinione*, Quaderni dell'Istituto di Studi Economici e Sociali, Università di Camerino, n.4.
- GERLI M. e PETRUCCI A. (1995), *L'indice della produzione industriale a livello territoriale: un tentativo di ricostruzione basato sui dati delle inchieste dell'ISCO*, in Rivista di Politica Economica, 10, 35-79.
- GERLI M. e PETRUCCI A. (1996), *The Anticipation of the Industrial Production Index: Some Results Based on Business Survey Data*, in Rassegna di lavori dell'ISCO, n. 1, Marzo, 71-101.
- GUTIERREZ L. e POZZI F. (1992), *Indicatori mensili di attività produttiva per la Lombardia*, Quaderni di Ricerca IRS.
- GUTIERREZ L. e SARACENO P. (1988), *Un indicatore di attività in tempo reale per orientare le decisioni di politica economica*, Politica Economica, 121-144.

- KLEIN P. A. e MOORE G. H. (1981), *Industrial Surveys in the UK: Part I New Orders*, Applied Economics, 13, 167-179.
- IRS (1987), *Un indicatore congiunturale regionale di attività produttiva*, dattiloscritto.
- IRS (1990), *Nuove stime del modello IRS di attività produttiva per la Lombardia*, dattiloscritto.
- MENEDIAN C. (1979), *The Business Survey as an Instrument for Forecasting the Index of Industrial Production*, 14th CIRET Conference, Lisbona.
- PESARAN M. H. (1984), *Expectations Formation and Macroeconomic Modelling*, in Malgrange, P.-Muet, P.A. (a cura di), Contemporary Macroeconomic Modelling, Basil Blackwell, Oxford.
- PIATIER A. (1979), *Business Cycle Surveys: Their Utilization for Forecasting*, 14th CIRET Conference, Lisbona.
- PINCA F. (1990), *La regionalizzazione delle indagini congiunturali*, in M. Strassoldo (a cura di), L'analisi della congiuntura economica locale: modelli, metodi e basi informative, CEDAM, Padova, 61-100.
- PINCA F. (1993), *Le indagini dell'ISCO per l'analisi della congiuntura e dei mutamenti strutturali*, in Atti del Convegno SIS, La Statistica nel mondo della produzione e dei servizi reali e finanziari, SIS, Rocco Curto Editore, Napoli, 217-232.
- RICCI R. (1978), *Sugli indicatori congiunturali regionali*, in La congiuntura in Toscana, 1968-78, Federazione Casse di Risparmio della Toscana, Firenze.
- SCHLITZER G. (1993a), *Metodi per la stima in tempo reale della produzione industriale: una riconsiderazione e un confronto*, Temi di discussione, n. 191, Banca d'Italia.
- SCHLITZER G. (1993b), *Nuovi strumenti per la valutazione e la previsione del ciclo economico in Italia*, Temi di discussione, n. 200, Banca d'Italia.
- SCHLITZER G. (1994a), *Uno schema per la costruzione di indicatori di contabilità regionale trimestrale*, Scheda preparatoria per la Relazione Annuale, Servizio Studi, Banca d'Italia, aprile, dattiloscritto.
- SCHLITZER G. (1994b), *Uno schema per la costruzione di indicatori regionali trimestrali sui consumi interni delle famiglie*, Economia, Società e Istituzioni, 3, 599-612.

**PREVISIONI DEL VALORE AGGIUNTO DELL'INDUSTRIA
A LIVELLO CIRCOSCRIZIONALE**

Giorgio Bodo - Andrea Cividini

Studi economici Fiat - Servizio Studi, Banca d'Italia

1. The first part of the document discusses the importance of maintaining accurate records of all transactions and activities. It emphasizes that this is crucial for ensuring transparency and accountability in the organization's operations.

2. The second part of the document outlines the various methods and tools used to collect and analyze data. It highlights the need for consistent and reliable data collection processes to support effective decision-making.

3. The third part of the document focuses on the role of technology in data management and analysis. It discusses how modern software solutions can streamline data collection, storage, and reporting, thereby improving efficiency and accuracy.

4. The fourth part of the document addresses the challenges associated with data management, such as data quality, security, and integration. It provides strategies to overcome these challenges and ensure the integrity and availability of data.

5. The fifth part of the document concludes by summarizing the key findings and recommendations. It stresses the importance of a data-driven approach in achieving organizational goals and maximizing performance.

6. The sixth part of the document provides a detailed overview of the data collection process, including the identification of data sources, the design of data collection instruments, and the implementation of data collection procedures.

7. The seventh part of the document discusses the various data analysis techniques used to interpret the collected data. It covers both descriptive and inferential statistics, as well as advanced analytical methods like regression analysis and data mining.

8. The eighth part of the document explores the ethical considerations surrounding data collection and analysis. It emphasizes the need for transparency, informed consent, and data protection to ensure the responsible use of data.

9. The ninth part of the document discusses the role of data in strategic planning and decision-making. It highlights how data can provide valuable insights into market trends, customer behavior, and operational efficiency.

10. The tenth part of the document provides a comprehensive overview of the data management lifecycle, from data collection to data archiving and disposal. It emphasizes the importance of a structured and secure data management process.

11. The eleventh part of the document discusses the impact of data on organizational performance and competitive advantage. It highlights how data-driven insights can lead to better strategic decisions and improved operational outcomes.

12. The twelfth part of the document provides a detailed overview of the data analysis process, including the selection of appropriate analysis techniques, the interpretation of results, and the communication of findings to stakeholders.

13. The thirteenth part of the document discusses the role of data in risk management and compliance. It highlights how data can be used to identify potential risks and ensure that the organization adheres to relevant regulations and standards.

14. The fourteenth part of the document provides a detailed overview of the data collection process, including the identification of data sources, the design of data collection instruments, and the implementation of data collection procedures.

15. The fifteenth part of the document discusses the various data analysis techniques used to interpret the collected data. It covers both descriptive and inferential statistics, as well as advanced analytical methods like regression analysis and data mining.

16. The sixteenth part of the document explores the ethical considerations surrounding data collection and analysis. It emphasizes the need for transparency, informed consent, and data protection to ensure the responsible use of data.

17. The seventeenth part of the document discusses the role of data in strategic planning and decision-making. It highlights how data can provide valuable insights into market trends, customer behavior, and operational efficiency.

18. The eighteenth part of the document provides a comprehensive overview of the data management lifecycle, from data collection to data archiving and disposal. It emphasizes the importance of a structured and secure data management process.

1. Introduzione¹

Nel corso degli ultimi anni è tornato al centro del dibattito economico e politico il problema degli squilibri territoriali interni al nostro Paese. Di questi l'aspetto prevalente, ma certamente non l'unico, è costituito dal divario tra il Centro-Nord e il Sud. Per tale motivo è quindi importante disporre di informazioni il più possibile complete e tempestive sull'evoluzione economica a livello territoriale. Sfortunatamente, l'Istat comunica le informazioni di contabilità nazionale per regione o circoscrizione con un ritardo medio di due anni circa, rendendo di fatto impossibile l'utilizzo di questa informazione ai fini della valutazione dei cambiamenti più recenti. Tale esigenza è rafforzata dalla sempre maggiore rapidità con cui si registrano mutamenti nel contesto economico attuale. Per fare fronte a queste esigenze la SVIMEZ pubblica delle stime sull'andamento delle principali grandezze di contabilità nazionale per le due aree in cui è diviso tradizionalmente il nostro Paese². A fianco di queste indicazioni vi sono varie istituzioni, associazioni e federazioni a carattere regionale o provinciale che forniscono valutazioni. Seppure utili e interessanti, specialmente a livello locale, tali informazioni non sono in grado, per la loro parziale copertura e per le difformità dei metodi di rilevazione, di soddisfare le necessità già messe in evidenza. Una possibile soluzione a questo problema è costituita dall'impiego di altre fonti finora non considerate che dispongono, però, del necessario grado di disaggregazione territoriale. La prima di queste fonti è rappresentata dalle inchieste dell'ISCO che, come noto, sono svolte presso un elevato numero di imprese industriali e si basano su risposte a domande di natura prevalentemente qualitativa. La seconda è rappresentata dall'impiego dei dati ENEL sui consumi di elettricità. L'utilizzo delle serie dell'ISCO richiede la disponibilità delle informazioni a livello regionale dell'inchiesta presso le industrie, disponibilità che, purtroppo, è limitata a poche Istituzioni. Sulla base di questi dati il Servizio Studi della Banca d'Italia³ ha cercato di derivare delle stime per regione dei livelli di attività. Tuttavia, l'estrema variabilità dei dati a disposizione non ha permesso di ottenere risultati sufficientemente attendibili. Diventa quindi ancora più interessante ed importante cercare di verificare la possibilità di ottenere informazioni sui livelli di attività economica per area geografica sulla base dei consumi di elettricità. Questo è quello che abbiamo fatto nel lavoro ottenendo dei risultati che consideriamo promettenti. Nella prossima sezione sarà affrontato il tema della relazione tra livelli di attività e consumi di elettricità con un breve richiamo agli aspetti teorici, già noti, e un esame approfondito relativo ai dati disponibili. Nel terzo paragrafo sono presentate le stime delle relazioni considerate e alcune indicazioni di carattere previsivo. Seguono le conclusioni dove sono anche esposti alcuni progetti e linee di ricerca per il futuro.

¹ Desideriamo ringraziare l'Enel, e in particolare l'ing. Tolotti, per l'aiuto che ha reso possibile questa ricerca; ringraziamo inoltre Favorita Oddone e Titti Torres per la preparazione del testo. Naturalmente siamo i soli responsabili di ogni errore od omissione.

² Svimez, 1993.

³ Si veda Schlitzer (1994), mimeo, Banca d'Italia.

2. La relazione tra consumi di elettricità ed indicatori di attività

Già in numerosi studi precedenti ⁴ è stata utilizzata la relazione tra consumi di elettricità e livelli di attività economica. In genere la relazione è stata ipotizzata per l'industria in senso stretto e con riferimento all'indice di produzione industriale. Il fondamento di questo legame è derivato dall'ipotesi di una funzione di produzione in cui si vuole arrivare a stimare l'output conoscendo l'input. I limiti teorici di questo approccio sono già stati messi in rilievo ⁵ e vale la pena solo di accennarli: mancanza dei prezzi relativi e degli altri input, differenti fabbisogni di elettricità nei vari settori etc. Nel caso dell'applicazione di questa metodologia ai dati territoriali vi è un'importante differenza, cioè la disponibilità solamente di serie di valore aggiunto a prezzi costanti invece che di produzione industriale che non viene calcolata per aree territoriali. Pur con questa differenza, le considerazioni già fatte in precedenza sulle difficoltà e i limiti di derivare teoricamente la relazione valgono a maggior ragione anche nel caso del valore aggiunto.

Differenze vi sono anche per quanto riguarda la serie di input. Nelle stime fatte per anticipare i dati di produzione industriale vengono considerate le serie sui consumi globali di elettricità (rete Enel), distinte in 8 grandi circoscrizioni. Queste serie hanno il vantaggio di essere disponibili solo pochi giorni dopo la fine del mese ma hanno un ridotto grado di disaggregazione territoriale, si riferiscono a tutti i consumi, inclusi quelli domestici e del terziario, e non permettono una distinzione settoriale che, dati i diversi livelli di intensità energetica delle varie produzioni, riveste una notevole importanza. Inoltre, le serie Enel sulle 8 circoscrizioni non includono l'autoproduzione che è importante nel comparto industriale. Sembra perciò auspicabile ricorrere a serie diverse. Fortunatamente l'Enel rileva i consumi industriali (inclusi quelli degli autoproduttori) distinti per settore produttivo e per regione. La frequenza con cui avviene questa rilevazione è annuale ed i dati sono resi disponibili con un ritardo di circa 4-6 mesi al termine dell'anno. Rispetto alle serie già note e ampiamente usate nell'analisi si ha il vantaggio di riuscire a disporre non solo dei dati riferiti al complesso dell'industria, ma anche con una disaggregazione ampia da un punto di vista settoriale. L'aspetto negativo è costituito dal fatto di avere serie a frequenza annuale e quindi poche osservazioni tenuto conto che la contabilità nazionale regionale inizia a partire dal 1980 e termina attualmente con il 1991.

Tavola 1 - Classificazione di partenza Enel / Istat

Industria in senso stretto
Prodotti energetici
Trasformazione industriale
Minerali e metalli ferrosi e non ferrosi
Minerali e prodotti a base di minerali non metalliferi
Prodotti chimici e farmaceutici
Prodotti in metallo e macchine
Mezzi di trasporto
Prodotti alimentari, bevande e tabacco
Tessili, abbigliamento, pelli e cuoio
Carta e poligrafiche
Altre

⁴ Si veda Bodo-Signorini (1985), Bodo-Cividini-Signorini (1988) e Gennari (1991).

⁵ Bodo-Signorini (1985) p. 21-29.

La disaggregazione di partenza tra i vari settori è data (incrociando le informazioni Enel con quelle dell'Istat) da:

Si hanno così 9 settori della trasformazione industriale e quello energetico, cioè 10 comparti dell'industria in senso stretto. Tale disaggregazione è disponibile per 20 regioni, dando origine a ben 200 regressioni potenziali.

Prima di passare alla stima è però necessario fare una serie di altre considerazioni. Innanzitutto occorre definire la forma della relazione funzionale tra consumi di elettricità e valore aggiunto. Per ragioni di semplicità, dato il vincolo delle poche osservazioni, si è preferito impiegare una specificazione molto tradizionale e poco complessa:

$$(1) \quad \log (VA)_{ijt} = \delta_{ij} + \beta_{ij} \log (El)_{ijt} + \gamma_{jt} X_{ijt} + \varepsilon_{ijt}$$

dove VA è il valore aggiunto al costo dei fattori a prezzi 1985, El sono i consumi di elettricità, X è una matrice di altre variabili esplicative, ε è un errore casuale con le consuete proprietà. I suffissi i, j, t indicano, rispettivamente, la regione, il settore e l'anno; log rappresenta il logaritmo naturale. I limiti e i problemi di questa specificazione sono stati già a lungo descritti in Bodo - Signorini (1985) a cui si rimanda. Il vantaggio rispetto a quella specificazione sta nel potere escludere i consumi non industriali e nel riuscire ad includere anche i dati sui consumi di elettricità degli autoproduttori, nonché la suddivisione per un numero rilevante di settori. Rispetto alle soluzioni già note si è preferito adottare una specificazione logaritmica anziché lineare data la lunghezza del periodo di stima (1980-91). Al di là dei consumi di elettricità è da valutare l'opportunità dell'inserimento di altre variabili. Infatti, in assenza di queste, la relazione stimata è valida sotto l'ipotesi di costanza del rapporto tra valore aggiunto e consumi elettrici all'interno di ogni settore-regione, un'ipotesi chiaramente irrealistica. Sfortunatamente, ancora più che nel caso delle stime a livello nazionale, non vi è la disponibilità di altre serie rilevanti; non si hanno informazioni tempestive a livello regionale e per settore nè su altri input produttivi quali il lavoro e il capitale, nè sui loro prezzi. Rimane quale unica possibilità l'inserimento di un trend temporale che colga gli effetti derivanti dal progresso tecnologico. Vi sono ovvi dubbi sulla capacità che tale variabile può avere per tenere conto di altri fenomeni quali, ad esempio, variazioni dei prezzi relativi. Pur con questi limiti, l'utilizzo di un trend sembra comunque necessario nella stima delle relazioni considerate. È cruciale la scelta del tipo di trend da utilizzare, in quanto la sua forma funzionale può avere un effetto determinante sui risultati non tanto in fase di stima, quanto in fase di previsione. La soluzione adottata è consistita nell'utilizzare due diverse specificazioni: lineare (il che implica nei valori naturali una funzione esponenziale) e logistica. La scelta tra queste due diverse specificazioni è stata fatta sia sulla base dei risultati della stima empirica, sia sulla base di considerazioni a priori. Nei settori in cui maggiore è stato l'effetto di variazione dell'intensità elettrica (cioè del rapporto tra consumi di elettricità e valore aggiunto) e quindi è più elevato il valore del trend, si è ritenuto opportuno scegliere una formulazione logistica per smorzare nel tempo questi effetti e non arrivare a soluzioni esplosive in previsione. La relazione stimata è dunque:

$$(2) \quad \log (VA)_{ijt} = \delta_{ij} + \beta_{ij} \log (El)_{ijt} + \gamma_{ij} \text{Trend} + \varepsilon_{ijt}$$

dove Trend è un trend lineare o logistico a seconda dei casi.

3. Le stime empiriche

Sulla base della discussione svolta in precedenza si è arrivati alla definizione di una relazione che può essere stimata. Pur nella limitatezza della numerosità campionaria a disposizione si è adottata una strategia di selezione dal generale al particolare con l'introduzione di ritardi temporali per la variabile endogena e per i consumi di elettricità. Dato il già richiamato problema del numero dei gradi di libertà si è introdotto solo un ritardo di un anno. In tutte le stime effettuate, comunque, le variabili sfasate non sono risultate significative portando a preferire una specificazione statica. Questo non deve sorprendere data la periodicità annuale e la caratteristica tecnologica della relazione.

Un secondo problema fondamentale è dato dalla scelta del livello di disaggregazione a cui applicare le stime. Il livello scelto di partenza era costituito da 10 settori e 20 regioni. Con una suddivisione così fine sembravano superati i problemi di aggregazione e le conseguenze negative che da questa derivano. In realtà dall'applicazione empirica è risultato evidente come scendendo molto nel dettaglio fosse in genere difficile ottenere delle stime ragionevolmente affidabili in termini di bontà dell'adattamento. In altri termini ci si è trovati di fronte ad una grande dispersione delle osservazioni, cioè ad una varianza molto ampia che, almeno in certa misura, è attribuibile anche alla difficoltà di ottenere dati sull'attività produttiva soddisfacenti ad un livello di disaggregazione così fine. Per questo motivo è stato necessario procedere ad una riaggregazione delle informazioni disponibili. Poiché si lavora su due dimensioni (i settori industriali e le regioni) si è proceduto in entrambe le direzioni arrivando a selezionare cinque circoscrizioni territoriali e sei settori. La scelta finale è stata la seguente:

AREE:	Nord-Ovest, Lombardia, Nord-Est, Centro, Sud
SETTORI:	Alta Int. En., Metalmecc., Tessili, Alimentari, Carta, Altre

Per quanto riguarda le aree il Nord-Ovest comprende (Valle d'Aosta, Piemonte e Liguria), il Nord-Est (Trentino-Alto Adige, Veneto, Friuli-Venezia Giulia, Emilia-Romagna), il Centro (Toscana, Marche, Umbria, Lazio, Abruzzo e Molise), il Sud (Campania, Puglia, Basilicata, Calabria, Sicilia e Sardegna).

Per i settori si ha: Alta Intensità (Metallurgiche, Estrattive al netto dei combustibili, Lavorazione di minerali non metalliferi, Chimica, Cellulosa e Fibre chimiche), Metalmeccaniche, Alimentari-Bevande e Tabacco, Tessili (Tessili, Vestiario, Calzature, Pelli e Cuoio), Carta e Poligrafiche, Altre (Legno, Mobilio, Gomma, Plastiche più le rimanenti).

La scelta dei settori è dovuta alla necessità di riaggregare quei comparti non troppo dissimili tra loro per caratteristiche tecniche e per intensità energetica, lasciando però un sufficiente dettaglio per l'analisi. Per quanto riguarda le aree geografiche dato il ridotto ruolo dell'industria nelle regioni meridionali non era possibile che considerare il Sud nel suo insieme. Viceversa, si è proceduto a mantenere le altre aree d'Italia ragionevolmente divise. Rispetto alle classificazioni standard è da rilevare che la Lombardia, per le sue notevoli "dimensioni" economiche, è stata considerata a

parte, mentre l'Abruzzo e il Molise sono state riunite alle regioni centrali, con cui hanno notevoli caratteristiche comuni, invece che a quelle meridionali.⁶

Prima di passare alla parte delle stime econometriche può essere interessante verificare alcune statistiche descrittive che forniscono informazioni utili sui settori e le regioni considerate. Innanzitutto, si sono valutati i consumi specifici di elettricità per unità di valore aggiunto (cioè l'intensità energetica) nella media del periodo considerato (tav. 2). Dall'esame di questi indicatori emerge abbastanza chiaramente una suddivisione in 3 grandi gruppi: le industrie ad elevata intensità energetica, poi le poligrafiche e cartarie, infine un gruppo residuo che comprende metalmeccaniche, tessili, alimentari ed altre.

Una seconda valutazione di un certo interesse può trarsi dalla quota di ciascun settore - regione sul totale del settore Italia in termini di valore aggiunto (tav. 3). Si può notare facilmente come la Lombardia nella media del periodo 1980-1991 produca circa il 30% del valore aggiunto italiano, in posizione di netta preminenza. Essa è seguita dal Nord-Est a testimonianza dello sviluppo di quest'area una volta depressa. Queste due circoscrizioni insieme rappresentano più della metà dell'industria italiana. Segue quindi il Centro e poi il Nord-Ovest, che in buona misura ormai è quasi totalmente il Piemonte dato il declino dell'industria in Liguria; infine, come era atteso, ultimo il Sud e le isole.

Se si considerano le diverse specializzazioni regionali appare evidente come Lombardia e Nord-Est siano le aree caratterizzate da un maggiore equilibrio relativo tra i settori. All'estremo opposto si collocano il Nord-Ovest e il Sud. Quest'ultimo in particolare è caratterizzato da un ruolo molto importante delle industrie ad alta intensità e da quelle alimentari, con le altre in posizione marginale.

Si è quindi lavorato su un insieme di 30 regressioni. La tecnica impiegata è quella tradizionale dei minimi quadrati ordinari⁷ con particolare attenzione rivolta alla presenza di valori anomali che con così poche osservazioni potrebbero distorcere notevolmente il valore dei coefficienti. Dei consueti test di corretta specificazione è stato applicato solo il Durbin-Watson che ha puramente valore indicativo dato il ridotto numero di osservazioni. I risultati delle stime sono riportati nelle tavole 4-8. In generale l'adattamento è più che soddisfacente in termini di percentuale di varianza spiegata, considerando anche lo scarso numero di variabili esplicative. Per quanto di limitata utilità, sempre per il problema del ridotto campione, anche il Durbin-Watson test non dà in prevalenza indicazioni di non corretta specificazione. Vi sono, però, alcuni casi in cui l'adattamento è molto basso, ma da un esame visivo appare immediatamente come il problema stia in una grandissima variabilità della serie effettiva, probabilmente determinata dal fatto che in quei casi vi è un numero di imprese ridotto. Un'altra possibilità da non escludere è la presenza di significativi errori di misura sulla ripartizione del valore aggiunto in alcune aree. Emergono anche pochi valori anomali di cui si è tenuto conto con l'inserimento di variabili dummy di natura puntuale. Se passiamo a considerare i risultati medi per settore (tav. 10) si nota come le stime siano più soddisfacenti per la metalmeccanica, le industrie ad alta intensità, le alimentari e, in maniera inattesa dato il carattere residuo, le altre. Seguono in ordi-

⁶ Su quest'ultimo punto si veda Bodo-Sestito (1991)

⁷ L'uso delle variabili strumentali sarebbe opportuno per la probabile presenza di errori di misura. Tuttavia, il ridotto numero di osservazioni non ne rende concreto un loro utilizzo; lo stesso vale per le regressioni SURE (seemingly unrelated regression equations) la cui applicazione sarebbe stata molto interessante.

ne decrescente le tessili e l'industria della carta e della poligrafica che presenta risultati generalmente insoddisfacenti. Se si considerano i risultati in termini di circoscrizione territoriale si può notare come la situazione sia più favorevole soprattutto per quelle aree contraddistinte da maggiore industrializzazione, in cui cioè il tessuto è composto da numerose imprese di varie dimensioni. Questo spiega i dati favorevoli per la Lombardia e il Nord-Est, e quelli relativamente negativi per il Sud, nonostante il maggiore numero di regioni considerate in quest'area. Sempre sulla base delle stime si è effettuata una valutazione delle elasticità medie del prodotto ai consumi di elettricità, verificando anche la variabilità per regione e per settore (tav.11). In termini medi non ponderati, tra regioni, si vede come le elasticità più ampie siano per il settore ad alta intensità energetica, seguito dalle alimentari. In termini di variabilità per settore si nota come sia abbastanza evidente una bipartizione, cioè vi è la dispersione più elevata per i settori a maggiore intensità energetica. Per quanto concerne, invece, la variabilità per area questa è molto rilevante nel Nord-Ovest a causa dell'anomalia del comparto ad alta intensità energetica.

Nel tentativo di fare una verifica sulla bontà delle stime ottenute e, soprattutto, sulla loro affidabilità, abbiamo ripetuto le regressioni già descritte in precedenza per l'intero territorio nazionale, distinguendo, però, sempre i vari settori. I risultati di questa applicazione sono riportati nella tavola 12. Si possono confrontare i vari coefficienti ottenuti nella stima diretta con quelli medi derivanti dalla stima indiretta riportati nelle tabelle precedenti. Come si può notare i dati medi non ponderati delle elasticità per settore non sono troppo vicini ai coefficienti ottenuti per stima diretta, specialmente in alcuni casi.

Una seconda verifica è stata condotta sulla base dei consueti indicatori della bontà dell'accostamento tra valori effettivi stimati per la specificazione diretta e per quella indiretta, con riferimento al periodo 1980-91. Nella tavola 13 sono riportate le due serie di indicatori di accostamento e il rapporto tra i valori della specificazione diretta e di quella indiretta. Gli indicatori scelti sono l'errore medio assoluto (MAE) e il secondo indice di Theil (U). Poiché tanto è maggiore il valore di questi indici, tanto è peggiore l'accostamento, un rapporto tra indiretto e diretto superiore all'unità indica una più favorevole performance della seconda specificazione e viceversa. È da notare prima di commentare i dati che tale esame è ovviamente molto favorevole alla specificazione diretta, essendo una verifica per il momento solo in fase di stima, per cui già un valore del rapporto di poco superiore a uno implicherebbe una buona affidabilità della stima indiretta, cioè disaggregata. I risultati mostrano che, ancora più di quanto si poteva attendere, la stima indiretta è in quattro casi addirittura da preferire in termini di adattamento a quella diretta; si tratta dell'industria metalmeccanica e di quelle alimentari, tessili e altre. In soli due casi si ha un risultato peggiore; per la carta e per le industrie ad alta intensità energetica, i due settori per i quali maggiori erano state le difficoltà di stima a livello disaggregato.

Finora l'esame compiuto si è basato sui risultati campionari, tuttavia l'interesse dell'insieme della metodologia proposta non sta nell'analisi storica dell'andamento nel tempo dei valori dell'intensità energetica, quanto nella capacità di fornire buone anticipazioni del valore aggiunto dell'industria per area e per settore. Sfortunatamente, con così poche osservazioni non abbiamo potuto rinunciare ad alcuni anni di stima per effettuare delle valutazioni al di fuori del campione. Viceversa, abbiamo mantenuto le stime fino all'ultimo anno disponibile, il 1991, per poi effettuare delle

previsioni per il biennio successivo. Non essendo disponibili i dati di contabilità nazionale a livello territoriale per questo periodo, il confronto tra previsioni e realizzazioni è stato compiuto solo per l'intero territorio nazionale, sempre distinguendo, però, tra i diversi settori. Questa valutazione è stata effettuata con riferimento alle stime indirette, poiché i risultati di quelle dirette sono molto simili. Dato che si esaminano solo due anni di previsione, si sono presentati i valori effettivi e quelli previsti senza alcun indicatore di accostamento (tavola 14); sono riportati sia i valori assoluti, sia gli scostamenti percentuali. Si può rilevare come l'accostamento vari in misura rilevante sia tra settori, sia tra i due diversi anni considerati. In genere emerge una certa autocorrelazione negli errori, cioè sottostime in un anno si riflettono in analoghe sottovalutazioni per l'anno successivo. I migliori risultati in termini di accostamento sono forniti dalle previsioni per il comparto "Altri". Non emerge, però, nelle estrapolazioni un bias a livello aggregato, come è confermato dal dato previsto per l'insieme della trasformazione industriale dove gli scostamenti sono estremamente contenuti; per il biennio '92-'93 questi sono pari allo 0.3 e allo 0.5 per cento, un dato molto confortante ed inatteso sulla bontà del sistema di previsione proposto quanto meno a livello nazionale.

Confortati da questa verifica, presentiamo l'evoluzione prevista del valore aggiunto industriale per le cinque circoscrizioni considerate nel biennio 1992-93 (tavola 15). Anche in questo caso vi sono riportati i risultati derivanti dalla specificazione indiretta. Sulla base delle nostre equazioni la recessione avrebbe toccato nel biennio '92-'93 la totalità delle aree considerate, con l'eccezione del Nord-Est che presenta sempre tassi di crescita positivi. In una graduatoria in termini di performance di reddito seguono poi le regioni del Centro, con una moderata caduta del reddito, mentre più critica, in termini di dinamica è la situazione del Nord-Ovest e della Lombardia. Di tutte le circoscrizioni è il Sud a presentare la situazione più delicata con una contrazione del valore aggiunto della trasformazione industriale del 4 per cento circa lo scorso anno. Si tratta di un valore che è in linea, pur se di entità inferiore, con la riduzione prevista dalla SVIMEZ e che testimonia la gravità della situazione nel Meridione.

4. Conclusioni

In questo studio abbiamo esaminato la possibilità di ottenere stime tempestive sul valore aggiunto dell'industria a livello di circoscrizione. A tal fine sono stati impiegati per la prima volta i dati sui consumi di elettricità per regione e per settore. Con tale disaggregazione si è cercato di tenere conto degli effetti derivanti da diversi mix produttivi. Altri fattori, in primo luogo il progresso tecnologico, sono stati riassunti utilizzando trend temporali con diverse caratteristiche a seconda dei vari settori. Questa applicazione si differenzia da quelle ormai note per l'anticipazione dei dati di produzione industriale poiché non si ha un interesse congiunturale, ma uno strutturale, di medio-lungo termine. È quindi un nuovo e diverso impiego dei dati di elettricità quello qui presentato.

Nell'analisi è stato condotto un tentativo di muoversi verso una maggiore disaggregazione territoriale ed industriale. Contrariamente alle attese, però, tale tentativo non ha dato i risultati sperati probabilmente per problemi di errori di misura su aggre-

gati così ridotti e per la presenza di una variabilità molto forte. È stato quindi necessario ripiegare su un grado di disaggregazione minore, costituito da 6 settori e 5 aree. Le stime hanno confermato come la variabilità delle elasticità prodotto/consumi elettrici sia molto ampia per alcune regioni e anche per diversi settori. Questo conferma l'importanza della disaggregazione per queste analisi.

I risultati ottenuti nella stima sono da considerarsi generalmente soddisfacenti. Problemi sono stati riscontrati a livello di alcuni settori specifici (l'industria poligrafica e cartaria) o per particolari combinazioni di settori e regioni. Tra le diverse circoscrizioni territoriali considerate la Lombardia, il Nord-Est e il Centro sono quelle in cui si sono ottenute le stime più favorevoli. Al tempo stesso queste aree sono anche quelle contraddistinte dalla maggiore omogeneità tra settori delle elasticità del prodotto ai consumi elettrici. Le altre aree sono contraddistinte da forti difformità nei coefficienti stimati a testimonianza, probabilmente, di una struttura produttiva meno omogenea, più polarizzata.

Purtroppo, il ridotto numero di osservazioni disponibili (dati annuali dal 1980 al 1991) ha impedito di effettuare delle previsioni al di fuori del campione per le diverse aree territoriali. Per verificare l'affidabilità delle stime ottenute, abbiamo comunque confrontato l'accostamento con i dati reali derivanti dall'aggregazione *per settore* delle diverse specificazioni e dalle stime dirette per il totale Italia. Poiché si tratta di un confronto all'interno del campione è un test particolarmente favorevole alla stima diretta. Da questo esame risulta che le stime indirette, in termini di bontà dell'accostamento ai dati effettivi, sono nella maggioranza dei casi migliori di quelle dirette; fanno eccezione solo due settori: la carta e le industrie ad alta intensità energetica di difficile modellazione a livello disaggregato.

Inoltre, abbiamo effettuato anche una verifica al di fuori del campione, confrontando le previsioni ricavate dal nostro modello, riaggregate all'intero territorio nazionale, con i corrispettivi valori nazionali per i settori considerati. I termini di questo esame sono da considerarsi favorevolmente. Abbiamo quindi stimato la dinamica del valore aggiunto a prezzi costanti nel biennio 1992-93 per settore e circoscrizione. Da queste previsioni, riaggregando per le due aree Centro-Nord e Sud e per la trasformazione industriale, appare come il biennio appena trascorso dovrebbe avere comportato un peggioramento per le aree del Nord-Ovest e della Lombardia, una tenuta per il Centro e il Nord-Est e un preoccupante calo del reddito per le regioni meridionali. Rispetto alle stime della SVIMEZ le differenze sono tutto sommato limitate⁸. I risultati ottenuti sono quindi interessanti, anche se la metodologia adottata risente della scarsa numerosità delle osservazioni disponibili, un problema non risolvibile. Ulteriori miglioramenti potrebbero essere ricercati nell'impiego di altre serie dell'E-nel disponibili a frequenza mensile anche se su un numero ridotto di circoscrizioni, impiego che qui non è stato possibile analizzare e a cui riserveremo un prossimo lavoro.

⁸ Si ricorda che, a differenza delle definizioni comunemente impiegate, nella nostra analisi l'Abruzzo-Molise è compreso nel Centro e non nelle regioni meridionali.

Tavole statistiche

Legenda tavole 4 - 12

Trend	Trend lineare
Trendl	Trend logistico
\bar{R}^2	Coefficiente di determinazione corretto per gradi di libertà
SR	Errore standard della regressione
DW	Durbin Watson test
DU83	Dummy = 1 nel 1983
DU84	Dummy = 1 nel 1984

In parentesi sono i t - statistici

La variabile dipendente (valore aggiunto) e i consumi elettrici sono espressi in logaritmi

Tavola 2 - Intensità energetica per settore - Italia (media 1980-91; Kwh per migliaia di lire 1985)

Alta intensità	1.03
Metalmeccanico	0.85
Alimentare	0.88
Tessile	0.86
Carta	0.93
Altri	0.89

Tavola 3 - Quota del valore aggiunto a prezzi 1985 per settore e regione sul totale Italia (in percentuale, media 1980-91)

Area/settore	Nord-Ovest	Lombardia	Nord-Est	Centro	Sud	Italia
Alta intensità	13	28	20	22	17	100
Metalmeccanico	22	31	24	14	10	100
Alimentare	10	21	33	18	18	100
Tessile	11	28	25	29	8	100
Carta	12	34	22	25	6	100
Altri	12	27	31	20	10	100
Trasformaz. industriale	16	29	25	20	11	100

Nota: La somma dei dati può non tornare a 100 per motivi di arrotondamento

Tavola 4 - Relazione tra valore aggiunto a prezzi costanti e consumi di elettricità (1980-91)
Settore: Alta intensità

	Nord-Ovest	Lombardia	Nord-Est	Centro	Sud
Costante	-23.136 (-1.550)	0.650 (0.504)	-8.800 (-2.700)	-8.747 (-4.166)	-10.837 (-9.898)
Consumi elettr.	3.735 (2.135)	0.935 (6.857)	1.904 (5.500)	2.003 (8.576)	2.038 (18.120)
Trendl	-2.942 (-3.349)	-0.764 (-8.540)	-0.982 (-6.487)	-0.420 (-3.540)	-0.923 (-18.423)
Du84					0.102 (4.964)
\bar{R}^2	0.589	0.942	0.834	0.950	0.999
S _R	0.139	0.035	0.061	0.038	0.019
DW	1.659	1.574	1.508	2.564	2.346

Tavola 5 - Relazione tra valore aggiunto a prezzi costanti e consumi di elettricità (1980-91)
Settore: Metalmeccanico

	Nord-Ovest	Lombardia	Nord-Est	Centro	Sud
Costante	2.757 (3.499)	1.297 (2.455)	2.851 (5.844)	5.065 (13.325)	5.443 (7.470)
Consumi elettr.	0.850 (8.963)	1.031 (16.757)	0.868 (14.329)	0.561 (11.428)	0.493 (5.004)
Trendl	-0.233 (-3.053)	0.181 (3.317)		-0.237 (-2.875)	-0.311 (-2.296)
\bar{R}^2	0.929	0.974	0.949	0.972	0.914
S _R	0.028	0.016	0.034	0.024	0.036
DW	1.291	2.321	1.191	2.459	1.725

Tavola 6 - Relazione tra valore aggiunto a prezzi costanti e consumi di elettricità (1980-91)
Settore: Alimentare

	Nord-Ovest	Lombardia	Nord-Est	Centro	Sud
Costante	-6.929 (-1.376)	-2.156 (-0.462)	3.052 (5.272)	3.604 (7.864)	-3.239 (-0.923)
Consumi elettr.	2.309 (2.851)	1.530 (2.192)	0.743 (9.876)	0.651 (10.003)	1.713 (3.247)
Trend	-0.080 (-2.044)	-0.027 (-0.947)			-0.084 (-2.971)
\bar{R}^2	0.841	0.775	0.900	0.900	0.500
Sr	0.051	0.069	0.032	0.035	0.051
DW	1.651	1.683	1.866	1.267	0.889

Tavola 7 - Relazione tra valore aggiunto a prezzi costanti e consumi di elettricità (1980-91)
Settore: Tessile

	Nord-Ovest	Lombardia	Nord-Est	Centro	Sud
Costante	3.310 (1.844)	-0.421 (-0.291)	4.672 (19.333)	3.006 (0.948)	-2.028 (-0.887)
Consumi elettr.	0.712 (2.737)	1.216 (6.539)	0.603 (18.189)	0.867 (1.982)	1.707 (4.316)
Trend	-0.022 (-2.234)	-0.028 (-3.523)		-0.030 (-2.771)	-0.060 (-3.300)
\bar{R}^2	0.389	0.926	0.968	0.597	0.698
Sr	0.036	0.027	0.023	0.028	0.062
DW	1.455	1.996	2.114	1.864	2.261

Tavola 8 - Relazione tra valore aggiunto a prezzi costanti e consumi di elettricità (1980-91)
Settore: Carta

	Nord-Ovest	Lombardia	Nord-Est	Centro	Sud
Costante	6.037 (2.415)	1.924 (2.314)	0.693 (0.699)	-0.032 (-0.040)	5.833 (2.616)
Consumi elettr.	0.180 (0.479)	0.887 (7.400)	0.962 (7.234)	1.078 (10.177)	0.121 (0.341)
Trend	0.005 (0.521)	0.011 (2.927)			0.003 (0.419)
\bar{R}^2	0.029	0.967	0.824	0.903	-0.176
S _R	0.076	0.025	0.060	0.052	0.086
DW	1.200	1.358	0.761	0.553	0.580

Tavola 9 - Relazione tra valore aggiunto a prezzi costanti e consumi di elettricità (1980-91)
Settore: Altri

	Nord-Ovest	Lombardia	Nord-Est	Centro	Sud
Costante	3.032 (4.223)	4.930 (14.850)	5.731 (16.796)	6.283 (11.641)	3.997 (12.786)
Consumi elettr.	0.707 (6.558)	0.478 (11.114)	0.398 (8.886)	0.284 (3.804)	0.558 (11.458)
Trend	-0.019 (-3.792)				
DU83	-0.106 (-4.543)				
\bar{R}^2	0.930	0.918	0.876	0.550	0.922
S _R	0.021	0.024	0.032	0.045	0.041
DW	2.141	1.159	1.674	1.822	1.838

Tavola 10 - Valori medi dell' \bar{R}^2 e dell'errore standard (dati non ponderati, 1980-91)

		Alta intensità	Metalmeccanico	Alimentare	Tessile	Carta	Altri
Per Settore	\bar{R}^2	0.861	0.948	0.783	0.715	0.509	0.839
	SR	5.85	2.77	4.77	3.52	5.98	3.27
		Nord-Ovest	Lombardia	Nord-Est	Centro	Sud	
Per Regione	\bar{R}^2	0.618	0.917	0.891	0.754	0.641	
	SR	5.84	3.29	4.05	3.70	4.93	

SR = Errore standard in percentuale

Tavola 11 - Valore dell'elasticità del prodotto ai consumi di elettricità e relative varianze

Area/Settore	Nord-Ovest	Lombardia	Nord-Est	Centro	Sud	Media	Varianza
Alta intensità	3.74	0.93	1.90	2.00	2.04	2.12	1.020
Metalmeccanico	0.85	1.03	0.87	0.56	0.49	0.76	0.051
Alimentare	2.31	1.53	0.74	0.65	1.71	1.39	0.483
Tessile	0.71	1.22	0.60	0.87	1.71	1.02	0.201
Carta	0.18	0.89	0.96	1.08	0.12	0.65	0.209
Altri	0.71	0.48	0.40	0.28	0.56	0.49	0.026
Varianza	1.805	0.124	0.275	0.361	0.685		

Tavola 12 - Stime della relazione tra valore aggiunto e consumi di elettricità (1980-91), Italia

	Alta intensità	Metalmeccanico	Alimentare	Tessile	Carta	Altri
Costante	-9.841 (-6.208)	3.028 (8.626)	-4.961 (-1.494)	2.309 (1.280)	3.552 (4.871)	6.213 (16.709)
Trend ⁽¹⁾	-0.899 (-14.653)		-0.048 (-2.863)	-0.023 (-2.774)	0.013 (4.659)	
Consumi elettr.	1.888 (12.996)	0.855 (23.390)	1.738 (4.424)	0.926 (4.477)	0.658 (7.690)	0.418 (9.998)
\bar{R}^2	0.976	0.980	0.930	0.881	0.987	0.900
SR	0.025	0.017	0.027	0.020	0.014	0.027
DW	2.367	1.073	1.284	1.820	1.848	1.814

⁽¹⁾ Per il settore ad alta intensità energetica il trend è di tipo logistico

Tavola 13 - Performance relativa alla stima diretta (aggregata) rispetto a quella indiretta (disaggregata) (rapporto tra i due indicatori di accostamento 1980-91)

Area/Settore	Diretta (1)		Indiretta (2)		Rapporto (2)/(1)	
	MAE	U	MAE	U	MAE	U
Alta intensità	677.4	0.0196	937.3	0.0283	1.38	1.44
Metalmeccanico	915.5	0.0157	891.4	0.0151	0.97	0.96
Alimentare	379.5	0.0252	389.8	0.0221	1.03	0.88
Tessile	502.2	0.0179	501.4	0.0173	1.00	0.97
Carta	110.9	0.0122	198.8	0.0195	1.79	1.60
Altri	391.3	0.0232	371.0	0.0212	0.95	0.91

Legenda: MAE = errore medio assoluto; U = U di Theil seconda definizione.

Tavola 14 - Dati effettivi e previsti per il valore aggiunto industriale

Anni	Effettivi (in mld. 1985)	Previsti (in mld. 1985)	Scostamenti in %
Alta intensità			
1992	47293	45642	-3.5
1993	44979	43964	-2.6
Metalmeccanica			
1992	87482	91501	4.6
1993	84599	90322	6.8
Alimentari			
1992	25127	24246	-3.5
1993	25123	23615	-6.0
Tessili			
1992	39489	37932	-3.9
1993	39440	36433	-7.6
Carta			
1992	13908	14883	7.0
1993	14694	15122	2.9
Altri			
1992	23712	23563	-0.6
1993	23166	23743	2.5
Totale Trasf. Ind.			
1992	237011	237767	0.3
1993	232001	233198	0.5

Tavola 15 - Variazioni percentuali del valore aggiunto a prezzi costanti della trasformazione industriale

Anni	Nord-Ovest	Lombardia	Nord-Est	Centro	Sud	Sud (prev. Svimez)	Italia	Italia (dati eff.)
1992	1.6	-0.2	3.7	-0.6	-0.2	-0.6	1.0	0.7
1993	-2.8	-3.4	0.6	-1.2	-3.9	-5.6	-1.9	-2.1

Riferimenti bibliografici

- BODO G., CIVIDINI A. e SIGNORINI L. F. (1988), *Stime in tempo reale della produzione industriale*, Temi di Discussione, Banca d'Italia
- BODO G. e SESTITO P. (1991), *Le vie dello sviluppo*, Bologna, Il Mulino
- BODO G. e SIGNORINI L. F. (1985), *Uno schema per la previsione a breve termine della produzione industriale*, Temi di discussione n. 55, Banca d'Italia
- GENNARI P. (1991), *L'uso delle indagini congiunturali ISCO per la previsione degli indici di produzione industriale*, "Rassegna dei Lavori dell'ISCO", n. 13, ISCO
- SCHLITZER G. (1994), *Uno schema per la costruzione di indicatori dei conti regionali trimestrali: primi risultati, mimeo*, Banca d'Italia
- SVIMEZ (1993), *Rapporto 1993 sull'economia del Mezzogiorno*, Il Mulino

**STIMA ANTICIPATA E PREVISIONE
DELL'INDICE PROVVISORIO DELLA PRODUZIONE
INDUSTRIALE**

Mimì Coccia - Maurizio Maravalle

Università dell'Aquila - Facoltà di Economia

1. Introduzione¹

L'indice della produzione industriale (IPI)² desta continuo interesse perché è uno degli indicatori più utilizzati per indagare lo stato dell'economia. Questo lavoro, con riferimento costante al precedente "Scelta di indicatori per la stima rapida di un indice provvisorio della produzione industriale" pubblicato sul n. 6/1993 dei *Quaderni di ricerca* (Istat), illustra alcuni metodi per prevedere e stimare in tempi brevi l'indice provvisorio della produzione industriale e ne confronta i risultati. È noto infatti come le rilevazioni statistiche che permettono il calcolo dell'indice provvisorio della produzione industriale siano disponibili all'incirca in trenta-quaranta giorni; alternativamente un'informazione ridotta potrebbe anticiparne la stima in modo consistente.

2. L'indice della produzione industriale

Il contenuto informativo dell'indice di produzione industriale è basato su circa 1000 serie, relative all'indice generale di ramo, classe, sottoclasse, categoria e prodotto, costruite a partire da un'indagine mensile sul volume fisico della produzione del settore industriale che l'Istat svolge presso 8 000 imprese circa.

Questo lavoro utilizza 189 serie, relative a categorie e prodotti, più la serie IPI ricostruite dall'Istat in base 1990: le osservazioni disponibili, espresse in millesimi, sono solo 60 (1/90-12/94) e ciò influenzerà sicuramente la stabilità dei modelli.

Scopo dell'analisi è cercare di ridurre al minimo le informazioni "a consuntivo" necessarie per stimare l'indice provvisorio della produzione industriale e confrontare le stime con delle previsioni ottenute non sfruttando alcun consuntivo.

Per i confronti si è riportata l'analisi *one-step-ahead* relativa al periodo 7-12/94 per ogni modello proposto con l'errore medio assoluto percentuale (MAPE) e l'errore massimo assoluto (MAE). Questo tipo di analisi prevede che tutti i modelli stimati inizialmente con 60 dati siano poi ristimati con un numero di dati variabile (da 54-60) per generare una sola stima o previsione alla volta.

3. Modelli

3.1. Modelli univariati

I modelli ARIMA univariati relativi alla sola IPI ($\mu = 991.41$, $\sigma = 168.63$), stimati inizialmente su tutti i sessanta dati disponibili, sono due (in parentesi viene indicato il T dei rispettivi parametri) :

$$\text{mod.1)} \quad (1,0,9) \times (0,1,0)_{12}$$

$$(2.3) \quad (1 - 0.32 \cdot B) \nabla_{12} X_t = (1 + 0.47 \cdot B^3 + 0.38 \cdot B^9) \cdot a_t \quad (-3.8) \quad (-3.1)$$

¹ Il lavoro, frutto della collaborazione tra gli autori, è comunque da attribuire sino al par. 3.3 a M. Coccia, dal par. 3.4 a M. Maravalle.

² IPI indicherà la serie dell'indice della produzione industriale.

con $\sigma_a = 33.6$ $Q_{(24)} = 22.9$
 mod.2) $(3,0,9) \times (0,1,0)_{12}$

$$(1 - 0.52 \cdot B^3) \nabla_{12} X_t = (1 + 0.33 \cdot B^4 + 0.34 \cdot B^9) \cdot a_t$$

(3.9) (-2.4) (-2.5)

con $\sigma_a = 32.3$ $Q_{(24)} = 29.8$

Nella tabella 1 sono riportate le previsioni di IPI per i due modelli univariati sopra esplicitati.

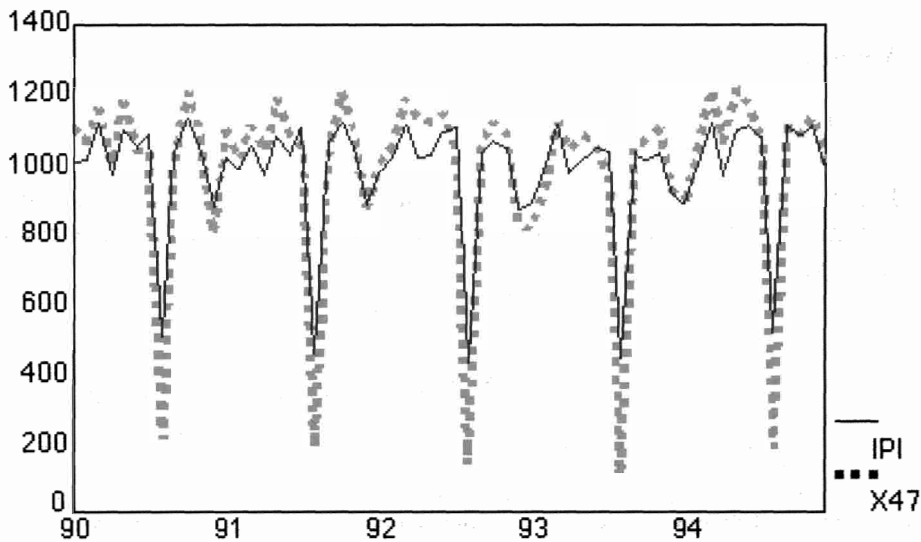
Tabella 1 - Confronto tra previsioni one-step ahead dell'IPI

Osservazione	Valore vero	Previsione Mod.1	Errore %	Previsione mod. 2	Errore %
55	1083	1055.53	2.54	1037.94	4.16
56	523	483.29	7.59	477.16	8.76
57	1124	1101.10	2.04	1110.08	1.24
58	1091	1043.53	4.35	1063.36	2.53
59	1114	1082.42	2.83	1084.90	2.61
60	989	961.89	2.74	981.24	0.78
61		944.71		937.48	
Errore perc. medio assoluto		MAPE = 3.68		MAPE = 3.35	
Errore assoluto massimo		MAE = 47.47		MAE = 45.84	

3.2. Modello TF con una serie di input: X47

Essendo la serie X47 (finissaggio dei tessili) la più correlata con IPI (.9805) è stata scelta come unica serie guida per una funzione di trasferimento (Transfer Function-TF). Il grafico di questa serie è riportato in fig.1 con IPI.

Figura 1 - Andamento di IPI e della serie X47 (finissaggio dei tessili)



Il modello utilizzato per il prewhitening è: $(3,0,0) \times (0,1,0)_{12}$

$$(1 - 0.39 \cdot B - 0.32 \cdot B^3) \nabla_{12} X_t = a_t \quad (2.8) \quad (2.4)$$

con $\sigma_a = 57.5$ $Q_{(24)} = 18.6$

I modelli a TF esaminati, relativi allo stesso prewhitening, sono due :

$$\text{mod.1)} \quad \nabla_{12} Y_{1t} = \omega_0 \nabla_{12} X_t + \frac{1}{(1 - \phi_1 B)} \cdot a_t$$

con $\omega_0 = 0.55$ (9.36) $\phi_1 = 0.47$ (3.64)
e $\sigma_a = 24.1$ $Q_{(24)} = 24.0$

$$\text{mod.2)} \quad \nabla_{12} Y_{1t} = (\omega_0 - \omega_1 B) \nabla_{12} X_t + \frac{1}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)} \cdot a_t$$

con $\omega_0 = 0.55$ (9.98) $\omega_1 = 0.15$ (2.70)
 $\phi_1 = 0.32$ (2.41) $\phi_2 = 0.38$ (2.73)
e $\sigma_a = 21.4$ $Q_{(24)} = 21.9$

Nella tabella 2 sono riportate le stime ottenute con i valori guida "pre-consuntivi" della X47, il sessantunesimo valore è invece una previsione vera e propria ottenuta con una previsione di X47 con il modello univariato di prewhitening.

Tabella 2 - Confronto delle stime one-step ahead dell'IPI con modelli TF-X47

Osservazione	Valore vero	Stime Mod.1	Errore %	Stime mod. 2	Errore %
55	1083	1091.42	0.78	1111.59	2.64
56	523	486.82	6.91	500.94	4.22
57	1124	1080.29	3.89	1080.08	3.91
58	1091	1040.14	4.66	1047.28	4.01
59	1114	1087.53	2.37	1095.79	1.63
60	989	988.39	0.06	1009.95	2.12
61		930.64 prev.		953.65 prev.	
Errore perc. medio assoluto		MAPE = 3.11		MAPE = 3.09	
Errore assoluto massimo		MAE = 50.86		MAE = 43.92	

3.3. Modello TF con una serie 'sintetica' di input

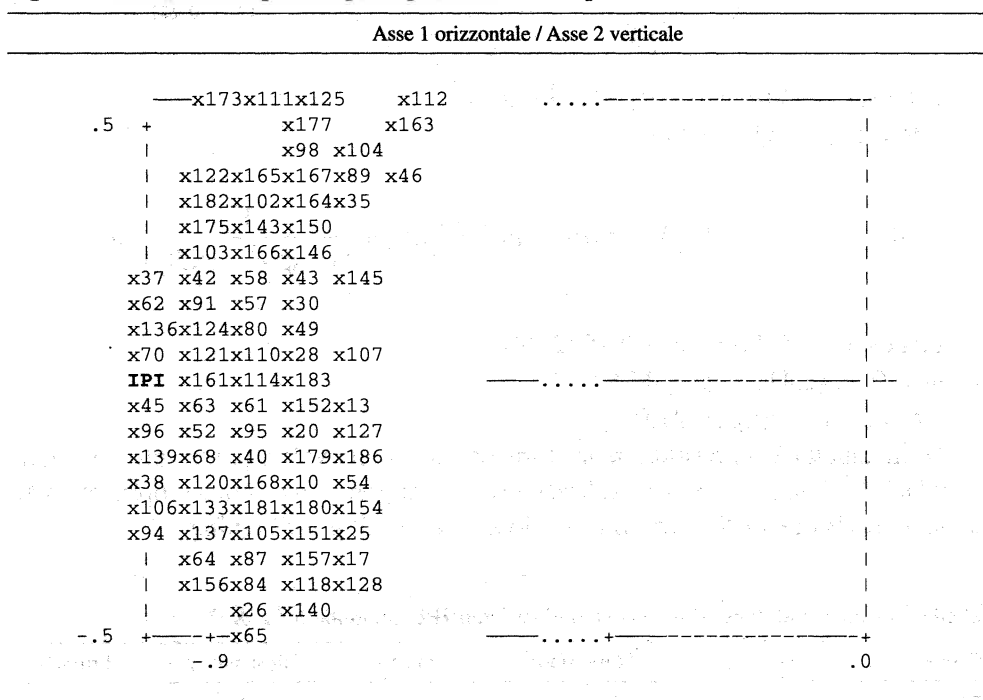
La serie sintetica è stata ottenuta applicando l'*analisi in componenti principali*³, che è una delle analisi più semplici tra le tecniche fattoriali. Questo tipo di analisi è un

³ Utilizzeremo, d'ora in avanti, l'acronimo "a.c.p." per indicare tale tecnica.

potente strumento di conoscenza e di sintesi dell'informazione al di là di tutte le possibili ipotesi sulla natura probabilistica, statistica ed autocorrelativa dei dati.

In questa applicazione l'input di base da sottoporre all'a.c.p. è costituito dalle 189 serie storiche delle categorie e prodotti che si ipotizzano essere non solo logicamente e statisticamente coerenti con l'IPI, ma anche ridondanti dal punto di vista del contenuto informativo. L'ipotesi si rivela coerente analizzando i risultati dell'applicazione dell'a.c.p.: nel piano dei primi due assi fattoriali (fig.2) è evidente infatti come il primo fattore (F_1) si possa quasi identificare con la serie IPI inserita *fuori analisi*⁴.

Figura 2 - Analisi in componenti principali sulle serie di partenza



Ancora una volta la correlazione tra F_1 ed IPI è pari a 0.9902 cioè più grande della massima correlazione fra qualsiasi delle 189 serie con IPI.

Da tali osservazioni nasce l'idea di ridurre il numero di serie da prendere in esame per la stima/previsione dell'indice provvisorio della produzione industriale mantenendo inalterato o quasi il contenuto informativo delle 189 serie di partenza.

Mentre in una precedente esperienza (Maravalle, Politi, Iafolla -1993) per la ricerca di un sottoinsieme veniva indicata una procedura "ottima" basata su operatori matematici (si veda in proposito Braun-1973), questa volta si è voluto evidenziare come anche una procedura euristica, basata sul "buon senso", permetta di otte-

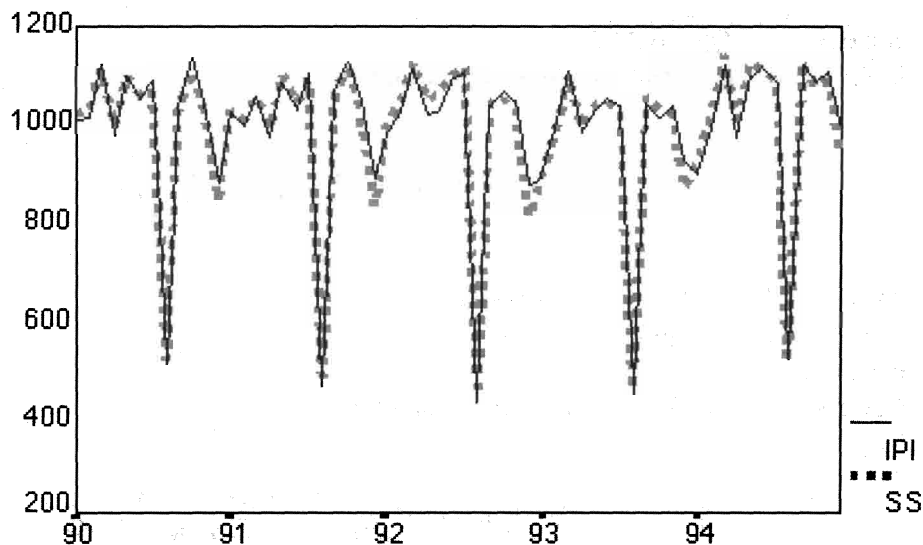
⁴ Una variabile, come pure un soggetto statistico, viene trattato fuori analisi quando non intervengono le sue caratteristiche nel calcolo degli assi fattoriali. Si veda a tal scopo Lebart, Morineau e Tabard (1977), pag.22.

nere una sintesi comunque significativa per la produzione industriale delle serie di partenza stante la notevole ridondanza delle informazioni iniziali. In altre parole si può affermare che questa procedura risulta "robusta" rispetto a scelte non ottimali. Si è così individuato un sottoinsieme di 15 serie che unisse alla dimensione minima la massima capacità di rappresentare il fenomeno globale. Su queste ultime si è applicata di nuovo l'a.c.p. allo scopo di utilizzare la prima componente principale o fattore (F_1 : contributo alla varianza pari a 86.7%), sintesi del contenuto informativo delle 15 serie, come guida o input per un'analisi a funzione di trasferimento (TF) per IPI.

Si riporta l'elenco delle 15 serie (per la codifica si veda l'appendice): X161, X114, X183, X70, X121, X110, X45, X63, X61, X136, X124, X80, X96, X52, X95.

In fig.3 si riporta il grafico di IPI e della serie "sintetica" (primo fattore ottenuto dalle 15 serie).

Figura 3 - Andamento di IPI e della serie sintetica



I modelli utilizzati per il prewhitening sono stati due:

il primo con due termini autoregressivi (1,3)

mod.1) $(3,0,9) \times (0,1,0)_{12}$

$$(1 - 0.38 \cdot B - 0.40 \cdot B^3) \nabla_{12} F_t = (1 + 0.36 \cdot B^5 + 0.32 \cdot B^9) a_t$$

(3.07) (3.28) (-2.65) (-2.65)

con $\sigma_a = .18$ $Q_{(24)} = 19.9$

la TF relativa al primo modello di prewhitening è

$$\nabla_{12} Y_{1t} = (\omega_0) \nabla_{12} F_t + \frac{(1 - \theta_{12} B^{12})}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)} \cdot a_t$$

con $\omega_0 = 171.39$ (20.13) $\theta_{12} = 0.39$ (2.40)

$\phi_1 = 0.32$ (2.24) $\phi_2 = 0.29$ (2.01)

e $\sigma_a = 12.20$ $Q_{(24)} = 25.9$

il secondo più "economico" con un solo termine autoregressivo del primo ordine

mod.2) $(1,0,9) \times (0,1,0)$

$$(1 - 0.50 \cdot B) \nabla_{12} F_t = (1 + 0.59 \cdot B^3 + 0.56 \cdot B^9) \cdot a_t$$

(3.84) (-4.70) (-4.53)

con $\sigma_a = .17$ $Q_{(24)} = 28.7$

la TF relativa al secondo modello di prewhitening è

$$\nabla_{12} Y_{1t} = (\omega_0) \nabla_{12} F_t + \frac{(1 - \theta_{12} B^{12})}{(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)} \cdot a_t$$

con $\omega_0 = 171.51$ (20.12) $\theta_{12} = 0.40$ (2.40)

$\phi_1 = 0.33$ (2.26) $\phi_2 = 0.28$ (1.99)

e $\sigma_a = 12.20$ $Q_{(24)} = 26.0$

Con il secondo modello è stata stimata un'altra TF

$$\nabla_{12} Y_{1t} = (\omega_0) \nabla_{12} F_t + \frac{(1 - \theta_4 B^4 - \theta_{12} B^{12})}{(1 - \phi_1 B)} \cdot a_t$$

con $Q_{(24)} = 20.9$ ed una σ_a uguale. Le stime, sostanzialmente simili, non vengono riportate per brevità (MAPE = 0.89).

Tabella 3 - Confronto delle stime one-step ahead dell'IPI con modelli TF-serie sintetica

Osservazione	Valore vero	Stima Mod.1	Errore %	Stima mod. 2	Errore %
55	1083	1102.87	1.83	1102.91	1.84
56	523	521.44	0.30	521.45	0.30
57	1124	1121.36	0.23	1121.29	0.24
58	1091	1073.95	1.56	1074.11	1.55
59	1114	1110.33	0.33	1110.37	0.33
60	989	992.42	0.34	992.41	0.34
61		953.30 prev.		951.32 prev.	
Errore perc. medio assoluto		MAPE = 0.77		MAPE = 0.76	
Errore assoluto massimo		MAE = 19.87		MAE = 19.91	

In tabella 3 sono riportate le stime relative ai due modelli, si può notare come l'assenza del termine autoregressivo di ordine (3) non porti sostanziali diversità per quanto riguarda le stime.

3.4. Modello trading day (TD)

Le giornate di effettivo lavoro hanno un ruolo certamente importante nell'ambito della produzione industriale e le serie storiche esaminate ne sono perciò particolarmente influenzate. Tale effetto è stato abbondantemente studiato ed in letteratura esistono diverse maniere per tenerne conto, in particolare Bell ed Hillmer (1983), Liu (1986) ed ancora Cleveland e Devlin (1982).

In questo paragrafo si analizza l'effetto dei giorni lavorativi.

Indicata la generica funzione di trasferimento

$$Y_t = f(\omega, X_t) + N_t,$$

con f funzione di un vettore di parametri ω e di un vettore X_t funzione di t , con N_t disturbo in termini di modello TF ed indicato con G_{jt} , il numero di giorni del tipo j presente nel mese t [con $t=1, \dots, 60$ e $j=1,2,\dots,7$; $j=1 \rightarrow$ lunedì, $j=2 \rightarrow$ martedì, così via fino a $j=7 \rightarrow$ domenica], allora la funzione f può scriversi come

$$f(\omega, X_t) = \sum_{j=1}^7 \omega_j G_{jt}$$

Questa relazione permette di definire un modello a funzione di trasferimento con input deterministico essendo le G_{jt} perfettamente note anche nel futuro.

Diversi autori, fra quelli precedentemente citati, hanno proposto trasformazioni sui dati al fine di minimizzare l'inconveniente della multicollinearità presente fra le G_{jt} . Nel caso in esame si utilizzano le trasformazioni

$$\begin{cases} GT_{jt} = G_{jt} - G_{7t}, & j=1,2,\dots,6 \\ G_{7t} = \sum_{j=1}^7 G_{jt} \end{cases}$$

In pratica si sostituisce al numero di giorni di quel tipo nel mese (G_{jt}) la differenza rispetto al numero di domeniche dello stesso mese mentre al posto di quest'ultime si utilizza la numerosità complessiva del mese. Vi è stato un ulteriore "aggiustamento" per tener conto di alcune festività tipiche come la Pasqua, Natale ecc. che fanno variare il numero di giorni lavorativi.

Il modello specificato è risultato di conseguenza molto semplice:

mod.1)

$$(1 - B^{12})Y_t = (1 - B^{12})(\omega_1 GT_{1t} + \omega_2 GT_{2t} + \dots + \omega_7 GT_{7t}) + (1 - \theta_1 B)N_t$$

Si riporta l'output del software utilizzato (SCA) che evidenzia le stime dei parametri e le loro caratteristiche:

PARAMETER LABEL	VARIABLE NAME	NUM/DENOM.	FACTOR	ORDER	CONSTRAINT	VALUE	STD ERROR	T VALUE	
1	ω_1	GT1	NUM.	1	0	NONE	12.2155	3.8870	3.14
2	ω_2	GT2	NUM.	1	0	NONE	-3.7956	4.6018	-.82
3	ω_3	GT3	NUM.	1	0	NONE	10.2981	4.4858	2.30
4	ω_4	GT4	NUM.	1	0	NONE	14.3327	4.6558	3.08
5	ω_5	GT5	NUM.	1	0	NONE	2.9341	4.9301	.60
6	ω_6	GT6	NUM.	1	0	NONE	-26.2121	4.7401	-5.53
7	ω_7	GT7	NUM.	1	0	NONE	51.4899	15.7999	3.26
8	θ_1	Y_t	MA	1	1	NONE	.4871	.1291	3.77
TOTAL SUM OF SQUARES						170617E+07			
TOTAL NUMBER OF OBSERVATIONS						60			
RESIDUAL SUM OF SQUARES						.256853E+05			
R-SQUARE						.981			
EFFECTIVE NUMBER OF OBSERVATIONS						47			
RESIDUAL VARIANCE ESTIMATE						.546495E+03			
RESIDUAL STANDARD ERROR						.233772E+02	Q ₍₂₄₎ =19.9		

I residui non presentano anomalie, unico particolare è che i coefficienti dei giorni di martedì e venerdì non risultano significativi. A tal fine si è stimato un secondo modello (mod.2), non riportato per brevità, mancante proprio di questi due elementi. I risultati del confronto sono riportati nella tab. 4.

Tabella 4 - Confronto delle previsioni one-step ahead dell'IPI con modelli TF - Trading Day

Osservazione	Valore vero	Previsione mod. a)	Errore %	Previsione mod. b)	Errore %
55	1083	1053.96	2.68	1053.58	2.72
56	523	530.18	1.37	527.05	0.77
57	1124	1083.11	3.64	1086.29	3.35
58	1091	1100.41	0.86	1101.13	0.93
59	1114	1106.71	0.65	1107.00	0.63
60	989	959.92	2.94	962.95	2.63
61		1009.45		1009.92	
Errore perc. medio assoluto		MAPE = 2.03		MAPE = 1.84	
Errore assoluto massimo		MAE = 40.89		MAE = 37.71	

Il modello TD, di più facile interpretazione rispetto a quelli univariati, è direttamente comparabile con essi e mostra una migliore performance nell'analisi ex-post a cui si unisce una struttura del noise estremamente semplice.

3.5. Il modello trading day con la serie sintetica

Per stimare l'indice provvisorio della produzione industriale è stato esaminato un modello a funzione di trasferimento in parte deterministica (trading day) e in parte stocastica (serie sintetica par. 3.3). Per identificare questo nuovo modello si è utilizzata una procedura nota con il nome di LINEAR TRANSFER FUNCTION (LTF).

Essa, proposta in diversi lavori in particolare da Liu ed Hanssens (1982) e da Pankratz (1991), si è rivelata una valida alternativa alla *cross correlation function* (CCF) ed al *prewhitening*. La peculiarità di tale approccio consiste nel fatto che può essere visto come un'estensione della regressione e semplifica l'identificazione dei modelli a funzione di trasferimento riducendone le fasi necessarie all'acquisizione delle informazioni. Altro aspetto importante consiste nel fatto che la procedura LTF può essere generalizzata con semplicità a funzioni di trasferimento multiple, cosa questa non altrettanto immediata con le altre procedure.

Il modello classico generale di una TF in forma razionale è

$$Y_t = \frac{\nu(B)}{\delta(B)} X_t + N_t$$

questo può essere approssimato da un modello lineare della forma:

$$Y_t = (\omega_1 GT_{1t} + \dots + \omega_7 GT_{7t}) + (p_0 + p_1 B + \dots + p_k B^k) X_t + \frac{\vartheta(B)}{\phi(B)} a_t$$

con un k sufficientemente grande e $\{p_i\}$ successione di pesi.

Sotto questa forma è più facile ottenere le informazioni sia per la funzione di trasferimento che per la serie N_t . Lo schema generale del metodo consiste nelle seguenti fasi (una volta che sia assicurata l'ipotesi di stazionarietà delle serie di input ed output):

- stime iniziali dei pesi $\{p_i\}$ per valori di k abbastanza grandi ed una approssimazione ragionevole di N_t ;
- esame delle stime dei parametri e controllo dei residui (da queste è possibile, ad esempio, individuare la necessità di una differenziazione ecc.);
- utilizzo dei pesi TF per determinare la forma della funzione di trasferimento.

Successivamente, a partire dalle stime di $\hat{N}_t = Y_t - \hat{Y}_t$ usare le tecniche usuali per l'identificazione di un appropriato modello ARMA.

Nel metodo LTF ci sono due fattori importanti di cui tener conto. Il primo è la scelta del numero dei pesi e l'altro è la proxy utilizzata nella fase iniziale di stima di N_t .

Il modello finale identificato con la procedura LTF viene riportato con i dettagli del programma di calcolo utilizzato:

PARAMETER LABEL	VARIABLE NAME	NUM./ DENOM.	FACTOR	ORDER	CONSTRAINT	VALUE	STD ERROR	T VALUE	
1	ω_1	GT1	NUM.	1	0	NONE	12.0818	2.0220	5.98
2	ω_4	GT4	NUM.	1	0	NONE	25.1778	1.8522	13.59
3	ω_6	GT6	NUM.	1	0	NONE	-36.6210	3.8723	-9.46
4	ω_7	GT7	NUM.	1	0	NONE	75.9169	10.9833	6.91

5	P_4	F60	NUM.	1	4	NONE	-8.3721	1.1925	-7.02
6	θ_1	Y	MA	1	1	NONE	.5248	.2069	2.54
7	θ_6	Y	MA	1	6	NONE	.5965	.2062	2.89
8	θ_8	Y	MA	1	8	NONE	.5578	.2306	2.42
9	ϕ_1	Y	D-AR	1	1	NONE	.8952	.0610	14.68
10	ϕ_{12}	Y	D-AR	1	12	NONE	-.3862	.0833	-4.64

TOTAL SUM OF SQUARES	.170617E+07	
TOTAL NUMBER OF OBSERVATIONS	60	
RESIDUAL SUM OF SQUARES	.512689E+04	
R-SQUARE	.995	
EFFECTIVE NUMBER OF OBSERVATIONS	36	
RESIDUAL VARIANCE ESTIMATE	.142414E+03	
RESIDUAL STANDARD ERROR	.119337E+02	$Q_{(24)}=26.6$

Il modello prescelto è particolarmente buono anche in considerazione della numerosità della serie analizzata che è al limite fisiologico per un'analisi di questo tipo. Per quanto attiene le capacità previsive del modello, nella tabella 5 vengono riportati i risultati dell'analisi ex-post.

Tabella 5 - Previsioni one-step-ahead dell'IPI con il modello TF-TD e serie sintetica.

Osservazione	Valore vero	Stima	Errore %
55	1083	1074.38	0.80
56	523	519.45	0.68
57	1124	1125.34	0.12
58	1091	1103.24	1.12
59	1114	1104.47	0.86
60	989	980.49	0.80
61		993.95 prev.	
Errore perc. medio assoluto		MAPE = 0.739	
Errore assoluto massimo		MAE = 12.24	

Riferimenti bibliografici

- BELL W.R. and HILLMER S.C. (1983), *Modeling Time Series with Calendar Variation*, Journal of the American Statistical Association, 78:526-534.
- BRAUN J.M. (1973), *Series chronologiques Multiples: Recherche d'Indicateurs*, Revue de Statistique Appliquée, Vol. XXI, n°1.
- CLEVELAND W.S. and DEVLIN, S.J. (1982), *Calendar Effect in Monthly Time Series: Modeling and Adjustment*, Journal of the American Statistical Association, 77: 520-528.
- LEBART L., MORINEAU A. et TABARD N. (1977), *Techniques de la description statistique*, Dunod. Paris
- LIU L.M. (1986), *Identification of Time Series Models in the Presence of Calendar Variation*, International Journal of Forecasting, 2: 357-372.
- LIU L.M. and HANSSENS D.M. (1982), *Identification of Multiple-Input Transfer Function Models*, Communications in Statistics A 11: 297-314.
- LIU L.M. and HUDAK G.B. (1992), *Forecasting and Time Series Analysis using the SCA Statistical System, Volume I*, SCA Oak Brook, Illinois.
- MARAVALLE M., POLITI M. e IAFOLLA P. (1993), *Scelta di indicatori per la stima rapida di un indice provvisorio della produzione industriale*, Quaderni di Ricerca (Metodologia ed Informatica) n.6 - Istat-Roma.
- PANKRATZ A. (1991), *Forecasting with Dynamic Regression Models*, N.Y., Wiley.
- SCA (1992), *Statistical System*, Scientific Computing Associates, Oak Brook, Illinois.

Indice delle serie storiche utilizzate

- X₁ Indice prod. indust. base=1990
- 2 Estraz. e agglomeraz. di lignite
- 3 Estrazione di petrolio greggio
- 4 Estrazione di gas naturale
- 5 Estraz. min. metall. non ferrosi
- 6 Estr. pietre calce, gesso e creta
- 7 Estrazione di argilla e caolino
- 8 Estr. min.per ind.chimica e concimi
- 9 Produzione di sale
- 10 Estr.altri min. e prod. cava n.c.a.
- 11 Prod.lavor.carne,esclusi i volatili
- 12 Prod. prodotti a base di carne
- 13 Lavoraz. conserv. pesce e derivati
- 14 Prod. succhi di frutta e ortaggi
- 15 Lavor.conserv.frutta ortaggi n.c.a.
- 16 Fabbricaz. oli e grassi raffinati
- 17 Produzione di margarina e simili
- 18 Trattam.conserv. e trasform. latte
- 19 Fabbricazione di gelati
- 20 Lavorazione delle granaglie
- 21 Fabbr. prod. aliment.animali allev.
- 22 Biscotti,fette bisc.past.conservata
- 23 Fabbricazione di zucchero
- 24 Fabbr.cacao,ciocc.caram.conf.simili
- 25 Paste alimentari, cuscus e simili
- 26 Lavorazione del tè e del caffè
- 27 Fabbricazione condimenti e spezie
- 28 Fabbr.omogeneizzati e dietetici
- 29 Fabbr. altri prod. aliment. n.c.a.
- 30 Fabbr. bevande alcoliche distillate
- 31 Fabbr. di alcol etilico di ferment.
- 32 Fabbr.di vino (da uva non autoprod)
- 33 Fabbricazione di birra
- 34 Prod.acque min.e bibite analcoliche
- 35 Industria del tabacco
- 36 Prepar. e filat. fibre tipo cotone
- 37 Prep.e filat. fibre tipo lana card.
- 38 Prep.e filat. fibre tipo lane pett.
- 39 Prep.e filat. fibre tipo lino
- 40 Torcit. testurizz.fil.sint.o artif.
- 41 Prep. e filat. altre fibre tessili
- 42 Tessitura di filati tipo cotone
- 43 Tessit. filati tipo lana cardata
- 44 Tessit. filati tipo lana pettinata
- 45 Tessit. filati tipo seta
- 46 Tessitura altre materie tessili
- 47 Finissaggio dei tessili
- 48 Conf.articoli in tessuto escl.vest.
- 49 Fabbricaz. di tappeti e moquettes
- 50 Fabbricaz. spago, corde e funi
- 51 Fabbricaz. di altri tessili n.c.a.
- 52 Fabbricazione di maglierie
- 53 Fabbricaz. articoli calzetteria
- 54 Fabbr. pullover, cardigan e simili
- 55 Fabbricaz. altra maglieria esterna
- 56 Fabbricazione maglieria intima
- 57 Confez.vest.esterno(escl.da lavoro)
- 58 Confezione biancheria personale
- 59 Confez. altri articoli vestiario
- 60 Preparazione e concia del cuoio
- 61 Fabbricazione di calzature
- 62 Taglio, piallatura e trattam. legno
- 63 Fabbr.tranciati,compens. e pannelli
- 64 Carpenteria e falegnam.per edilizia
- 65 Fabbricazione imballaggi in legno
- 66 Paste meccaniche di legno
- 67 Fabbr. della carta e del cartone
- 68 Fabbr.carta,cartoni ondul.e imball.
- 69 Fabbr.prod.cart.uso domest.e sanit.
- 70 Fabbricazione prodotti cartotecnici
- 71 Stampa di giornali
- 72 Altre stampe di arti grafiche
- 73 Fabbricazione prodotti di cokeria
- 74 Fabbr.prod.petroliiferi raffinati
- 75 Fabbricazione di gas industriali
- 76 Fabbr. di coloranti e pigmenti
- 77 Fabbr.altri pr. chim.base inorganici
- 78 Fabbr.altri prod.chim.base organici
- 79 Fabbr. concimi e composti azotati
- 80 Fabbr.mat.plast.in forme primarie
- 81 Fabbr. gomma sint.in forme primarie
- 82 Fabbr. pesticidi e prod.chim. agric.
- 83 Fabbr. pitture, vernici, inchiostri
- 84 Fabbr.prod.farmaceutici di base
- 85 Fabbr.medicinali e preparati farmac.
- 86 Fabbr.saponi,deterg. e prod. pulizia
- 87 Fabbr. profumi e prod. da toeletta
- 88 Fabbricazione di esplosivi
- 89 Fabbr. altri prod. chimici n.c.a.
- 90 Fabbr. di fibre sint. e artificiali
- 91 Fabbr. pneumatici e camere d'aria
- 92 Fabbr. altri prodotti in gomma
- 93 Fabbr.lastre,fogli,tubi e profilati
- 94 Fabbricazione di imballaggi
- 95 Fabbr.articoli in plast.per ediliz.
- 96 Fabbr. altri articoli in plastica
- 97 Fabbricazione vetro piano
- 98 Lavoraz.e trasf. vetro piano
- 99 Fabbricazione vetro cavo
- 100 Fabbricazione fibre di vetro
- 101 Fabbr.altro vetro (incl. usi tecn.)
- 102 Prod.ceramica usi domest. ornament.
- 103 Fabbr. articoli sanit. in ceramica
- 104 Fabbr.altri prod.cer.uso tecn-indus.
- 105 Fabbr.prodotti ceramici refrattari
- 106 Fabbr.piastrille-lastre pavim.e riv.
- 107 Fabbr.mattoni e tegole edil.in terr.
- 108 Produzione cemento
- 109 Produzione calce
- 110 Produzione gesso
- 111 Fabbr.prod.calcestruzzo per ediliz.
- 112 Fabbricazione prodotti fibrocemento
- 113 Fabbricazione prodotti abrasivi
- 114 Prod.ferro,acciaio,ferroleghe CECA
- 115 Fabbricazione di tubi di ghisa
- 116 Fabbricazione di tubi di acciaio
- 117 Altre trasf.ferro-ferrol. non CECA
- 118 Prod. di alluminio e semilavorati
- 119 Prod.zinco,piombo,stagno e semilav.
- 120 Produzione di rame e semilavorati
- 121 Fusione di ghisa
- 122 Fusione di acciaio
- 123 Fusione di metalli leggeri
- 124 Fusione di altri met. non ferrosi
- 125 Fabbr. strutture metal. e loro parti
- 126 Fabbr. porte e finestre in metallo
- 127 Fabbr.cisterne,serbatoi,cont. metal.
- 128 Fabbr.radiatori e cald.risc.centrale
- 129 Generatori vapore escl.cald.riscal.
- 130 Fucin. imbut. stamp.profil. metalli
- 131 Fabbr.artic. coltelleria e posateria
- 132 Fabbricazione di utensileria
- 133 Fabbricazione serrature e cerniere
- 134 Fabbr. bidoni e contenitori analoghi
- 135 Fabbr. imballaggi metallo leggero
- 136 Fabbr. viti, bulloni, catene, molle
- 137 Fabbr. altri prod. metallici n.c.a.
- 138 Fabbr.motori e turb.esc.mot. veicoli
- 139 Fabbricazione pompe e compressori
- 140 Fabbricazione rubinetti e valvole
- 141 Fabbr.cuscineti,ingran.organ.trasm.
- 142 Fabbricazione forni e bruciatori
- 143 Fabbr.macch.app.sollev. e movimnt.
- 144 Fabbr.attrez.non domest.refr.ventil.
- 145 Fabbr.altre macch.impiego gen.n.c.a.
- 146 Fabbricazione trattori agricoli
- 147 Fabbr.altre macch.agric. e sivilcol.
- 148 Fabbr.macch.utens.(comp.parti,acc.)
- 149 Fabbr. macchine per metallurgia
- 150 Fabbr.macch.miniera,cava,cantiere
- 151 Fabbr.macch.ind.alim bev.e tabacco
- 152 Fabbr.macch.ind.tess.abbigl.cuoio
- 153 Fabbr.macch.ind. carta e cartone
- 154 Fabbr. macch. impieghi spec. n.c.a.
- 155 Fabbr. armi, sistemi d'arma, munizioni
- 156 Fabbr.elettrodomestici esc. ripar.
- 157 Fabbr.app.uso dom. non elet.esc.rip.
- 158 Fabbr.macch.ufficio escl.riparazione
- 159 Fabbr.elab.e sist.inform.escl.ripar.
- 160 Fabbr.motori, generat. trasfor. elettr.
- 161 Fabbr.appar.distrib.contr.elettrici
- 162 Fabbricazione fili e cavi isolati
- 163 Fabbr. accumulatori, pile e batterie
- 164 Fabbr.app.illuminaz. e lampade elet.
- 165 Fabbr.appar.elettr.mot.e veic.n.c.a.
- 166 Fabbr.altri apparecchi eletr.n.c.a.
- 167 Fab.app.trasm.radio tv,telef.teleg.
- 168 Fab.app.ricev.reg.ripr.suono immag.
- 169 Fabbr.app.med.chir.e app.ortopedici
- 170 Fab.strum.mis.contr.escl.contr.ind.
- 171 Fab.strum.optici e attrez. fotog.
- 172 Fabbricazione di orologi
- 173 Fabbricazione di autoveicoli
- 174 Fabbr.carrozz.rimorchi e semirimor.
- 175 Fabbr.parti e access.autov.e motori
- 176 Costruzioni navali e riparazioni
- 177 Costr.locom.e mat.rotab.ferrotranv.
- 178 Costr.aeromobili e veicoli spaziali
- 179 Fabbricazione di motocicli
- 180 Fabbricazione di biciclette
- 181 Fabbricazione di sedie e sedili
- 182 Fabbr.mobili per uffici e negozi
- 183 Fabbricazione mobili per cucina
- 184 Fabbricazione di altri mobili
- 185 Fabbricazione strumenti musicali
- 186 Fabbricazione giochi e giocattoli
- 187 Altre ind.manifatturiere n.c.a.
- 188 Prod.duz. e distr. energia elettrica
- 189 Prod.gas e distr.comb.gass.condotta
- 190 prod. e distr.vapore e acqua calda

**MACROECONOMIA E ANALISI DELLE SERIE STORICHE:
RECENTI SVILUPPI**

Marco Lippi

Dipartimento di Scienze Economiche, Università degli Studi di Roma "La Sapienza"

Introduzione

Durante gli anni '70 e '80 la macroeconomia e l'econometria applicata ai dati macroeconomici sono state profondamente rivoluzionate a causa della introduzione sistematica delle aspettative razionali, e più in generale della ottimizzazione dinamica, e della massiccia applicazione di metodi tratti dalla teoria delle serie temporali. Voglio insistere su questa duplice origine del mutamento perché mentre è ovvio che le aspettative razionali e l'ottimizzazione dinamica segnano uno spartiacque, forse è bene ricordare che nozioni come la cointegrazione o la distinzione tra serie stazionarie attorno a un trend e serie stazionarie nelle differenze, o gli stessi modelli VAR, non hanno avuto origine nella macroeconomia e nella econometria in senso stretto, ma in una zona di confine tra economia e analisi delle serie temporali, e quindi tra prova delle ipotesi economiche e tecniche di previsione.

Come è ben noto, gli autori che hanno affrontato problemi macroeconomici partendo dal secondo punto di vista, quello delle serie temporali, hanno in comune un atteggiamento scettico non tanto nei confronti della teoria economica in generale, quanto della possibilità della teoria economica di dedurre proposizioni, che possano essere sottoposte a test, sulla dinamica congiunta delle macrovariabili. Prendendo come esempi i modelli consumo-reddito:

1. Il punto di vista delle serie temporali deduce dalla teoria il fatto che consumo e reddito sono cointegrati e lascia alla econometria la determinazione della dinamica congiunta.

2. La nuova macroeconomia classica viceversa ritiene di poter determinare in ogni dettaglio la dinamica congiunta. Questo è quello che accade nel famoso modello di Hall e in tutti gli sviluppi successivi.

Guardando le cose dal secondo punto di vista il primo appare come ateoretico, privo della necessaria disciplina, ossia povero di implicazioni da sottoporre a test: di teorie economiche che deducono la cointegrazione ne possiamo trovare molte. Guardando invece le cose dal primo punto di vista, il secondo può apparire come uno sforzo destinato a sicuro fallimento. In effetti, quando i dati macroeconomici vengano guardati in maniera spassionata, allora la loro natura aggregata, temporalmente e sugli agenti economici, gli errori di misurazione che contengono, sembrano sconsigliare un confronto diretto con la teoria.

Io credo che la competizione tra questi due diversi modi di vedere il problema sia stata feconda e che possa continuare ad esserlo. Credo che quello che ho chiamato il punto di vista delle serie temporali abbia segnato molti punti a suo favore, come è testimoniato ad esempio dalla diffusione della econometria basata su modelli VAR, in cui le pretese dell'economia sono tenute basse. Credo però anche che la ricerca di una conciliazione tra teoria e dati sia uno stimolo molto potente, perché spinge a ripensare continuamente i modelli e, in particolare, a prendere in considerazione dati disaggregati che non trovano facilmente spazio nella analisi delle serie temporali.

In questa relazione passerò in rassegna alcuni dei risultati importanti dal primo punto di vista, e che spesso vengono trascurati dagli economisti. Poi parlerò di alcuni risultati recenti della teoria del consumo, basati sulla teoria e sull'abbandono del-

l'agente rappresentativo, che mi sembrano rappresentare un contributo importante dal secondo punto di vista.

1. Modelli previsivi e modelli strutturali: gli *shock* fondamentali.

Questo è un argomento che a torto viene considerato ad alto contenuto tecnico e da lasciare agli specialisti. La cosa può essere invece spiegata in modo molto semplice. Supponiamo di partire da una teoria dei prezzi industriali, la quale giunga alla conclusione che questi vengono fissati mediante un *mark-up* fisso sui costi. Ora usiamo un modello ipersemplificato e supponiamo che i costi seguano l'equazione:

$$\Delta c_t = \varepsilon_t,$$

dove ε_t è un rumore bianco. Quindi i costi sono un cammino casuale. La teoria del *mark-up* afferma che se c_t subisce l'incremento ε_t , allora anche i prezzi subiranno la stessa variazione. Però non dice precisamente con quale dinamica. Se m è il fattore di *mark-up* la teoria è compatibile, ad esempio, con:

$$\Delta p_t = m \left(\frac{1}{2} \varepsilon_t + \frac{1}{2} \varepsilon_{t-1} \right)$$

$$\Delta p_t = m \left(\frac{1}{4} \varepsilon_t + \frac{3}{4} \varepsilon_{t-1} \right)$$

$$\Delta p_t = m \left(\frac{3}{4} \varepsilon_t + \frac{1}{4} \varepsilon_{t-1} \right)$$

$$\Delta p_t = m(1 - \alpha) (\varepsilon_t + \alpha \varepsilon_{t-1} + \alpha^2 \varepsilon_{t-2} + \dots); 0 < \alpha < 1$$

Ora supponiamo di possedere una serie temporale dei prezzi e di stimare un modello ARIMA, che in questo caso sarebbe un $(p, 1, q)$. Anzi, semplifichiamo ulteriormente e supponiamo che venga stimato un autoregressivo, ossia un $(p, 1, 0)$.

Quindi:

$$a(L)\Delta c_t = \eta_t, \quad (1)$$

Poi lo invertiamo:

$$\Delta p_t = a(L)^{-1}\eta_t = \eta_t + b_1\eta_{t-1} + b_2\eta_{t-2} + \dots \quad (2)$$

Adesso mettiamo di fronte un analista delle serie temporali e un economista. Il primo dirà che (1) è tutto quello che serve per fare una previsione dei prezzi. Il secondo prenderà i valori stimati di η_t , farà un grafico contro il tempo e dirà che quel grafico rappresenta le variazioni dei costi, cioè la storia di tali variazioni nel periodo considerato, e forse tenterà di mettere in relazione tali variazioni con eventi che hanno investito la tecnologia disponibile per le imprese. Ora, all'economista si

può obiettare che il disturbo stimato non è necessariamente il disturbo strutturale. Non voglio entrare nei dettagli algebrici, che peraltro sono molto semplici, ma se i ritardi distribuiti strutturali fossero $\frac{1}{4} \varepsilon_t + \frac{3}{4} \varepsilon_{t-1}$, come nel secondo degli esempi

visti sopra, nessun modello come (1) potrebbe fornire un'approssimazione. Sempre rimanendo in questo esempio semplicissimo a due periodi, un modello autoregressivo può approssimare solo una "politica" dei prezzi da parte delle imprese in cui la frazione dell'aumento di costo trasferito nel primo periodo è più grande di quella trasferita nel secondo. Ma in questo modo noi trascuriamo, per così dire, metà delle possibilità. I ritardi distribuiti che vengono approssimati mediante modelli autoregressivi si chiamano fondamentali.

Il problema appartiene alla vasta area della identificazione. I dati, cioè le autocovarianze della serie temporale sono compatibili con

$$x_t = (1 - aL)u_t \quad |a| < 1. \quad (3)$$

Ma allora sono ugualmente compatibili con

$$x_t = (1 - a^{-1}L)v_t. \quad (4)$$

Cosa succede se noi scegliamo la prima rappresentazione mentre la seconda è strutturale? Vediamo:

$$x = (1 - aL)u_t = (1 - a^{-1}L)v_t,$$

$$u_t = \frac{1 - a^{-1}L}{1 - aL} v_t.$$

quindi il disturbo stimato è una media mobile del valore corrente e dei valori passati del disturbo strutturale. Più in generale, se rappresentiamo in un grafico i ritardi distribuiti:

$$(1 + b_1L + b_2L^2 + \dots + b_nL^n),$$

tutte le distribuzioni che non rimangono al disotto della campana binomiale, cioè

$$(1 + L)^n = 1 + nL + \binom{n}{2}L^2 + \dots + \binom{n}{n-1}L^{n-1} + L^n,$$

sono non fondamentali.

In conclusione, o l'economista è in grado di produrre un criterio che permetta di decidere tra (3) e (4), oppure la pretesa di dare un significato strutturale al disturbo e ai coefficienti dei ritardi non può essere giustificata. Naturalmente, il criterio di cui sto parlando può consistere in una informazione di natura qualitativa del tipo: le imprese tendono a ritardare il trasferimento degli aumenti di costo (non fondamentale); oppure, le imprese tendono a trasferire subito gran parte dell'au-

mento di costo (fondamentale). Va infine osservato che la questione si può fare molto più complessa quando il modello è multivariato e quindi la possibilità di trovare criteri di identificazione è più remota.

2. Aggregazione temporale, destagionalizzazione, risposte impulsive e causalità

I dati a cui facciamo riferimento sono ottenuti o aggregando su intervalli di tempo, come accade per i redditi, oppure attraverso un campionamento regolare, come accade per i prezzi. Negli anni '70, la applicazione di tecniche sviluppate per le serie temporali ha fornito un'idea abbastanza precisa delle distorsioni che ciò può provocare rispetto alle relazioni strutturali (Sims, Tiao e Wei). Analogamente per la destagionalizzazione. Anche in questo caso un esempio molto semplice (Working) può dare un'idea di ciò che accade. Prendiamo:

$$x_t - x_{t-1} = \varepsilon_t,$$

cioè un cammino casuale, e supponiamo che il dato disponibile non sia x_t ma $y_t = x_t + x_{t-1}$, ad intervalli $t, t+2, \dots$, cioè l'aggregato su due periodi. Si ha:

$$\begin{aligned} y_t - y_{t-2} &= (x_t + x_{t-1}) - (x_{t-2} + x_{t-3}) \\ &= (x_t - x_{t-1} + x_{t-1} - x_{t-2}) \\ &\quad + (x_{t-1} - x_{t-2} + x_{t-2} - x_{t-3}) \\ &= \varepsilon_t + 2\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_{t-2}, \\ y_{t-2} - y_{t-4} &= \varepsilon_{t-2} + 2\varepsilon_{t-3} + \varepsilon_{t-4}. \end{aligned}$$

Quindi $y_t - y_{t-2}$, cioè la serie dei dati "annuali" non è più un cammino casuale, come quella dei dati "semestrali".

Questo è il caso più semplice di distorsione causata dalla aggregazione temporale. Quando invece di una singola serie abbiamo più serie costazionarie, allora la aggregazione temporale distorce non solo le singole serie ma anche la relazione dinamica tra esse. In particolare la relazione di causalità secondo Granger viene alterata. Questo aspetto può essere intuito senza bisogno di ricorrere a calcoli complicati: la aggregazione in generale, e quella temporale in particolare, causa una perdita di informazione. Così mentre la x ritardata non è informativa nel modello strutturale, essa diventa informativa nel modello aggregato che lega le variabili temporalmente aggregate. Abbiamo tre effetti:

A. Dato un modello VAR, che possiamo supporre identificato in modo standard mediante triangularizzazione, le risposte impulsive possono differire in modo notevole rispetto a quelle strutturali.

B. I coefficienti delle risposte impulsive non sono funzioni soltanto dei coefficienti corrispondenti delle risposte strutturali. Avviene una contaminazione per cui la risposta aggregata di y allo shock di x dipende da tutti i coefficienti strutturali, non solo da quelli della risposta strutturale di y a x .

C. Gli shock aggregati sono misure di tutti gli shock strutturali.

3. Aggregazione sugli agenti: ancora sulle risposte impulsive e sugli shock aggregati

Per avere un'idea di quanto gli economisti abbiano trascurato i problemi che sto trattando possiamo utilizzare la discussione che ha attraversato gli ultimi quindici anni sulla importanza relativa delle componenti permanente e transitoria nella spiegazione delle fluttuazioni economiche. La discussione si è sviluppata prima su modelli univariati e infine su modelli multivariati, bivariati soprattutto. Ricordo anche che la componente permanente delle fluttuazioni è stata per le più interpretata come la variazione di produttività dovuta al progresso tecnico, la componente transitoria come variazione della domanda dovuta alle politiche fiscali e monetarie.

Ora, viene naturale chiedersi se i risultati che si ottengono sono robusti rispetto alla possibilità che vi siano molte fonti di progresso tecnico, tra loro indipendenti. Ricordo qui brevemente il modo in cui la componente permanente è identificata nel modello di Blanchard e Quah. Si parte da un VAR:

$$A(L) \begin{pmatrix} \Delta y_t \\ U_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{pmatrix}.$$

Lo si inverte.

$$\begin{pmatrix} \Delta y_t \\ U_t \end{pmatrix} = B(L) \begin{pmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{pmatrix},$$

Poi si identificano gli shock strutturali mediante:

$$\begin{pmatrix} \Delta y_t \\ U_t \end{pmatrix} = B(L)QQ^{-1} \begin{pmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{pmatrix},$$

dove Q è tale che:

$$B(L)Q = \begin{pmatrix} (1-L)c_{11}(L) & c_{12}(L) \\ c_{21}(L) & c_{22}(L) \end{pmatrix}.$$

In questo modo il secondo degli shock ha un effetto permanente sul GNP e viene quindi identificato come lo shock di produttività. Ora però, il modello strutturale dovrebbe essere qualcosa del tipo:

$$\begin{pmatrix} \Delta y_t \\ U_t \end{pmatrix} \begin{pmatrix} (1-L)d_{11}(L) & d_{12}^2(L) & \dots \\ d_{21}(L) & d_{22}^2(L) & \dots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_{dt} \\ u_{st}^1 \\ u_{st}^2 \\ \vdots \end{pmatrix}$$

dove diversi shock di produttività corrispondono ai diversi settori economici, i quali vengono aggregati per formare y_t .

Dunque abbiamo da una parte un modello strutturale, quello appena scritto, con uno shock di domanda, per semplicità, e molti shock di produttività; dall'altra un modello stimato, con due shock, cioè:

$$\begin{pmatrix} \Delta y_t \\ U_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (1-L) c_{11}(L) & c_{12}(L) \\ c_{21}(L) & c_{22}(L) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \tilde{u}_{dt} \\ \tilde{u}_{st} \end{pmatrix}.$$

Il problema è: gli shock aggregati \tilde{u}_{dt} e \tilde{u}_{st} hanno una relazione semplice con gli shock strutturali? È naturale che, essendo gli shock strutturali $n + 1$, dove n è il numero degli shock di produttività, gli shock aggregati risultino da una mistura di quelli strutturali. Ma questa mistura confonde i due tipi di shock o no? In altri termini, lo shock che noi identifichiamo come da offerta è una mistura dei soli shock di offerta strutturali, o no? La risposta è no, se non si verifica una condizione molto severa sulla dinamica strutturale, e cioè:

$$\frac{d_{12}^1(L)}{d_{22}^1(L)} = \frac{d_{12}^2(L)}{d_{22}^2(L)} = \dots$$

Questo è un teorema dovuto a Blanchard e Quah, ma credo mai o quasi mai notato (si trova nell'appendice del loro stracitato articolo). D'altra parte, se i disturbi di domanda e offerta si mescolano quando si aggrega, i risultati che si ottengono sulla importanza relativa delle componenti perdono gran parte del loro significato. È davvero importante sapere che il disturbo di domanda spiega il 90% della varianza delle variazioni del GNP, se poi ho il sospetto che quello che sto chiamando un disturbo di domanda è in realtà una mistura di disturbi strutturali di domanda e di offerta?

Il risultato che ho citato è soltanto un esempio tratto da una letteratura di crescente importanza sugli effetti della aggregazione per i modelli dinamici (Granger, Trivedi, Lippi, Forni, Lewbel, Stoker). Per dare una sintesi provvisoria occorre dire che esistono motivi molto forti per ritenere che la teoria economica non sia applicabile ai dati aggregati secondo le pretese della macroeconomia, e che un atteggiamento più modesto, in cui la struttura dinamica sia lasciata all'analisi statistica, sia più sensato. La partita però non è chiusa. In primo luogo, gli stessi motivi per cui si ripiega su modelli puramente previsivi, o su modelli economici di profilo meno alto, conducono alla instabilità strutturale: una critica alla Lucas può essere riproposta senza bisogno di fare ricorso alle aspettative razionali; le contaminazioni dei coefficienti dovute alla aggregazione (temporale o su agenti eterogenei) sono sufficienti per ottenere il risultato che un cambiamento di parametri per una variabile esogena influisce sulla relazione tra tale variabile e le endogene. Quindi, almeno per questo motivo, l'esigenza di un modello strutturale rimane. In secondo luogo però, le difficoltà derivanti dalla aggregazione di ogni tipo possono essere affrontate mediante modelli espliciti del comportamento microeconomico e della eterogeneità. Di questo darò un esempio nell'ultima parte.

4. Teoria del consumo, eterogeneità, dinamica del sistema delle variabili disaggregate

Ora vorrei passare in rassegna alcune linee di ricerca recenti sulla funzione del consumo, con lo scopo di illustrare le ultime affermazioni fatte. Partiamo dal modello ciclo vitale-reddito permanente, nella versione di Hall, che incorpora l'ipotesi di aspettative razionali:

$$\begin{aligned}\Delta y_t &= a(L)\varepsilon_t \\ \Delta c_t &= a(\beta)\varepsilon_t \\ \beta &= 1/(1+r),\end{aligned}$$

dove r è il saggio di interesse. Questa è la versione prototipo della teoria. Se non si introducono modifiche, teoria e fatti non vanno per niente d'accordo:

1. Non è vero che la serie empirica del consumo sia un cammino casuale, come la teoria pretende.
2. Non è vero che il consumo e il reddito siano guidati dallo stesso shock: ciò implicherebbe che in una regressione del consumo sul reddito ritardato e anticipato lo R^2 fosse 1.

Questi sono soltanto due punti di debolezza della teoria. Ve ne sono altri molto importanti su cui si è sviluppata una enorme letteratura. Io posso fermarmi soltanto su alcuni aspetti. Le equazioni scritte sopra valgono per ciascun agente, nell'ipotesi che ciascun agente abbia aspettative razionali sul proprio reddito. Allora si tratta di dare un modello abbastanza generale e non troppo complicato per i redditi individuali:

$$\Delta y_t^i = a_1^i(L)u_{1t} + a_2^i(L)u_{2t} + \dots + a_h^i(L)u_{ht} + \chi_t^i,$$

dove gli u_{kt} sono shock comuni a tutti gli agenti, mentre χ_t^i è una variabile individuale, cioè ortogonale a u_{kt} e a χ_t^j per $i \neq j$. In alcuni importanti lavori recenti basati su dati statunitensi (Pischke, Goodfriend) h viene posto uguale all'unità (un solo shock comune). Questo però è assolutamente irrealistico: un'analisi dei dati statunitensi di reddito disaggregati per stato mostra che almeno tre shock sono necessari per dare conto dei comovimenti delle serie statali (Forni e Lippi). Ora, l'agente i vede il suo reddito, ma non le componenti (per ipotesi):

$$\Delta y_t^i = A^i(L)\varepsilon_t^i$$

e quindi consuma secondo:

$$\Delta c_t^i = A^i(\beta)\varepsilon_t^i$$

D'altra parte:

$$\Delta y_t^i = A^i(L)\varepsilon_t^i = a_1^i(L)u_{1t} + a_2^i(L)u_{2t} + \dots + a_h^i(L)u_{ht} + \chi_t^i,$$

e quindi:

$$\begin{aligned}\Delta c_t^i &= A^i(\beta) \varepsilon_t^i \\ &= \frac{A^i(\beta)}{A^i(L)} (a_1^i(L)u_{1t} + a_2^i(L)u_{2t} + \dots + a_h^i(L)u_{ht} + \chi_t^i),\end{aligned}$$

Quando si aggrega

$$\begin{aligned}\Delta y_t &= a_1(L)u_{1t} + a_2(L)u_{2t} + \dots + a_h(L)u_{ht} \\ \Delta c_t &= b_1(L)u_{1t} + b_2(L)u_{2t} + \dots + b_h(L)u_{ht}\end{aligned}$$

dove:

$$a_k(L) = \sum_i a_k^i(L), \quad b_k(L) = \sum_i \frac{A^i(\beta)}{A^i(L)} a_k^i(L).$$

La ragione per la quale le componenti individuali non compaiono negli aggregati è che, a causa dell'ipotesi di ortogonalità fatta sopra, la varianza $\sum \chi_t^i$ cresce come n , mentre quella delle componenti comuni cresce come n^2 . Quindi anche se χ_t^i spiega una porzione molto grande del reddito individuale, nell'aggregato scompare. Questo però non vuol dire che le componenti individuali non abbiano alcun ruolo: queste infatti influenzano le funzioni $A^i(L)$. Per esempio, se

$$\begin{aligned}\Delta y_t^i &= u_t + \chi_t^i \\ \chi_t^i &= \xi_t^i - .9\chi_{t-1}^i\end{aligned}$$

e inoltre ξ_t^i ha varianza molto più grande di quella di u_t , allora, approssimativamente, $A^i(L) = 1 - .9L$.

Usando un solo disturbo si può ottenere che (Pischke):

- (1) il reddito aggregato in differenze ha autocorrelazione positiva mentre i redditi individuali hanno autocorrelazione negativa (come risulta dai dati panel);
- (2) il consumo aggregato ha autocorrelazione positiva.

Usando un modello in cui vi sia più di un disturbo comune si possono ottenere i risultati appena visti, più il fatto che consumi e reddito non sono guidati dallo stesso disturbo (Forni e Lippi). Inoltre, sotto ipotesi molto semplici, la struttura disaggregata può essere stimata usando un modello a componenti non osservabili.

Questo esempio mi sembra particolarmente efficace come illustrazione delle possibilità di un rapporto fecondo tra teoria macroeconomica e costruzione di modelli previsivi. Le difficoltà incontrate dalla teoria del consumo hanno spinto ad un'analisi più attenta del modello dei redditi individuali, e quindi ad andare oltre il consueto agente rappresentativo.

D'altra parte, una volta che il problema dei redditi individuali sia stato affrontato, allora si vede che neppure il modello di una variabile comune, uguale per tutti gli

agenti, più una individuale, corrisponde ai dati disaggregati disponibili. Quindi si pone il problema di determinare il numero di *shock* macroeconomici che guidano i redditi individuali (Forni e Lippi, Forni e Reichlin). Ma questa è proprio la questione che si pone con gli indicatori ciclici. Quanti ne occorrono per dare una rappresentazione convincente del comovimento delle variabili macroeconomiche?

ALLA RICERCA DI UN INDICATORE DEL CICLO
PER L'ITALIA: UN APPROCCIO BASATO
SULL'ANALISI FATTORIALE DINAMICA

Guido Pellegrini* - Tommaso Proietti**

**Dipartimento di Scienze Statistiche, Università di Bologna*

***Dipartimento di Scienze Statistiche, Università di Perugia*

1. Introduzione*

I recenti lavori di Stock e Watson (1989, 1991) hanno riaperto il dibattito su quale sia l'indicatore appropriato a rappresentare il ciclo economico. La proposta metodologica contenuta in questi studi è di abbandonare l'approccio di tipo *judgemental* per uno di tipo probabilistico, che espliciti il modello statistico ed economico sottostante l'indicatore ciclico estratto, e che permetta di verificare le sue proprietà statistiche.

Identificare un modello probabilistico per il ciclo richiede, in primo luogo, una definizione precisa e coerente delle caratteristiche dello stesso. Il punto di partenza, anche in questo caso, non può non essere la definizione proposta da Burns e Mitchell (1946), per cui un ciclo consiste di espansioni che si verificano quasi contemporaneamente in molti settori di attività economica, seguite da recessioni, contrazioni e riprese, similmente generalizzate, che si fondono nella successiva fase di espansione del ciclo seguente. Gli aspetti caratterizzanti sono dunque due: la presenza di un andamento simile - *co-movements* in Lucas (1977) - in serie rappresentative e la reversibilità, anche se non necessariamente legata a movimenti periodici, delle fluttuazioni cicliche. Entrambi gli aspetti sono stati indagati a fondo nella moderna analisi econometrica delle serie storiche.

La ricerca di *co-movements* implica che il ciclo economico - il "ciclo di riferimento" nella terminologia di Burns e Mitchell - non può essere estratto da una sola serie, quale ad esempio il PIL, ma richiede l'osservazione di più indicatori significativi dell'attività economica. In letteratura si è discusso a lungo sia quali serie considerare, sia come aggregare e ponderare le informazioni sul ciclo di riferimento provenienti da differenti indicatori. Nell'approccio di tipo *judgemental*, una volta identificate le serie approssimativamente coincidenti da utilizzare per l'indicatore tramite l'attribuzione ad ognuna di un punteggio che sintetizzi l'affidabilità e la coerenza ciclica, il dibattito si è incentrato sulla scelta della procedura di standardizzazione e ponderazione che le rende confrontabili e aggregabili in un unico indicatore [Boschan e Banerji (1988)]. Negli studi di tipo probabilistico, il ciclo di riferimento viene costruito come una variabile non osservabile, chiamata "lo stato dell'economia", la quale è per ipotesi l'unica fonte delle fluttuazioni coincidenti delle diverse serie. Mentre in questo caso la struttura di aggregazione viene determinata dai dati, la discrezionalità del ricercatore riguarda la struttura del modello probabilistico che viene utilizzata. Nei lavori di Stock e Watson, viene prescelto l'approccio detto *unobserved single index model*, specificato attraverso l'analisi fattoriale dinamica [Geweke (1977), Sargent e Sims (1977), Engle e Watson (1981)].

La definizione proposta da Burns e Mitchell è volutamente ambigua nello specificare la natura delle fluttuazioni cicliche, in quanto la reversibilità delle fluttuazioni può essere attribuita sia a movimenti della componente permanente della serie (il trend), sia a quelli della componente transitoria (il ciclo, nella moderna analisi delle serie storiche). Da questo punto di vista, alcune delle loro intuizioni appaiono particolarmente attuali, come l'analisi dell'interdipendenza tra fluttuazioni del trend e della componente transitoria e le difficoltà di una loro identificazione separata ["Cyclical fluctuations are so closely interwoven with ... secular changes in economic

* Questa ricerca è iniziata quando il primo Autore lavorava presso il Servizio studi della Banca d'Italia. Gli Autori sono gli unici responsabili del lavoro.

life that important clues to the understanding or the former may be lost by mechanically eliminating the latter", Burns e Mitchell (1946), p. 270]. D'altra parte, anche se la componente secolare viene distinta da quella transitoria, nel loro lavoro queste due componenti sono considerate congiuntamente per l'analisi del ciclo di riferimento. Il motivo risiede sia nella già citata difficoltà di una corretta estrazione del trend e del ciclo, sia nell'aggravio dei costi computazionali, che la mancanza di strumenti informatici rendeva all'epoca pressochè insormontabili ("if the resources at our disposal permitted it, we would analyze all series presented in the following monographs, or at least the more important ones, in both adjusted and unadjusted forms ... That we cannot do." p. 309), sia nell'analisi empirica condotta su alcune serie, che mostrava come la depurazione dal trend aveva effetti ridotti sulla datazione dei cicli. Il dibattito tra l'analisi dei cicli in livello (*cicli classici*) e di quelli calcolati sui tassi di crescita (*cicli di crescita*) o sulle serie depurate dal trend (*cicli deviazione*) ha interessato parte rilevante della letteratura seguente, specie alla fine degli anni sessanta, in quanto la presenza di un trend di sviluppo sostenuto in quel periodo rendeva il concetto di ciclo classico di limitata utilità [Mintz (1969), Haywood (1973)].

Il problema della scomposizione di una serie storica non stazionaria in una componente permanente e in una transitoria, attribuendo solo a quest'ultima il significato di ciclo, è ritornato prepotentemente all'attenzione degli studiosi all'inizio degli anni ottanta, e ha percorso trasversalmente gli ultimi dieci anni della ricerca in campo econometrico. La coincidenza non casuale dell'affermarsi della scuola del *Real Business Cycle* in campo economico, contemporaneamente ai primi risultati relativi alla presenza di trend stocastici in serie economiche [Beveridge e Nelson (1981); Nelson e Plosser (1982)], ha dato notevole impulso all'analisi economica e statistica delle fluttuazioni cicliche. In genere, il ciclo è stato identificato come il residuo dell'operazione di estrazione della componente permanente della serie, ipotizzata deterministica o stocastica. Il ciclo è quindi la componente transitoria, che scompare quando la serie, dopo uno *shock*, si riporta sul suo livello di equilibrio. Questo distingue le fluttuazioni del ciclo da quelle del trend, che rappresentano invece le oscillazioni dello stesso valore di equilibrio (di stato stazionario), che si modifica a causa di *shock* di origine permanente. Tra i principali risultati di interesse per questo lavoro si segnala la necessità di un adeguato controllo della presenza nella serie di un trend stocastico, in quanto una sua approssimazione con un trend deterministico può portare ad errori severi nell'analisi del ciclo [Nelson e Kang (1981) e (1984)], e la superiorità delle tecniche di scomposizione multivariate rispetto a quelle univariate, giacchè l'aumento delle informazioni permette di diminuire le restrizioni di identificazione che devono essere poste sulla forma delle componenti transitorie e permanenti [Fachin, Gavosto e Pellegrini (1992)].

In presenza di serie non stazionarie, la ricerca di un indicatore delle fluttuazioni coincidenti si compone quindi logicamente di due parti: la separazione delle componenti transitorie da quelle permanenti in ogni serie e, tra queste, l'individuazione della componente comune per il trend e per il ciclo. L'indicatore ciclico corrispondente consisterebbe solo di quest'ultima. Tale ipotesi di scomposizione è alla base del nostro lavoro. L'indagine è volta allo studio delle fluttuazioni cicliche dell'economia italiana nel periodo 1967 - 1992 tramite un modello probabilistico che permette di isolare le oscillazioni attribuibili unicamente alla componente ciclica della serie, che indivi-

duano il ciclo di riferimento da noi cercato.

Questo approccio presenta elementi di novità nel panorama della letteratura sull'argomento: il modello proposto da Stock e Watson individua infatti una componente di *trend ciclico* comune, in cui non viene separata la componente transitoria da quella permanente. La logica del nostro lavoro è più vicina, in questo senso, al lavoro di Engle e Kozicki (1993), sebbene qui venga abbracciato sin dal principio un approccio *strutturale* alla Harvey (1989).

Il lavoro consiste delle seguenti parti: nel secondo paragrafo si affrontano i problemi inerenti alla ricerca di un indicatore comune, come quali serie utilizzare e come aggregarle, e si discutono le soluzioni presentate in letteratura, sia nell'approccio classico che in quello probabilistico; nel terzo paragrafo si presentano i risultati dell'analisi statistica preliminare delle serie, che riguarda le proprietà delle funzioni di correlazione singole ed incrociate, le densità spettrali, l'ordine di integrazione e cointegrazione, la scomposizione ricavata utilizzando il modello di Beveridge e Nelson multivariato. Queste evidenze empiriche permettono di individuare le serie effettivamente utilizzate per la costruzione di un indicatore del ciclo; nel paragrafo successivo si mostra un'applicazione alle serie prescelte del modello di indicatore coincidente proposto da Stock e Watson; nel quinto paragrafo presentiamo un nuovo indicatore, per il quale mostriamo sia lo sviluppo del modello probabilistico dal quale deriva, sia i risultati della sua applicazione empirica; nel sesto e conclusivo paragrafo si pongono a confronto i diversi indicatori, nonchè si individuano le similarità e le differenze con l'indicatore ciclico di tipo *judgemental* sviluppato dall'ISCO.

2. La costruzione di un indicatore coincidente

Lo sviluppo della metodologia di costruzione degli indicatori ciclici è stato profondamente influenzato dall'impostazione data dal gruppo di ricercatori, quali Mitchell, Burns, Shiskin, Moore, Zarnowitz e molti altri, riuniti intorno al National Bureau of Economic Research (NBER) col duplice scopo di misurare e prevedere le fluttuazioni cicliche. L'approccio NBER si è caratterizzato per l'essere prevalentemente di tipo empirico e *judgemental*, anche se la classificazione dell'andamento ciclico delle singole serie viene cercata attraverso criteri generalmente di tipo automatico, quindi sottratti per quanto possibile all'arbitrio del ricercatore. In questo senso può essere interpretato il metodo dello "scoring", che assegna ad ogni serie un determinato punteggio che sintetizza la sua rispondenza ad una serie di requisiti statistici, quali la significatività, ovvero la rappresentatività rispetto al sistema economico, l'adeguatezza statistica, in termini di capacità di misurazione del fenomeno economico sottostante, l'uniformità temporale, ovvero la corrispondenza con i cicli della cronologia di riferimento, la conformità con questo, la regolarità dell'andamento, espressa in termini del peso della componente accidentale sulle fluttuazioni della serie, la tempestività e periodicità nell'aggiornamento.¹ Rimane il fatto che i pesi con cui vengono aggregati i vari criteri per determinare il punteggio sono attribuiti dal ricercatore, e quindi riflettono valutazioni soggettive e "ad hoc".

Con questa strumentazione, viene resa possibile l'identificazione delle serie atte

¹ Per una esposizione completa della metodologia dello "scoring system", nonchè per i riferimenti bibliografici, si rimanda a De Nicola (1978).

ad essere utilizzate per l'indagine sul ciclo. I criteri indicati da Burns e Mitchell per l'individuazione del profilo ciclico di una serie, codificati in un programma di calcolo automatico da Bry e Boschan, permettono di determinare una cronologia ciclica per ogni serie. Sulla base della coerenza di ogni serie, si perviene infine ad una classificazione delle stesse in anticipatrici, approssimativamente coincidenti e posticipatrici. In particolare, le serie vengono considerate come *roughly coincident* se le date dei punti di svolta coincidono, con una tolleranza di circa un trimestre, con quelle del ciclo di riferimento. Così facendo, le serie coincidenti individuate per l'economia statunitense sono state l'occupazione non agricola, il prodotto nazionale lordo (a prezzi costanti), la produzione industriale, il reddito personale e le vendite (sempre a prezzi costanti) [Passamonti (1988)]. Queste serie ricorrono spesso anche negli indicatori coincidenti proposti in altri paesi, sia per la loro rilevanza nel sintetizzare l'andamento dell'attività economica, sia per la loro cadenza ciclica. Ad esempio, uno studio accurato da parte del CSO per il Regno Unito considera, nella stima del ciclo di riferimento e dell'indicatore coincidente, le stesse serie, esclusa l'occupazione, ma con la valutazione anche di un indicatore relativo ai posti vacanti, pur se questo tende a posticipare il ciclo delle altre serie [CSO (1975)].

Tale approccio si è spesso scontrato con la difficoltà di avere serie pubblicate con tempestività, reali, rappresentative e esistenti in vari paesi. Questi sono ad esempio i motivi per cui le cronologie cicliche utilizzate dall'OCSE (1981) sono basate unicamente sull'indice della produzione industriale. Molti studi, ad esempio tutti quelli pubblicati in Lahiri e Moore (1991), si basano invece sulla serie del prodotto lordo, ritenuta di per sé adeguatamente rappresentativa delle fluttuazioni cicliche dell'economia.

In Italia, la costruzione di un indicatore coincidente e di una cronologia ciclica è stata sperimentata dai ricercatori dell'ISCO. Le serie individuate come coincidenti riguardano alcuni indici disaggregati della produzione industriale, le importazioni e gli investimenti, mentre l'occupazione sarebbe posticipatrice e il prodotto lordo e l'indice aggregato della produzione industriale non sarebbero classificabili [De Nicola (1978)]. L'indicatore coincidente sviluppato dall'ISCO si caratterizza d'altronde per essere il risultato non solo dell'applicazione delle tecniche NBER, ma anche di valutazioni qualitative e analisi economiche sull'importanza di alcune serie potenzialmente coincidenti. L'indicatore attualmente utilizzato, sviluppato nel 1978, è infatti basato su 26 serie che tendono a coprire i processi economici di maggior rilievo: produzione, scambi interni e con l'estero, occupazione [Passamonti, (1988)].

Esiste quindi sempre un certo grado di discrezionalità nella scelta delle serie da includere nell'indicatore [Annunziato (1992)], anche se dovrebbero essere sempre fatti salvi i principi individuati dal NBER. Nel nostro studio, tra le serie disponibili almeno a frequenza trimestrale, si è scelto di privilegiare la copertura dei principali fenomeni economici, e quindi di utilizzare serie che misurano fenomeni generali, rappresentative di un ampio spettro di attività economiche, e che permettono di prescindere da fluttuazioni settoriali o effetti specifici non diffusi nell'economia. Si è inoltre optato di mantenersi il più possibile vicino alle indicazioni provenienti dalle altre analisi presenti in letteratura. Si sono quindi selezionate quattro serie: il PIL a prezzi 1985, l'indice della produzione industriale (IPI), gli occupati, misurati in unità di lavoro (ULA), e la variabile di fonte ISCO relativa alla differenza dal normale degli ordinativi nell'industria. Tutte le serie sono state stagionalizzate, adoperando

la procedura X11-ARIMA e, se rilevate a frequenza inferiore, anche trimestralizzate. Esse sono rappresentate graficamente nella figura 1.

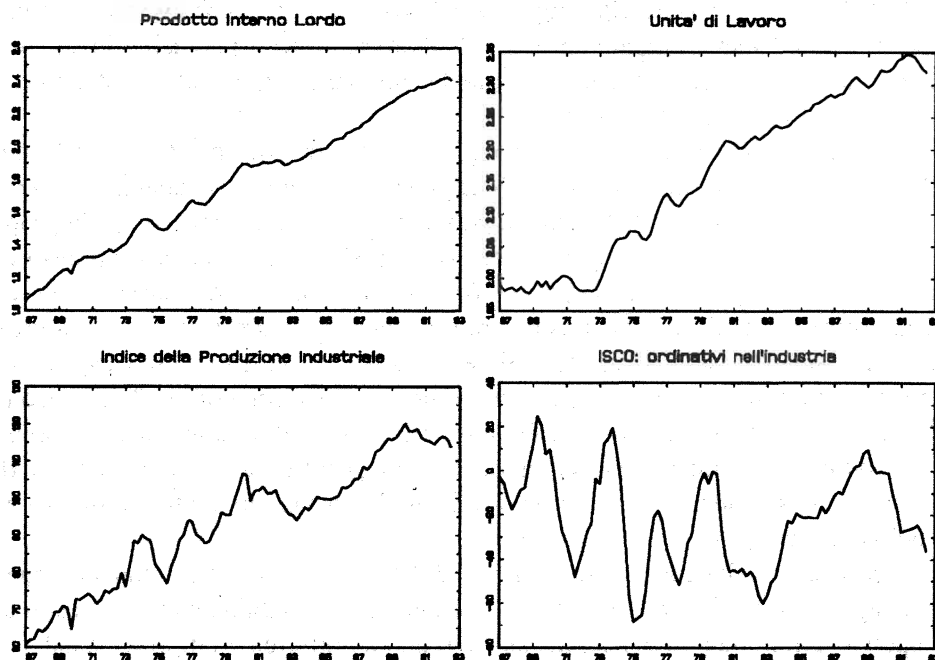


Figura 1 - Grafico delle serie originarie

Le caratteristiche che distinguono questo insieme di variabili da quelle utilizzate in studi simili (es. Stock e Watson) sono principalmente due: in primo luogo viene inserita una variabile stazionaria in livelli - l'indicatore ISCO - rappresentativa del ciclo, che potrebbe essere utile nel separare le componenti stazionarie da quelle di trend. Come sarà evidente nel seguito del lavoro, questo avrebbe implicazioni rilevanti sul tipo di specificazione adottata. In realtà l'analisi statistica preliminare ha segnalato come tale variabile tenda ad anticipare il ciclo economico, piuttosto che a coincidere con esso, ed è stata conseguentemente esclusa dal modello; in secondo luogo, le serie sono a cadenza trimestrale e non mensile. Questa scelta deriva sia dalla mancanza di serie mensili rappresentative di ampi fenomeni economici (manca in particolare una serie dell'occupazione mensile che non sia circoscritta alle grandi imprese manifatturiere), sia dalla decisione di incorporare il PIL a prezzi costanti, disponibili solo a frequenza trimestrale. L'importanza di avere una datazione del ciclo più puntuale ci porta comunque a prevedere un approfondimento della ricerca in questa direzione.

Tali serie, e quindi il ciclo di riferimento così estratto, si riferiscono a fenomeni reali. Eventuali *shock* di origine monetaria agiscono sul ciclo in via indiretta, principalmente attraverso il canale di trasmissione che passa per la domanda aggregata. Le variabili selezionate sono direttamente rappresentative degli effetti di *shock* di offerta, in particolare di quelli relativi all'offerta di lavoro e alla produttività.

Determinate le variabili che partecipano all'indicatore del ciclo di riferimento, il problema che si pone è di sintetizzare l'informazione comune, eliminando il *noise*

proveniente da ogni serie. La soluzione individuata nell'approccio NBER è stata quella di aggregare le varie serie adeguatamente standardizzate ed eventualmente ponderate in un indicatore composito che risulterebbe meno influenzato da fluttuazioni specifiche ed irregolari rispetto alle singole serie. Nell'approccio probabilistico si è invece scelto di modellare e stimare direttamente il processo stocastico delle singole serie, incorporando le componenti comuni e quelle singolari, e derivando l'indicatore del ciclo di riferimento solo dalle prime.

Lo sviluppo dei primi indici compositi viene attribuito da Boshan e Banerji (1988) a Moore e Shiskin. Il problema di aggregare indicatori con variabilità differenti venne risolto da Moore (1958) ponderando ogni serie con il rapporto tra la propria volatilità e quella di una serie di riferimento, in quel caso la produzione industriale. Shiskin (1961) ha generalizzato questo approccio proponendo di correggere la serie per la propria volatilità senza considerare serie *target*. In generale, la standardizzazione della serie consiste in una correzione di variabilità (il riferimento è spesso alla variazione mensile) nonché, se necessario, nello *smoothing* con qualche filtro per ridurre la componente irregolare. Talvolta vengono adottati ulteriori accorgimenti se la variabilità della serie cambia nel tempo. L'aggregazione può avvenire con pesi differenti, se è possibile assegnare ad ogni serie un diverso grado di affidabilità rispetto al ciclo di riferimento.

Il problema della correzione della variabilità si incrocia ovviamente con quello della depurazione dal trend. Infatti, serie con identica variabilità ciclica, ma con una componente di trend di diversa intensità avranno un differente fattore di standardizzazione, e quindi il peso delle proprie fluttuazioni nell'indicatore composito sarà inversamente proporzionale a quello del proprio trend. Questo è uno dei motivi per cui alcuni indicatori sono costruiti in termini di deviazione (cicli-deviazione) da un trend (es. CSO o OECD). La scelta di rimuovere il trend influenza sia la cronologia ciclica, in quanto, se il trend è crescente (decrescente), i picchi vengono anticipati (posticipati) e le gole posticipate (anticipate), sia le stesse fasi cicliche, che vengono a dipendere dalla procedura di depurazione dal trend adottata.

Il problema discende, come visto, dall'ambiguità della definizione di ciclo adottata in questo contesto, che non specifica se il ciclo di riferimento debba essere calcolato in termini assoluti, in termini di tassi di crescita o in termini di deviazione da un trend. L'indicatore è spesso un indicatore di ciclo-trend piuttosto che di solo ciclo. Questo porta a prescrizioni nella costruzione dell'indicatore coincidente che possono apparire contraddittorie, come quella indicata da Boschan e Banerji (1988) per cui "it is judicious to construct composite indexes in a way that is consistent with both the classical cycle and the deviation or growth cycle" (p. 11). Ad esempio, i due Autori suggeriscono di costruire un indice composito mantenendo il trend nelle serie e poi eventualmente di rimuoverlo dall'indicatore sintetico.

Questa ambiguità appare risolta nei recenti sviluppi dell'analisi delle serie storiche: lo studio del grado di integrazione delle serie assegna il ruolo di trend alle componenti integrate almeno del primo ordine, quello di ciclo alle componenti stazionarie, o integrate di ordine zero. Decomporre una serie in un trend e in un ciclo equivale, come definito fin dallo studio pionieristico di Beveridge e Nelson (1981), a isolare la componente integrata, originata da *shock* con effetti permanenti, da quella stazionaria, originata da innovazioni con effetti transitori. Il ciclo è quindi un ciclo differenza, che assorbe solo parte della variabilità della serie, che può essere generata

anche dalla variabilità del trend, se assunto stocastico. Desta quindi sorpresa il fatto che modelli probabilistici per un indicatore coincidente, come quello proposto da Stock e Watson, non tengano in adeguata considerazione tale fondamentale distinzione. Il motivo è probabilmente da ricercare nello scopo di tale lavoro, che era quello di replicare con un modello stocastico il ciclo di riferimento NBER.

I modelli di tipo probabilistico hanno in generale risolto il problema di estrazione della componente comune di più serie imponendo che la correlazione tra le singole serie sia espressione solo dell'unica componente comune [Quah e Sargent (1993)]. In letteratura, tale approccio è collegato ai *dynamic index model* proposti da Geweke (1977) e Sargent e Sims (1977). In generale, un vettore di N serie storiche, y è generato da un modello di indici di ordine s , con $s < N$, se esiste un insieme (U, v, a) , con U vettore di ordine s e v vettore di ordine N di processi stocastici non correlati, e con a matrice $N \times s$ di ritardi distribuiti, tale per cui [Quah e Sargent (1993)]:

$$y_t = a * U_t + v_t \quad (1)$$

dove $*$ rappresenta l'appropriata convoluzione e U e v sono ortogonali. La restrizione fondamentale del modello è che ogni elemento di y sia correlato con un altro dello stesso vettore solo attraverso il vettore U . Se $s=1$ abbiamo il caso di un modello ad un solo indice. Questo è il caso dell'indicatore coincidente utilizzato da Stock e Watson: U rappresenterebbe quindi la componente comune, ovvero la variabile latente rappresentante "lo stato dell'economia", mentre v è espressione delle componenti specifiche ("idiosincratice") di ogni serie.

Sebbene il modello (1) non impone restrizioni sul grado di integrazione delle variabili, la sua applicazione empirica richiede di stimare la densità spettrale di y [Sargent e Sims (1977)], e quindi che le variabili contenute nel vettore siano stazionarie. Stock e Watson risolvono tale problema differenziando le variabili, dopo aver verificato la mancanza di relazioni di cointegrazione tra le stesse. In caso di cointegrazione, tale procedura non è ovviamente praticabile. In ogni caso, non imponendo particolari restrizioni alla matrice a o al vettore v , non si identifica il grado di integrazione delle componenti specifiche o comuni, che sarà in generale superiore a zero.

L'importanza di distinguere la componente stazionaria da quella non stazionaria, sia comune che specifica, ha portato alla diffusione di modelli simili, anche se con caratteristiche differenti. In caso di cointegrazione, il modello proposto da è quello di *trend* comuni [Stock e Watson (1988)], dove viene ridotta la dimensionalità delle componenti permanenti del vettore y . In assenza di cointegrazione, il modello *sharing trends* proposto da Pellegrini (1993) tenta di separare le componenti di trend comuni da quelle specifiche. Vahid e Engle (1993a) modellano contemporaneamente la presenza di trend e cicli comuni, basandosi sulla riduzione di dimensionalità delle componenti permanenti. Un filone importante riguarda l'estensione al caso multivariato dei modelli strutturali a componenti latenti per l'analisi univariata delle serie storiche. Tali modelli, della classe SUTSE (*Seemingly Unrelated Time Series Equations*) [Fernandez e Harvey (1989)], permettono di formulare il processo stocastico della serie combinando direttamente componenti permanenti e componenti cicliche. In questo caso, l'identificabilità del modello viene raggiunta imponendo delle restrizioni alla formulazione dinamica delle varie componenti. Ad esempio, in tali modelli il trend viene generalmente rappresentato da un *random walk* con *drift* deterministico o

stocastico. D'altronde, la struttura degli stessi modelli si presta facilmente ad una diretta interpretazione economica.

Il modello che proponiamo in questo lavoro dal quale trarre un indicatore coincidente si basa su quest'ultima classe di modelli probabilistici. Semplificando, il modello generale, che è il punto di partenza dell'analisi, è il seguente:

$$y_t = \mu_t + \Theta \psi_t + v_t,$$

dove μ_t rappresenta il trend stocastico multivariato, ψ_t il ciclo comune e Θ la matrice dei *loading* ad esso associato, mentre v_t è un vettore di componenti specifiche stazionarie. Le componenti sono assunte ortogonali. L'indicatore coincidente verrà dunque definito dal fattore ψ_t ; il peso delle diverse serie componenti nell'indicatore viene determinato empiricamente dalla stima della matrice dei *loading*, nonchè dalla varianza delle diverse innovazioni. Le caratteristiche empiriche dell'indicatore, la sua procedura di stima e il confronto sia con indici basati sull'approccio NBER, sia con quello sviluppato da Stock e Watson, formano il contenuto dei prossimi paragrafi.

3. Analisi preliminare

3.1 Analisi descrittiva e di integrazione

L'individuazione di un modello probabilistico dell'indicatore richiede una conoscenza dei processi stocastici relativi alle variabili prescelte ed alle loro correlazioni. Si è quindi proceduto all'analisi preliminare delle quattro serie, tesa ad identificare: (1) il processo stocastico sottostante; (2) le correlazioni incrociate con le altre serie e, in particolare la loro coerenza; (3) le relazioni di causalità; (4) la presenza di un trend comune.

Un aspetto importante dell'analisi riguarda lo studio del grado di integrazione delle serie e la loro eventuale cointegrazione. In tal modo si verifica la presenza di un trend stocastico nelle variabili, e se tale trend stocastico abbia caratteristiche comuni fra le serie non stazionarie. Per quanto riguarda l'analisi di stazionarietà, condotta tramite il test di Dickey-Fuller aumentato, i risultati, riportati nella tabella 1, sono in linea con quanto atteso, poichè non è possibile rifiutare l'ipotesi nulla che le serie relative al PIL, all'occupazione ed alla produzione industriale siano integrate del primo ordine. La serie ISCO risulterebbe invece stazionaria.

Per quanto riguarda la presenza di cointegrazione, l'evidenza empirica raccolta è mista, anche si ci fa propendere per l'assenza di trend comuni. Utilizzando un sistema VAR in livelli con le quattro variabili e tre ritardi, il test di Johansen basato sull'autovalore massimo esclude la presenza di cointegrazione, mentre quello basato sulla traccia segnala la presenza di due vettori di cointegrazione, di cui uno al limite della significatività. Risultati analoghi si ottengono aumentando il numero dei ritardi. Test sulla significatività delle restrizioni imposte al vettore di cointegrazione portano a non escludere che la sua presenza dipenda unicamente dall'inclusione di una variabile stazionaria nel sistema VAR.

Tabella 1 - Analisi di integrazione: test ADF

Variabile	Test	τ_{μ}	Val. Critico 5%	τ_{τ}	Val. Critico 5%
$\Delta \ln \text{PIL}$	ADF(1)	-5.33	-2.89	-	-
$\ln \text{PIL}$	ADF(2)	-	-	-2.70	-3.45
$\Delta \ln \text{ULA}$	ADF(2)	-5.21	-2.89	-	-
$\ln \text{ULA}$	ADF(3)	-	-	-1.77	-3.45
$\Delta \ln \text{IPI}$	ADF(2)	-5.18	-2.89	-	-
$\ln \text{IPI}$	ADF(3)	-	-	-3.03	-3.45
ISCO	ADF(2)	-4.38	-2.89	-	-

Nota: ADF(p) è l'Augmented Dickey Fuller test di $H_0: \phi^* = 0$ nel modello.

$$\Delta y_t = f(t) + \phi^* y_{t-1} + \sum_{j=1}^p \phi^j \Delta y_{t-j} + \varepsilon_t$$

contro l'alternativa $H_1: \phi^* < 0$; τ_{μ} è la statistica "t" associata alla stima OLS di ϕ^* quando $f(t) = \mu$, mentre τ_{τ} è la statistica "t" quando $f(t) = \mu + \beta t$.

Nella figura 2 sono rappresentati i correlogrammi singoli ed incrociati, mentre nella successiva figura 3 sono rappresentati gli spettri di potenza univariati $f_x(\omega)$, $0 \leq \omega \leq \pi$ lungo la diagonale, le coerenze $|f_{xy}(\omega)|^2 / [f_x(\omega)f_y(\omega)]$, dove $f_{xy}(\omega)$ è lo spettro incrociato, al di sopra della diagonale principale e la fase, $\tan^{-1}[Im(f_{xy})/Re(f_{xy})]$, dove $Im(\cdot)$ denota la parte immaginaria e $Re(\cdot)$ denota la parte reale dell'argomento. Ovviamente, nel calcolo di queste statistiche le serie non stazionarie sono state rese stazionarie tramite l'applicazione dell'operatore differenza sulla trasformazione logaritmica.

Si noti che le singole serie mostrano tutte un *pattern* di autocorrelazioni particolarmente ricco. L'analisi spettrale evidenzia la presenza di un picco attorno ai tre anni, ad esclusione della variabile ISCO, che mostra a sua volta un *pattern* molto *smooth*, fortemente autocorrelato e privo di alternanze alle brevissime frequenze.

L'analisi delle correlazioni incrociate ai vari *lags* e *leads* segnala la presenza di un anticipo di un trimestre delle serie relative alla variabile ISCO e alle ULA rispetto alla produzione industriale ed al PIL. Il grafico della coerenza mostra, congruentemente all'analisi degli spettri univariati, l'esistenza di un picco attorno ai 12-13 trimestri, che suggerisce la presenza di un ciclo comune nel senso specificato nelle sezioni precedenti. Si evidenzia anche un altro picco alle frequenze brevi; tuttavia questo è probabilmente dovuto all'illusione ottica creata dalle procedure di destagionalizzazione, le quali sottraggono variabilità alle serie alla frequenza stagionale $\pi/2$.

Le serie sono state sottoposte ad un test di causalità, allo scopo di verificarne la interconnessione. I test hanno riguardato la causalità complessiva e istantanea di una variabile nei confronti di tutte le altre, tramite la costruzione di test di tipo "F" su un modello VAR con tre ritardi. Questi test vengono ampiamente superati dalle serie, ad esclusione di quella sull'occupazione, che risulta d'altronde anche teoricamente più distante dalle altre. In ogni caso, per quest'ultima variabile, il test di causalità complessiva viene rigettato al 5%, ma non al 10%.

Complessivamente, le variabili prescelte risultano significativamente correlate,

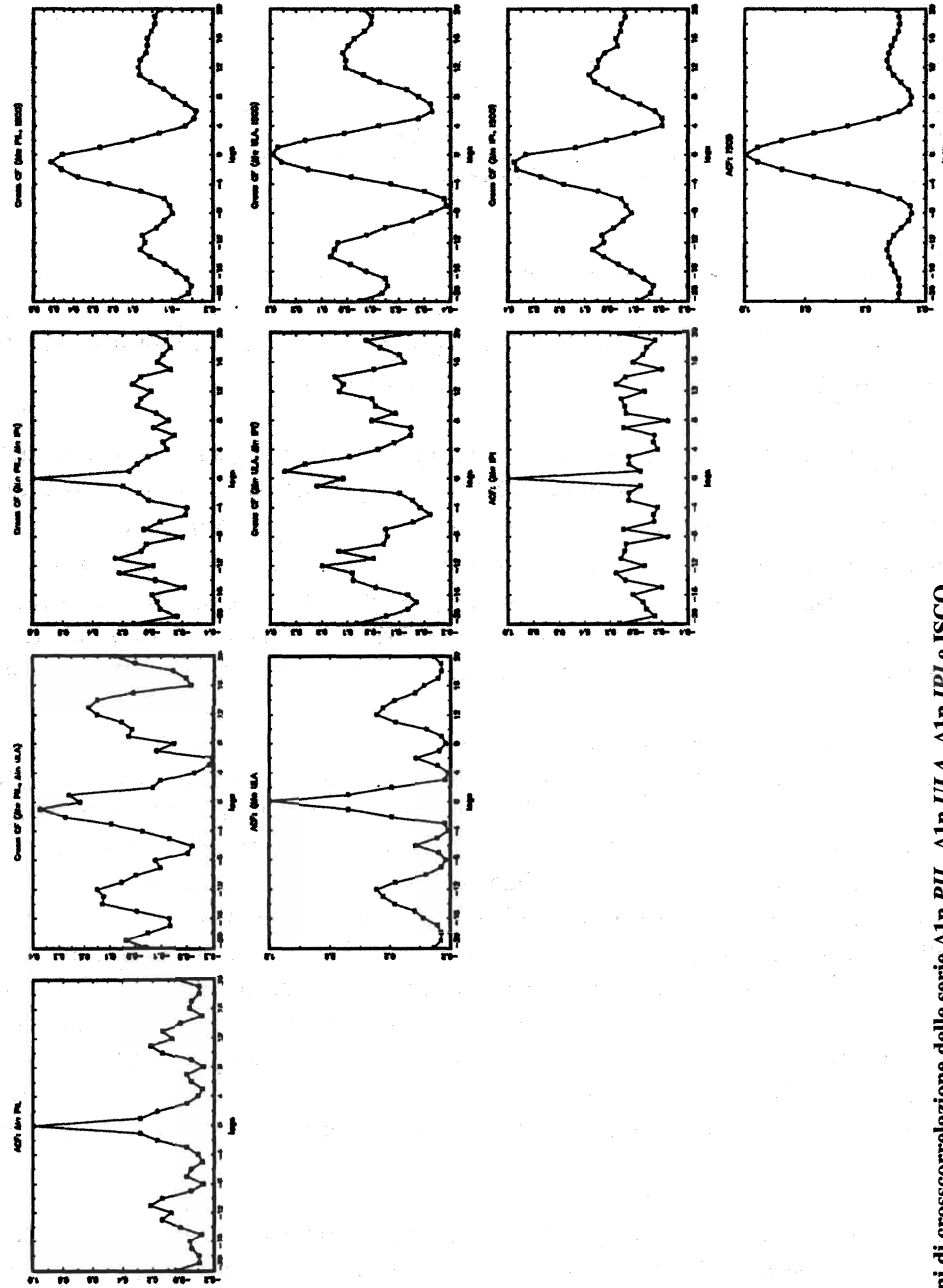


Figura 2 - Funzioni di crosscorrelazione delle serie $\Delta \ln PIL$, $\Delta \ln ULA$, $\Delta \ln IPI$ e $\Delta \ln ISCO$

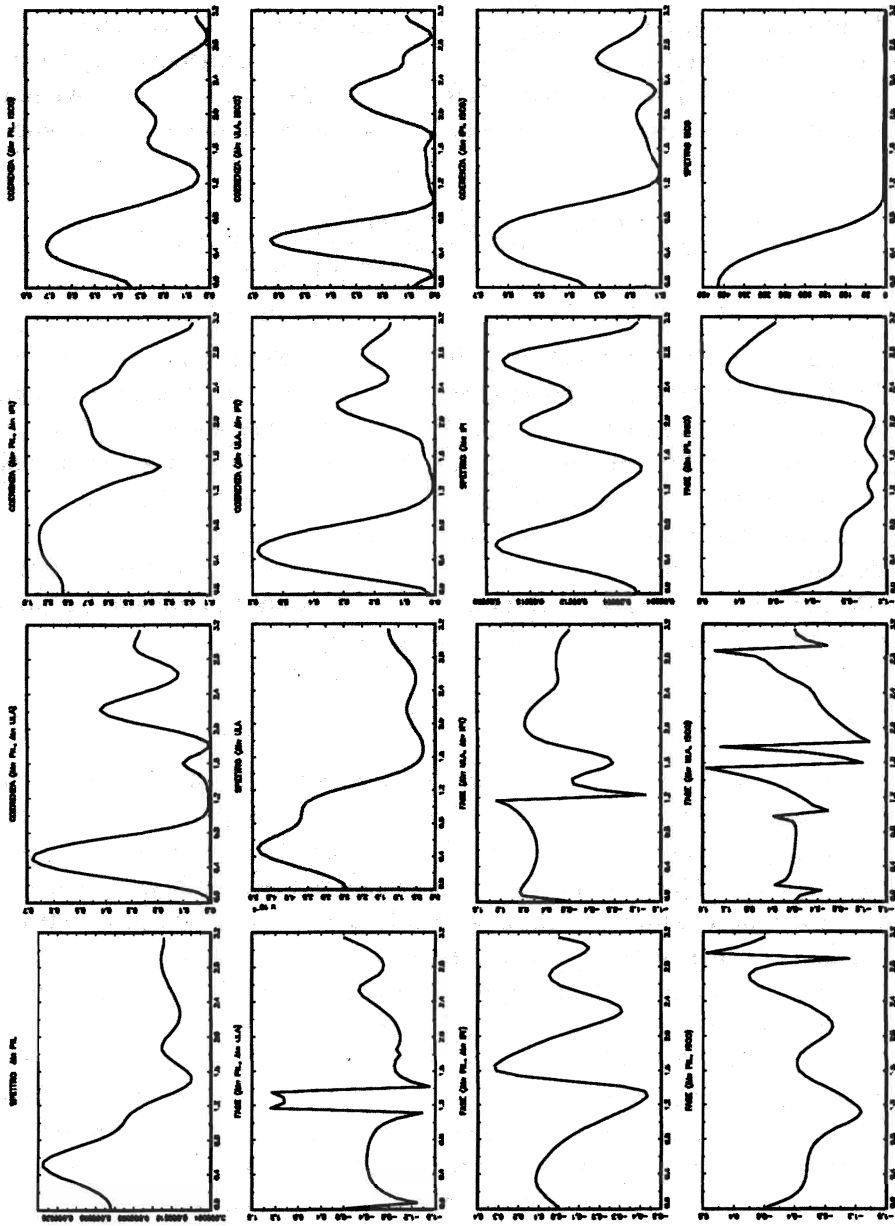


Figura 3 - Coerenza e fase delle serie $\Delta \ln PIL$, $\Delta \ln ULA$, $\Delta \ln IPI$ e ISCO

anche se si tende ad escludere la presenza di un unico trend per tutte le serie. Emergono distintamente l'esistenza di un ciclo per tutte le serie con periodo all'incirca triennale, e la presenza di *co-movements* che sottintendono una componente ciclica comune.

Tuttavia, tali conclusioni si basano sull'impiego di strumenti definiti in un contesto di stazionarietà e sono pertanto condizionate dalle trasformazioni (in particolare la differenziazione) adottate per ricondursi a tale contesto. È noto infatti che l'effetto del filtro D è duplice: da un lato diminuisce l'importanza relativa delle componenti oscillatorie di periodo elevato; dall'altro induce uno spostamento della serie nel tempo. Il primo è colto dal guadagno del filtro, misurato da $|W(\omega)| = |1 - \exp(i\omega)|$, dove i denota l'unità immaginaria. Lo spostamento di fase, misurato in radianti, si ottiene come

$$Ph = \tan^{-1} \left\{ -\frac{\text{Im}[W(\omega)]}{\text{Re}[W(\omega)]} \right\} = \tan^{-1} \left[-\frac{\sin \omega}{1 - \cos \omega} \right] = \frac{1}{2}(\omega - \pi) + 2h\pi$$

per h intero, dove $\text{Im}(\cdot)$ denota la parte immaginaria e $\text{Re}(\cdot)$ denota la parte reale. In termini di unità temporali lo spostamento è pari a $Ph(\omega)/\omega$ e quando ω assume valore 0.5, corrispondente ad periodo pari 12.57 trimestri, lo spostamento è pari a $-2.64 + 12.57h$ trimestri. Pertanto, mediante l'operazione di differenziazione il ciclo delle variabili integrate viene per cosidire messo in fase con quello delle variabili non differenziate che presentano un anticipo di 2-3 trimestri.

In definitiva, per individuare la natura e la posizione delle nostre serie rispetto al ciclo di riferimento si è reso necessario un ulteriore approfondimento basato su una tecnica multivariata di estrazione della componente ciclica.

3.2 Scomposizione di Beveridge e Nelson

Di fronte ad un problema di scomposizione in ambito multivariato, il ricercatore si trova generalmente di fronte a due tipi di soluzione: un approccio a due stadi, in cui prima si separano le componenti e poi si analizzano le loro correlazioni, o un approccio simultaneo. Quest'ultimo è di gran lunga il più efficiente, in quanto tiene conto di tutte le relazioni tra le variabili, parte delle quali sono invece trascurate nell'analisi a due stadi, ma anche il più complesso. Si è scelto quindi di condurre un'analisi preliminare utilizzando l'approccio a due stadi, principalmente allo scopo di descrivere ulteriormente le relazioni statistiche tra i dati.

Essendo l'analisi volta all'identificazione del ciclo comune, il metodo a due stadi comporta due tipi di scelte metodologiche: (1) la tecnica di scomposizione tra trend e ciclo; (2) la tecnica di estrazione della componente comune ai vari cicli precedentemente identificati. Per quanto riguarda il primo punto, si è optato per l'applicazione della procedura proposta da Beveridge e Nelson (1981), sviluppata però in ambito multivariato.

Poniamo

$$\mathbf{W}_t = \begin{bmatrix} \Delta y_t \\ z_t \end{bmatrix}$$

dove \mathbf{y}_t è un vettore 3×1 contenente le variabili $I(1)$, nell'ordine il logaritmo

del PIL, delle ULA e dell'IPI, e z_t rappresenta l'indicatore ISCO, che è la variabile stazionaria del sistema.

Poichè è stata esclusa la presenza di cointegrazione tra le variabili $I(1)$, W_t ammette la rappresentazione di Wold: $W_t = \mu + C(L)\varepsilon_t$, con $\varepsilon_t \sim WN(0, \Sigma)$ e $\sum C_j < \infty$. Partizioniamo ora $C(L)$, μ e ε_t in maniera corrispondente alla partizione di W_t , in modo da ottenere:

$$C(L) = \begin{bmatrix} C_{11}(L) & C_{12}(L) \\ C_{21}(L) & C_{22}(L) \end{bmatrix}, \quad \mu = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \quad \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix}$$

allora, riscrivendo

$$C(L) = C(I) + \Delta C^*(L),$$

dove $C^*(L) = C^*_{0} + C^*_{1}L + \dots$ ha coefficienti $C^*_j = -\sum_{i=j+1}^{\infty} C_i$, $j = 0, 1, \dots$, la rappresentazione di Wold per le variabili del primo gruppo diventa:

$$\Delta y_t = \mu_1 + C_{11}(I)\varepsilon_{1t} + C_{12}(I)\varepsilon_{2t} + \Delta C^*_{11}(L)\varepsilon_{1t} + \Delta C^*_{12}(L)\varepsilon_{2t}.$$

Riprendendo il noto risultato di Beveridge e Nelson (1981), y_t ammette una scomposizione in una componente tendenziale T_t , costituita da un *random walk*, ed una componente transitoria C_t , rappresentata da un processo stazionario [si veda anche Evans e Reichlin (1993)]:

$$y_t = T_t + C_t \tag{2}$$

dove

$$\begin{aligned} T_t &= T_{t-1} + \mu_1 + C_{11}(I)\varepsilon_{1t} + C_{12}(I)\varepsilon_{2t} \\ C_t &= C^*_{11}(L)\varepsilon_{1t} + C^*_{12}(L)\varepsilon_{2t} \end{aligned} \tag{3}$$

Le componenti sono in generale correlate, essendo guidate dal medesimo set di innovazioni casuali. Si noti anche che tutte le innovazioni dispiegano effetti sia di lungo che di breve in questa particolare rappresentazione. In realtà, la presenza di una variabile stazionaria consente l'identificazione di uno *shock* che ha effetti interamente transitori sulla serie storica multipla; Blanchard e Quah (1989) hanno sfruttato questo argomento per dar vita ad un modello di scomposizione tale che il trend risulta dalla dinamica dettata dagli *shock* permanenti.

Assumiamo ora che la rappresentazione di Wold possa essere approssimata da un modello autoregressivo vettoriale di ordine finito:

$$W_t = m + \Phi_1 W_{t-1} + \dots + \Phi_p W_{t-p} + \varepsilon_t;$$

se ciò fosse plausibile si andrebbe incontro ad una notevole semplificazione del processo inferenziale, poichè il modello VAR(p) può essere stimato in maniera pie-

namamente efficiente col metodo dei minimi quadrati [cfr. Lütkepohl (1991)].

Con riferimento al sistema di quattro variabili è stato stimato un modello VAR(3), dal momento che tutti i criteri di selezione (AIC, HQ, SC e FPE) indicavano $p=3$. Il periodo campionario va dal primo trimestre del 1967 al terzo trimestre del 1992. Successivamente si è proceduto all'estrazione della componente ciclica secondo l'algoritmo proposto da Proietti (1993); questo si fonda sulla rappresentazione nello spazio degli stati del processo autoregressivo stimato e sfrutta le equazioni ricorsive del filtro di Kalman dal momento che la componente ciclica è espressa in funzione delle stime aggiornate del vettore di stato. Si ricorda che dalla stazionarietà della variabile ISCO consegue che la dinamica è per intero attribuita alla componente transitoria. La figura 4 presenta le componenti cicliche di ciascuna variabile, standardizzate al fine di eliminare l'effetto della scala di misurazione dei fenomeni. I cicli estratti presentano notevoli similitudini: tutti evidenziano, in modo chiaro, i cicli "corti" degli anni settanta e quello "lungo" degli anni ottanta.

A questo punto ha preso avvio il secondo stadio di quest'analisi preliminare, mirante ad individuare un indicatore sintetico dei cicli univariati estratti con la tecnica (multivariata) cui si è accennato precedentemente. In particolare si è fatto uso dell'analisi delle componenti principali, la quale ha portato all'individuazione di due combinazioni lineari dei cicli univariati che spiegano rispettivamente il 70 ed il 21% della varianza complessiva, con i pesi pari rispettivamente a [0.93, 0.83, 0.95, 0.57] e [-0.29, -0.36, 0.11, 0.80].

La prima componente principale presenta dunque un *loading* positivo su tutte le variabili, con valori elevati soprattutto per le prime tre variabili, mentre la seconda è dominata dalla variabile ISCO. Dall'analisi grafica (si veda la fig. 5) emerge chiaramente che la seconda componente presenta un certo anticipo sulla prima. In effetti, come è confermato dal confronto grafico tra la variabile ISCO e la prima componente principale, l'anticipo è di circa due trimestri. Meno sicura risulta la natura posticipatrice delle unità di lavoro: se da un lato è dato osservare il posticipo dei punti di svolta di un trimestre nel periodo 1973-78, quest'ultimo non è visibile nel resto del periodo campionario. Pertanto, è necessario sospendere il giudizio circa la natura di questa variabile che, accanto ad aspetti coincidenti presenta aspetti tipici di una variabile *lagging*. Se si disponesse di dati osservati a frequenza mensile si otterrebbero informazioni più precise su questo punto.

A prescindere dalle ultime considerazioni, un possibile indicatore coincidente potrebbe essere costruito mediante aggregazione contemporanea delle 4 componenti principali con pesi proporzionali ai rispettivi autovalori; la serie cosottenuta è denominata *indicatore principale coincidente* ed è rappresentata graficamente nella fig 5. La cronologia da essa definita rappresenta un compromesso ottenuto sfruttando tutta l'informazione sul comportamento ciclico delle variabili di partenza e ricolorandola in modo da conferire maggior rilievo alle dinamiche comuni.

Tuttavia, se esiste fondata convinzione circa la natura anticipatrice o posticipatrice di una variabile, questa dovrebbe venire esclusa dal calcolo di un indicatore coincidente. Il risultato maturato in questa sezione è che esistono i margini per parlare di ciclo comune relativamente alle serie PIL, ULA e IPI. La variabile ISCO non ha invece carattere coincidente.

Notiamo in chiusura di questa sezione che un'alternativa meglio fondata dal punto di vista inferenziale è quella offerta da Engle e Kozicki (1993), secondo i quali,

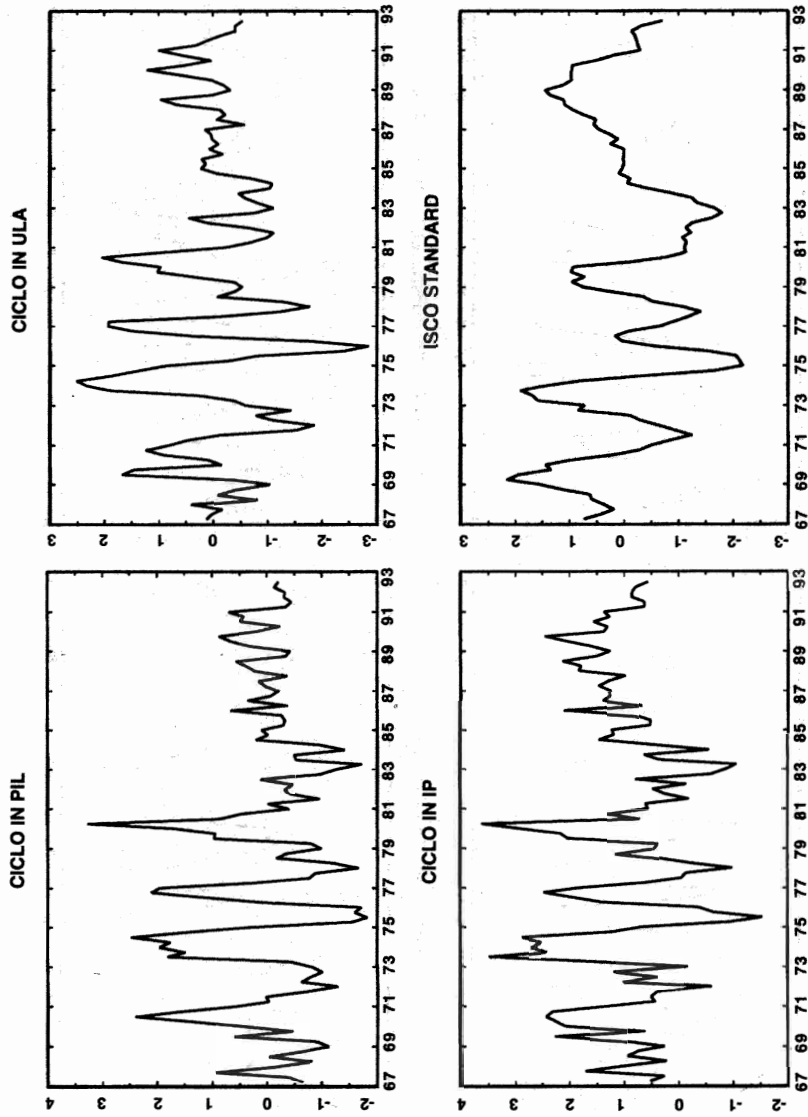


Figura 4 - Scomposizione di Beveridge-Nelson: componente transitoria

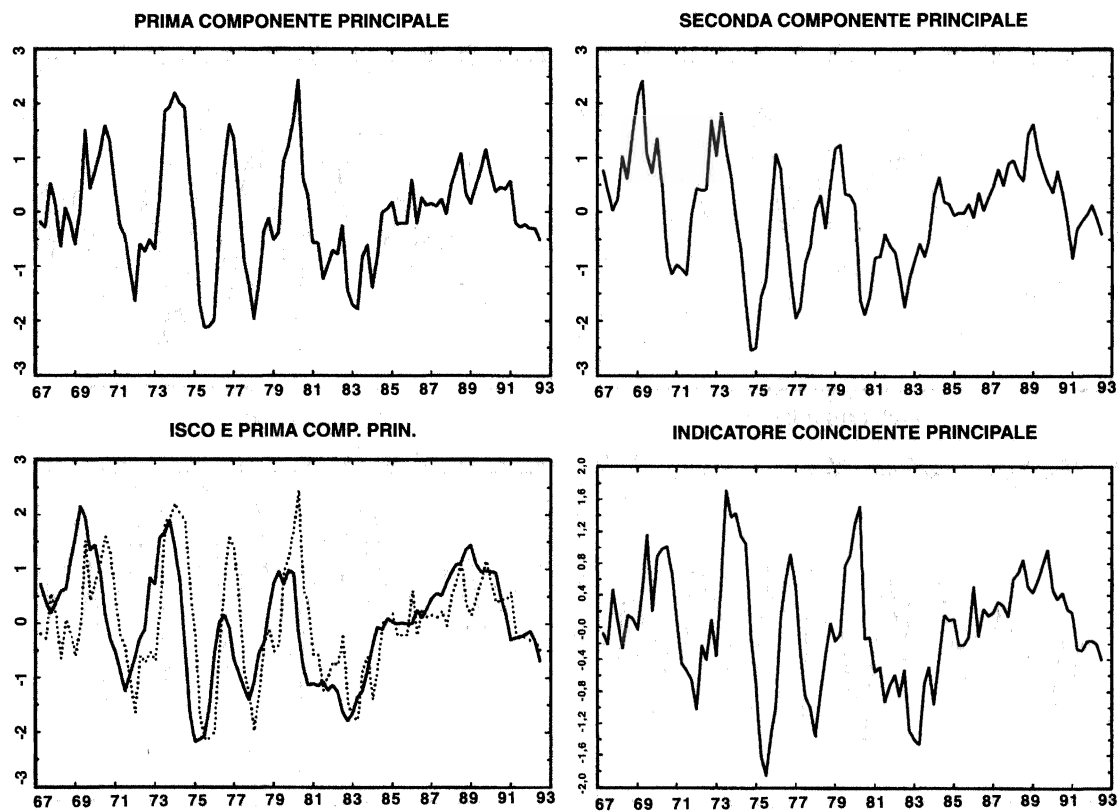


Figura 5 - Analisi delle componenti principali effettuata sulla componente transitoria delle quattro variabili

nel medesimo contesto autoregressivo vettoriale, W_t possiede un ciclo comune se le matrici Φ_i hanno rango ridotto e la loro nullità è comune, cosicché esiste una combinazione lineare di W_t che è *white noise*. Tuttavia, alcuni importanti elementi di giudizio sono stati tratti dall'analisi preliminare, mantenendo ad un minimo il grado di sofisticazione della strumentazione econometrica.

4. Il modello di Stock e Watson

Stock e Watson (1989) si sono posti l'obiettivo di individuare un modello statistico atto a razionalizzare la pratica seguita dal *Department of Commerce* nella costruzione di un indicatore coincidente per l'economia statunitense. Il modello prescelto costituisce una generalizzazione dei cosiddetti *index models* introdotti da Sargent e Sims (1977) in ambito stazionario. L'idea di fondo è che sia possibile separare la parte comune della dinamica di una serie storica multipla dalla parte che invece caratterizza ciascuna serie separatamente, detta *idiosincronica*; si ha luogo cosall'estrazione di una variabile latente espressione dello *stato del sistema economico*.

La nozione di indicatore coincidente è dunque incorporata nel seguente modello:

$$y_t = \tilde{\mu} + \Lambda C_t + v_t, \quad t = 1, \dots, T, \quad (5)$$

$$\phi(L)\Delta C_t = \delta + \eta_t, \quad \eta_t \sim WN(0, \sigma_\eta^2) \quad (6)$$

$$D(L)\Delta v_t = \xi_t, \quad \xi_t \sim WN(0, \Sigma_\xi) \quad (7)$$

dove μ è il nucleo deterministico, C_t rappresenta l'indicatore coincidente che estrae i comovimenti delle serie, Λ è la matrice $N \times 1$ dei *loading*, $\Lambda = [\lambda_1, \dots, \lambda_N]'$, mentre v_t è la componente idiosincronica. Mediante la (6) si suppone che le differenze prime dell'indicatore seguano un modello *AR(p)* univariato, dove $\phi(L)$ è un polinomio autoregressivo stazionario di ordine p . L'indicatore può essere reinterpretato da un'ottica strutturale come il trend ciclico condiviso dalle serie. Infine, la (7), dove

$$D(L) = I - D_1L - \dots - D_kL^k,$$

fornisce il modello per la componente "idiosincronica".

La natura specifica consente di operare restrizioni sul processo (7) in quanto si può assumere che le innovazioni ξ_t siano mutualmente incorrelate ed incorrelate con η_t e che il polinomio matriciale $D(L)$ sia diagonale:

$$D(L) = \text{diag}[d_1(L), d_2(L), \dots, d_N(L)],$$

con $d_i(L) = 1 - d_{1i}L - \dots - d_{ki}L^k$ e $= \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_N^2)$.

Un'ulteriore restrizione di identificazione è relativa alla normalizzazione ad uno del *loading* della prima variabile sull'indicatore coincidente ($\lambda_1=1$); alternativamente si può porre $\sigma_n^2=1$ e lasciare λ_1 libero in variazione.

Il modello (5) non viene stimato direttamente nei livelli delle variabili ma nelle differenze prime [cfr. Stock e Watson (1989)]; per quanto riguarda la nostra serie storica multipla formata da PIL, ULA e IPI, l'equazione stimata è stata la seguente:

$$\Delta y_t = X_t \beta + \Lambda \Delta C_t + \Delta v_t, \quad t = 2, \dots, T \quad (8)$$

dove X_t contiene i valori assunti dalle variabili esogene: in particolare $X_t = I_N \otimes x'$ con $x' = [1, \Delta i69q4]$; la prima variabile esplicativa è relativa all'intercetta mentre $i69q4$ è una variabile di intervento che modella la caduta nel livello dell'attività produttiva che si è verificata in corrispondenza agli scioperi del cosiddetto autunno caldo. Si noti inoltre che modello costituito dalle equazioni (8), (6) e (7) non identifica il *drift* δ dell'indicatore coincidente se le componenti di β corrispondenti ai termini di intercetta sono libere in variazione; pertanto in fase di stima si restringe $\delta=0$ ed in sede di estrazione dell'indicatore si può assumere δ pari ad una media (nel nostro caso alla media semplice) del tasso di crescita delle serie componenti il sistema².

Ai fini della stima si conferisce al modello una rappresentazione nello spazio degli stati e si impiega il filtro di Kalman per valutare la verosimiglianza; per maggiori dettagli si rimanda a Stock e Watson (1989) e all'appendice A. Qui notiamo soltanto che Stock e Watson inseriscono C_{t-1} nel vettore di stato senza alcuna ragione apparente: ciò in quanto il modello consente l'identificazione di ΔC_t , per cui, una volta ottenuto $E[\Delta C_t | I_T]$ mediante lo *smoothing*, la ricostruzione del livello dell'indicatore coincidente può avvenire *ex post* integrando le differenze prime: $E[\Delta C_t | I_T] = E[C_{t-1} | I_T] + E[\Delta C_t | I_T] + \delta$, a partire da un valore iniziale arbitrario (0 nel nostro caso). Una ragione ulteriore per evitare l'inclusione di C_{t-1} nel vettore di stato va ritrovata nel fatto che l'aumentata dimensionalità fa crescere il costo computazionale della stima e rende non stazionaria la matrice di transizione.

Le stime di massima verosimiglianza dei parametri del modello sono riportate nella tabella 2. Per l'indicatore coincidente ci si è fermati ad una specificazione del

Tabella 2 - Modello con indicatore coincidente semplice: stima di massima verosimiglianza.

Parametro	Variabile		
	PIL	ULA	IPI
λ_i	1 (-)	0.093 (0.001)	1.8303 (0.093)
d_{1i}	0.6590 (0.085)	0.6522 (0.011)	-0.4773 (0.111)
d_{2i}	-0.8975 (0.010)	-0.2660 (0.014)	-0.1260 (0.033)
$\sigma_i^2 \times 10^{-7}$	6.44 (2.3e-09)	70.82 (5.2e-09)	2079 (1.6e-08)

$$\Delta C_t = 0.4917 \Delta C_{t-1} + 0.0422 \Delta C_{t-2} + \eta_t$$

(0.0133) (0.0126)

$$\sigma_\eta^2 = 0.0000621$$

$$\Gamma = 1523.94$$

Nota: I parametri sono stati stimati con il metodo della massima verosimiglianza utilizzando il periodo campionario 1967:1-1992:3. Errori standard asintotici in parentesi. I parametri sono $\Lambda' = [1, \lambda_2, \lambda_3]$, $D(L) = \text{diag}[d_1(L), d_2(L), d_3(L)]$, con $d_i(L) = 1 - d_{1i}L - d_{2i}L^2$ e $\Sigma_\xi = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3)$. L denota il logaritmo della funzione di verosimiglianza a meno del termine costante.

² Stock e Watson (1989, p. 67) fanno ricorso ad una media ponderata, utilizzando i pesi definiti implicitamente nella costruzione dell'indicatore coincidente.

secondo ordine: il processo generatore è caratterizzato da una forte dipendenza del primo ordine e da un'elevata persistenza ($\phi(1)^{-1} = 2.36$). I *loading* del PIL e dell'IPI sono relativamente elevati, mentre è più basso, seppure significativamente diverso da zero, quello associato alle ULA.

Per valutare l'importanza relativa dell'indicatore nella spiegazione delle dinamiche delle variabili si deve far tuttavia riferimento ai rapporti tra λ^2 , $Var(\Delta C_t)$ e $Var(\Delta v_i)$, $i=1,2,3$; da essi risulta che la varianza spiegata dall'indicatore coincidente è rispettivamente 37.17, 0.10, e 3.35 volte quella spiegata dalla componente "idiosincronica". Pertanto, il ruolo dell'indicatore è sicuramente subordinato nel caso delle ULA, come anche attesta la natura del processo generatore della componente specifica.

L'indicatore coincidente è rappresentato nella figura 6; esso sembra cogliere i fatti stilizzati relativi all'economia italiana sia per quanto concerne la velocità della crescita sia per ciò che concerne il comportamento ciclico dell'economia. Per esigenze di comparazione viene riportato sullo stesso grafico l'indicatore composito elaborato dall'ISCO, disponibile a partire dal 1978q1.

Le componenti specifiche, specificate come processi $AR(2)$, presentano radici complesse coniugate e danno luogo a processi caratterizzati da minore persistenza rispetto a C_t (si ha rispettivamente 0.81, 1.63, e 0.62).

L'analisi dei residui (tabella 3) non conduce al rifiuto delle ipotesi di normalità ed incorrelazione. Le statistiche relative alla bontà dell'adattamento sono più che soddisfacenti.

È stato già osservato che l'indicatore coincidente di Stock e Watson costituisce a pieno titolo un trend ciclico che sintetizza la dinamica comune a tutte le serie. Il modello di riferimento non separa dunque la dinamica di breve da quella di lungo periodo e non rappresenta un tentativo di spiegazione dei meccanismi economici sottostanti al movimento del sistema economico. Pertanto, l'operazione si caratterizza per lo più da un punto di vista statistico-descrittivo.

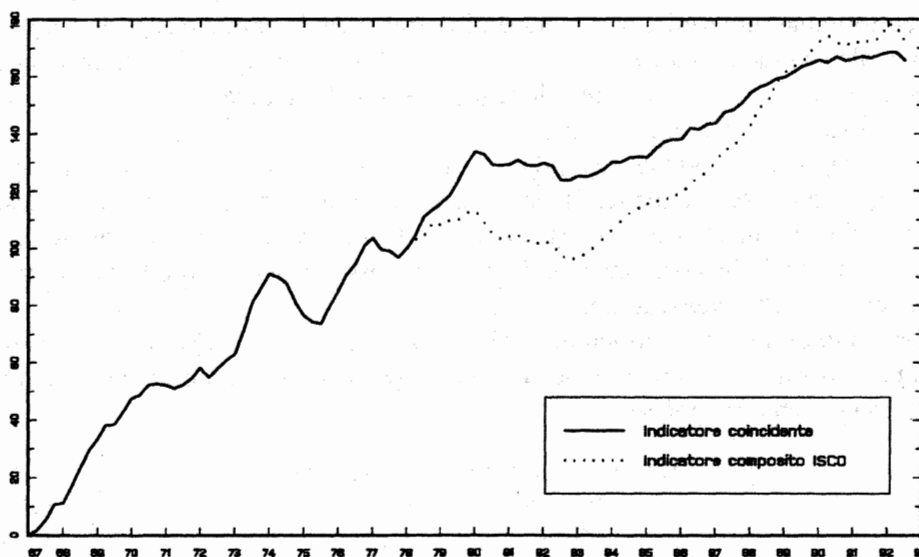


Figura 6 - Indicatore coincidente

Si tratta poi di un approccio difficilmente generalizzabile in presenza di serie che presentano diversi ordini di integrazione. Ad esempio non è chiaro come il modello andrebbe adattato ed interpretato nel caso in cui il sistema multivariato comprendesse una variabile stazionaria o $I(2)$.

In ogni caso, i limiti del modello di Stock e Watson vanno posti in relazione al motivo per cui lo stesso è stato costruito, vale a dire l'esigenza di dare un fondamento statistico inferenziale alla procedura adottata dal *Bureau of Commerce* statunitense.

Tabella 3 - Analisi dei residui

Variabile	N ₁	N ₂	N	Q(12)	p.e.v.	R ² _D
PIL	0.2812	0.5433	0.8245	6.0358	646 x 10 ⁻⁷	0.5470
ULA	1.6436	0.0065	1.6501	12.1673	76 x 10 ⁻⁷	0.6181
IPI	1.0902	2.0190	3.1092	5.7707	4543 x 10 ⁻⁷	0.5728
y _t	1.6952	0.5801	2.2753	99.1379	1.018 x 10 ⁻¹³	0.7393

Nota: Le statistiche presentate in questa tabella sono descritte nell'Appendice.

5. Analisi fattoriale dinamica

Il nostro percorso alla ricerca di un indicatore ciclico per l'economia italiana è giunto ad una tappa fondamentale: al fine di definire l'indicatore abbiamo bisogno di un modello di scomposizione della dinamica della serie storica multipla in componente tendenziale e componente ciclica; il compito dell'indicatore è quello di sintetizzare i movimenti comuni di breve periodo.

In questo paragrafo introduciamo un modello interpretativo della dinamica dei nostri tre indicatori coincidenti che è riconducibile alla classe dei modelli SUTSE (Seemingly Unrelated Time Series Equations) introdotti da Fernandez e Harvey (1989). Quest'ultima costituisce l'estensione al caso multivariato dei cosiddetti modelli strutturali per l'analisi delle serie storiche, i quali si caratterizzano per l'essere direttamente formulati in termini di componenti latenti riconducibili a categorie analiticamente rilevanti quali il trend, il ciclo e così via. L'idea di fondo è che nessuna delle serie sia legata alle altre da una relazione di causa ed effetto, ma che esse siano sottoposte ad un insieme di cause comuni.

Una proprietà importante riguarda l'invarianza della forma del modello rispetto all'aggregazione temporale realizzabile mediante combinazione lineare delle serie componenti il sistema. Da ciò consegue che i modelli univariati per le singole serie e il modello per un indicatore sintetico lineare nelle osservazioni hanno la stessa specificazione di quello multivariato.

Data quindi una serie storica multipla ad N componenti, supponiamo che essa sia rappresentabile mediante il seguente modello additivo di scomposizione in trend, ciclo e componente irregolare:

$$y_t = \mu_t + \psi_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T, \quad (9)$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \beta + \eta_t \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} \psi_t \\ \psi_t^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \lambda_c & \sin \lambda_c \\ -\sin \lambda_c & \cos \lambda_c \end{bmatrix} \otimes I \begin{bmatrix} \psi_{t-1} \\ \psi_{t-1}^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \kappa_t \\ \kappa_t^* \end{bmatrix} \quad (11)$$

dove μ_t costituisce il trend stocastico, che, come risulta dall'equazione (10) si suppone generato da un random walk multivariato con drift β e innovazioni $\eta_t \sim WN(0, \Sigma_\eta)$. Il ciclo multivariato, ψ_t , è generato da un modello vettoriale autoregressivo del primo ordine definito dalla (11) e costituisce una possibile generalizzazione del modello per il ciclo introdotto in ambito univariato; ρ è il fattore di dumping, tale che $0 \leq \rho < 1$, e λ_c è la frequenza in radianti, $0 \leq \lambda_c \leq \pi$, tale che $2\pi/\lambda_c$ costituisce il periodo del ciclo. La particolare struttura della matrice dei coefficienti nella (11), ed in particolare il fatto che ρ e λ_c siano comuni a tutte le serie è necessaria affinché il modello goda della proprietà di invarianza per aggregazione contemporanea; questa assunzione può essere rimossa senza difficoltà, anche se ciò non è molto significativo nel presente contesto in cui il profilo ciclico delle variabili è caratterizzato dalla stessa periodicità e dallo stesso grado di stabilizzazione.

La forma ridotta del ciclo è il modello VARMA(2,1):

$$(1 - 2\rho \cos \lambda_c L + \rho^2 L^2) \psi_t = (1 - \rho \cos \lambda_c L) \kappa_t + \rho \sin \lambda_c L \kappa_t^*$$

che in realtà ricade nella classe denominata *seemingly unrelated* ARMA(2,1) nella terminologia di Nelson (1976), dal momento che la matrice di correlazione delle innovazioni piena e le matrici dei coefficienti sono scalari. In effetti ψ_{it} , $i = 1, 2, \dots, N$ ammette una rappresentazione ARMA(2,1) tale che il polinomio autoregressivo possiede due radici complesse coniugate di modulo ρ^{-1} e fase λ_c e la relazione tra le singole componenti cicliche dipende dalla correlazione esistente tra le innovazioni k_{it} e k_{it}^* .

La componente irregolare è rappresentata da un rumore bianco multivariato:

$\varepsilon_t \sim WN(0, \Sigma_\varepsilon)$. La specificazione del modello è completata dall'assunzione che ε_t , η_t , κ_t e κ_t^* siano mutualmente incorrelate e che pertanto le componenti siano ascrivibili a complessi di cause diversi. Infine si assume $\Sigma_k = \Sigma_k^*$ poichè le innovazioni κ_t^* appaiono per costruzione e non sono portatrici di un significato strutturale.

Se $0 \leq \rho < 1$ la forma stazionaria del modello è $\Delta y_t = \beta + \eta_t + \Delta \psi_t + \Delta \varepsilon_t$ e dunque $y_t \sim I(1)$ qualora Σ_h è non singolare. La forma ridotta è un modello ARIMA(2,1,3) vettoriale soggetto a forti restrizioni: abbiamo già visto che il polinomio AR è scalare; per il resto le restrizioni implicano che la funzione di autocovarianza di Δy_t sia simmetrica. Inoltre, per ciò che concerne le proprietà nel dominio frequenziale, la funzione generatrice dello spettro ha la semplice forma:

$$G(\exp(i\omega)) = \Sigma_\eta + 2(1 - \cos \omega) [g_\psi(\exp(i\omega)) \Sigma_k + \Sigma_\varepsilon],$$

dove

$$g_\psi(\exp(i\omega)) = \frac{1 + \rho^2 - 2\rho \cos \lambda_c \cos \omega}{1 + \rho^4 + 4\rho^2 \cos^2 \lambda_c - 4\rho(1 + \rho^2) \cos \lambda_c \cos \omega + 2\rho^2 \cos 2\omega}$$

Si noti che $G(\exp(i\omega))$ assume soltanto valori reali; ciò implica che la funzione di fase di Δy_t sia costantemente nulla. La coerenza a frequenza 0 è pari al coefficiente di correlazione tra le innovazioni η_t ed è massima attorno a λ_c .

Nel caso in cui Σ_h ha rango $k < N$, il trend multivariato può essere espresso in funzione di k trend comuni e le h variabili sono cointegrate. Si dice invece che y_t possiede $s < N$ cicli comuni se la matrice Σ_k ha rango s ; in tal caso $\psi_t = \Theta_\psi \psi_t$ dove Θ_ψ è una matrice $N \times s$ di loadings, e ψ_t è un vettore $s \times 1$ contenente i cicli comuni che ammettono una rappresentazione (11).

Il modello da noi stimato per le tre variabili coincidenti, PIL, ULA e IPI, è riconducibile alla (9) in quanto l'obiettivo è quello di isolare il ciclo dalla componente tendenziale, sotto l'ipotesi che il primo sia dovuto a fattori diversi dalla seconda. L'analisi univariata (i cui risultati non sono qui riportati per brevità) ha messo in luce che il modello (9) coglie i principali fatti stilizzati della dinamica delle tre variabili, ed in più ha suggerito che occorre inserire una componente irregolare soltanto per l'IPI, caratterizzato da una maggiore erraticità; pertanto $\varepsilon_t = [0, 0, \varepsilon_{3t}]'$

La stima preliminare del modello è stata effettuata col metodo della massima verosimiglianza nel dominio frequenziale [si veda Harvey (1989)]; oltre a fornire valori iniziali per Σ_η , Σ_κ , e Σ_ε essa ha fornito importanti indicazioni circa la presenza di cicli comuni: infatti il fattore di Choleski di Σ_k è risultato

$$\tilde{\Sigma}_k^{1/2} = \begin{bmatrix} 0.0033 & - & - \\ 0.0010 & 0.0004 & - \\ 0.0061 & 9.4 \times 10^{-5} & -2.6 \times 10^{-10} \end{bmatrix},$$

pertanto Σ_k possiede rango pari a 2: si ha perfetta collinearità tra le innovazioni alla componente ciclica del PIL e dell'IPI e forte correlazione tra queste e le innovazioni al ciclo delle ULA. Il test del rapporto di verosimiglianza dell'ipotesi che i due parametri che di posto (2,3) e (3,3) nel fattore di Choleski siano entrambi nulli è risultato pari a $LR = 2(L_1 - L_0) = 0.189$ portando all'accettazione dell'ipotesi nulla.

A conclusione della fase preliminare di stima si è giunti alla specificazione del seguente modello:

$$y_t = X_t \delta + \mu_t + \Theta_\psi \psi_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, T, \quad (12)$$

dove μ_t è fornito dalla (10), Θ_ψ è la matrice 3×2 dei loading associati ai cicli comuni e ψ_t è un vettore 2×1 . Ai fini dell'identificazione si è imposta la seguente struttura

$$\Theta_\psi = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \theta_{21} & 1 \\ \theta_{31} & 0 \end{bmatrix}, \quad \Sigma_k = \text{diag}(\sigma_{k1}^2, \sigma_{k2}^2);$$

dove la restrizione $\theta_{32} = 0$ è di sovraidentificazione. Si è supposto dunque che il primo ciclo comune sia presente in tutte le variabili, mentre il secondo ciclo entra soltanto nelle ULA ed ha dunque natura specifica. Si noti comunque che, poichè $\varepsilon_t = [0, 0, \varepsilon_{3t}]'$, la componente specifica nell'IPI è costituita da un white noise.

La matrice X_t è di ordine $N \times k$ e contiene i valori di k variabili esogene; nel nostro caso si tratta di due variabili di intervento: la prima ($i69q4$) è una variabile d'impulso che assume valore 1 in corrispondenza del quarto trimestre del 1969 e zero altrove, mentre la seconda ($i7073$) mira a modellare la variazione del termine di drift nel trend per le ULA. È infatti percepibile dall'analisi grafica della serie che tra il 1970 ed il 1973 si ha una sostanziale modifica nel tasso di crescita della serie, che difficilmente potrebbe essere colta da un modello per il trend a drift costante. Pertanto si è pensato di modellare esplicitamente tale fenomeno attraverso l'inserimento tra i regressori della variabili risultante dall'integrazione di

$$\Delta i7073 = \begin{cases} 0 & t - \tau_1 \\ \frac{t - \tau_1}{\tau_2 - \tau_1} & \tau_1 \leq t < \tau_2 \\ 1 & t \geq \tau_2 \end{cases}$$

con $t_1=1970:1$ e $t_2=1973:1$. Si postula così il passaggio da un regime del tasso di crescita ad uno più elevato sia avvenuto gradualmente. Altre ipotesi sono state considerate (ad es. che il drift abbia subito uno spostamento verso l'alto in una data intermedia quale il 1972:1); tuttavia il modello non è risultato molto sensibile a tali alternative.

La stima di massima verosimiglianza del modello è stata effettuata facendo ricorso al filtro di Kalman con condizioni iniziali diffuse. I risultati sono riportati qui di seguito ($L=1517.01$); tutte le varianze e covarianze sono moltiplicate per 10^{-7} , in parentesi sopra la diagonale principale sono riportate le correlazioni e al disotto dei parametri sono riportati gli errori standard, qualora abbiano rilievo.

$$\Sigma_\eta = \begin{bmatrix} 543 & (.41) & (.80) \\ 61 & 41 & (.21) \\ 865 & 61 & 2159 \end{bmatrix}, \quad \beta = \begin{bmatrix} 0.0080 \\ (0.0007) \\ -0.00090 \\ (0.0005) \\ 0.0062 \\ (0.0015) \end{bmatrix}$$

La stima del coefficiente associato a $i7073$ è $\tilde{\beta}_{i7073}=0.0031$ con errore standard 0.0005;

Per quanto attiene alla componente ciclica si è ottenuto: $\tilde{\rho} = 0.93$, $\tilde{\lambda}_c=0.5094$ corrispondente ad un periodo pari a tre anni (12.3 trimestri) e

$$\Theta_{\psi} = \begin{bmatrix} 1.00 & 0.00 \\ (-) & (-) \\ 0.16 & 1.00 \\ (0.08) & (-) \\ 2.31 & 0.00 \\ (0.08) & (-) \end{bmatrix}, \quad \Sigma_k = \begin{bmatrix} 111 & 0 \\ 0 & 23 \end{bmatrix}$$

Infine $\tilde{\sigma}_\varepsilon^2 = 715$.

La figura 7 riporta le componenti tendenziali estratte dalle serie, la figura 8 il ciclo comune (che presenta la stessa scala di misura del logaritmo del PIL); le linee verticali rappresentano i punti di svolta nella cronologia dell'ISCO. La figura 9 contiene il ciclo specifico delle ULA.

L'analisi grafica mostra come i risultati provenienti dal modello siano in linea con il susseguirsi di shock di domanda e di offerta degli ultimi 25 anni. L'andamento del trend coglie la riduzione del tasso di crescita della produttività seguente gli shock petroliferi degli anni settanta, nonché la riaccelerazione della crescita dopo il controshock del 1986. L'indicatore del ciclo comune è coerente con la successione ciclica stimata dall'ISCO. In particolare, emergono nettamente le forti fluttuazioni degli anni settanta, la flessione all'inizio degli anni ottanta e la successiva fase di ripresa dopo il 1983. Il ciclo degli anni ottanta appare tuttavia meno marcato di come emerge dall'indicatore ciclico dell'ISCO. Il motivo risiede plausibilmente nel ruolo rilevante dato nel nostro indicatore ai cicli nel settore terziario, dato il loro peso in termini di prodotto e di occupati, che risultano meno aspri di quelli dell'industria. Si noti inoltre come la forte flessione occupazionale dell'inizio degli anni novanta viene per parte rilevante attribuita al ciclo specifico della variabile relativa agli occupati, segnalando che tale processo di ristrutturazione, avvertibile in particolare nei comparti automobilistici, degli elaboratori elettronici, del commercio e di altri settori dei servizi, non è riconducibile al ciclo di riferimento, ma plausibilmente a cicli specifici settoriali.

Il ciclo comune raccoglie prevalentemente i movimenti ciclici nel PIL e nell'IPI. L'importanza relativa della componente comune relativamente alla componente "idiosincronica" nelle ULA può essere misurata dal rapporto delle due varianze $\text{Var}(0.16y_{1t})/\text{Var}(y_{2t})$ che si dimostra essere pari a $(0.16)^2\sigma_{k1}/\sigma_{k2}=0.13$. Nel caso dell'IPI, $\text{Var}(2.31y_{1t})/\text{Var}(e_{3t})=6.13$, per cui la varianza ascrivibile al ciclo comune è pari a sei volte quella della componente irregolare. Si noti inoltre che nel ciclo specifico delle ULA i punti di svolta inferiori del 1972 e del 1975 si presentano con un ritardo di un trimestre; nel 1980 il ritardo nel punto di svolta superiore è pari ad un semestre. Infine, nel corso degli anni novanta il comportamento ciclico e la profondità della caduta nel livello delle ULA è assai più marcato.

La non perfetta coincidenza delle fasi cicliche, e segnatamente la circostanza che il ciclo nelle ULA si manifesti con un ritardo non costante nel tempo è responsabile del comportamento dei residui. Infatti, come emerge dalla tabella 4, il problema principale sta nella crosscorrelazione dei residui che produce un elevato valore per la statistica di Ljung-Box.

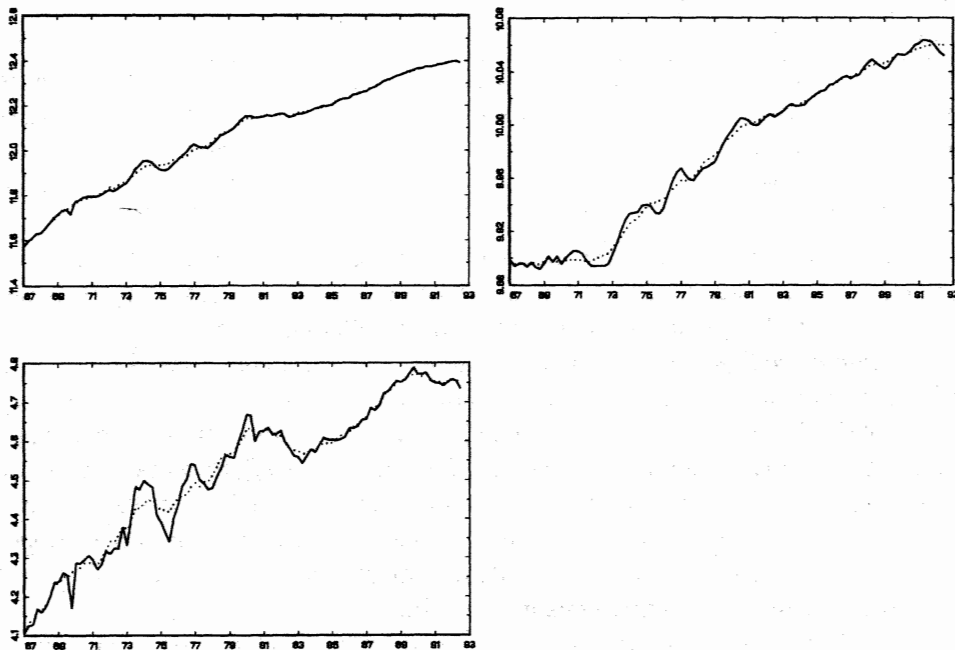


Figura 7 – Modello SUTSE: stime *smoothed* della componente tendenziale

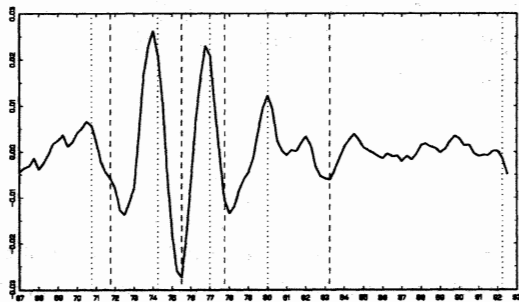


Figura 8 – Ciclo comune

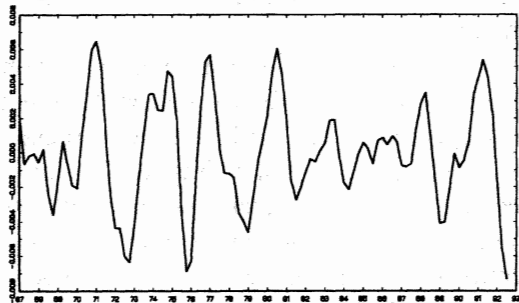


Figura 9 – Ciclo idiosincratico per $\ln(ULA)$

Tabella 4 - Analisi dei residui

Variabile	N ₁	N ₂	N	Q(12)	p.e.v.	R ² _D
PIL	0.0496	1.4966	1.5461	8.1366	781 x 10 ⁻⁷	0.3385
ULA	0.0568	0.2122	0.2690	14.9703	87 x 10 ⁻⁷	0.2841
IPI	0.2774	3.1439	3.4214	9.3626	4673 x 10 ⁻⁷	0.4108
y _t	3.0978	6.2195	9.3173	115.8090	1250 x 10 ⁻¹³	0.6800

Il ciclo specifico stimato per l'occupazione mostra dunque una tendenza a posticipare i punti di svolta del ciclo comune. Questo non è sorprendente: l'aggiustamento delle quantità di *input* utilizzate nel processo produttivo in genere avviene in maniera più *smooth* che l'aggiustamento delle quantità prodotte, in presenza di scorte. Inoltre, la flessibilità dell'impiego di manodopera è sicuramente inferiore a quella di altri fattori produttivi. In particolare, in Italia gli occupati mostrano un *pattern* di aggiustamento particolarmente lento [Gavosto e Pellegrini (1994)]. Si noti come un problema analogo sia presente anche nell'indicatore sviluppato da Stock e Watson, pur se gli stessi utilizzano nel loro studio come variabile relativa all'input di manodopera le ore lavorate, che presentano costi di aggiustamento minori (e quindi una reattività maggiore) rispetto agli occupati misurati in teste.

In definitiva, siamo partiti da un insieme di indicatori supposti coincidenti ed abbiamo via via maturato la conclusione di essere di fronte ad un insieme di indicatori co-dipendenti nel senso di Vahid e Engle (1993b), in quanto il ciclo ad essi comune non è perfettamente sincrono. Corrispondentemente tale conclusione suggerisce di cambiare la specificazione del modello fattoriale (12) in modo da includere ritardi nella dipendenza di ciascuna variabile dal ciclo comune. Per far ciò la componente ciclica andrebbe modellata come $\Theta_{\psi}(L)\psi_t$, con $\Theta_{\psi}(L) = \Theta_{\psi 0} + \Theta_{\psi 1}L + \dots + \Theta_{\psi r}L^r$. In ambito stazionario Geweke e Singleton (1981) hanno discusso il problema dell'identificazione e stima nel dominio frequenziale di tale modello. L'approfondimento di quest'ultimo punto sarà oggetto di ricerca futura.

6. Conclusioni

Alla base di questo lavoro vi sono due intenti: l'uno, prettamente metodologico, di proporre un indicatore relativo al ciclo di riferimento basato sulle nuove tecniche inferenziali, distinguendo tra componente permanente e componente transitoria delle serie; l'altro, più empirico, di verificare la cronologia ciclica proposta dall'ISCO ed eventualmente di presentarne una alternativa.

L'analisi ha posto in evidenza in primo luogo i limiti degli strumenti tradizionali di analisi ciclica: le tecniche sviluppate per la datazione delle serie appaiono molto meno potenti di quelle basate sull'analisi spettrale e sui correlogrammi incrociati, e sono del tutto prive della possibilità di analizzare la presenza di trend comuni o la direzione della causalità; l'ambiguità nella definizione del ciclo si riflette sulla molteplicità delle metodologie di derivazione dei cicli e quindi anche sulla sua identificazione; appaiono determinanti nell'identificazione una serie di valutazioni soggettive e "ad hoc" da parte del ricercatore; le tecniche di tipo *judgemental* non permettono un'analisi inferenziale della bontà del modello di estrazione della componente comu-

ne e quindi un confronto statistico di modelli alternativi. Anche un approccio descrittivo basato su strumenti statistici quali lo spettro e il correlogramma semplice e incrociato va incontro a seri limiti connessi al fatto che il loro impiego richiede il filtraggio preliminare delle serie al fine di indurre la stazionarietà.

La nostra proposta è incentrata su un modello di identificazione dell'indicatore coincidente la cui caratteristica principale è la separazione tra componenti permanenti e transitorie. Solo la comunalità di queste ultime - nel senso proprio dell'analisi fattoriale - è considerata rappresentativa del ciclo di riferimento. Tale scelta, coerente con la recente letteratura in tema di scomposizione tra trend e ciclo, appare innovativa nel panorama della ricerca applicata in quest'ambito. Inoltre la stessa risolve l'ambiguità esistente nella definizione di ciclo, espresso in livelli o in differenze da un trend, optando decisamente per quest'ultimo approccio. L'identificazione di tale modello ha richiesto necessariamente una serie di restrizioni severe sulla specificazione delle componenti e sulla loro aggregazione. In questo senso, l'indipendenza dell'indicatore da una serie di valutazioni soggettive del ricercatore appare ancora parziale, sebbene tali restrizioni possono essere, quando possibile, opportunamente sottoposte a test statistico.

I risultati empirici dell'applicazione del modello ad un insieme di serie potenzialmente rappresentative del ciclo di riferimento appaiono soddisfacenti: l'adattamento del modello ai dati è complessivamente positivo; alcune difficoltà registrate possono essere facilmente spiegate dall'analisi economica del modello, il che non era possibile nell'approccio tradizionale; il ciclo estratto è coerente con quanto avvenuto nel periodo di stima.

L'aspetto forse più interessante riguarda la vicinanza tra l'andamento del nostro indicatore e quello stimato, con tecniche e serie differenti dall'ISCO. La cronologia individuata dall'ISCO viene infatti rispettata con un ridotto margine di approssimazione anche dal ciclo estratto con il modello probabilistico, come risulta dalla tabella 5.

Un problema è posto dalla datazione del massimo dell'ultimo ciclo, che in modo provvisorio è stato collocato al 1992q1, con anticipo di un trimestre rispetto al massimo della cronologia ISCO. Tuttavia, non è certo se detto massimo non si sia realizzato nel quarto trimestre del 1989; informazioni più precise potrebbero derivare dall'estensione del periodo campionario. Per il resto, le uniche sfasature avvertibili riguardano i minimi ipotizzati dall'ISCO nel 1971 e 1977, lievemente posticipati nel nostro modello. Alcuni massimi vengono anticipati di un trimestre (1970, 1974, 1976).

Tabella 5 - Cronologia dei cicli economici italiani dal 1967 ottenuta sulla base dell'indicatore ciclico estratto.

Massimi	1970q3	1974q1	1976q4	1980q1	1992q1
Massimi ISCO	1970q4	1974q2	1977q1	1980q1	1992q2
Minimi	1972q3	1975q3	1978q1	1983q2	-
Minimi ISCO	1971q4	1975q3	1977q4	1983q2	-

Parte di queste lievi differenze sono attribuibili alla diversa aggregazione temporale (mensile per l'ISCO, trimestrale per il nostro). Alcune differenze dipendono invece dal diverso concetto di ciclo utilizzato (ciclo in livelli per l'ISCO, ciclo-devia-

zione per il nostro indicatore) che porta ad uno sfasamento, seppur lieve, nelle fasi cicliche individuate. Il risultato ottenuto è quindi quello di replicare sostanzialmente l'andamento ciclico computato dall'ISCO utilizzando un elevato numero di serie con un modello parsimonioso, facilmente gestibile e statisticamente soddisfacente.

L'applicazione di un modello probabilistico per l'estrazione del ciclo economico ha riflessi interessanti sia dal punto di vista metodologico che empirico. Tale modello può fungere infatti da *benchmark* per ulteriori proposte metodologiche, nonché essere utilizzato a fini previsivi. Inoltre, una naturale estensione di questo lavoro è quella di sperimentare il medesimo approccio per la costruzione di indicatori anticipatori e misuratori delle fasi cicliche.

Riferimenti bibliografici

- ANNUNZIATO P. (1992), L'uso degli indicatori ciclici nell'analisi congiunturale, *Rivista di Politica Economica*, IVVV-IX, Agosto-settembre.
- BEVERIDGE S. e NELSON C. R. (1981), A New Approach to the Decomposition of Economic Time Series into Permanent and Transitory Components with Particular Attention to the Measurement of the 'Business Cycle', *Journal of Monetary Economics*, 7, 151-174.
- BLANCHARD O. e QUAH, D. (1989), The Dynamic Effects of Aggregate Demand and Supply Disturbances, *The American Economic Review*, 79, 5, 655-673.
- BOSCHAN C. e BANERJI A. (1988), A Reassessment of Composite Indexes. Center for International Business Cycle Research, Columbia University, October.
- BURNS A. F. e MITCHELL W. C. (1946), *Measuring Business Cycles*, New York, NBER.
- CSO (1975), Cyclical indicators for the United Kingdom, *Economic Letters*, 257, 95-114.
- DE JONG P. (1989), Smoothing and Interpolation with the State Space Model, *Journal of the American Statistical Association*, 84, 408, 1085-1088.
- DE JONG P. (1991), The Diffuse Kalman Filter, *The Annals of Statistics*, 19, 2, 1073-1083.
- DE JONG P. e CHU-CHUN-LIN S. (1994a), Stationary and Non-Stationary State Space Models, *Journal of Time Series Analysis*, 15, 2, 151-166.
- DE JONG P. e CHU-CHUN-LIN S. (1994b), Fast Likelihood Evaluation and Prediction for Nonstationary State Space Models, *Biometrika*, 81, 1, 133-142.
- DE NICOLA E. (1978), Sviluppo di un piano di punteggio per la selezione e classificazione degli indicatori ciclici, *ISCO, Rassegna dei Lavori dell'Istituto*, n. 24.

- EVANS G. e REICHLIN L. (1992), Information, Forecasts and Measurement of the Business Cycle, *OFCE, Document de travail n. 92-11*.
- ENGLE R. F. e KOZICKI S. (1993), Testing for Common Features, *Journal of Business and Economic Statistics*, 11, 4, 369-380.
- ENGLE R. F. e WATSON (1981), A One-Factor Multivariate Time Series Model of Metropolitan Wage Rates, *Journal of the American Statistical Association*, 76, 774-781.
- FACHIN S., GAVOSTO A. e PELLEGRINI G. (1992), Nuove misure della componente permanente della produzione industriale: un confronto a più paesi, *Rivista di Politica Economica*. IVVV-IX, agosto-settembre.
- FERNANDEZ F.J. e HARVEY A. C. (1990), Seemingly Unrelated Time Series Equations and a Test for Homogeneity, *Journal of Business and Economic Statistics*, 8, 1, 71-81.
- GAVOSTO A. e PELLEGRINI G. (1994), Offerta potenziale e domanda di lavoro nel modello trimestrale della Banca d'Italia, in *Contributi all'analisi economica*, Atti del convegno "Ricerche quantitative per la politica economica", Sa. Di. Ba, Perugia, 30 settembre-2 ottobre 1993.
- GEWEKE J.F. (1977), The Dynamic Factor Analysis of Economic Time Series Models, in D. J. Aigner e A. S. Goldberger (a cura di) *Latent Variables in Socio-Economic Models*. New York: North Holland. 22, 1, 37-54.
- GEWEKE J.F. e SINGLETON K.J. (1981), Maximum Likelihood "Confirmatory" Factor Analysis of Economic Time Series, *International Economic Review*, 22, 1, 37-54.
- HARVEY A.C. (1990), *Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter*, Cambridge University Press.
- HAYWOOD E. (1973), The Deviation Cycle: a New Index of the Australian Business Cycle 1950-1973. *The Australian Economic Review*, 4, 31-39.
- LAHIRI K. e MOORE G.H. (1989), *Leading Economic Indicators. New approaches and forecasting records*, Cambridge University Press, Cambridge.
- LÜTKEPOHL H. (1991), *Introduction to Multiple Time Series Analysis*, Springer-Verlag, Berlin.
- LUCAS R.E. (1977), Understanding Business Cycles, in K. Brunner e A. Metzler (a cura di), *Stabilization of the Domestic and International Economy*, North Holland, Amsterdam.

- MINTZ I. (1969), Dating Postwar Business Cycles, Methods and their Application to West Germany, 1950-1967. *NBER Occasional Paper 107*, New York.
- MOORE G.H. (1958), Forecasting Industrial Production: a Comment, *Journal of Political Economy*.
- NELSON C.R. (1976), Gains in Efficiency from Joint Estimation of Systems of Autoregressive-Moving Average Processes, *Journal of Econometrics*, 4, 331-348.
- NELSON C.R. e KANG H. (1981), Spurious Periodicity in Inappropriately Detrended Series, *Econometrica*, 49, 741-751.
- NELSON C.R. e KANG H. (1981), Pitfalls in the Use of Time as an Explanatory Variable, *Journal of Business and Economic Statistics*, 2, 73-82.
- NELSON C.R. e PLOSSER C.J. (1982), Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Some Evidence and Implications, *Journal of Monetary Economics*, 10, 139-162.
- OECD (1987), *OECD Leading Indicators and Business Cycles in Member Countries, 1960-1985*, OECD Sources and Methods, 39.
- PASSAMONTI L. (1988), Analisi ciclica e indicatori ciclici, *Rivista IBM*, 1, Marzo, 43-73.
- PELLEGRINI G. (1993), Sharing Stochastic Trends. *Discussion Paper in Economics*, n. 93-114, University College London.
- PROIETTI T. (1993), Exact Beveridge-Nelson Decomposition for I(1) and I(2) Processes, *Working Paper, Università di Perugia*.
- QUAH D. e SARGENT T.J. (1993), A Dynamic Index Model for Large Cross-Sections, in *Business Cycles, Indicators and Forecasting*, Stock J. H. e Watson W. (a cura di), NBER, University of Chicago Press, Chicago.
- SARGENT T.J. e SIMS C.A. (1977), Business Cycle Modeling without Pretending to Have Too Much a-priori Economic Theory, in *New Methods in Business Cycle Research*, a cura di C. A. Sims, Minneapolis, Federal Reserve Bank of Minneapolis.
- SHISKIN J. (1961), Signals of Recession and Recovery, *NBER Occasional Paper 77*, New York.

- STOCK J.H. e WATSON M.W. (1989), A Probability Model of the Coincident Economic Indicators, in *Leading Economic Indicators. New approaches and forecasting records*, a cura di K. Lahiri e G. H. Moore, Cambridge University Press, Cambridge.
- STOCK J.H. e WATSON M.W. (1991), A Procedure for Predicting Recessions with Leading Indicators: Econometric Issues and Recent Performance, *Working Paper*, NBER.
- VAHID F. e ENGLE R.F. (1993a), Common Trends and Common Cycles, *Journal of Applied Econometrics*, 8, 4, 341-360.
- VAHID F. e ENGLE R.F. (1993b), Non-Synchronous Common Cycles. *Discussion Paper 93-55*, University of California, San Diego.

APPENDICE

Analisi dei residui

Tutte le quantità diagnostiche descritte in questa appendice si basano sulle innovazioni standardizzate del filtro di Kalman, $\hat{v}_t = F_t^{-1/2} v_t$. Se il modello è correttamente specificato e i parametri sono noti, $\hat{v} \sim NID(\mathbf{0}, \mathbf{I})$. N_1 è il test per l'asimmetria dei residui che fa riferimento al momento terzo rispetto alla media [cfr. Harvey (1989) 5.4.2.]; per l' i -esima serie, $N_1 = (T-1)b_1/6$, dove $\sqrt{b_1}$ è il momento terzo centrato di v_{it} , ha distribuzione asintotica $\lambda(1)$. $N_2 = (T-1)(b_2-3)^2/24$, dove b_2 rappresenta il momento quarto centrato, è il test per la presenza di curtosi e si distribuisce secondo una $\chi^2(1)$. $N = N_1 + N_2$ è il test di non-normalità di Bowman and Shenton, avente distribuzione $\chi^2(2)$. Sia ora \mathbf{b}_1 il vettore $N \times 1$ che raccoglie i b_{1i} e \mathbf{b}_2 quello che raccoglie i b_{2i} ; si ottengono i seguenti test di multinormalità: $(T-1)\mathbf{b}'_1\mathbf{b}_1/6$ per la simmetria (con distribuzione asintotica $\chi^2(N)$), $(T-1)(\mathbf{b}_2-3_N)'(\mathbf{b}_2-3_N)/24$, per la curtosi, dove 3_N rappresenta un vettore di elementi tutti uguali a 3, con $\chi^2(N)$. Inoltre, $N_1 + N_2 \sim \chi^2(2N)$.

$Q(P)$ è la statistica di Ljung-Box basata su P autocorrelazioni dei residui. Per la versione multivariata si ha

$$Q(P) = T^2 \sum_{j=1}^P (T-j)^{-1} \text{trace}[\Gamma_j \Gamma_0^{-1} \Gamma_j \Gamma_0^{-1}]$$

[cfr. Lütkepohl (1991), 4.5.] dove Γ_j denota la matrice di autocovarianza delle innovazioni standardizzate a ritardo j . La distribuzione asintotica è $\chi^2(N^2P-h)$ dove h denota il numero di parametri (meno uno se la funzione di verosimiglianza è stata concentrata rispetto ad un parametro, come è avvenuto nel nostro caso).

La matrice di covarianza dell'errore di previsione $\mathbf{F} = \lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{F}_t$ costituisce un'utile misura di bontà dell'adattamento. Tra i diversi modi di stimare \mathbf{F} [si veda Harvey (1989), 5.5] si è utilizzata la matrice di covarianza finale \mathbf{F}_T . Nelle tabelle *p.e.v.* indica la varianza dell'errore di previsione per ciascuna serie. Per la serie storica multipla la varianza generalizzata è data da $|\mathbf{F}_T|$, [cfr. Harvey (1989), 8.4.2.]. $R^2_D = 1 - SSE/SSD$ è il coefficiente di determinazione, dove $SSE = (T-1) p.e.v$ e SSD è la somma dei quadrati delle differenze prime corrette della media. Nel caso di una serie storica multipla suggeriamo la seguente generalizzazione:

$$R^2_D = 1 - \frac{(T-1) |F|}{|Cov(\Delta y_t)|}$$

Stampato a Pomezia (RM)
da Albagraf S.p.A.
Febbraio 1999 copie 1.200

