

Modellazione econometrica per la previsione congiunturale: un esercizio su produzione, prezzi e moneta¹

Roberto Golinelli

Classificazione *JEL*: C32, C5

Sintesi. Coloro che devono prendere decisioni di natura economica *spesso* si trovano di fronte il problema di quantificare il futuro. Scopo del presente lavoro è quello di indicare una possibile via da seguire per rispondere alla necessità di previsioni di breve periodo per produzione, prezzi e moneta. La modellazione economica delle variabili di interesse è ispirata dal filone di studi sul *price gap*. Le analisi grafica e univariata evidenziano che le caratteristiche principali delle serie storiche studiate sono la stagionalità e la non stazionarietà. Un opportuno trattamento della stagionalità ci ha spinto a sviluppare due modellazioni alternative: la prima basata su dati grezzi, la seconda su dati filtrati con medie mobili su dodici periodi. La non stazionarietà delle serie ha richiesto una attenta analisi di cointegrazione: il rango di cointegrazione e l'identificazione dei legami di lungo periodo per il modello su dati grezzi e per quello su dati filtrati sono gli stessi. Sebbene non emerga una chiara indicazione di superiorità di un modello sull'altro, i test di capacità previsiva per un orizzonte temporale di 21 mesi presentano alcuni problemi per il modello su dati filtrati, mentre il modello su dati grezzi pare più adatto per la previsione congiunturale. Al contrario, il modello su dati filtrati appare più indicato per l'identificazione dei legami di lungo periodo. La recente evoluzione congiunturale italiana, unitamente agli incoraggianti risultati sinora ottenuti, suggerisce di estendere l'analisi ad ulteriori aspetti, quali il ruolo delle politiche monetarie e del commercio internazionale, allo scopo di valutare eventuali relazioni di multicointegrazione e migliorare la capacità esplicativa del modello. In una visione evolutiva della ricerca econometrica, si ribadisce l'importanza di tenere conto dei test di capacità previsiva del modello sia per valutarne opportunamente l'adeguatezza, sia per ottenere utili indicazioni su possibili sviluppi della modellazione. Il lavoro si conclude con un esercizio previsivo *ex ante*, per il periodo 1996-1998 utilizzando il modello su dati grezzi.

Prima stesura: Giugno 1995

Ultima revisione: 1 Marzo 1996

¹ Lavoro presentato alla Giornata CIDE dell'8 Febbraio 1996 presso l'Università Commerciale L. Bocconi. L'autore è grato a Pierfrancesco Baviera, Sergio Calliari, Mario Faliva, Carlo Favero, Guido Gambetta, Massimiliano Marcellino, Rocco Mosconi, Renzo Orsi, Giuseppe Parigi, Paolo Paruolo, Nicola Rossi, Bruno Sitzia e Giovanni Verga per i commenti e suggerimenti, anche in funzione degli sviluppi futuri della ricerca. Un caloroso ringraziamento è dovuto a Guja Bacchilega per la preziosa consulenza nelle fasi di selezione delle variabili e analisi congiunturale. Il presente lavoro è stato in parte svolto per conto del Centro Studi San Salvador - TELECOM

1. Oggetto, scopo e metodo di analisi

In un recente lavoro, Lawrence Klein, trattando il problema dell'incertezza che affligge coloro che devono prendere decisioni di natura economica, afferma: "*Decision-makers in private firms or households and in public office must realize that a great deal of uncertainty accompanies many of their future commitments. All too often people act as though present or recently discernible conditions will prevail endlessly, and that is hardly ever the case. [...] Like it or not, decision-makers must forecast, and attempts to look into the future are error prone.*" cfr. Klein (1994, p. 183). Nonostante questa realistica (e un po' pessimista) premessa, va comunque notato che l'attività di previsione è facilitata dall'impiego di un modello econometrico, perché tale approccio permette di classificare le potenziali fonti di errore di previsione in un quadro omogeneo.

Seguendo ancora Klein (1994), gli errori della previsione econometrica possono essere generati da quattro fonti:

- a) la presenza, nelle equazioni di comportamento, di errori stocastici e non osservabili; di questi errori ci si limita frequentemente alla stima dei momenti del primo e secondo ordine. In previsione, gli errori stocastici vengono azzerati (dato che si ipotizza un valore atteso nullo);
- b) i parametri del modello non sono osservabili, ma i loro valori sono assegnati mediante procedure di stima le quali, essendo riferite ad un particolare periodo campionario, sono affette da errori di valutazione;
- c) la previsione, nel caso di modelli dinamici, si basa anche sui valori registrati nel passato dalle variabili di interesse e, quindi, la provvisorietà dei dati (superata solo in una fase successiva) ha evidenti ripercussioni sulla previsione. Inoltre, si possono commettere errori nel prevedere l'andamento futuro delle variabili esogene;
- d) infine, le relazioni fra le variabili del modello possono essere specificate in modo scorretto.

Il modellatore econometrico dovrà quindi cercare di produrre uno strumento che, data la precedente classificazione, sia in grado di minimizzare il grado di incertezza associato alle previsioni ottenute col suo modello. Per perseguire tale obiettivo, il punto di vista espresso da Klein (1994), largamente condiviso da chi scrive, riduce drasticamente l'enfasi su alcuni temi (quali il controllo ottimo e le aspettative consistenti) a lungo presentati in letteratura come una panacea dei mali che affliggono le previsioni macroeconomiche.² Piuttosto, Klein considera molto

² Naturalmente, questi metodi mantengono elevate potenzialità conoscitive in altri ambiti, quali la misurazione degli effetti di manovre di politica economica e lo studio di proprietà e caratteristiche dei modelli macroeconomici.

promettenti alcune linee di ricerca, tra le quali il “*forecasting at higher frequencies, using better techniques for estimating the time shape of economic reactions*” (cfr. Klein, 1994, p. 188) è quella prevalentemente seguita in questo studio. Infatti, il modello qui proposto presenta le seguenti caratteristiche.

- Le variabili di interesse sono tre: la moneta (misurata da M2 del settore non statale), i prezzi (misurati dall'indice dei prezzi al consumo per le famiglie di operai ed impiegati) e la produzione (misurata dall'indice della produzione industriale). Le serie storiche utilizzate sono grezze, vale a dire non aggiustate per tenere conto della stagionalità. Data questa caratteristica dei dati di base, una particolare attenzione è rivolta alla specificazione della componente stagionale delle variabili di interesse. Per sottolineare la rilevanza di tale aspetto, nelle diverse fasi del lavoro si propone una modellazione alternativa della stagionalità delle serie impiegate che consente di confrontare due modelli alternativi, sulla base di test di *encompassing* e abilità previsiva. Con riferimento alla scelta del filtro da utilizzare per la destagionalizzazione delle serie storiche grezze, la scelta di un filtro a medie mobili è stata effettuata in quanto, pur con parecchi limiti, esso rappresenta un approccio ancora molto seguito da coloro che si occupano di analisi congiunturali. Inoltre, procedure più attente di destagionalizzazione non superano comunque i rischi di distorsione delle caratteristiche dei dati e portano all'effetto di aumentare considerevolmente il numero e l'entità delle revisioni che gli enti produttori di informazione statistica sono costretti ad apportare nei periodi più recenti.³
- E' un modello mensile; in questo modo “*the data samples are much more plentiful and up to date, with no more than one or two months of delay at the most*” cfr. Klein (1994, p. 189). A tale scopo, la scelta delle particolari variabili osservabili, elencate al punto precedente, si è orientata verso quelle fonti statistiche che sono più tempestivamente aggiornate e meno pesantemente riviste all'indietro in fase di consuntivo.⁴ Grazie a questa caratteristica è possibile prevedere

³ Per una discussione elementare di questi aspetti si veda, ad esempio, Davidson e MacKinnon (1993, par. 19.6). Una possibile direzione di sviluppo futuro della ricerca prevede l'introduzione di filtri di destagionalizzazione in cui il profilo dei pesi segua una legge più consona al fenomeno analizzato; Cfr Faliva (1978 e 1993).

⁴ L'Appendice A presenta le principali informazioni su contenuto e tempi di aggiornamento della banca dati utilizzata. Al presente stadio dell'analisi è prematuro affrontare la problematica dell'utilizzo ottimale dell'informazione statistica che, con riferimento alle diverse variabili, è spesso disponibile in tempi diversi; si tratta della

“spesso”: previsioni aggiornate, formulabili ogni mese, incorporano infatti importanti informazioni congiunturali e, quindi, sono caratterizzate da un maggiore contenuto informativo. In altri termini, anche se non è possibile considerare alcuni rilevanti elementi di scenario (quali parte delle modifiche istituzionali, gli scioperi, i disastri naturali, ecc.), la disponibilità di un modello basato su dati ad alta frequenza rende possibile tenere conto dell’informazione recente (condizioni iniziali) e, quindi, di ridurre l’incertezza sul futuro.

Le caratteristiche del modello, ricordate in questi primi due punti, ci consentono di affrontare in modo opportuno i problemi di errore delle previsioni elencati al punto *c*) della precedente classificazione. Inoltre,

- è un modello lineare, in cui la distribuzione congiunta dei residui termini di errore stocastico delle equazioni è analizzata con particolare attenzione. Tutto ciò consente di tenere facilmente conto dell’incertezza dipendente dai fattori di errore elencati sub *a*) nella precedente classificazione mediante la definizione di intervalli di previsione, in aggiunta alle semplici previsioni puntuali.⁵ Al riguardo va tenuto, comunque, conto del fatto che *“this will require educating and convincing the decision maker who is using forecast information, that one cannot, in a scientific sense, be certain about the accuracy of point forecasts”*, cfr. Klein (1994, p. 191).
- Il modello economico di riferimento si ispira al filone di studi sul *price gap* (o *P-star*) proposto in letteratura da Hallman, Porter e Small (1991). In questi modelli, le variazioni del tasso di inflazione sono collegate sia ad un *output gap* (differenza fra produzione effettiva e potenziale) sia allo scostamento della velocità di circolazione della moneta rispetto al suo valore di lungo periodo. Nonostante l’utilizzo di un modello che, per sua natura, parrebbe più adatto alla spiegazione di movimenti di lungo periodo delle variabili, la specificazione da noi adottata - che, come vedremo, si discosta in parte dall’approccio tradizionale - non è rifiutata dai dati e contribuisce alla spiegazione dei fenomeni di interesse.

classica situazione di *ragged edge* analizzata, tra gli altri, da Wallis (1986) e che verrà affrontata in un altro studio.

⁵ Clements e Hendry (1995, p. 1003) enfatizzano la necessità di disporre di intervalli di previsione per valutare l’incertezza in fase di previsione: *“It is not clear how to interpret point forecasts in the absence of any guidance as to their accuracy”*. I modelli econometrici, come quello qui proposto, essendo basati su misure statistiche della struttura economica, permettono di quantificare questa incertezza.

- Le tecniche di inferenza utilizzate nel lavoro sono quelle della modellazione simultanea di sistemi a rango ridotto (modelli autoregressivi vettoriali cointegrati, VAR cointegrati). “*There is much serial correlation in economics statistics, and this is fundamental. Time-series methods are well designed to capture that serial correlation*” cfr. Klein (1994, p. 189). La procedura di modellazione dinamica “dal generale al particolare” delle relazioni fra le variabili di interesse permette di valutare statisticamente l’imposizione di alcuni vincoli di lungo periodo suggeriti dalla teoria economica di cui al punto precedente.⁶ Tutto ciò consente un opportuno trattamento delle problematiche connesse alla corretta specificazione del modello, la cui mancata considerazione può originare i problemi di errore di previsione di cui si è detto sub *d*) nella precedente classificazione. Inoltre, sempre con riferimento alla fase della specificazione del modello, particolare attenzione deve essere dedicata alla stabilità nel tempo dei suoi parametri. I cambiamenti di scenario (i sistemi politico-istituzionali, le politiche economiche, la tecnologia, ecc.) possono essere messi in evidenza sia studiando sottoinsiemi omogenei dell’intero periodo campionario, all’interno dei quali non si siano verificati evidenti mutamenti nel comportamento degli agenti economici,⁷ sia valutando con tecniche opportune la costanza dei parametri del modello nel periodo campionario (assenza di rilevanti cambiamenti nei valori dei parametri e nella struttura del modello). Dei due aspetti, il primo è connesso con gli avvenimenti economici, mentre il secondo è soprattutto collegato alla corretta specificazione del modello. La cura con cui questi aspetti sono studiati permette di ridurre il rischio di errori sub *b*) della precedente classificazione.⁸

Il presente lavoro è articolato come segue. Nel paragrafo 2 vengono presentate le fasi di modellazione statistica delle variabili (analisi grafica,

⁶ Le fasi di modellazione seguite dal presente studio seguono da vicino i suggerimenti metodologici presentati in Hendry e Mizon (1993), a cui si rinvia per una discussione.

⁷ Questo approccio deve comunque essere trattato con molta cautela: la suddivisione dell’intero periodo campionario in sottocampioni, almeno in apparenza omogenei, non può costituire una soluzione automatica, in quanto modellare l’economia significa riuscire a spiegare le regolarità del comportamento degli agenti e non tanto le difformità.

⁸ Sull’affascinante tema del legame fra *break* strutturali e specificazione del modello, si veda l’attenta e, per alcuni aspetti, emblematica disamina di Siviero e Terlizzese (1995). Nella presente trattazione, il lettore troverà una similitudine con quel lavoro nel cercare di trarre dall’evoluzione storica di alcune variabili indicazioni per migliorare la capacità esplicativa del modello.

univariata e VAR) e studiate alcune implicazioni statistiche del modello economico; nel paragrafo 3 si studia la cointegrazione fra le variabili in esame e si impongono le restrizioni di identificazione dei legami di lungo periodo. Ottenute modellazioni accettabili sia dal punto di vista statistico che economico, per il breve e per il lungo periodo, nel paragrafo 4 si sintetizzano le principali caratteristiche, si propongono alcuni confronti e si presentano previsioni *ex ante* del modello per il periodo 1996-1998. Il paragrafo 5 conclude il lavoro sintetizzando i fatti principali emersi dalla ricerca. L'appendice A descrive a fondo le serie storiche utilizzate, l'appendice B presenta in dettaglio i due modelli proposti.

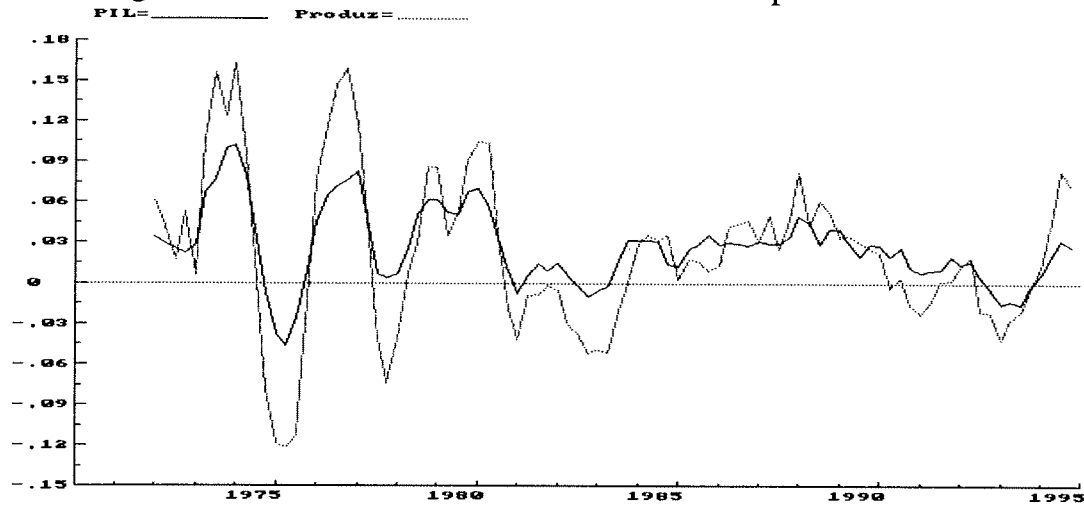
2. La modellazione statistica delle variabili e modello economico

Il modello proposto è stato sviluppato per la previsione di tre variabili: l'indice della produzione industriale, Y , l'indice dei prezzi al consumo delle famiglie di operai ed impiegati, P , e la moneta M2 del settore non statale, M . Allo scopo di uniformare la scala delle variabili, Y , P e M sono state ricalcolate come indici pari a uno nel 1990; le lettere minuscole y , p e m indicano i logaritmi dei corrispondenti livelli. I dati di base dello studio sono costituiti da osservazioni grezze (non aggiustate per tenere conto della stagionalità) a periodicità mensile; il periodo analizzato va dal 1983 al 1995.⁹

La scelta della produzione industriale come indicatore dell'attività economica totale è resa necessaria dalla indisponibilità di dati mensili riferiti all'intera economia (produzione totale e prodotto interno lordo sono al più disponibili a cadenza trimestrale). D'altro canto, bisogna notare che la produzione industriale rappresenta una ragguardevole quota della produzione totale italiana a prezzi costanti (circa il 45% nel 1994). Inoltre, come evidenziato dai dati trimestrali in figura 1, i tassi annui di crescita tendenziale dell'indice della produzione industriale presentano, nel tempo, un andamento ciclico analogo a quello del prodotto interno lordo.

⁹ La scelta di iniziare l'analisi dal 1983, condivisa dallo studio di Angelini, Hendry e Rinaldi (1994) sulla domanda di moneta in Italia, consente di focalizzare l'attenzione su un periodo di relativa stabilizzazione della velocità di circolazione della moneta.

Fig 1. I tassi di crescita tendenziale di PIL e produzione industriale



2.1 Analisi grafica e univariata

Allo scopo di sintetizzare l'informazione statistica di base, i primi tre grafici in figura 2a presentano i livelli delle serie storiche y , p e m , mentre i corrispondenti grafici in figura 2b riportano i correlogrammi delle differenze prime delle serie studiate.¹⁰

Dall'analisi congiunta dei primi tre grafici nelle figure 2a e 2b emergono due fatti principali: le tre variabili analizzate

- non sono stazionarie in media
- sono caratterizzate da evidente stagionalità

Avendo optato per una analisi econometrica su dati grezzi, il problema del trattamento della stagionalità può essere affrontato o mediante la scelta di un opportuno filtro in grado di eliminare la non stazionarietà nella componente stagionale delle serie, oppure, in alternativa, si può arricchire la specificazione del modello con un tradizionale nucleo deterministico, costituito da variabili *dummy* stagionali.¹¹

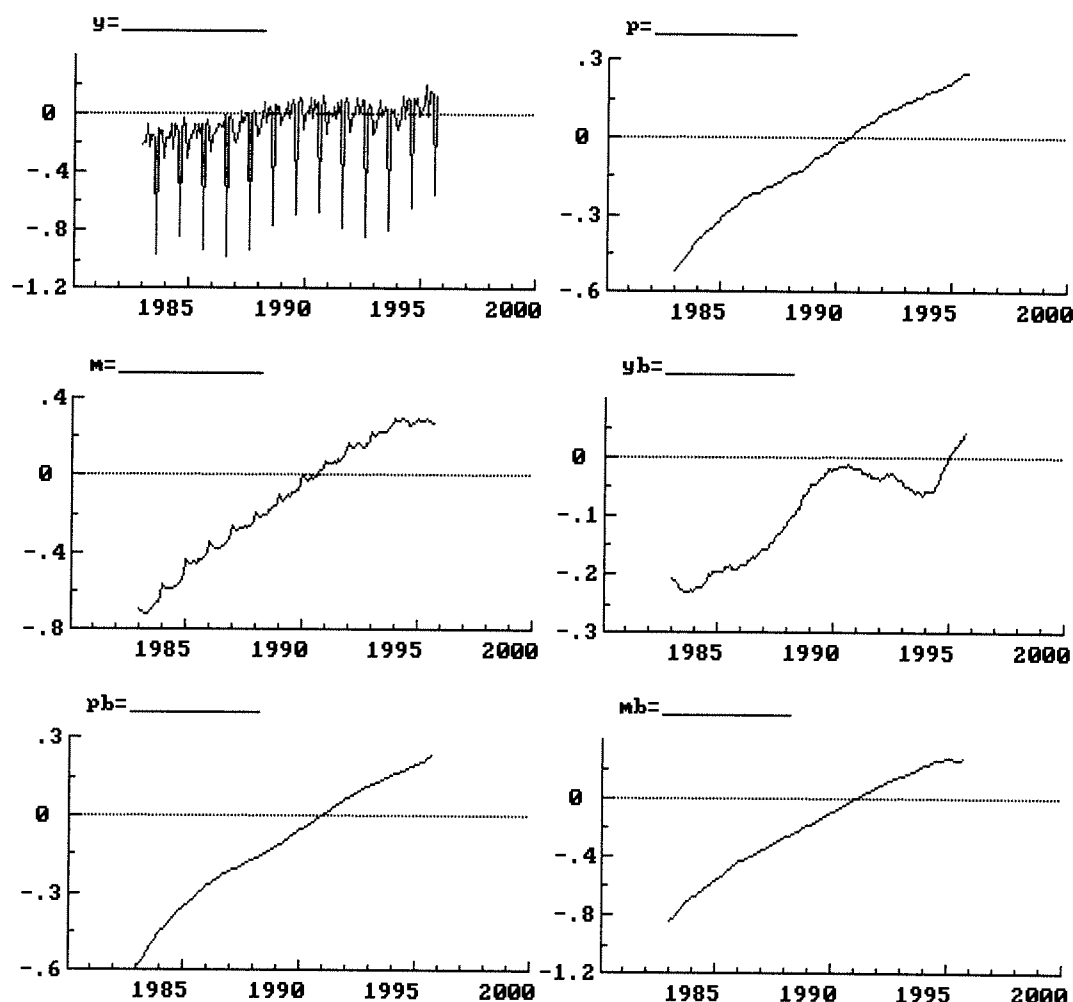
In questo lavoro si sono seguite entrambe le vie: da un lato si sono impiegate, nelle analisi successive, le medie mobili su 12 periodi di y , p e

¹⁰ Per facilitare il lettore nella lettura di grafici e tabelle, nel seguito del lavoro si segue la convenzione di indicare le differenze prime delle variabili analizzate con la lettera D che precede il corrispondente nome, le eventuali differenze seconde sono indicate da DD.

¹¹ Il lavoro di Hylleberg, Engle, Granger e Yoo (1990) presenta, in modo sistematico, molte implicazioni che la presenza di stagionalità non stazionaria ha sull'analisi di integrazione e cointegrazione.

m , indicate, rispettivamente, con y_b , p_b e m_b ;¹² nell'altra direzione, si sono utilizzate direttamente le serie non trasformate (y , p e m) includendo variabili *dummy* stagionali nel nucleo deterministico del modello.

Fig 2a. Le serie storiche in livelli

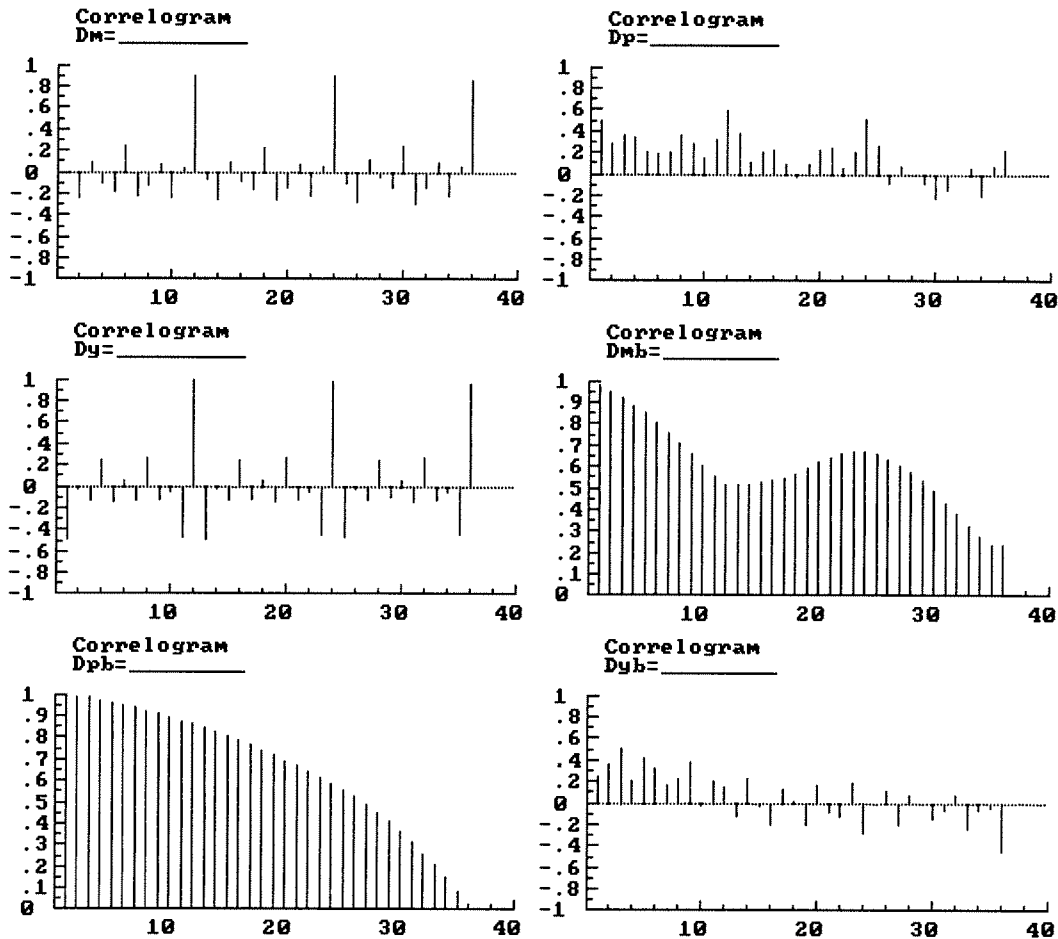


Come sottolineato dall'analisi di Giannini (1991, p. 491), con l'operatore a medie mobili (nel nostro caso su 12 mesi) i dati ad alta frequenza (nel nostro caso mensile) sono trasformati in dati che hanno valenza annuale e si cancella ogni forma di stagionalità, compresa quella deterministica. I rimanenti tre grafici nelle figure 2a e 2b propongono lo stesso tipo di informazione già discusso per y , p e m , con riferimento alle variabili "filtrate" y_b , p_b e m_b . Dall'analisi grafica si nota che: *a*) è scomparsa qualsiasi traccia di stagionalità (ad esempio, i livelli di y_b ora evidenziano un andamento tipicamente ciclico); *b*) anche dopo la trasformazione con

¹² Un approccio analogo è stato seguito, ad esempio, negli studi di Kunst e Neusser (1990) e Teräsvirta (1992, p. 295).

medie mobili, le tre serie sono ancora evidentemente non stazionarie in media (tema che affronteremo tra breve).

Fig 2b. I correlogrammi delle serie in differenze



E' importante notare che la differenza prima delle serie così trasformate (pari alla differenza dodicesima delle serie originali) approssimi il tasso mensile di crescita tendenziale delle variabili studiate. Formalmente, introducendo l'operatore ritardo L , si nota infatti che

$$yb = (1+L+L^2+L^3+L^4+L^5+ \dots +L^{11})y/12$$

$$Dyb = (1-L)yb = (1-L^{12})y/12$$

e si sottolinea la possibilità di ricondurci, via differenze prime, a tassi di crescita tendenziali. Inoltre, la differenza seconda

$$DDpb = (1-L)Dpb = (1-L)(1-L)p/12 = (1-L)(1-L^2)p/12$$

(analogamente per $DDmb$) approssima le accelerazioni (decelerazioni) nei tassi mensili di variazione tendenziale. Differenziando due volte pb e mb si eliminano le eventuali radici unitarie nella componente non stagionale e in quella stagionale.

Il rischio maggiore, insito nella procedura di filtraggio con medie mobili, è di introdurre nella rappresentazione univariata a media mobile della serie filtrata radici unitarie che implicano la non invertibilità della rappresentazione MA e corrispondenti autocorrelazioni spurie.¹³ Tale rischio è tanto più elevato quanto più si è in presenza di dubbie radici unitarie nella componente stagionale perché, in questi casi, l'imposizione del filtro rischia di essere eccessivo.¹⁴ Tale rischio sortirebbe effetti particolarmente gravi nelle successive fasi di modellazione, in quanto, come detto, le serie "troppo filtrate" evidenziano autocorrelazioni spurie di ordine vicino alla stagionalità. D'altro canto, l'eventuale presenza di una componente stagionale stocastica non stazionaria non è rimossa dall'inserimento nel modello di *dummy* stagionali.

In letteratura, il dilemma se modellare le relazioni economiche di frequenza superiore all'anno utilizzando dati grezzi o destagionalizzati (con qualsiasi metodo, compresa anche la procedura con medie mobili qui impiegata) è sempre trattato con disagio sulla scorta dei risultati presentati negli studi seminali di Wallis (1974) e Sims (1974). I due lavori, pur muovendo da ipotesi opposte, giungono alla comune conclusione che un trattamento non opportuno del sottostante processo stagionale implica scorretta specificazione del modello e stimatori non consistenti. In altri termini, il prezzo da pagare in caso di scorretta modellazione del processo stagionale è lo stesso e, soprattutto, è molto elevato. Idealmente, una scelta informata dell'una o dell'altra strada richiederebbe almeno la conoscenza della natura della stagionalità del processo generatore dei dati: stocastica o deterministica? Al riguardo è emblematico che in letteratura diversi autori siano giunti a conclusioni opposte, come sottolineato dalla rassegna di Hylleberg (1994).¹⁵

In questo studio, il dilemma è evitato seguendo una strategia di modellazione di entrambi gli approcci alternativi: nel prosieguo del lavoro applicheremo, infatti, lo stesso tipo di analisi con riferimento sia ai dati filtrati sia ai dati grezzi, nel solco dello studio di Ericsson, Hendry e Tran (1994) sulla domanda di moneta nel Regno Unito. In altri termini, svilupperemo parallelamente una analisi su dati grezzi e una su dati filtrati, cercando di evidenziarne elementi comuni e fattori problematici.

¹³ Su questo argomento, si veda lo studio di Maravall (1993).

¹⁴ Con riferimento a serie trimestrali, Giannini (1991, Appendice B) propone uno schema di analisi di questa problematica.

¹⁵ Tale fatto non stupisce: i forti problemi di significatività e potenza dei test univariati di radici unitarie sono infatti ancora più gravi dalla presenza di stagionalità; si veda, al riguardo, lo studio di Ghysels, Lee e Noh (1994).

Per la non stazionarietà, in tabella 1 sono presentati i risultati dei test univariati aumentati proposti in letteratura da Dickey e Fuller (1979), in breve ADF.

Tab 1. Test di radici unitarie, periodo 1983.1-1995.9

Variabile	ADF(k)	k	modello	v.c.
<i>y</i>	-1.77	13	c, t, s	-3.44
<i>yb</i>	-2.57	10	c, t	-3.44
<i>Dy</i>	-3.15	12	c, s	-2.88
<i>Dyb</i>	-3.07	12	c	-2.88
<i>p</i>	-2.70	13	c, t, s	-3.44
<i>pb</i>	-3.12	13	c, t	-3.44
<i>Dp</i>	-3.22	12	c, s	-2.88
<i>Dpb</i>	-3.32	13	c	-2.88
<i>DDp</i>	-5.20	11	c, s	-2.88
<i>DDpb</i>	-3.15	12	c	-2.88
<i>m</i>	0.37	12	c, t, s	-3.44
<i>mb</i>	0.28	13	c, t	-3.44
<i>Dm</i>	-2.27	11	c, s	-2.88
<i>Dmb</i>	-0.47	12	c	-2.88
<i>DDm</i>	-8.83	10	c, s	-2.88
<i>DDmb</i>	-7.25	11	c	-2.88

D indica la differenza prima, *DD* la differenza seconda; *b* in fondo al nome della serie indica l'avvenuta trasformazione con medie mobili; *k* è il ritardo massimo; nucleo deterministico: *c* = costante, *t* = trend, *s* = *dummy* stagionali; v.c. valore critico in corrispondenza di $\alpha=5\%$

I risultati in tabella 1, anche se devono essere interpretati come semplici analisi preliminari a causa della nota fragilità delle analisi univariate di questo tipo, sembrerebbero indicare che la serie storica della moneta è generata da un processo integrato del secondo ordine, in simboli I(2), mentre produzione e prezzi da processi integrati del primo ordine, I(1). Il fatto che la crescita della moneta sia una grandezza non stazionaria (integrata del primo ordine) potrebbe apparire implausibile dal punto di vista economico. Inoltre, la prossimità ai valori critici delle statistiche ADF calcolate per *Dp* e *Dpb* e l'evidenza dei correlogrammi in figura 2b, ammettono la possibilità che anche i prezzi possano essere processi integrati del secondo ordine. D'altro canto, vale la pena di sottolineare che l'ordine di integrazione non è una proprietà relativa alla "natura" della variabile analizzata, ma, piuttosto, una caratteristica collegata al sistema di misura della variabile ed al periodo campionario di riferimento di cui,

comunque, bisogna tenere conto nelle fasi di modellazione. In ogni caso, la concordanza del risultato dei test di radici unitarie condotti sulle serie grezze e filtrate ci autorizzano ad una modellazione dello stesso tipo per i due insiemi informativi, come vedremo a partire dal prossimo paragrafo.

2.2. Teoria economica e analisi multivariata UVAR

Anche in fase di modellazione statistica delle variabili di interesse non va dimenticato che già a questo stadio sono compiute scelte che hanno rilevanti ripercussioni sul modello strutturale obiettivo dello studio. In particolare, l'approccio *price gap* che, come detto, ispira la nostra modellazione, implicherebbe, in una visione tradizionale, la costanza nel lungo periodo della velocità di circolazione della moneta rispetto a cambiamenti di scenario macroeconomico. Da ciò ne discende la necessità di specificare un modello autoregressivo vettoriale non vincolato (UVAR, *Unrestricted VAR*) sui livelli delle variabili di interesse. D'altro canto, il probabile diverso ordine di integrazione delle variabili di interesse implica la modellazione congiunta dei livelli di variabili $I(1)$ e $I(2)$ per investigare l'esistenza di possibili combinazioni stazionarie fra livelli e/o differenze prime.¹⁶ A tale scopo, sono state effettuate alcune regressioni preliminari di cui descriviamo qualitativamente i tratti essenziali ma non presentiamo in dettaglio risultati per non appesantire troppo la trattazione.

Nonostante il modello UVAR stimato sui livelli delle variabili sia stabile (tutte le radici cadono all'interno del cerchio di raggio unitario o al più alcune di esse sono molto prossime a questo, indicando la presenza di radici unitarie), specificazioni alternative del VAR nell'ipotesi che alcune delle variabili di interesse siano generate da processi $I(2)$ (Cfr Juselius, 1995, p. 7) produce un sistema instabile (alcune radici cadono nettamente fuori dal cerchio unitario) rendendo impossibili ulteriori inferenze sul modello $I(2)$. Questo risultato, interpretabile come indicazione di scorretta (incompleta) definizione dell'insieme di variabili di interesse per lo studio dell'interrelazione dei livelli di moneta, produzione e prezzi, indica una possibile direzione su cui sviluppare analisi future: lo studio di un insieme di variabili esteso dall'inclusione di variabili internazionali (ad es. il tasso di cambio) e di tassi di interesse,¹⁷ allo scopo di valutare le possibili

¹⁶ Una analisi di questo tipo (multicointegrazione) è presentata in Juselius (1995).

¹⁷ Questo punto verrà ripreso nel seguito della trattazione.

interrelazioni fra livelli e differenze prime di variabili generate da processi stocastici I(1) e I(2).¹⁸

Nel presente lavoro, dato lo specifico interesse per le tre variabili in oggetto, si è studiata, invece, una trasformazione delle variabili tale da consentire il perseguimento del duplice obiettivo di non abbandonare lo schema teorico del *price gap* e di specificare un modello con sole variabili generate da processi al più I(1). La particolare scelta compiuta è stata quella di studiare modelli in cui si specifica simultaneamente il livello della produzione e le differenze prime di moneta e prezzi. Nell'approccio di multicointegrazione, tale modello è annidato in un modello più generale. Infine, si noti che la differenza prima dei prezzi (non necessaria alla luce dei test ADF, ma suggerita dall'ispezione grafica dei corrispondenti correlogrammi in figura 2b) è stata imposta per lasciare aperta la possibilità di giungere ad un modello strutturale che, pur con le modifiche descritte nel paragrafo 4.1, sia riconducibile agli schemi teorici del *price gap*. Il modello statistico, costruito con lo scopo di rappresentare empiricamente una valida riduzione statistica del processo generatore dei dati, è costituito quindi dalle tre variabili stocastiche y (y_b), Dm (Dmb) e Dp (Dpb), dalla costante e da un trend deterministico. Un opportuno trattamento del nucleo deterministico dell'UVAR è alla base di una accettabile strategia di modellazione; a questo stadio dell'analisi, bisogna quindi valutare i probabili effetti di lungo periodo e di breve periodo di costante e trend.¹⁹ In particolare, il trend deterministico è stato vincolato a fare parte dello spazio di cointegrazione, dato che, altrimenti, la sua presenza non vincolata nel VAR equivarrebbe a supporre un trend quadratico nei livelli delle serie, ipotesi da scartare alla luce dei grafici in figura 2a. In generale, si definisce il seguente modello UVAR in forma di meccanismo vettoriale a correzione dell'errore (VECM), dato il vantaggio che esso fornisce per la rappresentazione di variabili I(1) e I(0):

¹⁸ Allo stato attuale della ricerca in questo campo, anche superati i problemi di stabilità del modello con una ridefinizione dell'insieme di variabili di interesse, ci si troverebbe comunque di fronte al problema della mancanza di valori critici dei test di rango di cointegrazione per sistemi I(2) con trend deterministico (variabile, come vedremo, molto importante alla luce del modello teorico). I valori critici attualmente a disposizione sono stati calcolati in Paruolo (1995). Le analisi preliminari I(2) appena descritte sono state svolte utilizzando la più recente versione di MALCOLM, un sistema di procedure RATS descritte in Mosconi (1994).

¹⁹ Giova ricordare che, spesso, i risultati della successiva analisi di cointegrazione sono profondamente influenzati dalle scelte operate a questo stadio. Ovviamente, nel caso di variabili grezze, è necessario introdurre nel nucleo deterministico anche le variabili *dummy* stagionali.

$$[1] \quad \Delta x_t = \sum_{j=1, k-1} \Pi_j \Delta x_{t-j} + \pi x_{t-1} + \varepsilon_t$$

dove x_t è un vettore di n variabili stocastiche di interesse; k è il numero dei ritardi (ordine) del VAR non vincolato; ε_t è un vettore di disturbi stocastici supposti normali e indipendentemente distribuiti con media zero e matrice di varianze-covarianze Ω simmetrica e positiva definita; Δ indica l'operatore differenza prima; infine le Π_j e π sono matrici di parametri. Per semplicità espositiva, si è ommesso di specificare le componenti deterministiche del modello (costante, trend e, nel caso di serie storiche grezze, *dummy* stagionali).

L'analisi empirica dell'UVAR muove da una modellazione di tipo [1] in cui prima $x_t = (y, Dp, Dm)'$ e, successivamente, $x_t = (yb, Dpb, Dmb)'$, con $n = 3$; il numero dei ritardi k per tutte le variabili dell'UVAR è stato posto pari a 13, in modo da superare la periodicità delle osservazioni a disposizione.²⁰ Il periodo di stima (1983.1 - 1993.12) è ridotto rispetto al campione disponibile allo scopo di lasciare libere alcune osservazioni per effettuare test di capacità previsiva. Nonostante la semplicità del modello, lo spazio parametrico è imponente: ognuna delle 12 Π_j contiene 9 parametri (lo stesso vale per la π), più 3 costanti e 3 coefficienti di trend, per un totale di 123 parametri²¹, a cui si aggiungono i 6 coefficienti della matrice Ω delle varianze-covarianze.

Data la enorme dimensione parametrica, ci si limita a presentare, nelle prime due righe della tabella 2, alcune misure di bontà di adattamento della stima dei modelli VAR non vincolati (rispettivamente per i dati grezzi e filtrati); precisamente le deviazioni standard dei residui (σ) e i coefficienti di correlazione fra valori effettivi e calcolati (r); gli errori standard della regressione per il modello con dati grezzi risultano più elevati di quelli per il modello con dati filtrati, in conseguenza della maggiore variabilità dei primi. Le successive cinque righe della tabella 2 presentano i valori di probabilità di alcuni test di scorretta specificazione basati sui residui del modello: test di autocorrelazione di ordine 7 e 13, test ARCH (di eteroschedasticità condizionale autoregressiva) di ordine 7, test

²⁰ Come sottolineato dalla discussione in Hargreaves (1994, p. 4) la lunghezza dei ritardi del VAR costituisce, al pari del nucleo deterministico, un elemento di cruciale rilevanza per le analisi successive.

²¹ A questi si aggiungono, nel caso di modello su serie grezze, anche i 33 parametri misurati dalle variabili *dummy* stagionali, pari a undici per il numero di equazioni del modello.

di White per l'eteroschedasticità e test di normalità.²² I test di scorretta specificazione non evidenziano particolari problemi, a meno di un segnale di autocorrelazione dei residui nell'equazione Dy (prima colonna). L'analisi del correlogramma dei residui dell'equazione di Dy (non riportato), evidenzia coefficienti di autocorrelazione significativamente diversi da zero ai ritardi 7 e 10. Per valutare se tali correlazioni siano spurie (spiegate cioè dal particolare campione analizzato) ci ha spinto a svolgere i test di autocorrelazione dei residui per alcuni sottocampioni del periodo complessivo. Le risultanze di tali analisi aggiuntive ci spingono a ritenere i test di autocorrelazione riportati in tabella 2 molto, forse troppo, sensibili all'inclusione o meno del biennio 1983-1984 nel periodo di analisi. Per tale ragione, si è deciso di non prestare eccessiva attenzione ai segnali di autocorrelazione di cui si è detto. E' da sottolineare, infine, il soddisfacente risultato in termini di accuratezza previsiva di entrambi i modelli, come indicato nelle colonne *UVAR* dell'ultima riga.²³

Tab 2. Principali risultati del modello UVAR

statistica	dati grezzi				dati filtrati			
	Dy	DDm	DDp	UVAR	Dyb	$DDmb$	$DDpb$	UVAR
σ	0.0330	0.0061	0.0017	-	0.0031	0.0005	0.0002	-
r	0.997	0.981	0.905	0.678	0.766	0.761	0.756	0.580
F_{ar7}	0.006	0.388	0.692	0.288	0.155	0.152	0.220	0.043
F_{ar13}	0.006	0.152	0.653	0.088	0.046	0.170	0.464	0.021
F_{arch7}	0.587	0.957	0.877	-	0.558	0.701	0.951	-
F_{het}	-	-	-	0.393	1.000	1.000	0.999	1.000
χ^2_{nor}	0.410	0.913	0.389	0.640	0.886	0.126	0.668	0.671
F_{prev}	-	-	-	0.180	-	-	-	0.255

Per semplificare la lettura della tavola, si riportano i soli valori di probabilità dei test. Nelle diverse colonne, si riporta il nome della variabile dipendente di quella equazione del VAR; a UVAR corrispondono i test a livello di sistema.

Dal punto di vista della dinamica del modello, la stabilità dell'UVAR proposto è garantita da autovalori della matrice dei coefficienti che catturano la dinamica del sistema che, in modulo, sono interni al cerchio di

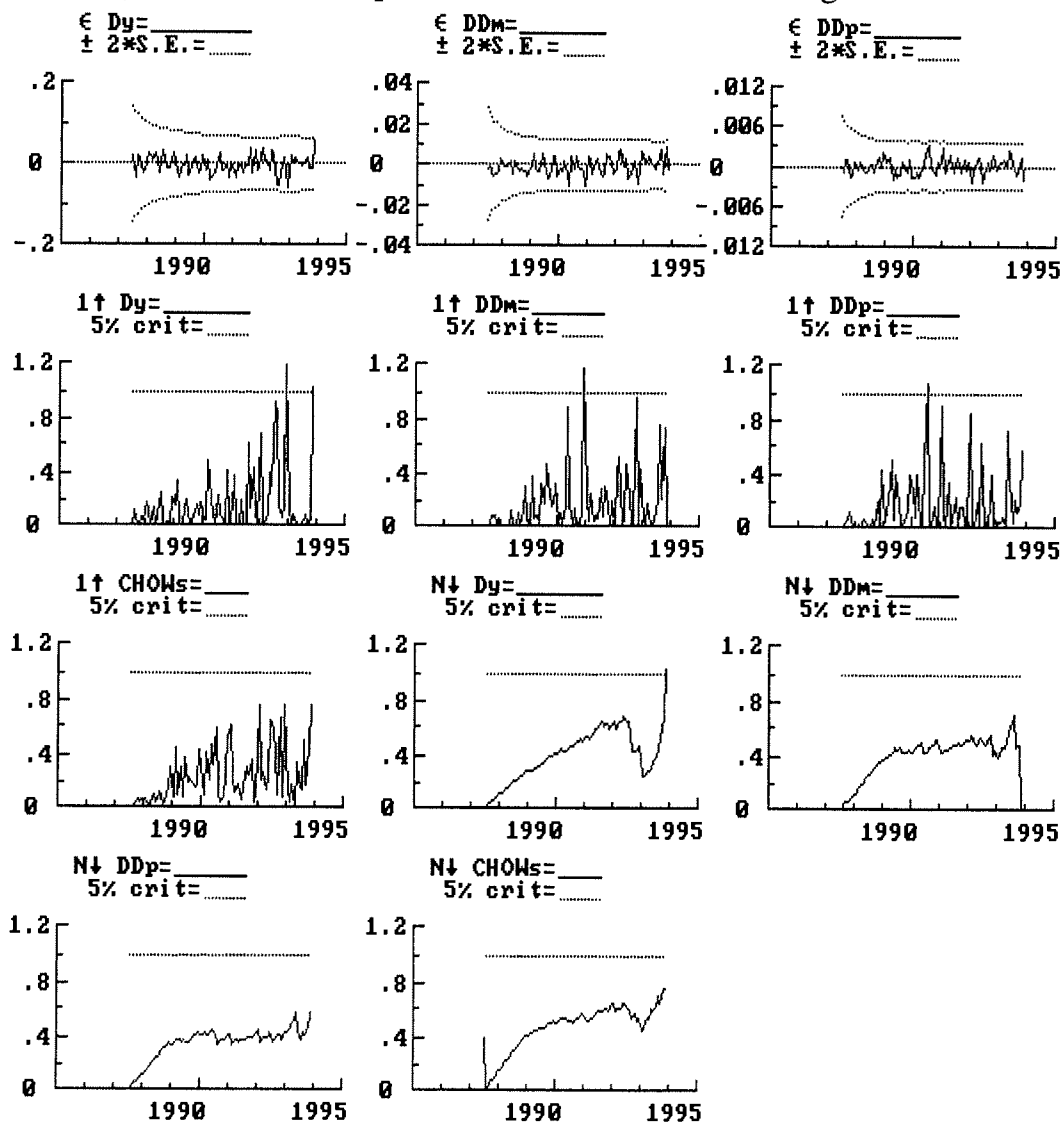
²² Dato il limitato numero di gradi di libertà, si è scelta l'utilizzazione della versione F dei test. Per specifici riferimenti a questi test si rinvia a Doornik e Hendry (1994, paragrafo 10.9).

²³ Il test indicato, che corrisponde ad un test di costanza dei parametri, è descritto a fondo in Doornik e Hendry (1994, p. 264). In questo caso, il test è riferito al periodo 1994.1-1995.9, fuori dal campione utilizzato per la stima.

raggio unitario. Infine, vista la significatività dei parametri di alcuni regressori al ritardo 12, non è stato possibile ridurre la lunghezza dei ritardi e diminuire, per questa via, il numero dei parametri da stimare.

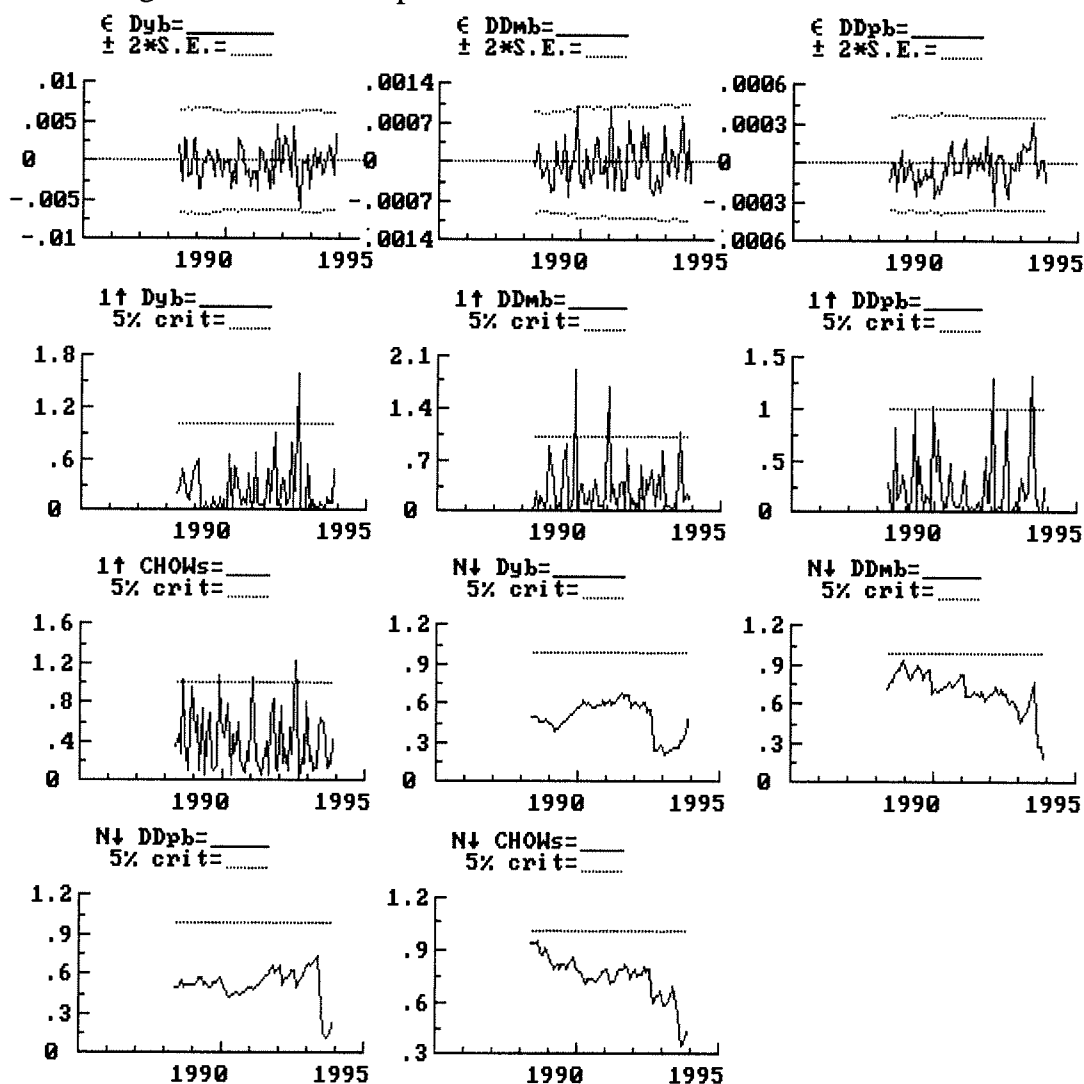
Come sottolineato nel paragrafo 1, un aspetto rilevante della modellazione è costituito dall'analisi della stabilità dei parametri del modello. Allo scopo le figure 3 e 4 propongono, rispettivamente per il modello con dati grezzi e per quello con dati filtrati, gli errori di previsione un passo avanti (con i corrispondenti intervalli di confidenza) nella prima riga di grafici ed una serie di test di costanza dei parametri, a livello sia di singola equazione sia di sistema, ispirati ai test di abilità previsiva proposti in letteratura da Chow (1960).

Fig 3. Stabilità dei parametri dell'UVAR su dati grezzi



L'ipotesi di costanza dei parametri per il modello UVAR pare non rifiutata e quindi il sistema con 13 ritardi pare un accettabile punto di partenza per la modellazione strutturale, scopo ultimo della nostra analisi. In altri termini, il modello VAR non vincolato può essere visto come punto di riferimento per la valutazione dell'accettabilità delle restrizioni di sovraidentificazione suggerite dalla teoria economica (Cfr Hendry e Mizon, 1993).

Fig 4. Stabilità dei parametri dell'UVAR su dati filtrati



3. Analisi di cointegrazione e identificazione dei legami di lungo periodo

La verifica dell'esistenza di cointegrazione fra le variabili studiate è stata effettuata utilizzando la procedura di massima verosimiglianza suggerita in letteratura da Johansen (1988). Vale la pena di ricordare che, coerentemente con le scelte esposte nel paragrafo 2.1, in questo studio ci si

concentra sull'analisi di cointegrazione a frequenza zero, confrontando i risultati ottenuti nei due casi di serie storiche grezze e filtrate; non analizzeremo la cointegrazione a frequenze stagionali.

Con riferimento alla specificazione VECM del modello VAR presentato nella [1], si noti che, dato un vettore $x \sim I(1)$, per definizione $\Delta x \sim I(0)$, quindi, affinché il sistema [1] sia bilanciato, è necessario che il termine $\pi x_{t-1} \sim I(0)$. Chiaramente la matrice dei coefficienti di lungo periodo π non può essere di rango pieno - dato che x contiene n variabili $I(1)$ - ma avrà rango ridotto pari a r , cioè $\text{rango}(\pi) = r$, dove $r < n$. In questi casi la matrice π può essere rappresentata come $\pi = \alpha\beta'$, dove α e β sono matrici $n \times r$ di rango r . Il modello [1] può essere riscritto facendo intervenire solo variabili stazionarie, $I(0)$:

$$[2] \quad \Delta x_t = \sum_{j=1, k-1} \Pi_j \Delta x_{t-j} + \alpha(\beta' x_{t-1}) + \varepsilon_t$$

in cui le $\beta' x_{t-1}$ contengono r relazioni di cointegrazione fra le n variabili $I(1)$ del vettore x . La procedura proposta da Johansen (1988) permette di determinare il rango di cointegrazione r e di stimare i parametri Π , α , β e Ω presenti nella specificazione [2] e nella matrice delle varianze-covarianze del vettore ε_t . Un'importante caratteristica di questa procedura è la possibilità di modellare congiuntamente variabili $I(1)$ e $I(0)$ nello spazio di cointegrazione.²⁴

La tabella 3 presenta i risultati della procedura di Johansen con riferimento all'aspetto della determinazione del rango di cointegrazione r .

Tab 3. Analisi del rango di cointegrazione

r	dati grezzi		dati filtrati	
	μ	Tr	μ	Tr
1	0.215	57.57**	0.212	60.05**
2	0.128	25.54*	0.159	28.52*
3	0.055	7.47	0.042	5.63

* e ** indicano, rispettivamente, significatività al 5% e 1%

²⁴ Si ricordi, dai test univariati di radici unitarie effettuati nel paragrafo 2.1, che, nel campione a nostra disposizione, le variabili Dp (Dpb) incluse nei vettori x paiono essere $I(0)$, mentre y (yb) e Dm (Dmb) sono $I(1)$; questa non omogeneità dell'ordine di integrazione delle variabili incluse nel vettore x non pregiudica però la possibilità di studiarne i legami di cointegrazione.

Per ognuno dei due insiemi informativi (grezzi e filtrati), con μ e Tr si indicano, rispettivamente, gli autovalori (che quantificano le correlazioni canoniche) e il test del rango di cointegrazione basato sulla traccia. Alla luce dei risultati in tabella 3 si nota, per ognuno dei due gruppi di dati, un solo autovalore molto piccolo, mentre gli altri paiono essere significativamente diversi da zero (si veda la corrispondente statistica Tr); quindi, in entrambi i casi, l'ipotesi di rango di cointegrazione pari a 2 non può essere rifiutata. Sembra, perciò, che gli aggiustamenti (filtri), introdotti per eliminare la stagionalità delle serie, vadano a modificare solo la dinamica del processo e non anche le sue caratteristiche di lungo periodo.²⁵

In questa parte del lavoro si omette di presentare le stime dei parametri inclusi nei vettori di cointegrazione β dato che non è possibile una loro interpretazione economica (anche se normalizzati). Infatti, i parametri α e β non sono unicamente determinati dalla fattorizzazione $\pi = \alpha\beta'$ (dove le tre matrici hanno rango r) perché, data una qualsiasi matrice M non singolare e di dimensione $r \times r$, le combinazioni lineari $\alpha^* = \alpha M^{-1}$ e $\beta^* = \beta M'$ rispettano anch'esse l'uguaglianza $\pi = \alpha^* \beta^{*'}$. In altri termini, le colonne della matrice β definiscono semplicemente lo spazio di cointegrazione.

Da ciò consegue che il tema di maggiore interesse è quello di trovare una particolare matrice M che identifichi una corrispondente matrice di parametri β^* interpretabili da un punto di vista economico. Quando $r=2$, fra le 3 variabili analizzate (y , Dp , Dm) e (y_b , Dp_b , Dm_b) bisogna identificare 2 legami di lungo periodo, vale a dire introdurre almeno quattro vincoli di identificazione (di cui due sono semplici vincoli di normalizzazione; cfr. Phillips, 1991).

Nel caso in esame, si è verificata l'esistenza di relazioni di lungo periodo con caratteristiche riconducibili all'equilibrio classico di tipo proporzionale.²⁶

- Il livello di lungo periodo del prodotto è spiegato da una costante più un trend deterministico (che sintetizza effetti di offerta): $y = cost + \gamma t$
- La moneta è neutrale nel lungo periodo $Dp = Dm$, a meno di γ , la crescita di lungo periodo del prodotto

²⁵ L'analisi teorica di tale risultato è in Ericsson, Hendry e Tran (1994, par. 2.2).

²⁶ Anche se, a titolo esemplificativo, in questa parte della presentazione i simboli si riferiscono a dati grezzi, come sempre l'analisi effettiva è stata svolta per entrambi gli insiemi informativi.

Da questa stilizzazione derivano le seguenti restrizioni: il livello di lungo periodo del prodotto y dipende solo dal trend deterministico (la cui pendenza è fatta pari alla crescita media campionaria del prodotto, poco più dell'1.5% annuo)²⁷; l'inflazione di lungo periodo dipende solo dalla crescita della moneta, con elasticità unitaria. Nel primo vettore di cointegrazione, quindi, sono stati introdotti un vincolo di normalizzazione (parametro 1 in corrispondenza di y), due vincoli di esclusione (per Dm e Dp) e un ulteriore vincolo sul coefficiente di crescita deterministica, per un totale di quattro vincoli. Nel secondo vettore di cointegrazione, il vincolo di normalizzazione è imposto al parametro di Dp , con l'aggiunta di due vincoli di esclusione (per y e t) e, infine, si impone l'elasticità unitaria fra Dp e Dm , per un totale di altri quattro vincoli. Essendo pari a quattro il numero di vincoli necessari per l'esatta identificazione del modello, ne conseguono quattro vincoli di sovraidentificazione che possono essere sottoposti a verifica empirica. Il test impiegato (del tipo rapporto di verosimiglianza) si distribuisce come un $\chi^2[4]$ e, nel caso di dati filtrati, le restrizioni non sono rifiutate con un valore di probabilità pari a 0.215. Per i dati grezzi, il più basso livello di probabilità del test (0.013) mette in dubbio l'accettabilità delle restrizioni; segno della evidente difficoltà del modello a "leggere" quelle informazioni di lungo periodo che sono, invece, più evidenti nelle serie filtrate.

Le variabili analizzate possono essere trasformate nelle relazioni di cointegrazione e, quindi, per il modello con dati grezzi, gli scostamenti dai valori desiderati di lungo periodo sono misurati dai due termini:²⁸

$$\begin{aligned} ecmy &= y - 0.00125 t + 0.36 \\ ecmp &= Dp - Dm + 0.00125 \end{aligned}$$

analogamente, quelli con dati filtrati sono:

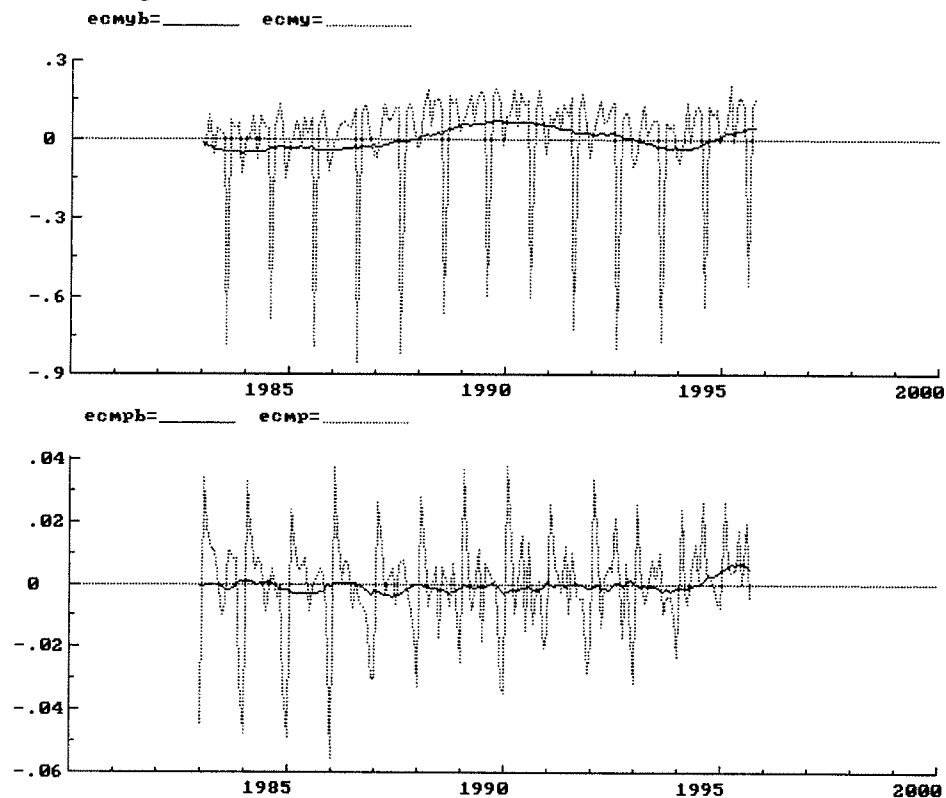
$$\begin{aligned} ecmyb &= yb - 0.00125 t + 0.369 \\ ecmpb &= Dpb - Dmb + 0.00125 \end{aligned}$$

²⁷ Per un approccio analogo di determinazione del coefficiente di trend, si vedano gli studi sulla domanda di moneta per il Regno Unito di Hendry e Mizon (1993), ripresi anche in Mizon (1991) e Hendry e Doornik (1994). In una prova a parte, non riportata, la stima non vincolata del coefficiente del trend (nel caso di serie filtrate) era leggermente inferiore al dato medio mensile (0.0008 contro 0.0125), senza modificare i risultati per le restrizioni di identificazione dei vettori di cointegrazione.

²⁸ Si noti che, oltre a quanto già descritto, nelle definizioni dei termini di correzione dell'errore (ecm_j) compaiono anche termini costanti. Le costanti in $ecmy$ e $ecmyb$ sono tali da azzerarne i valori medi campionari, le costanti in $ecmp$ e $ecmpb$ sono pari al coefficiente di trend della produzione.

L'andamento dei vettori di cointegrazione vincolati è proposto in figura 5a, dove il primo grafico presenta quelli relativi alla produzione (*ecmy* e *ecmyb*), il secondo quelli relativi a prezzi-moneta (*ecmp* e *ecmpb*). I termini di correzione del modello con dati grezzi presentano un marcato profilo stagionale poiché la stagionalità è colta da variabili *dummy* fuori dai vettori di cointegrazione; l'andamento della stagionalità pare più regolare in *ecmy* che in *ecmp*, la cui stagionalità (collegata alla presenza della moneta) presenta nel tempo fluttuazioni di ampiezza ridotta a causa della concomitante riduzione dei tassi di interesse nel periodo in esame.²⁹

Fig 5a. I termini di correzione dell'errore

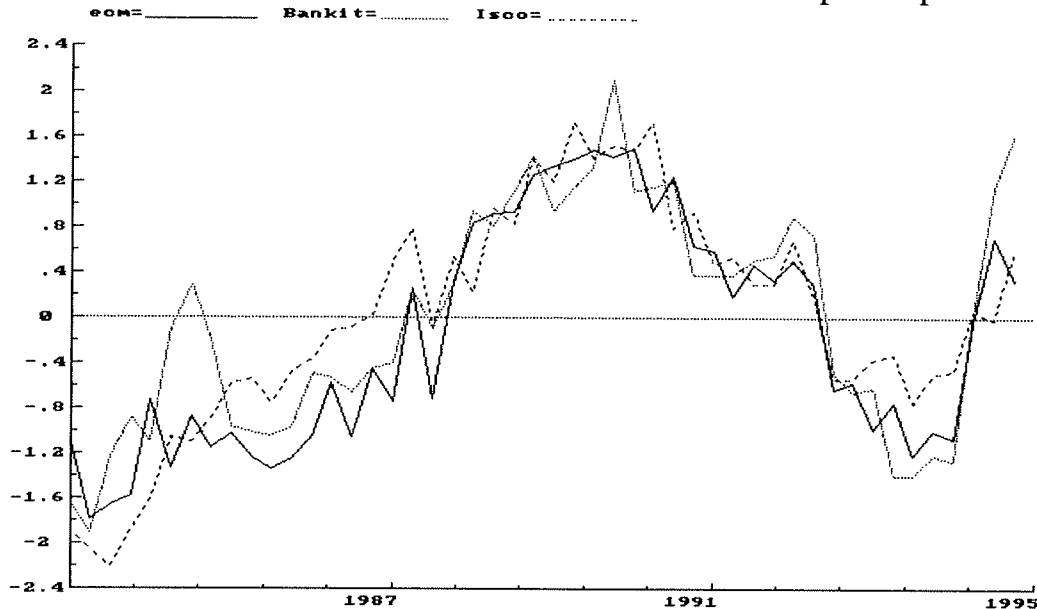


Particolarmente interessante il fatto che, a livello multivariato, si accetta l'ipotesi di produzione stazionaria attorno ad un trend deterministico, mentre la stessa ipotesi veniva rifiutata, a livello univariato, dai test ADF in tabella 1. I termini *ecmy* e *ecmyb*, misurando le deviazioni della produzione industriale dal trend, possono essere interpretati come indicatori dell'andamento ciclico dell'economia e, per questo motivo, assimilati al grado di utilizzo della capacità produttiva. In Italia, Banca d'Italia e ISCO producono indicatori quantitativi trimestrali di questo tipo

²⁹ Si ricordi che gran parte della stagionalità dell'aggregato M2 è dovuta all'accredito (nel mese di Gennaio) sui conti correnti degli interessi maturati nell'anno precedente.

ai quali i nostri termini possono essere confrontati.³⁰ La figura 5b presenta, per il periodo 1983-1994, l'andamento degli indicatori di capacità utilizzata di Banca d'Italia e ISCO, unitamente al termine *ecmy* opportunamente riaggregato su base trimestrale.³¹

Fig 5b. Confronto fra indicatori standardizzati di capacità produttiva



Pur in presenza di alcune discrepanze secondarie nel 1984-1985, dal confronto emerge una sostanziale analogia fra l'andamento ciclico descritto dal modello proposto e quello degli indicatori di Banca d'Italia e ISCO. Tale fatto ci mette ulteriormente al riparo dal rischio di indicazioni cicliche spurie in conseguenza di una scorretta detrendizzazione dell'indice della produzione industriale, anche se tale somiglianza può essere collegata in parte al modo con cui gli istituti costruiscono i dati sul grado di utilizzo (Cfr Hallman, Porter e Small, 1991, nota 12).

Il termine *ecmpb*, in figura 5a, denota un aumento a partire dal 1994, quando l'inflazione ha iniziato a crescere più velocemente della moneta (smentendo, in parte, l'equilibrio di lungo periodo che è stato imposto ai dati). Ciò vale anche per il termine *ecmp*, anche se in modo meno marcato.

³⁰ In particolare, l'indicatore della Banca d'Italia è costruito a partire dal metodo Wharton *peak to peak*, mentre l'indicatore dell'ISCO è ottenuto mediante interviste dirette agli imprenditori. Per maggiori informazioni ed un confronto fra i due indicatori si veda Signorini (1986).

³¹ Per favorire il confronto, i dati sono stati standardizzati a partire dai corrispondenti valori medi e deviazioni standard. L'andamento di *ecmyb* standardizzato, non riportato nel grafico per non appesantirne la lettura, fornisce, ovviamente, un'indicazione ciclica analoga a quella, riportata, di *ecmy*.

Questo fatto è da ricondursi a particolari avvenimenti di quel periodo.³² Dal punto di vista macroeconomico, la caduta del cambio della lira ha determinato, in una fase di espansione della domanda globale (soprattutto estera), una accelerazione dei prezzi che ha rafforzato l'orientamento restrittivo della politica monetaria. Dal punto di vista microeconomico, si è verificata una riduzione della quantità di moneta detenuta dalle famiglie in seguito alla caduta del ritmo di accumulazione delle attività finanziarie, accompagnata da mutamenti nelle politiche di offerta degli intermediari finanziari (che, in questo periodo, hanno fatto più intenso ricorso all'emissione di obbligazioni, anziché alla raccolta tradizionale).³³ Inoltre, il miglioramento del saldo finanziario delle imprese rispetto a quello delle famiglie ha determinato maggiori investimenti in titoli a breve (esclusi da M2) a discapito della raccolta bancaria tradizionale (inclusa in M2). In generale, una politica monetaria restrittiva unita alla tendenza delle banche a mantenere i rendimenti dei depositi su livelli relativamente contenuti in una fase di tassi di mercato crescenti, ha determinato un mutamento delle preferenze degli investitori in favore di attività finanziarie (quali i titoli di Stato) diverse dalla moneta M2.

A causa di tutti questi fenomeni di riaggiustamento, si è attenuata, in questa fase, la relazione tra la moneta M2 e il reddito nominale e ciò costituisce una potenziale fonte di *break* nelle relazioni del nostro modello. La modellazione dei *break* strutturali è di non semplice soluzione, così come sottolineato da Mizon (1995, p. 62) il quale, d'altro canto, ammette che "*Although this statement describes an enormous challenge to econometric modellers, those who overcome the challenge are likely to develop econometric models with great potential for use in economic policy analysis and forecasting*". Quindi, la sfida dei *break* strutturali deve essere colta dalla modellazione econometrica in una visione evolutiva della ricerca che, nel tempo, porta ad abbandonare modelli non pienamente adeguati in favore di modelli più adatti per scopi, nel nostro caso, previsivi. Di fronte alla situazione descritta, una possibile reazione potrebbe essere l'impiego di variabili *dummy* allo scopo di tenere conto dei cambiamenti di cui si è detto, nella misura in cui essi siano ritenuti temporanei.³⁴ In alternativa, il miglioramento della capacità esplicativa del

³² Un approfondimento di questi argomenti è in Banca d'Italia, *Bollettino economico*, n. 25, ottobre 1995, pp. 53-75.

³³ Una attenta disamina di questi comportamenti è in Banca d'Italia, *Bollettino economico*, n. 24, febbraio 1995, pp. 62-63.

³⁴ Per un approccio simile ed una discussione, si vedano Hendry e Mizon (1993), Mizon (1992) e Hendry e Doornik (1994).

modello richiede la modellazione di altre relazioni, quali, ad esempio, gli effetti dei tassi di cambio (e la competitività) e dei tassi di interesse. Da ultimo, si potrebbe analizzare l'andamento delle singole componenti di M2 per valutare la possibilità di modellare un diverso aggregato monetario qualora sembri probabile una avvenuta riallocazione (per l'innovazione finanziaria) da qualche componente interna a M2 a qualche sostituto non incluso nella definizione di M2.

E' chiaro che, indipendentemente dagli sviluppi successivi di questa ricerca, una valutazione degli effetti (permanenti e transitori) delle modifiche di scenario richiede comunque che la presente fase congiunturale sia conclusa (tutto ciò, nelle aspettative degli operatori, dovrebbe accadere nel corso del 1996). Nel caso si decida poi di estendere o di modificare la modellazione, un aspetto cruciale della ricerca sarà la scelta delle variabili osservabili che dovrebbero incorporare gli effetti economici di cui si è detto: gli scopi di previsione e analisi congiunturale del modello richiedono infatti, come condizione necessaria, che le serie storiche modellate siano caratterizzate, in prima istanza, da una tempestiva disponibilità.

4. I due modelli di previsione alternativi

Ottenute specificazioni coerenti con l'informazione statistica (che, allo stesso tempo, "risolvono" il problema della non stazionarietà delle variabili di interesse; tutte le variabili sono $I(0)$ o deterministiche), è possibile eliminare dai modelli un certo numero di ritardi con l'ausilio dell'informazione offerta dai tradizionali test di significatività ed ottenere, per questa via, modelli PVAR (*Parsimonious VAR*). Nel caso di utilizzo di serie filtrate, l'operazione consente un risparmio di 78 parametri rispetto ai 117 di partenza nel VAR con vettori di cointegrazione vincolati; ancora maggiore è la riduzione dello spazio parametrico nel caso di dati grezzi (ben 90 parametri in meno).³⁵

Malgrado, però, la drastica riduzione nel numero di parametri, i modelli PVAR hanno ancora dimensioni troppo ampie e, quindi, la ricerca di efficienza ci spinge ad una ulteriore modellazione, quella che ci porta ad ottenere modelli di previsione ritenuti accettabili mediante l'imposizione di specifici vincoli di esclusione. I modelli PVAR devono essere modellati allo scopo di ridurre la dipendenza dal campione del sistema stimato e, allo

³⁵ Il maggior numero di parametri del modello su dati filtrati, rafforza il timore, già manifestato, che, nell'operazione di trasformazione delle serie grezze con medie mobili, possano essere state introdotte autocorrelazioni spurie nella struttura correlativa delle variabili, prevalentemente a causa di un eccesso di filtraggio per alcune variabili.

stesso tempo, di ottenere una maggiore stabilità dei parametri. In altri termini, in questa fase si cerca di ridurre il rischio che un modello sovrapparametrizzato vada a misurare “troppe” interrelazioni fra le variabili, alcune delle quali peculiari del periodo osservato e non costanti nel tempo (soprattutto nel futuro).

4.1 Validazione e confronto dei due modelli

I modelli finali, stimati col metodo della massima verosimiglianza ad informazione completa³⁶, sono presentati nelle Appendici B.1 (modello su dati grezzi) e B.2 (modello su dati filtrati). Il numero dei parametri è stato ulteriormente ridotto in entrambe le modellazioni (complessivamente ci sono 16 parametri nel modello con dati grezzi³⁷, 24 in quello con dati filtrati), i test sulle restrizioni di sovraidentificazione (vincoli di esclusione) non rifiutano l’ipotesi nulla ($\chi^2[11] = 5.54$ nel caso di dati grezzi e $\chi^2[15] = 9.94$ nel caso di dati filtrati, cui corrispondono valori di probabilità rispettivamente pari a 0.90 e 0.82).

La tabella 4 riporta una serie di informazioni e test diagnostici sulla correttezza delle specificazioni adottate. Dai risultati, si evidenziano rilevanti problemi di abilità previsiva del modello basato su dati filtrati,³⁸ mentre il modello su dati grezzi presenta lo stesso problema, ma di dimensioni più contenute.³⁹ Nel modello su dati grezzi, i problemi di autocorrelazione dei residui delle equazioni di Dy e DDp paiono meno preoccupanti dei precedenti problemi di accuratezza previsiva, anche perché non si presentano a livello di sistema. Inoltre, come già esposto in

³⁶ Tale metodo di stima è imposto dalla specificazione di un modello in cui compaiono, rispetto al VAR completo di breve periodo, alcuni vincoli di esclusione di certe variabili esplicative.

³⁷ Cui vanno aggiunti i parametri che misurano l’effetto delle variabili *dummy* stagionali.

³⁸ Questi rilevanti errori di previsione un passo avanti nel periodo 1994-1995 impediscono che soprattutto il modello finale su dati filtrati *parsimoniously encompass* il PVAR durante tutto il periodo di analisi.

³⁹ Si noti che i test di abilità previsiva sono condotti su di un periodo di 21 mesi (inclusivo della difficile fase congiunturale di cui si è detto). In una prova a parte, il modello con dati grezzi è stato stimato fino al 1995.2 e utilizzato in previsione per un periodo più limitato; in tal caso, il valore di probabilità del test saliva a 0.07. In una prova analoga, il modello con dati filtrati, seppur migliorando sensibilmente, continuava invece a manifestare maggiori problemi di abilità previsiva (con un valore di probabilità del test pari a 0.04).

sede di commento dei risultati della tabella 2, anche in questo caso ulteriori analisi sui residui delle equazioni di Dy e DDp hanno fatto ritenere le autocorrelazioni segnalate dai due test come specifiche del periodo campionario analizzato.

Tab 4. Test di specificazione dei modelli finali

statistica	dati grezzi				dati filtrati			
	Dy	DDm	DDp	sistema	Dyb	$DDmb$	$DDpb$	sistema
σ	0.0323	0.0067	0.0017	-	0.0030	0.0005	0.0002	-
F_{ar7}	0.007	0.109	0.020	0.261	0.587	0.029	0.145	0.661
F_{ar13}	0.005	0.072	0.012	0.107	0.153	0.123	0.197	0.302
F_{arch7}	0.476	0.611	0.278	-	0.040	0.507	0.926	-
F_{het}	0.131	0.305	0.044	0.161	0.268	0.973	0.189	0.405
χ^2_{nor}	0.396	0.896	0.569	0.791	0.918	0.516	0.109	0.442
F_{prev}	-	-	-	0.015	-	-	-	0.000

Per semplificare la lettura della tavola, si riportano i soli valori di probabilità dei test. Nelle diverse colonne, si riporta il nome della variabile dipendente di quella equazione del VAR; a *sistema* corrispondono i test a livello di sistema.

In entrambi i modelli proposti non compaiono legami di simultaneità fra le variabili, infatti le variabili esplicative sono tutte predeterminate (le specificazioni sono presentate nelle Appendici B). La mancanza di simultaneità fra le variabili del modello dipende soprattutto dalla natura dei dati utilizzati: trattandosi di variabili misurate da serie storiche a periodicità mensile, in entrambi i modelli i residui risultano scarsamente correlati tra loro, escludendo, per questa via, la possibilità di qualsiasi tentativo di modellazione condizionale. La scarsità di legami di simultaneità in modelli mensili è cosa nota, in quanto l'elevata frequenza del campionamento operato sulle variabili tende a minimizzarne le possibilità di influenza reciproca all'interno dello stesso periodo di tempo (in questo caso, il mese).⁴⁰

Nelle specificazioni a correzione dell'errore, quali quelle da noi adottate, un punto importante è valutare la velocità di aggiustamento delle variabili endogene a squilibri nei termini di correzione dell'errore, vale a

⁴⁰ Al riguardo è emblematico lo studio di Angeloni, Bianchi, Bruno e Cividini (1992) sul modello monetario mensile della Banca d'Italia. L'assenza di simultaneità fra le variabili endogene viene rifiutata in sole 8 equazioni di quel modello, su di un totale di 27 equazioni stocastiche. Sullo stesso argomento si veda il lavoro, più generale, di Bodo, Bruno, Parigi e Siviero (1994) in cui si confrontano i modelli mensile e trimestrale della Banca d'Italia.

dire la velocità con cui le variabili endogene convergono ai corrispondenti livelli di equilibrio di lungo periodo. Tale grandezza è misurata dai parametri della matrice α (matrice dei pesi o *loadings*) nella specificazione ECM vettoriale [2] del paragrafo 3. Come dimostrato in Johansen (1992), ai parametri α_{ij} è collegata la possibilità di studiare, con modelli incompleti, le interrelazioni fra le variabili di interesse (condizione di esogenità debole).

Con riferimento ai modelli finali proposti nell'Appendice B, si nota che per entrambi vale la stessa struttura dei pesi nella matrice α : nell'equazione del prezzo entrano, con coefficiente significativo, sia il termine di correzione dell'errore dell'inflazione sia quello del prodotto, mentre nelle altre due equazioni entra un solo termine di correzione dell'errore: quello del prodotto nella relativa equazione e quello dell'inflazione nell'equazione della crescita monetaria. L'ordine di grandezza dei parametri stimati suggerisce un'elevata velocità di aggiustamento per il modello stimato su dati grezzi: sono necessari circa 18 mesi affinché, in assenza di shock di breve periodo, produzione e inflazione raggiungano il 90% dei rispettivi livelli desiderati di lungo periodo; più elevati i tempi di aggiustamento nel caso del modello su serie filtrate⁴¹. Questa struttura di *loadings* presenta una serie di importanti implicazioni che ribadiscono la necessità di una modellazione simultanea (quale quella da noi proposta) delle variabili reali e monetarie. Da un punto di vista statistico, si esclude la possibilità di modellare solo in parte i legami fra le variabili di interesse (assenza di esogenità debole).

Da un punto di vista macroeconomico, il modello presenta, nel breve periodo, un effetto di *output gap*: il tasso di inflazione dipende, con segno positivo, dalla differenza fra prodotto effettivo e potenziale misurata nel periodo precedente (si veda quanto esposto nel paragrafo 3 in sede di commento dei termini *ecmy* e *ecmyb*). Se oltre a ciò si tiene conto del fatto che i termini *ecmp* e *ecmpb* misurano le variazioni della velocità di circolazione di M2, il modello strutturale che ne consegue è di tipo *price gap* in quanto gli indicatori di pressione inflazionistica (i termini *ecm*) contribuiscono entrambi a spiegare l'interazione fra gli squilibri nelle variabili reali e nominali e l'inflazione. Inoltre, nella specificazione proposta, il livello di lungo periodo dei prezzi dipende dai propri livelli storici e non dai livelli di M2. Quest'ultima è una delle conseguenze macroeconomiche del fatto che prezzi e moneta compaiono in differenze

⁴¹ Al riguardo si noti che, con l'operazione di filtraggio con medie mobili, si sono introdotte evidenti viscosità nell'andamento delle variabili.

prime nelle definizioni dei legami di lungo periodo (i termini *ecmp* e *ecmpb*).

Mentre soluzioni di lungo periodo e struttura dei due modelli sono equivalenti, velocità di aggiustamento e dinamica di breve periodo paiono alquanto dissimili, spingendoci per questo al loro confronto basato sull'impiego di test di *encompassing*. Date le peculiarità dei modelli ottenuti⁴² e sulla scorta dello studio di Ericsson, Hendry e Tran (1994, pp. 190-193), si sono studiate due specificazioni estese per valutare test di *encompassing*. I risultati dei test hanno evidenziato una indeterminatezza che può, in parte, essere ricondotta al difficile reperimento di valide variabili addizionali da introdurre nelle regressioni estese, specialmente quando la dimensione del confronto è pluriequazionale.

4.2 Le previsioni *ex post* ed *ex ante*

L'ultimo aspetto da analizzare, di cruciale importanza, è quello dell'abilità previsiva dei modelli proposti.⁴³ Al riguardo si è già notata la non buona *performance* dei modelli alla luce dei test riportati nella prima riga della tabella 4. Per approfondire questa informazione, le figure 6 presentano previsioni *ex post* fuori dal periodo di stima: le previsioni un passo avanti delle tre variabili di interesse; le barre verticali indicano gli intervalli di previsione al 95%. Dato che, in entrambe le figure, l'ampiezza degli intervalli di previsione del modello su dati grezzi è molto inferiore a quella dei dati filtrati in ragione di un mero effetto di scala (vista la maggiore variabilità dei primi), l'analisi deve focalizzarsi non sull'ampiezza di tali intervalli, ma sulla loro posizione rispetto ai corrispondenti dati storici.

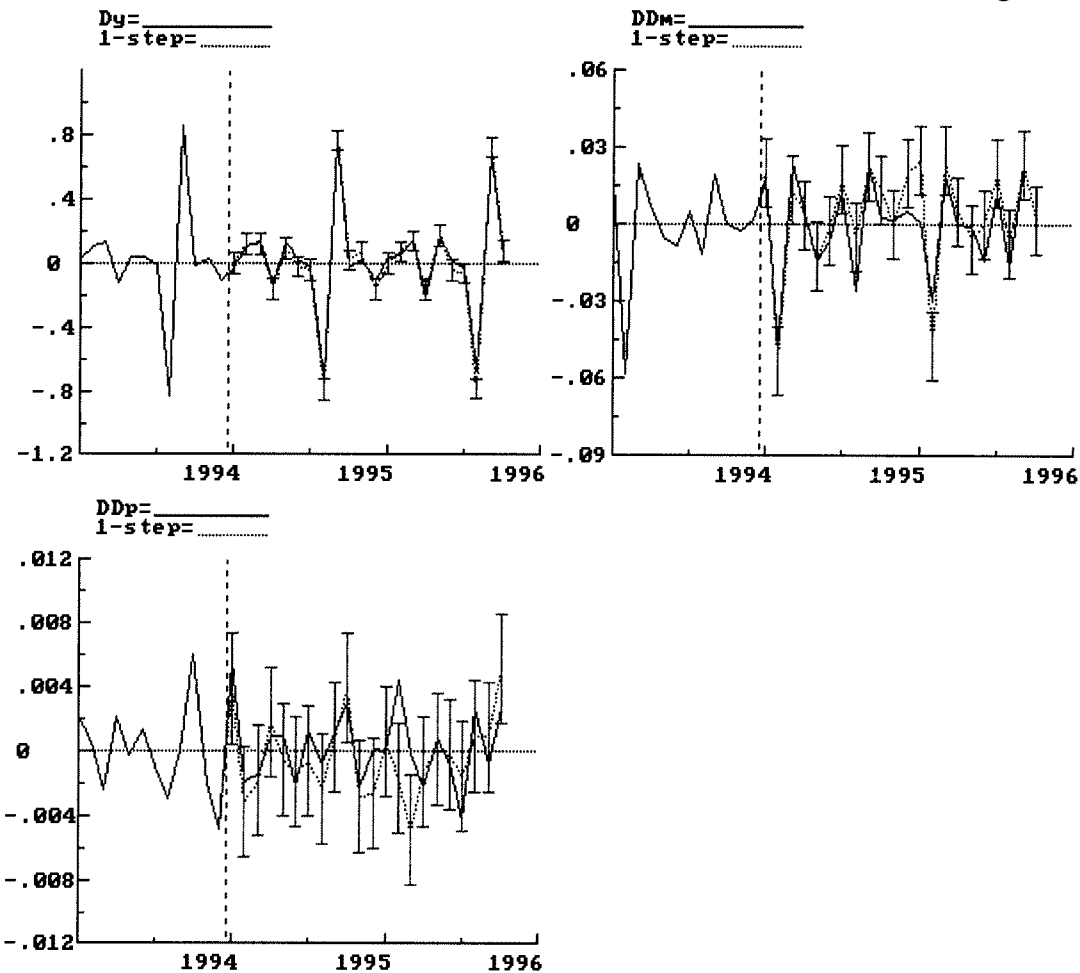
L'andamento delle previsioni un passo avanti indica una buona tenuta del modello su dati grezzi (figura 6a), mentre, a causa delle rilevanti modifiche di scenario economico fra il 1994 e il 1995 di cui si è detto, la *performance* previsiva del modello su dati filtrati (figura 6b) peggiora progressivamente. Tutto ciò è molto evidente soprattutto nei grafici della previsione un passo avanti di prezzi e moneta in figura 6b, i cui intervalli di previsione riescono solo in parte ad abbracciare i valori storici. In particolare, la rilevante sottostima della variazione dell'inflazione tendenziale (*DDpb* in figura 6b) è da ricondursi al grafico *ecmpb* in figura

⁴² Si noti che nei due modelli alternativi le variabili dipendenti sono diverse e, quindi, non si possono applicare i tradizionali test di *encompassing*.

⁴³ Lo studio di Ericsson (1992) presenta una serie di utili riflessioni in tema di "adeguatezza del modello per scopi previsivi".

5: dato il margine positivo (e crescente) fra crescita dei prezzi e della moneta a partire dal 1994, l'effetto del termine di correzione dell'errore *ecmpb* su *DDpb* è negativo, vale a dire di prevedere un tendenza dell'inflazione a ridursi.⁴⁴

Fig 6a. La previsione un passo avanti del modello con dati grezzi

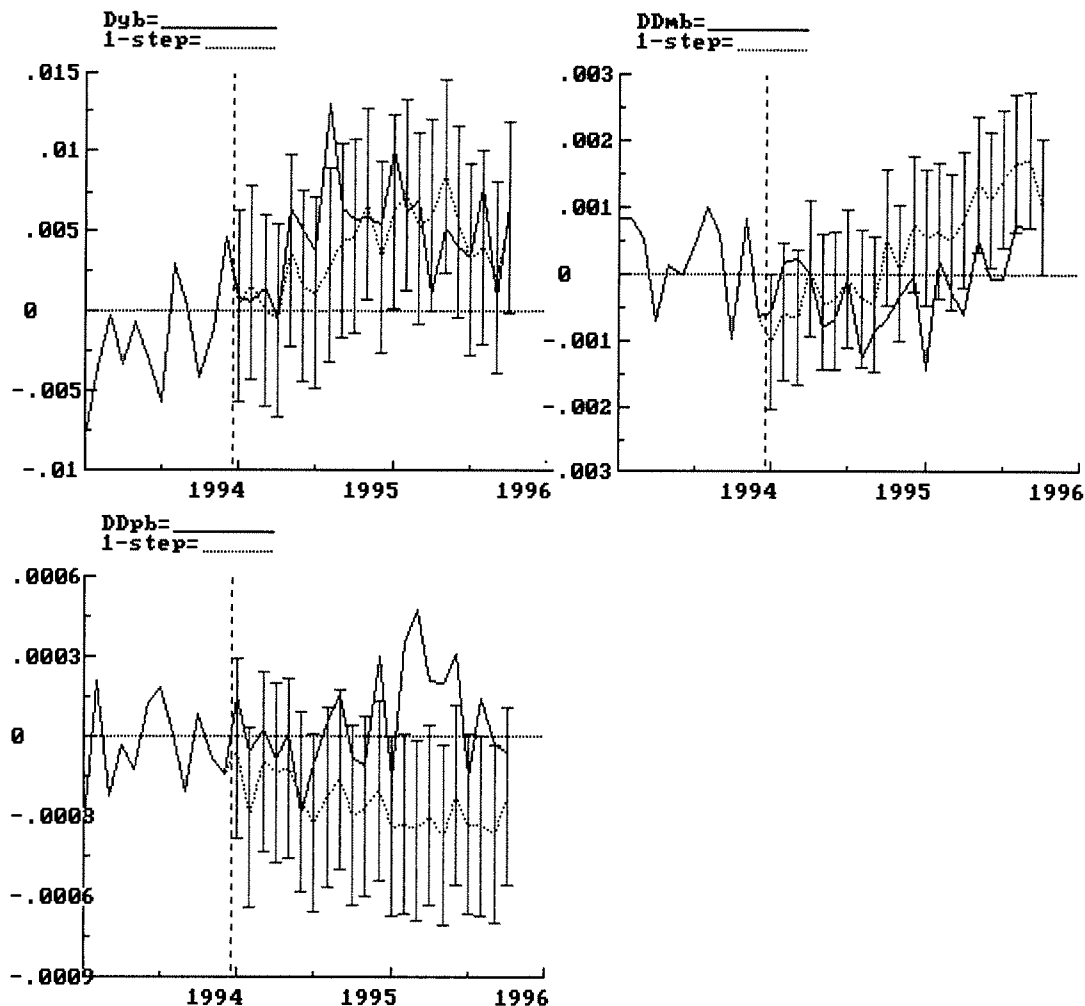


L'averne ricondotto in questo lavoro la specificazione dell'inflazione ad un modello *price gap*, in cui si esalta il ruolo delle determinanti interne dell'inflazione riassunte dagli indicatori *ecm*, richiede a priori l'esistenza di tassi cambio flessibili. In uno studio dello stesso tipo sull'Italia con dati trimestrali per il periodo 1960-1991, Caruso (1994) riscontra problemi di abilità previsiva del modello *price gap*, problemi che egli riconduce in parte alla scarsa dinamica del tasso di cambio della lira fino al 1991. Nel presente lavoro, in cui l'analisi si spinge fino al 1995, il recuperato ruolo della moneta per spiegare la dinamica inflazionistica può dipendere dalla

⁴⁴ Non si riportano i grafici delle previsioni dinamiche *ex post* perché non informative, dato che confermano quanto appena emerso dall'analisi delle previsioni un passo avanti.

maggiore mobilità del cambio della lira a partire dalla seconda metà del 1992. Ma, in ogni caso, tutto ciò non basta per spiegare compiutamente quanto accaduto in Italia a partire dalla fine del 1994. Diviene forte il sospetto della rilevanza di alcuni aspetti istituzionali di cui si è detto.

Fig 6b. La previsione un passo avanti del modello con dati filtrati



Data la migliore capacità previsiva del modello su dati grezzi, in questa parte del lavoro si presentano anche i risultati di un esercizio di previsione *ex ante* per il periodo 1996-1998. Mentre la capacità previsiva di breve periodo dei modelli proposti è stata valutata nella precedente analisi di previsione *ex post*, nell'attuale tornata di previsioni *ex ante* del modello si pone soprattutto l'accento sugli aspetti di medio periodo. Per queste ragioni, le previsioni del modello sono confrontate con due scenari previsivi (uno scenario di base, o controllo, e uno alternativo) recentemente prodotti dall'Associazione Prometeia.⁴⁵

⁴⁵ Per informazioni sulle ipotesi alla base dei due scenari, si veda Prometeia (1995), *Rapporto di Previsione*, Dicembre.

Le previsioni *ex ante* sono state ottenute ristimando per il periodo 1983.1-1995.12 il modello su dati grezzi presentato nell'appendice B.1 e simulandolo in avanti (previsione *ex ante*).

I principali fatti che emergono dall'analisi della tabella 5 sono i seguenti. La crescita della produzione prevista dal modello è sensibilmente inferiore alla crescita prevista dalla soluzione di base di Prometeia; maggiore è invece la somiglianza fra crescita prevista dal modello e quella della soluzione alternativa di Prometeia. Infatti, i livelli di produzione al 1998 del modello e della soluzione alternativa di Prometeia (proposti nel primo grafico di figura 7, rispettivamente con i nomi *Ybase* e *YaltP*) tendono a sovrapporsi e sono sostanzialmente inferiori alla soluzione di controllo di Prometeia (*YbaseP*).

Tab 5. Il confronto delle previsioni *ex ante* (tassi di variazione %)

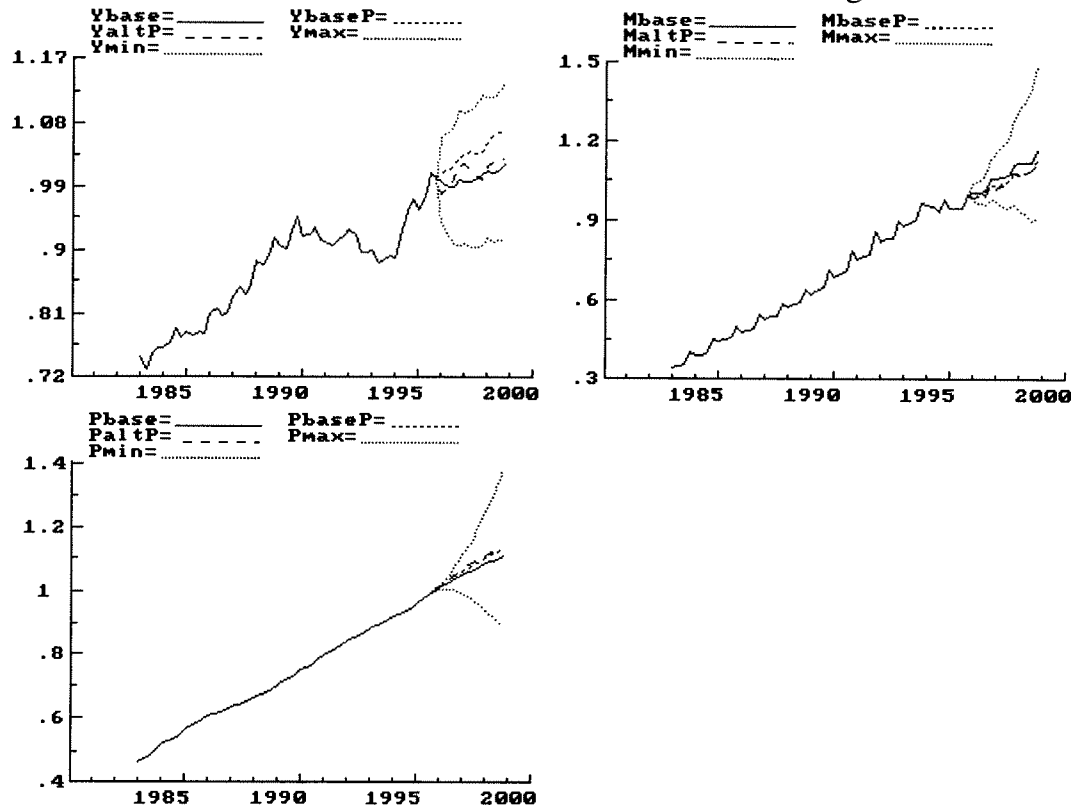
	1996	1997	1998
Produzione:			
- modello	-0.8	0.8	1.4
- controllo Prometeia	3.3	1.9	2.7
- alternativa Prometeia	1.2	1.4	1.5
Moneta M2:			
- modello	4.0	5.4	4.9
- controllo Prometeia	3.9	4.4	4.2
- alternativa Prometeia	3.4	4.1	3.8
Prezzi:			
- modello	4.4	3.6	3.1
- controllo Prometeia	4.7	4.6	4.0
- alternativa Prometeia	5.5	4.8	3.8

Dal lato dell'andamento dei prezzi al consumo, il modello prevede una situazione caratterizzata da un tasso di inflazione inferiore a quello previsto dagli scenari di Prometeia, soprattutto nell'ultima parte dell'orizzonte previsivo; l'ultimo grafico in figura 7 presenta infatti un livello di prezzi previsto dal modello (*Pbase*) sempre al di sotto delle previsioni di base e alternativa di Prometeia (rispettivamente *PbaseP* e *PaltP*). Da un punto di vista macroeconomico, tale fatto è coerente con la minore crescita economica che, nella previsione del nostro modello, caratterizzerebbe l'economia italiana.

Ancora con riferimento agli andamenti proposti in figura 7, si noti che, vista la non stazionarietà stocastica dei processi generatori di prezzi e moneta, gli intervalli di previsione al 95% per queste variabili (riportati nei due corrispondenti grafici con i nomi *max* e *min*) sono esplosivi. Al contrario, l'intervallo di previsione al 95% della produzione si assesta ad

un livello finito, vista l'ipotizzata stazionarietà del livello di produzione attorno ad un trend deterministico.

Fig 7. La previsione ex ante del modello con dati grezzi



5. Sommario e conclusioni

Il tema delle previsioni econometriche e, in particolare, delle metodologie alternative di previsione proposte in letteratura risulta spesso ostico ad un pubblico non specialista. Nonostante ciò, coloro che devono prendere decisioni di natura economica spesso si trovano di fronte il problema di quantificare il futuro. Col presente lavoro si è perseguito l'obiettivo di proporre alcuni risultati in grado di indicare una possibile via da seguire per rispondere alla necessità di previsioni di breve periodo per produzione, prezzi e moneta.

La scelta delle variabili osservabili è caduta su quelle serie storiche (in particolare: l'indice generale della produzione industriale, l'indice dei prezzi al consumo per le famiglie di operai e impiegati, la moneta M2 del settore non statale) che sono aggiornabili con la maggiore tempestività, allo scopo di offrire al previsore il vantaggio di introdurre nel modello l'evoluzione congiunturale più recente. Inoltre, la necessità di informazioni

tempestive ci ha spinto ad analizzare serie storiche grezze, vale a dire non aggiustate per tenere conto della stagionalità.

Le analisi grafica e univariata evidenziano che le caratteristiche principali delle serie storiche sono la stagionalità e la non stazionarietà; l'approccio di modellazione seguito ha quindi dovuto tenere conto di queste caratteristiche. Un opportuno trattamento della stagionalità ci ha spinto a sviluppare due modellazioni alternative: la prima basata su dati grezzi, la seconda su dati filtrati con medie mobili su dodici periodi. La non stazionarietà delle serie studiate ha richiesto l'impiego di metodologie di analisi multivariata basate su sistemi di equazioni a rango ridotto (VAR cointegrati). Il modello economico di riferimento è riconducibile alla letteratura sul *price gap*.

A prescindere dalla modellazione studiata, il rango di cointegrazione e l'identificazione dei legami di lungo periodo sono gli stessi: in entrambi i modelli, nel lungo periodo emerge sia un collegamento strutturale fra tasso di crescita della moneta e tasso di inflazione al consumo, sia la stabilità del livello della produzione industriale attorno ad un trend di crescita di lungo periodo di circa 1,5% annuo. I dati filtrati permettono una più agevole lettura di questi legami di lungo periodo, evidenziata da una netta accettazione dei precedenti vincoli sui vettori di cointegrazione; l'accettazione degli stessi vincoli è, invece, più problematica con dati grezzi. Tutto ciò tende a sottolineare la maggiore valenza di lungo periodo delle informazioni desumibili da dati filtrati, in cui il problema delle fluttuazioni stagionali e di breve periodo è "risolto", talvolta in modo drastico, dall'operazione di media mobile.

Se, da un lato, i legami di lungo periodo evidenziati da entrambi i modelli sono gli stessi, la dinamica di breve periodo risulta alquanto dissimile. Il breve periodo del modello su dati grezzi risulta spiegato soprattutto da ritardi del primo e del secondo ordine delle variabili; nel modello su dati filtrati, i ritardi che sembrano essere maggiormente significativi sono, invece, quelli di ordine vicino alla periodicità dei dati. Questo fatto ci porta a sospettare che, per alcune variabili, l'operazione di calcolo di medie mobili abbia "filtrato troppo" introducendo inevitabili correlazioni spurie.

Sebbene i test di *encompassing* non offrano una chiara indicazione di superiorità di un modello sull'altro, i test di capacità previsiva per un orizzonte temporale di 21 mesi evidenziano seri problemi del modello su dati filtrati. Gli avvenimenti economici a partire dal 1994 possono, almeno in parte, spiegare questi problemi. Il modello su dati grezzi pare, invece, molto meglio attrezzato del precedente per prevedere i più recenti avvenimenti congiunturali, come evidenziato dai grafici delle previsioni *ex post* un passo avanti. Possiamo quindi ritenere il modello basato su dati

- Davidson, R. e MacKinnon, J.G. (1993), *Estimation and inference in econometrics*, Oxford University Press
- Dickey, D.A. e Fuller, W.A. (1979), *Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root*, in «Journal of American Statistical Association», n. 74
- Doornik, J.A. e Hendry, D.F. (1994), *PCFIML 8.0, Interactive Econometric Modelling of Dynamic Systems*, International Thomson Publishing, London
- Ericsson, N.R. (1992), *Parameter constancy, mean square forecast errors, and measuring forecast performance: an exposition, extensions and illustration*, in «Journal of Policy Modeling», n. 14
- Ericsson N.R., Hendry D.F. e Tran H.A. (1994), *Cointegration, seasonality and encompassing, and the demand for money in the UK*, in Hargreaves C.P., a cura di, *Nonstationary time series analysis and cointegration*, Oxford University Press
- Faliva, M. (1978), *Optimal filtering for seasonal adjustment of quarterly data*, in «Rivista Internazionale di Scienze Sociali», Gennaio-Marzo
- Faliva, M. (1993), *Trend-cycle detection as a filtering problem*, in «Contributi di Ricerca dell'Istituto di Econometria e Matematica», Università Cattolica del Sacro Cuore
- Ghysels, E., Lee, H.S. e Noh, J. (1994), *Testing for unit roots in seasonal time series*, in «Journal of Econometrics», n. 62
- Giannini, C. (1991), *Cointegrazione*, in «Giornale degli Economisti e Annali di Economia», settembre-dicembre
- Gutierrez, L. e Saraceno, P. (1988), *Un indicatore di attività in tempo reale per orientare le decisioni di politica economica*, in «Politica Economica», n. 1
- Hallman, J.J., Porter, R.D. e Small, D.H. (1991), *Is the price level tied to the M2 monetary aggregate in the long run?*, in «American Economic Review », September
- Hendry, D.F. e Mizon, G.E. (1993), *Evaluating dynamic econometric models by encompassing the VAR*, in Phillips P.C.B., a cura di, *Models, Methods and Applications of Econometrics*, Basil Blackwell, Oxford
- Hendry, D.F. e Doornik, J. (1994), *Modelling linear dynamic econometric systems*, in «Scottish Journal of Political Economy», n. 41, February
- Hylleberg, S. (1994), *Modelling seasonal variation*, in Hargreaves C.P., a cura di, *Nonstationary time series analysis and cointegration*, Oxford University Press
- Hylleberg, S., Engle, R.F., Granger, C.W.J. e Yoo, B.S. (1990), *Seasonal integration and cointegration*, in «Journal of Econometrics», n. 44
- Johansen, S. (1988), *Statistical analysis of cointegration vectors*, in «Journal of Economic Dynamics and Control», n. 12
- Johansen, S. (1992), *Testing weak exogeneity and the order of cointegration in UK money demand*, in «Journal of Policy Modeling», n. 14
- Juselius, K. (1995), *On the duality between long run relations and common trends in the I(1) versus I(2) model. An application to aggregate money holdings*, Institute of Economics, University of Copenhagen
- Klein, L.R. (1994), *Economic forecasting and decision making under uncertainty*, in Holly, S., a cura di, *Money, Inflation and Employment. Essays in Honour of James Ball*, Edward Elgar, Aldershot
- Kunst, R. e Neusser, K. (1990), *Cointegration in a macroeconomic system*, in «Journal of Applied Econometrics», n. 5

- Maravall, A. (1993), *Stochastic linear trends: models and estimators*, in «Journal of Econometrics», n. 29
- Mizon, G.E. (1991), *Modelling relative price variability and aggregate inflation in the United Kingdom*, in Hylleberg S., Paldam M., a cura di, *New approaches to empirical macroeconomics*, Blackwell Publishers, Cambridge, MA
- Mizon, G.E. (1995), *Progressive modelling of macroeconomic time series, the LSE methodology*, in «EUI Working Paper », n. 95/10
- Mosconi, R. (1994), *Cointegrazione e modelli econometrici: teoria e applicazioni*, in Banca d'Italia, *cit*, vol. 2
- Paruolo, P. (1995), *On the determination of integration indices in I(2) systems*, in «Journal of Econometrics», forthcoming
- Phillips, P.C.B. (1991), *Optimal inference in cointegrated systems*, in «Econometrica», n. 58
- Signorini, L.F. (1986), *Nuove valutazioni della capacità utilizzata in Italia*, in «Temi di discussione», n. 81
- Sims, C.A. (1974), *Seasonality in regression*, in «Journal of the American Statistical Association», n. 69
- Siviero, S. e Terlizzese, D. (1995), *Crisi di cambio e breaks strutturali: un'analisi con il modello econometrico della Banca d'Italia*, lavoro presentato al convegno su "Ricerche quantitative per la politica economica", S.A.DI.BA., Perugia, Novembre
- Taräsvirta, T. (1992), *Structural change in Swedish and Finnish monthly industrial output series*, in Hackl P. e Westlund A.H., a cura di, *Economic Structural Change, Analysis and Forecasting*, Springer-Verlag, Berlin
- Wallis, K.F. (1974), *Seasonal adjustment and relations between variables*, in «Journal of the American Statistical Association», n. 69
- Wallis, K.F. (1986), *Forecasting with an econometric model: the Ragged Edge problem*, in «Journal of Forecasting», n. 5

Appendice A - L'informazione statistica utilizzata dal modello

Le serie storiche di produzione industriale e prezzi al consumo utilizzate nel lavoro sono di fonte ISTAT e di disponibilità diretta. Unico problema è quello della diversa base degli indici, dato che, nel tempo, i due indici sono stati calcolati in basi diverse. Come noto, il problema del raccordo fra tronconi di serie storiche espresse in diversa base è superabile in due modi alternativi: raccordare le diverse basi e l'ultima direttamente sull'indice aggregato, oppure raccordare le diverse serie al livello di massima disaggregazione disponibile e aggregare poi tali componenti utilizzando i pesi della base più recente. I risultati sono ovviamente diversi e tendono ad essere tanto più dissimili quanto più distanti sono tra loro gli anni usati come base. Vista l'elevata frequenza con cui l'ISTAT cambia la base dell'indice dei prezzi al consumo, i due metodi offrono risultati significativamente diversi solo nel caso di raccordo dei dati sull'indice della produzione industriale. In questa sede si è preferito calcolare la serie storica della produzione industriale adottando la prima delle due soluzioni elencate, date le finalità principalmente previsive del lavoro.

Qualche problema in più è stato creato, invece, dalla ricostruzione storica dello stock di moneta M2, dato che la Banca d'Italia pubblica i valori medi mensili di M2 del

settore non statale solo a partire dal 1985. Per il periodo che precede tale data si sono utilizzate opportune trasformazioni dei livelli mensili di fine periodo di M2, anch'essi di fonte Banca d'Italia, mediante una regressione di raccordo in cui il livello medio di M2 in ogni periodo è spiegato dai livelli contemporaneo e ritardato di un periodo del corrispondente stock di fine periodo.

Un aspetto rilevante, di cui si è tenuto conto nella fase di scelta delle serie storiche con cui misurare le variabili economiche di interesse di questo studio, è la tempestività con cui la corrispondente informazione statistica è resa disponibile. I dati provvisori sull'indice della produzione industriale sono diffusi dall'ISTAT con due mesi di ritardo rispetto al periodo di riferimento; ancora più tempestiva è la pubblicazione, sempre da parte dell'ISTAT, dei dati sui prezzi al consumo per le famiglie di operai e impiegati (prime elaborazioni sono disponibili nel corso dello stesso mese di riferimento, i dati definitivi sono pubblicati con meno di un mese di ritardo). I dati su M2 sono resi pubblici dalla Banca d'Italia con circa due mesi di ritardo rispetto al periodo di riferimento.

Le revisioni apportate dall'ISTAT ai dati provvisori sono effettuate poco prima della pubblicazione del nuovo dato e riguardano solo il periodo precedente. Quindi, il dato definitivo di produzione ha circa due mesi e mezzo di ritardo; a metà dell'anno successivo, infine vengono rivisti i dati su un arco di dodici mesi. I dati forniti dalla Banca d'Italia sono, di norma, provvisori in corso di anno.

Più in particolare, i tempi di disponibilità dell'informazione congiunturale riferita alle tre variabili di interesse è schematizzata nel modo che segue.

Indice generale della produzione industriale. I comunicati stampa dell'ISTAT, diffusi nella seconda metà di ogni mese, riportano il dato di due mesi prima; ad esempio, a metà Settembre è disponibile il dato di Luglio. Inoltre, il Centro Studi della Confindustria pubblica ogni mese (nella seconda quindicina) una nota congiunturale in cui sono riportati il dato preconsuntivo del mese precedente e una previsione per il mese in corso; entrambe le informazioni sono basate sull'analisi congiunturale della Confindustria, descritta in Annunziato e Malgarini (1994). Infine, l'IRS pubblica, nella seconda metà di ogni mese, una previsione dell'indice della produzione industriale per il mese in corso; l'approccio metodologico seguito per tale previsione, fondato sui consumi di energia elettrica nella prima quindicina del mese, è descritto in Gutierrez e Saraceno (1988).

Indice dei prezzi al consumo per le famiglie di operai ed impiegati. Entro la prima decade di ogni mese, i comunicati stampa dell'ISTAT riportano il dato definitivo riferito al mese precedente. Nell'ultima decade di ogni mese sono disponibili (a mezzo di comunicati stampa a cura dei servizi statistici delle nove città campione) le risultanze dell'andamento dei prezzi delle città campione nella prima quindicina del mese in corso. Il 1996 è foriero di importanti novità per ciò che riguarda i dati sui prezzi al consumo. In primo luogo, a partire dal 1996 inizia la produzione, da parte dell'ISTAT, di un indice dei prezzi al consumo in base 1995 (il precedente era in base 1992); con la nuova base, la rilevazione dei prezzi al consumo è ulteriormente estesa alla grande distribuzione (ipermercati e *hard discount*) per area di gravitazione.

Stock medio mensile di moneta M2 del settore non statale. Alla fine di ogni mese, i comunicati stampa della Banca d'Italia diffondono il dato relativo al mese precedente. Con riferimento a questo aggregato, non sono disponibili altre informazioni.

Appendice B.1 - La struttura del modello finale su dati grezzi

Equation 1 for Dy

Variable	Coefficient	Std.Error	t-value
Dy_1	-0.78072	0.083233	-9.380
Dy_2	-0.45284	0.073688	-6.145
Dy_9	0.25219	0.055211	4.568
DDm_1	0.66863	0.32910	2.032
ecmy_1	-0.11885	0.066688	-1.782
Seasonal	0.12241	0.023856	5.131
Seasonal_1	0.18767	0.019802	9.477
Seasonal_2	0.38646	0.026304	14.692
Seasonal_3	0.16171	0.019207	8.419
Seasonal_4	0.41944	0.053540	7.834
Seasonal_5	-0.0064811	0.043787	-0.148
Seasonal_6	0.22984	0.015024	15.298
Seasonal_7	-0.63728	0.017352	-36.727
Seasonal_8	0.32957	0.064950	5.074
Seasonal_9	0.46919	0.059904	7.832
Seasonal_10	0.54424	0.063853	8.523
Constant	-0.18145	0.013190	-13.756

Equation 2 for DDm

Variable	Coefficient	Std.Error	t-value
DDm_1	0.23658	0.090611	2.611
DDp_2	-0.88847	0.27143	-3.273
ecmp_1	0.92861	0.10775	8.618
Seasonal	0.0046940	0.0042092	1.115
Seasonal_1	-0.063602	0.0045068	-14.112
Seasonal_2	-0.015450	0.0050476	-3.061
Seasonal_3	-0.025343	0.0044329	-5.717
Seasonal_4	-0.032454	0.0037332	-8.693
Seasonal_5	-0.029702	0.0029923	-9.926
Seasonal_6	-0.015305	0.0032315	-4.736
Seasonal_7	-0.034663	0.0034348	-10.092
Seasonal_8	-0.018021	0.0031750	-5.676
Seasonal_9	-0.019755	0.0033966	-5.816
Seasonal_10	-0.026220	0.0030270	-8.662
Constant	0.023866	0.0023426	10.188

Equation 3 for DDp

Variable	Coefficient	Std.Error	t-value
DDm_1	-0.035296	0.023498	-1.502
DDp_1	-0.61051	0.082322	-7.416
DDp_2	-0.26414	0.079569	-3.320
ecmp_1	-0.11059	0.027839	-3.972
ecmy_1	0.0043051	0.0029458	1.461
Seasonal	0.0033424	0.0011566	2.890
Seasonal_1	0.0012568	0.0012562	1.000
Seasonal_2	0.0031113	0.0013142	2.368
Seasonal_3	0.0041526	0.0011605	3.578
Seasonal_4	0.0029344	0.00097039	3.024
Seasonal_5	0.0032343	0.00076962	4.202
Seasonal_6	0.0026710	0.00083162	3.212
Seasonal_7	0.0018274	0.00088889	2.056
Seasonal_8	0.0091163	0.0025497	3.575
Seasonal_9	0.0088504	0.00093562	9.459
Seasonal_10	0.0031939	0.00095645	3.339
Constant	-0.0038971	0.00064857	-6.009

Appendice B.2 - La struttura del modello finale su dati filtrati

Equation 1 for Dyb

Variable	Coefficient	Std.Error	t-value
Dyb_3	0.35578	0.074106	4.801
Dyb_5	0.31423	0.073505	4.275
Dyb_9	0.36964	0.075852	4.873
Dyb_10	-0.15389	0.074900	-2.055
Dyb_12	-0.11691	0.083039	-1.408
DDmb_9	-0.85476	0.39289	-2.176
DDpb_12	1.7666	1.1452	1.543
ecmyb_1	-0.018776	0.0080300	-2.338
Constant	0.00046304	0.00028617	1.618

Equation 2 for DDmb

Variable	Coefficient	Std.Error	t-value
Dyb_5	-0.021743	0.011900	-1.827
Dyb_11	0.044525	0.011834	3.762
Dyb_12	0.018453	0.012124	1.522
DDmb_12	-0.47260	0.067827	-6.968
DDpb_8	-0.60986	0.19529	-3.123
DDpb_12	0.40340	0.18192	2.217
ecmpb_1	0.13141	0.039368	3.338
Constant	0.000021569	0.000062915	0.343

Equation 3 for DDpb

Variable	Coefficient	Std.Error	t-value
DDmb_9	0.016522	0.022107	0.747
DDmb_12	-0.026243	0.022096	-1.188
DDpb_8	0.052099	0.065572	0.795
DDpb_12	-0.44678	0.064610	-6.915
ecmpb_1	-0.046677	0.012326	-3.787
ecmyb_1	0.0027386	0.00041918	6.533
Constant	-0.00015407	0.000020655	-7.459