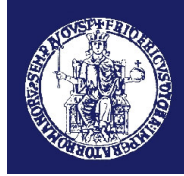


UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI NAPOLI FEDERICO II

Dipartimento di Teoria e Storia
dell'Economia Pubblica



TESI DI DOTTORATO IN
SCIENZE ECONOMICHE
XVII CICLO

*Analisi econometrica dinamica
del settore Agricoltura*

Coordinatore del dottorato
Ch.mo Prof. Alfredo Del Monte

Tutor
Ch.mo Prof. Antonio Cristofaro

Dottorando
Dott. Dario Buono

INDICE

I. INTRODUZIONE	4
I.1. Background	4
I.2. Obiettivi	5
I.3. Struttura del Lavoro	7
II. MODELLI PER STIME ECONOMETRICHE DELL'AGRICOLTURA ITALIANA	8
II.1. Modelli econometrici per il sistema agro-alimentare italiano	8
II.2. Modello Econometrico Ismea del Sistema Agro-alimentare (Meisa)...	10
II.3. Il Modello Econometrico Ismea del Sistema Agro-alimentare italiano (Meisa.2)	13
II.4. Modello di equilibrio economico generale (MEG-Ismea)	20
II.4.1. Il modello di equilibrio economico generale MEG-Ismea: equazioni per il settore agricolo	23
III. METODI STATISTICI PER MODELLI ECONOMICI IN AGRICOLTURA	25
III.1. I metodi econometrici nelle analisi di politica agraria	27
III.1.1. Le tecniche econometriche	27
III.1.2. Le tipologie di modelli, i metodi di stima e i test statistici	28
III.1.3. I dati di base	34
III.1.4. L'utilizzo dei risultati	38
III.2. Modelli Arima Stagionali	39
III.2.1. Metodologia utilizzata	41
III.2.2. Struttura del modello RegArima	43
III.2.3. Componente deterministica	43
III.2.4. Componente stocastica	45
III.2.5. Procedura di verifica	47
III.2.6. Procedura di destagionalizzazione	48
III.3. Modelli VAR e Decomposizione Della Varianza	51
III.3.1. Rappresentazioni	52
III.3.2. Stima dei coefficienti della forma ridotta e inferenza	53
III.3.3. Companion form e impulse response functions	54
III.3.4. Il problema dell'identificazione e i VAR strutturali	55

<i>III.4. Diagnostica RMSE e U Di Theil's: indicatori di abilità previsiva del modello</i>	<i>57</i>
IV. L'ATTIVITÀ AGRICOLA IN ITALIA	60
<i>IV.1. Quadro Generale Dell'agricoltura In Italia</i>	<i>60</i>
IV.1.1. Analisi preliminari delle serie storiche: dati di base	61
IV.1.2. Considerazioni preliminari sulle ULA totali in agricoltura: effetto IRAP e lavoratori non regolari	62
IV.1.3. Il sostegno all'agricoltura: il PSE e gli indicatori OCSE	67
IV.1.4. Omogeneizzazione dei dati: destagionalizzazione tramite modelli ARIMA stagionali e proiezioni di breve periodo	74
IV.1.5. Produzione Agricola Italiana a prezzi costanti 1995 (PTA)	76
IV.1.6. Diagnostiche di destagionalizzazione: ULA incluso irregolari, occupati dipendenti e indipendenti, PSE al netto di MPS	80
V. RISULTATI EMPIRICI DALL'ANALISI TIPO VAR	85
<i>V.1. Variabili endogene ed esogene</i>	<i>86</i>
<i>V.2. Schema per l'analisi di integrazione e di cointegrazione</i>	<i>87</i>
<i>V.3. Analisi di stazionarietà</i>	<i>87</i>
<i>V.4. Analisi di cointegrazione</i>	<i>88</i>
<i>V.5. Dinamica di breve periodo e shock esogeni</i>	<i>89</i>
<i>V.6. Future linee di ricerca e ulteriori possibilità per l'analisi econometrica</i>	<i>90</i>
ANNEX A : DATA SET E DIAGNOSTICS	91
GLOSSARIO	92
BIBLIOGRAFIA	93

INDICE DELLE FIGURE

Figura IV-1 ULA in Agricoltura: effetto IRAP e lavoratori non regolari	63
Figura IV-2 ULA totali - Peso delle unità di lavoro non regolari sul totale delle unità di lavoro regolari e non regolari (in%,dati Istat)	65
Figura IV-3 Unità di lavoro totali – incluso lavoratori irregolari	67
Figura IV-4 PSE Italia al netto di MPS	74
Figura IV-5 Produzione Agricola Italiana a prezzi costanti (dati trimestrali grezzi, euro)	77
Figura IV-6 Produzione Agricola Italiana (PTA,destagionalizzati)	78
Figura IV-7 Potere predittivo ARIMA Forecast 2004 e 2005 Produzione Agricola Italiana	79
Figura IV-8 Diagnostiche di identificazione modello ARIMA stagionale per ULA totali incluso irregolari (dati grezzi e destagionalizzati)	81
Figura IV-9 Diagnostiche di identificazione modello ARIMA stagionale per PSE no MPS (dati grezzi e destagionalizzati)	82

Figura IV-10 Diagnostiche di identificazione modello ARIMA stagionale per Occupati dipendenti agricoltura (dati grezzi e destagionalizzati).....	83
Figura IV-11 Diagnostiche di identificazione modello ARIMA stagionale per Occupati indipendenti agricoltura (dati grezzi e destagionalizzati)	84

I. INTRODUZIONE

I.1. Background

Le teorie macroeconomiche si fondano principalmente sullo studio di variabili aggregate di Contabilità Nazionale quali il PIL, gli indici dei prezzi al consumo o al dettaglio, le unità di forza lavoro o i tassi di disoccupazione. I test econometrici effettuati per verificare le diverse ipotesi di politica economica sono, quindi, basati per lo più su dati a cadenza annuale (cioè singola frequenza per anno), spesso aggregando i diversi settori. Tale scelta, spesso obbligata dalla carenza di informazioni disponibili a livello infrannuale, è funzionale ad un'analisi dell'economia nel suo complesso con riferimento ad un orizzonte temporale che si definisce di medio/lungo periodo.

Analisi così generali mostrano però la loro debolezza quando ci si voglia concentrare su settori specifici proponendo modelli previsionali che definiremmo di breve o brevissimo periodo (stime rapide). Infatti, con particolare riferimento all'Agricoltura quale componente del PIL italiano, gli analisti ed i policy-makers responsabili delle decisioni di politica economica del settore sono spesso più interessati a modellizzazioni *ad hoc* improntate su serie storiche specifiche del settore, piuttosto che conclusioni raggiunte su piani metodologici troppo aggregati.

Un'esigenza di dati e metodologie settoriali è ormai conclamata e, proprio al fine di fornire utili strumenti di politica economica per gli analisti, diversi sono gli istituti specializzati¹ nel settore, che producono previsioni a breve termine incentrate su serie trimestrali specifiche quali la Produzione Totale Agricola italiana e l'Occupazione in Agricoltura.

¹ Ad esempio ISMEA, Istituto Servizi per il Mercato Agricolo, istituto non governativo anche se legato al Ministero dell'Agricoltura Italiana.

I.2. Obiettivi

Nel contesto summenzionato, tra i vari modelli che utilizzano dati annuali, vanno segnalati quelli proposti ed utilizzati da ISMEA, appartenenti alla famiglia MEISA, dai quali ha preso le mosse il recente modello “MEG-D Ismea” (proposto da Perali F., Finizia A ed altri, 2004) quale versione dinamica del modello MEG-ISMEA. Il MEG-D è un modello dell’economia italiana tecnicamente definito di equilibrio generale applicato (AGE), multisetoriale (45 settori economici), focalizzato sull’agricoltura e l’industria alimentare (23+13 settori). Le proiezioni di lungo termine sono effettuate con una versione dinamica del modello AGE a soluzione ricorsiva, messa a punto specificamente dall’Ismea e dall’Università di Verona.

Il modello è in grado di descrivere, dal lato della produzione, le interconnessioni di filiera e tra settori economici; esso è infatti basato sulle tavole intersettoriali dell’economia italiana, focalizzate in particolare sui settori agroalimentari (Ismea, 1997). Inoltre, attraverso la Matrice di Contabilità Sociale (SAM), tiene conto delle relazioni tra la struttura produttiva dell’economia e la distribuzione del reddito alle famiglie, distinte in 11 tipologie socio-economiche di famiglie agricole, rurali e urbane.

La metodologia per la costruzione delle proiezioni macroeconomiche con l’ausilio del modello dinamico, passa attraverso le seguenti fasi:

- reperimento dati di base (fonte SAM) e identificazione dell’equilibrio statico
- definizione dello scenario, che richiede di identificare le ipotesi più attendibili circa gli andamenti delle variabili esogene;
- la definizione e messa a punto del modello di analisi di politica economica, che consente di valutare gli impatti, cioè di analizzare come variano le variabili endogene al variare delle variabili esogene.

Nello specifico, la variabile oggetto di maggiore interesse, risulta essere la “Produzione Totale Agricoltura” (nel modello Produzione X_s , in seguito PTA). Tale variabile risulta disponibile a

consuntivo con cadenza trimestrale 90 giorni dopo la fine del periodo di riferimento (rispettivamente dati ISMEA e di Contabilità Nazionale ISTAT).

Tale modello (il MEG-D) attualmente utilizza informazioni che siano valide nel breve periodo, al fine di produrre opportune previsioni che risulteranno essere valide nel medio e lungo termine. Fonte essenziale di dati per alimentare tale modello, sono quindi essere le stime di breve periodo.

Alla luce di quanto detto fin ora, si indicano qui di seguito gli obiettivi minimi prefissati per questo lavoro:

- *esaminare il comportamento evolutivo del sistema agricolo italiano tramite l'analisi quantitativa della serie storica PTA*
- *effettuare stime empiriche riferite alle variabili proposte dal modello MEG-ISMEA per il settore agricolo utilizzando una formulazione alternativa con l'ausilio di dati a frequenza alta (serie trimestrali), piuttosto che a cadenza bassa (serie annuali)*
- *al fine di produrre opportune proiezioni per la variabile PTA, confrontare almeno due metodologie di previsione: da un lato viene condotto un tentativo previsivo tramite l'utilizzo di modelli ARIMA stagionali sulle singole serie, utilizzando le informazioni identificate nei "seasonal factors"; dall'altro viene condotta un'analisi di tipo VAR per verificare l'opportunità di utilizzare PTA e ULA² e PSE³ in un unico modello (inclusivo o meno di variabili ritardate). Le diverse metodologie sono messe a confronto in termini di potere predittivo "out-of-the-sample" tramite l'utilizzo di opportune diagnostiche⁴*

² *Unità di lavoro (ULA):* Le unità di lavoro sono costituite dalle posizioni lavorative equivalenti a tempo pieno, pari cioè alla somma tra il numero di posizioni lavorative a tempo pieno e il numero di posizioni lavorative a tempo parziale trasformate in unità a tempo pieno. La trasformazione delle unità a tempo parziale avviene tramite coefficienti, ottenuti dal rapporto tra le ore effettivamente lavorate a tempo parziale in una branca e le ore lavorate in una posizione a tempo pieno nella stessa branca.

³ Variabile proxy della politica della PAC. Vedi paragrafi successivi per una descrizione più accurata della variabile

⁴ Quali ad esempio il RMSE

- *tramite un'opportuna simulazione di decomposizione della varianza e di funzione impulso reazione, verificare l'influenza di innovazioni domestiche del Valore Aggiunto agricolo, degli Occupati dipendenti, degli Occupati indipendenti, delle ULA e della PSE sulla PTA*

I.3. Struttura del Lavoro

Il capitolo II presentata una rassegna dei principali modelli di equilibrio utilizzati per il sistema agro-alimentare italiano, quali il Meisa e derivati. La caratteristica comune ai modelli descritti è quella di utilizzare dati rilevati a cadenza bassa, ovvero frequenza annuale, quando si decide di affrontare le opportune stime econometriche.

Il capitolo III, descrive le principali metodologie statistiche ed econometriche utilizzate in Agricoltura, con un maggior dettaglio su quelle utilizzate in questo lavoro, quali i modelli ARIMA ed i modelli VAR.

Il capitolo IV descrive le variabili oggetto di studio all'interno del settore primario, disponibili con cadenza alta, ovvero rilevazioni trimestrali. Per alcune serie vengono analizzate alcune peculiarità tenute in conto per alcuni aggiustamenti preliminari. In aggiunta vengono presentate le seguenti tecniche statistiche econometriche (inclusive di diagnostiche):

- l'identificazione degli outliers
- la definizione del seasonal patterns
- individuazione dell'opportuno modello ARIMA
- destagionalizzazione dei dati

Il lavoro condotto nel capitolo IV prepara i dati per l'analisi di tipo VAR (Vector Autoregressive) del capitolo V, dove vengono evidenziati i risultati raggiunti e suggerite le future linee di ricerca.

II. MODELLI PER STIME ECONOMETRICHE DELL'AGRICOLTURA ITALIANA

In questo capitolo viene presentata un breve rassegna dei vari modelli econometrici utilizzati per il settore Agricoltura per il caso Italia. Vengono descritte con maggior attenzione le caratteristiche principali dei modelli utilizzati a partire dagli anni '80 quali il Meisa (proposto da Rossi N. e altri, 1985), il Meisa 2 (Caiumi, 1994) e il Meg-Ismea (Perali F. ed altri, 2004) nella sua versione statica e dinamica. Dal MEG-ISMEA prende spunto questo lavoro di ricerca che si sofferma in particolare sulle caratteristiche del modello di equilibrio generale specificamente riferite alle equazioni proposte per la produzione del settore Agricoltura, ovvero al tentativo di dinamizzazione dello stesso.

II.1. Modelli econometrici per il sistema agro-alimentare italiano

Il termine «sistema agro-alimentare» è in pratica tutt'altro che univoco. In linea di principio ne fanno parte l'agricoltura, l'industria alimentare, il settore della commercializzazione e distribuzione dei prodotti alimentari e le attività indotte nei settori produttori di beni ad uso singolo (ad esempio, fertilizzanti e fito-farmaci) e di investimento (macchine agricole e macchine per l'industria alimentare). La qualità e quantità delle informazioni statistiche attualmente disponibili non permettono però una analisi completa del sistema agro-alimentare così come appena definito. *Pertanto in questo lavoro ci si limita ad una accezione ristretta di sistema agroalimentare incentrando l'attenzione sul settore primario.*

Com'è noto, nel corso dell'ultimo quarto di secolo, il peso del sistema agroalimentare nel complesso dell'economia italiana si è andato notevolmente ridimensionando pur rimanendo però tutt'altro che trascurabile. Questa tendenza negativa è da attribuirsi alla componente agricola talché all'interno del sistema agro-alimentare si è accresciuta invece l'importanza delle componenti a valle. Parallelamente si è ridotto anche il contributo del sistema agro-

alimentare alla occupazione totale. Un profilo decrescente nel tempo è presente anche nel caso degli scambi con l'estero. Pur rimanendo di assoluto rilievo, l'import-export agro-alimentare italiano presenta infatti un continuo calo sul complesso degli scambi. Il rallentamento è intervenuto principalmente sul fronte delle importazioni ma ciononostante il deficit agro-alimentare si è ulteriormente dilatato in termini assoluti, in gran parte a seguito del deterioramento nelle ragioni di scambio. Dal lato della domanda, i consumi (finali interni delle famiglie) di generi alimentari, bevande e tabacco rappresentano ancora una quota consistente dei consumi totali pur se decrescente nel tempo. Alla stregua di quanto accade in altri paesi, il sistema agroalimentare mostra un peso relativo in diminuzione, sul complesso delle attività economiche italiane.

Come in tutti gli altri paesi, quindi, il processo di industrializzazione ha portato ad una sensibile riduzione dell'importanza relativa del sistema agro-alimentare accompagnata ad una trasformazione del sistema stesso evidenziata, fra l'altro, dal rilievo assunto in misura crescente dalle produzioni trasformate rispetto a quelle di base.

La ricerca econometrica italiana sul sistema agro-alimentare è stata particolarmente carente pur in presenza di una quantità notevole di attività di ricerca sul sistema stesso. Ciò è parzialmente vero anche per il solo settore agricolo, per il quale, contrariamente a quanto avvenuto in altri paesi, la modellistica italiana ha trovato un certo sviluppo solo in tempi molto recenti: infatti i modelli econometrici della economia italiana costruiti a partire dalla fine degli anni '60 hanno consistentemente trascurato il settore agricolo mentre gli economisti agrari hanno raramente mostrato un reale interesse per l'utilizzo degli strumenti econometrici per l'analisi dell'intero settore primario.

Tra i riferimenti bibliografici italiani si ricordano Corazziari (1980) e Bartola e Pierani (1980). Nel primo dei due lavori citati, l'intero settore agricolo è supposto produrre un unico prodotto omogeneo con una tecnologia di tipo Cobb-Douglas. Nel modello si esamina la domanda di lavoro, capitale e mezzi tecnici da parte del settore mentre prezzi dei beni, saggi di remunerazione dei fattori e

domanda sono assunti esogeni. Nel caso invece del lavoro di Bartola e Pierani (1980), il settore agricolo è suddiviso in tre sotto-settori: il primo comprendente cereali, legumi secchi e patate, il secondo comprendente tutti gli altri prodotti vegetali (e quindi, fra gli altri, ortofrutticoli, agrumi e vitivinicoli), il terzo comprendente tutte le produzioni zootecniche. Per ogni settore il modello considera una funzione di offerta del prodotto, una funzione di domanda dello stesso da parte dei consumatori, le esportazioni nette del sotto-settore nonché funzioni di determinazione dei prezzi alla produzione ed al consumo. Completa l'analisi una domanda di lavoro per il settore nel suo complesso.

II.2. Modello Econometrico Ismea del Sistema Agro-alimentare (Meisa)

Nel corso degli anni settanta ed ottanta, numerosi lavori di studiosi italiani hanno contribuito a chiarire il ruolo del sistema agro-alimentare nell'economia italiana. Dell'insieme di attività finalizzate alla produzione ed alla distribuzione di alimenti (l'agri-business di Davis e Goldberg) sono stati delineati gli elementi costitutivi e le modalità di funzionamento. Questa esperienza si è tradotta, nel 1985, in uno strumento quantitativo di analisi e previsione del sistema agro-alimentare, capace di offrire una chiave di lettura quantitativa delle caratteristiche del settore e delle sue relazioni con il resto dell'economia: il Modello Econometrico Ismea del Sistema Agro-alimentare.

A partire dal 1985 il MEISA ha regolarmente contribuito alla valutazione delle tendenze del sistema agro-alimentare sia in termini previsivi che attraverso i risultati di numerosi esperimenti di simulazione aventi per oggetto la possibilità di intervento della politica economica (nazionale ed internazionale) sul sistema agro-alimentare.

Il MEISA prendeva le mosse, in primo luogo, dalla constatazione della necessità di formulare chiaramente, per quanto possibile, un insieme di ipotesi sul comportamento degli operatori economici presenti nel sistema agro-alimentare o capaci di intervenire

sulla evoluzione del sistema stesso, al fine di dotare gli organi governativi, le organizzazioni di settore ed il mondo accademico di uno strumento di previsione e soprattutto di uno strumento di comprensione delle caratteristiche strutturali, dei meccanismi istituzionali e della natura dei problemi che contraddistinguono il sistema agro-alimentare italiano. Questi punti si erano poi espressi in una serie di elementi che avevano finito per caratterizzare il MEISA: elevata disaggregazione, trattamento esplicito dei meccanismi istituzionali, indicazione accurata nei limiti del possibile delle ipotesi fatte circa il comportamento dei singoli operatori economici e circa il funzionamento dei diversi mercati, analisi attenta del materiale statistico (non sempre del tutto soddisfacente) disponibile, alla luce anche delle esperienze e delle opinioni di coloro i quali vivono la realtà agro-alimentare italiana.

Il Meisa è un modello econometrico (annuale in tempo discreto) disaggregato della economia italiana in cui particolare attenzione è dedicata alla analisi del sistema agro-alimentare (nella accezione ristretta comprendente settore agricolo ed industrie alimentari) e delle sue relazioni con il resto dell'economia.

Il Meisa ipotizza che la tecnologia caratterizzante le diverse aziende agricole distribuite sul territorio nazionale diverga fra le stesse solo per una componente casuale e che la distribuzione (per caratteristiche) delle aziende sia rimasta inalterata nel quarto di secolo (1960-1983) oggetto di indagine. In altre parole, l'intero settore agricolo nazionale è trattato alla stregua di un'unica azienda. Si noti che è questa una ipotesi estremamente forte ma comune alla gran parte della letteratura applicata sia italiana che estera.

Gli elementi costitutivi del Meisa sono essenzialmente due: primo, l'esplicito riferimento alla teoria microeconomica tradizionale nella definizione delle interrelazioni presenti nel modello, nella scelta delle forme funzionali e nella imposizione di vincoli originati dalle ipotesi di comportamento ottimizzante degli agenti; secondo, il tentativo di tener conto in maniera coerente e teoricamente giustificata del modus operandi delle politiche agrarie comunitarie e nazionali e della politica economica nazionale. In questo senso il Meisa non è pienamente comparabile con altri modelli annuali

operanti in Italia nei quali è spesso assente un reale interesse per le
fondamenta microeconomiche delle principali relazioni.

II.2-1 Principali caratteristiche dimensionali del Meisa

N. di variabili endogene	364
di cui: sistema agro-alimentare	277
N. di variabili esogene	213
N. di equazioni stocastiche	177
di cui: sistema agro-alimentare	131
N. di variabili esogene essenziali	25
Frequenza delle osservazioni	annuale
Periodo Campione	1960-1983

I risultati ottenuti con il Meisa sono stati pagati in termini di una minore flessibilità del modello sotto alcuni aspetti, ma va pur riconosciuto che i vantaggi ottenuti in termini di analisi e di semplicità di gestione del modello sono stati notevoli.

II.3. Il Modello Econometrico Ismea del Sistema Agro-alimentare italiano (Meisa.2)

Dopo dieci anni dall' avvio del progetto MEISA.1, alcuni elementi hanno indotto ad un ripensamento della struttura del modello. In primo luogo, l'informazione statistica relativa al comparto agro-alimentare ha risentito della revisione dei Conti Nazionali condotta dall'Istituto Centrale di Statistica. A seguito di questa revisione, il MEISA non è stato semplicemente aggiornamento, ma è sembrato opportuno procedere ad una completa ristima del modello.

La riforma della Politica Agricola Comune aveva reso in parte obsolete alcune delle ipotesi a partire dalle quali il MEISA.1 era stato costruito, suggerendo una radicale inversione di tendenza. Fino all'introduzione del prelievo di corresponsabilità finanziaria dei produttori di latte (1977), la Politica Agricola Comune, incentrata sulla garanzia di mercato, aveva operato indifferentemente a favore di tutti i produttori. Ad essa si era accompagnata la politica strutturale di orientamento che, a partire dal 1972 (ed in forme diverse dal 1985), era stata invece imperniata sulla figura dell' imprenditore "a titolo principale". I successivi orientamenti della Politica Agraria Comune furono impostati su una precisa distinzione fra produttori appartenenti a diverse classi dimensionali cui la Politica stessa sembra assegnare

funzioni distinte. Ai produttori minori, titolari d'integrazioni di reddito per ettaro/coltura o per capo di bestiame allevato, spetterebbero principalmente le funzioni di difesa e valorizzazione dell'ambiente. I produttori maggiori (un'esigua minoranza nel caso italiano) provvederebbero invece, con modalità competitive, alla produzione di materia prima con destinazione prevalentemente alimentare. In questo contesto, ogni tentativo d'analisi del comparto agro-alimentare non può prescindere da un'esplicita considerazione della distinzione fra agricoltura "produttiva", inserita nella filiera agro-alimentare in un mercato europeo integrato, e agricoltura "residenziale", principalmente interessata ai mercati locali, alla valorizzazione dell' ambiente.

Inoltre l'esaurimento del modello di crescita quantitativa dei consumi, finalizzato alla soddisfazione dei bisogni alimentari, ha coinciso con l'affermazione di nuove tendenze nel costume alimentare, che sono state riscontrate anche in altre aree avanzate. Durante gli anni '80, il consumo d'alimenti proteici, prima fortemente evolutivo, si è assestato sui livelli raggiunti negli anni '70, con mutamenti interni considerevoli a vantaggio dei prodotti caseari e della carne suina. E' continuata la crescita dei consumi di frutta ed ortaggi, mentre in controtendenza è stato l'andamento positivo della domanda di pesce e dei derivati dei cereali. Ora, è appena il caso di porre l'accento che i mutamenti nella composizione della spesa per consumi alimentari sono uno degli elementi di maggior rilievo che nel medio periodo possono provocare variazioni di struttura dell' offerta agricola e dell' industria di trasformazione. Sotto questo aspetto il punto centrale dell' analisi relativa all'evoluzione del regime alimentare consiste nell' attribuzione di un ruolo chiave a fattori economici (reddito e prezzi relativi, in primo luogo), ad indicatori della distribuzione delle risorse ovvero, a cambiamenti durevoli nelle abitudini di consumo conseguenti a modifiche strutturali (socio-demografiche) della popolazione di consumatori, fattori questi ultimi trascurati nella iniziale impostazione del MEISA.

Si sono così poste le basi per una completa revisione del modello. In prima approssimazione, quindi, l'attività di ricerca ha rimosso quella che "appare come la più comune ma anche la più forte assunzione sottostante il MEISA ovvero la ipotizzata sostanziale

omogeneità fra tipologie aziendali". Non appena si ammette, infatti, la presenza di una rilevante eterogeneità fra unità produttive e/o consumatrici, si pone la necessità di valutare se ed in quanto tempo il comportamento descritto da relazioni aggregate sia o meno prodotto secondo le stesse regole che determinano le relazioni comportamentali a livello individuale. L'approccio modellistico adottato ha lasciato sostanzialmente inalterata l'impostazione complessiva del modello ma ne ha permesso una generalizzazione soprattutto in quanto ha consentito una analisi della variabilità della tecnologia produttiva per localizzazione, dimensione ed altre generiche tipologie aziendali, consentendo, a livello dell'intero modello, la possibilità di valutare gli effetti di variazioni nella distribuzione di dette tipologie.

In secondo luogo, è stata valutata l'importanza relativa dei fenomeni sopramenzionati per quanto riguarda la domanda di consumi alimentari. Parallelamente a quanto fatto dal lato dell'offerta, si è utilizzato il concetto di aggregazione non lineare esatta per tenere esplicitamente conto di una variabile solitamente assente nei sistemi di allocazione, la distribuzione della spesa per beni di consumo, che dal punto di vista empirico, offre la possibilità di valutare le differenze nel comportamento dei consumatori in relazione a variazioni nella evoluzione della ricchezza.

In terzo luogo, viene ridotta, per quanto possibile, l'ipotesi di "alberi decisionali" nelle scelte di consumatori e produttori. Questa ipotesi caratterizza, nel MEISA.1, sia le scelte dei consumatori che allocano la propria spesa in gruppi di beni via via connessi a bisogni sempre più specifici, che quelle dei produttori per i quali l'albero decisionale" non è altro che la rappresentazione della possibilità di distinguere le tecnologie presenti in diversi processi produttivi così da suddividere sostanzialmente l'unica impresa in più aziende. Per quanto plausibile, in linea di principio, l'ipotesi di strutture decisionali sequenziali trova un limite nella difficoltà di definire appropriatamente i gruppi di beni di consumo e/o di prodotti. Nel MEISA.2, essa è stata pertanto riservata al lato della produzione limitandola per quanto possibile, anche alla luce della disponibile informazione statistica.

In quarto luogo, va sottolineata (i) l'adozione nel MEISA.2 di forme funzionali generalmente più flessibili di quelle cui si era fatto ricorso nella prima versione del modello, (ii) la più elevata disaggregazione dal lato dell'offerta (20 prodotti, contro i 14 del MEISA.1), e (iii) la limitazione del modello al solo settore agro-alimentare. L'estensione al settore non agricolo si era, infatti, rilevata particolarmente proficua nella esperienza del MEISA.1 e ciò può essere largamente imputato alla difficoltà di catturare i nessi intersettoriali in una artificiosa distinzione fra settore agricolo ed extra-agricolo.

Così come il MEISA.1, il MEISA.2 è un modello econometrico (annuale, in tempo discreto) disaggregato del sistema agro-alimentare italiano (nella accezione ristretta di questo termine comprendente settore agricolo ed industrie alimentari). Contrariamente, però, al MEISA.1, il MEISA.2 non ipotizza che la tecnologia caratterizzante le diverse aziende agricole distribuite sul territorio nazionale diverga fra le stesse solo per una componente casuale e che la distribuzione delle aziende sia rimasta inalterata nel periodo oggetto di indagine. Al contrario, il MEISA.2 non tratta l'intero settore agricolo come un'unica azienda, ma sfrutta le recenti innovazioni in tema di teoria dell'aggregazione per combinare dati aggregati e dati aziendali per offrire un ventaglio di risultati riferiti a distinte tipologie aziendali.

Prescindendo dagli aspetti dimensionali e dal livello di disaggregazione adottato, gli elementi costitutivi del MEISA.2 rimangono essenzialmente due: primo, l'esplicito riferimento alla tradizionale teoria microeconomica nella definizione delle interrelazioni presenti nel modello, nella scelta delle forme funzionali e nella imposizione dei vincoli originati dalle ipotesi di comportamento ottimizzante degli agenti; secondo, il tentativo di tener conto in maniera coerente e teoricamente giustificata del modus operandi delle politiche agrarie comunitarie e nazionali e della politica economica nazionale. In questo senso, così come il MEISA.1, il MEISA.2 non è pienamente comparabile con altri modelli annuali operanti in Italia nei quali è spesso assente un reale interesse per le fondamentali microeconomiche delle principali relazioni.

II.3-1 Principali caratteristiche dimensionali del Meisa2

N. di variabili endogene	200
N. di variabili esogene	91
N. di equazioni stocastiche	127
N. di variabili esogene essenziali	25
Frequenza delle osservazioni	annuale
Periodo Campione	1960-1990

Naturalmente, così come per la versione precedente, i risultati ottenuti con il MEISA.2 nelle due direzioni menzionate sono stati pagati in termini di una minore flessibilità del modello sotto alcuni aspetti, anche se i vantaggi ottenuti in termini di analisi e di semplicità di gestione si sono rivelati assolutamente rimarchevoli. Peraltro, va aggiunto che l'esperienza accumulata nella costruzione del MEISA.1 ha permesso di ridurre al minimo gli inconvenienti derivanti da una struttura teorica molto "serrata" sfruttandone al tempo stesso i molti vantaggi.

Ciò detto, è possibile passare ad un primo esame della struttura del MEISA.2. Come il MEISA.1, il MEISA.2 ipotizza che nel settore agricolo i mercati all'origine abbiano natura concorrenziale: l'offerta alla produzione e la domanda degli operatori che si collocano fra il produttore agricolo ed i consumatori, si fronteggiano. Il prezzo si determina al livello di equilibrio, peraltro non necessariamente raggiunto nell'unità di tempo considerata (un anno).

I mercati esaminati sono 20, invece dei 14 considerati nel MEISA.1. Si noti che se ci si limitasse alla considerazione dei singoli mercati isolatamente, il compito sarebbe notevolmente semplificato. Questa strada apparrebbe però non percorribile per due ordini di motivi: in primo luogo perché un punto cruciale dell'analisi del settore riguarda la possibilità di sostituzione nell'ambito delle produzioni e quindi le interrelazioni fra i mercati dal lato dell'offerta. In secondo luogo perché è possibile, ancorché inappropriato, condurre una analisi a livello del singolo prodotto solo qualora siano disponibili informazioni dettagliate circa l'utilizzo dei fattori della produzione allo stesso livello di disaggregazione. Ciò non essendo, non vi è la

necessaria possibilità di imporre la necessaria coerenza fra decisioni di produzione e decisioni di utilizzo dei fattori.

Alla luce di queste considerazioni, il MEISA.2 ipotizza il settore agricolo come composto da una pluralità di aziende distinte per dimensioni e per una serie di caratteristiche strutturali e sociali. Le singole aziende producono più prodotti non omogenei allocando i fattori tra i singoli processi produttivi relativi ai diversi prodotti. A livello aziendale le decisioni relative all'ammontare e alla composizione delle produzioni sono funzioni della profittabilità relativa delle singole produzioni e della dotazione del fattore fisso (la terra). A livello aggregato, oltre che dalla profittabilità relativa dei singoli prodotti, gli esiti saranno determinati anche dalla distribuzione dimensionale e per caratteristiche socio-economiche delle aziende.

Naturalmente, se, da un lato, le profittabilità relative definiscono volume e composizione della produzione, dall'altro, quest'ultima, nei limiti in cui si traduce in eccessi di domanda o di offerta, esercita ovvie ripercussioni sul livello dei prezzi all'origine nel senso di determinare le deviazioni rispetto ad un ipotetico equilibrio. A sua volta, quest'ultimo, è di particolare importanza nella logica del modello, in quanto può essere identificato con il livello dei prezzi indicativi comunitari ovvero con il livello dei prezzi fissati sui mercati internazionali nel caso di mercati-prodotto altamente integrati con l'estero (p. es., semi oleosi). Quest'ultimo aspetto va sottolineato, in quanto permette di considerare nel modello le politiche comunitarie di prezzo (o la situazione dei mercati mondiali) attribuendo loro un preciso ruolo anche teorico.

Determinando volume dell'offerta e livello dei prezzi su questo mercato, il modello determina implicitamente anche la domanda degli operatori intermedi.

Naturalmente non tutta la produzione così determinata è collocata sui mercati nazionali. Anzi, per alcuni prodotti la componente destinata ai mercati esteri è di particolare rilevanza. In linea di principio la scelta fra vendita del prodotto sui mercati esteri o sul mercato nazionale può essere interpretata come un ulteriore stadio decisionale relativo all'allocazione della quantità programmata di

produzione del singolo prodotto fra i due mercati di destinazione. Alternativamente, e almeno fino a quando non sarà disponibile una completa mappatura (nel tempo e nello spazio) delle nostre esportazioni agro-alimentari, è consigliabile considerare queste ultime dal lato della domanda. Quest'ultima è la strada seguita nella versione presente del MEISA.2.

Per quanto riguarda invece i mercati al consumo di prodotti alimentari lo schema teorico adottato è quello della concorrenza monopolistica. Le imprese commerciali fissano il prezzo tenendo conto della esistenza di una curva di domanda sufficientemente rigida pur se sempre negativamente inclinata e a quel prezzo vendono tutta la quantità domandata.

Così come nei mercati all'origine, nei mercati al consumo i prezzi relativi dei beni di consumo esercitano un evidente impatto sul volume e sulla composizione della domanda di beni alimentari. Questo effetto (che si suppone essere non particolarmente marcato) è naturalmente simmetrico a quello ipotizzato dal lato dell' offerta e chiarisce la natura strettamente interrelata dei rapporti economici interni al sistema.

Naturalmente l'attività dei produttori e dei consumatori nel settore agricolo non si riassume nel definire rispettivamente volume e composizione dell' offerta alla produzione e della domanda per beni di consumo. I produttori, infatti, domandano anche i fattori di produzione, mentre, per quanto riguarda i consumatori, spetterà loro, in linea di principio, definire la quantità offerta di servizi lavorativi. Si assume, in particolare, che i mercati dei fattori siano oligopolistici e che in essi l'offerta si adegui alla domanda per dato tasso di remunerazione dei fattori stessi. Ciò appare abbastanza plausibile per quanto riguarda capitale e consumi intermedi. Lo è invece, meno, per il fattore lavoro dipendente per il quale non è così ovvio ipotizzare fenomeni di razionamento dal lato dell'offerta.

Per data tecnologia, l'azienda richiederà quindi fattori produttivi in base alla struttura dei tassi relativi di remunerazione. Si noti, inoltre, che per quanto riguarda il fattore terra, la sua disponibilità è assunta data in ogni periodo.

Per finire, nel settore distributivo, la tecnologia si assume sempre definita rispetto a quattro fattori di produzione: lavoro, prodotti acquistati all'ingrosso di produzione nazionale e di importazione, altri fattori di produzione. In questo contesto, la domanda di importazioni di prodotti agro-alimentari è analizzata come domanda derivata di un fattore produttivo da parte dell'impresa commerciale operante sul mercato al consumo del singolo prodotto. Alla luce di quanto detto in precedenza a proposito delle esportazioni agro-alimentari, risulta quindi determinata la bilancia agro-alimentare.

II.4. Modello di equilibrio economico generale (MEG-Ismea)

Il MEG-ISMEA è un modello di equilibrio economico generale per l'economia italiana con particolare riferimento al settore agricolo ed è stato sviluppato nell'ambito di un approccio micro-macro che permette lo zooming in dal livello macro al micro e lo zooming out nella direzione opposta mantenendo la coerenza tra il comportamento aggregato dell'agente rappresentativo ed il comportamento eterogeneo degli agenti presenti sul mercato. La modellizzazione micro-macro si basa sulla micro-unità decisionale che più assomiglia ad una macro economia, cioè al micro modello dell'impresa familiare che, se descritta come un'economia chiusa e paretiana, può essere considerato come un modello di equilibrio generale dove si produce e si consuma.

L'obiettivo di collegare formalmente il macro livello di analisi di equilibrio generale con il micro modello dell'impresa familiare agricola, e delle famiglie rurali in generale, è una delle priorità di ricerca nel campo della teoria dell'equilibrio economico generale.

Uno dei maggiori limiti nell'implementazione dell'approccio micro-macro risiede nel disegno della base dati che tradizionalmente è limitato ad informazioni relative alla sola sfera della produzione agricola. L'Indagine conoscitiva sulle caratteristiche socio-economiche dell'aziende agricole condotta dall'Ismea nel 1995 consente di superare questo vincolo in quanto il disegno del questionario non ha come unità di riferimento l'azienda agricola, ma

l'impresa familiare agricola quale unità al contempo sia di produzione sia di consumo.

Il Meg Ismea si basa su una Matrice di Contabilità Sociale (SAM) che incorpora la matrice input-output dell'agricoltura italiana del 1995 e sette tipologie di imprese familiari agricole, una tipologia familiare rurale e tre classi urbane con livello di reddito basso, medio ed elevato. Questo macro livello di analisi è statisticamente collegato al micro livello di analisi, rappresentato dall'impresa familiare agricola perché la SAM è stata costruita dai microdati delle imprese familiari agricole rilevati dall'Indagine Ismea. Questi dati hanno la particolarità di soddisfare in modo esaustivo la domanda di informazioni necessaria per costruire la componente relativa al settore agricolo di un modello di equilibrio generale, cioè informazioni sulla produzione agricola e sull'utilizzo dei fattori, sui consumi delle famiglie e sui loro redditi e patrimoni. La matrice input-output dell'agricoltura è stata estesa alla SAM dell'intera economia italiana completando l'informazione relativa alla produzione, utilizzando la Tavola input-output dell'economia italiana (Tavole Istat 1992), quella relativa ai consumi, utilizzando i dati ISTAT sui consumi delle famiglie, e quella relativa ai redditi ed alla ricchezza, utilizzando i dati Banca d'Italia (entrambi del 1995).

La dimensione sociale della matrice di contabilità, che tiene conto della differenziazione degli effetti distributivi tra le tipologie familiari, permette di identificare chi e in che misura è maggiormente influenzato dalle politiche economiche, sia nella fase di analisi ex ante, in modo che il processo di riforma possa incorporare le compensazioni appropriate, sia nella fase ex post, in modo da valutare l'impatto della riforma.

Il modello "MEG-Ismea" è un modello di equilibrio economico generale, multisetoriale focalizzato, per l'economia italiana, sull'agricoltura e l'industria agro-alimentare. Il MEG-Ismea si colloca dunque all'interno dei modelli di equilibrio generale dedicati al settore agricolo con valenza nazionale, quali ad esempio il modello francese dell'INRA (MEGAAF), quello irlandese (IMAGE), quello statunitense dell'USDA/ERS e quello olandese (WAGEM).

Il MEG-Ismea è stato costruito con l'obiettivo di valutare gli impatti derivanti dall'attuazione di politiche nazionali e comunitarie sul sistema agro-alimentare. In particolare, focalizza l'attenzione sulla produzione di ciascun settore economico, sulla domanda dei fattori

produttivi, sui prezzi di mercato dei beni e dei fattori, sulla domanda di beni da parte dei consumatori e, in definitiva, sul livello di benessere delle famiglie agricole, rurali e urbane che compongono la società italiana.

Il modello rappresenta un'economia walrasiana in cui i mercati sono perfettamente competitivi. Le imprese, quindi, producono i beni con l'obiettivo di massimizzare i profitti. I fattori produttivi sono remunerati sulla base della loro produttività marginale. Le famiglie effettuano le scelte di consumo massimizzando il proprio benessere, benessere che dipende sia dal consumo di beni che dal tempo libero. Data questa economia walrasiana, si considera l'attuazione della Politica Agricola Comunitaria (PAC) ed i suoi effetti distorsivi sulle scelte produttive e sull'allocazione dei fattori.

Il modello prevede 41 settori. L'agricoltura è articolata in 23 settori e l'industria alimentare in 9. Gli altri settori dell'economia sono stati aggregati sulla base dei legami con il settore primario e agro-industriale, come risulta dalle tavole intersettoriali Ismea.

La disaggregazione del sistema agricolo ed agro-alimentare permette un'adeguata valutazione degli impatti di politiche agricole che, nella maggior parte dei casi, riguardano singoli prodotti piuttosto che aggregati di questi. I dazi ed i contributi all'agricoltura, ad esempio, sono legati a singoli settori, piuttosto che a macro-settori. Di conseguenza, una rappresentazione dettagliata dell'economia agro-alimentare permette di compiere l'analisi ad un livello compatibile con quello operativo del policy maker.

Relativamente ai fattori produttivi, i settori agricoli utilizzano 5 fattori: il lavoro indipendente e dipendente, la terra (distinta in tre tipi), il capitale agricolo e gli animali (distinti in quattro tipi). I settori non agricoli usano due fattori produttivi: il capitale non agricolo ed il lavoro dipendente.

Il MEG-Ismea distingue due settori istituzionali: le famiglie ed il governo.

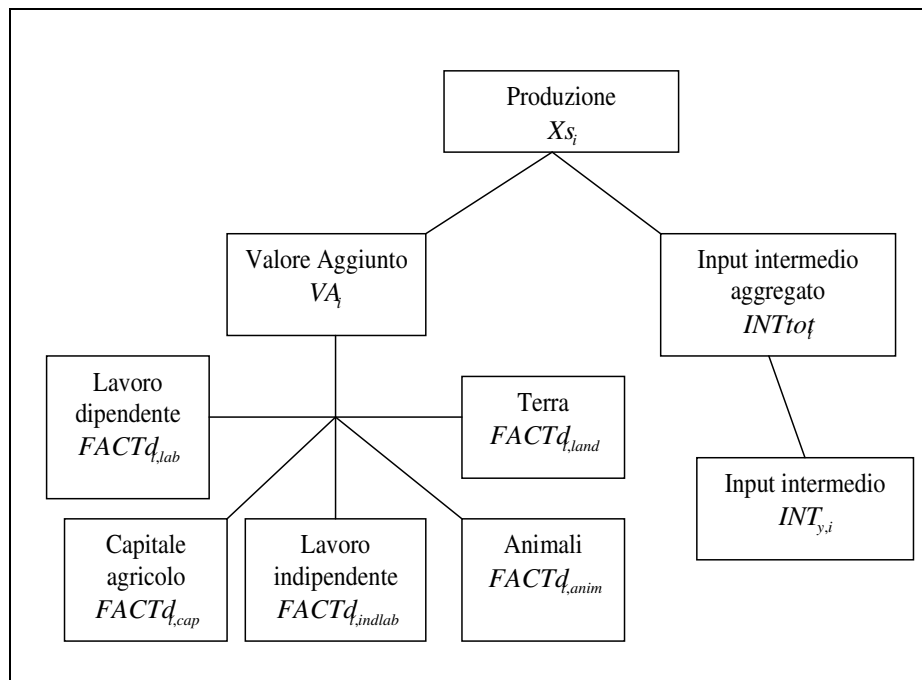
Il livello di disaggregazione introdotto nel modello permette quindi di analizzare l'impatto dell'attuazione di una determinata politica agricola sulle differenti tipologie familiari in termini

distributivi e di benessere e, di conseguenza, permette di individuare quali tipologie ne risultano avvantaggiate e quali svantaggiate.

Infine il MEG-Ismea prevede due aree commerciali, l'Unione Europea (UE) ed il Resto del Mondo (RoW), data la necessità di considerare le specificità della politica agricola italiana che naturalmente è una politica europea.

II.4.1. Il modello di equilibrio economico generale MEG-Ismea: equazioni per il settore agricolo

In questa sezione descriviamo nel dettaglio le caratteristiche del modello di equilibrio economico generale MEG-Ismea, riferite al singolo settore agricolo. Quest'ultimo produce un singolo output, impiegando beni intermedi e fattori primari, secondo una tecnologia CES a due livelli. In particolare la struttura di produzione è indicata nella figura seguente:



Nel primo livello, la quantità prodotta dal settore i , X_{S_i} , è rappresentata da una tecnologia CES che impiega il valore aggiunto VA_i e l'input aggregato intermedio (INT_{tot_i}) come fattori. Il valore aggiunto è a sua volta una funzione CES della quantità impiegata di

fattori f ($FACTd_{i,f}$), mentre l'input aggregato intermedio è una funzione CES della quantità di input intermedi acquistati dagli altri settori y ($INT_{y,i}$).

La funzione di profitto del settore i è data dalla differenza fra i ricavi netti e il costo complessivo di produzione (costo dei fattori primari e dei beni intermedi):

$$\pi_i = Pd_i \cdot Xs_i \cdot (1 - \tau_{pi} + c_{pi}) - \left[\sum_f (w_f - c_{i,f}) \cdot FACTd_{i,f} + \sum_y Ptax_y \cdot INT_{y,i} \right]$$

dove Pd_i rappresenta il prezzo di vendita del bene, w_f il costo dei fattori e $Ptax_i$ il prezzo di acquisto comprensivo della tassazione indiretta sul consumo. I parametri τ_{pi} e c_{pi} rappresentano rispettivamente l'aliquota dell'imposta indiretta sulla produzione e quella dei contributi alla produzione, mentre $c_{i,f}$ è il contributo ricevuto per ogni unità di fattore f impiegato.

Le condizioni di primo ordine per la massimizzazione del profitto, dato il vincolo tecnologico, sono:

$$\begin{array}{l} \text{Livello I:} \\ \left\{ \begin{array}{l} VA_i = f \left[\frac{Pd_i \cdot (1 - \tau_{pi} + c_{pi})}{Pva_i} \right] \\ INT_{tot_i} = f \left[\frac{Pd_i \cdot (1 - \tau_{pi} + c_{pi})}{Pint_i} \right] \end{array} \right. \\ \\ \text{Livello II:} \\ \left\{ \begin{array}{l} FACTd_{i,f} = f \left(\frac{Pva_i}{w_f - c_{i,f}} \right) \\ Pva_i \cdot VA_i = \sum_f (w_f - c_{i,f}) \cdot FACTd_{i,f} \\ INT_{y,i} = f \left(\frac{Pint_i}{Ptax_y} \right) \\ Pint_i \cdot INT_{tot_i} = \sum_y Ptax_y \cdot INT_{y,i} \end{array} \right. \end{array}$$

Le variabili Pva_i e $Pint_i$ rappresentano i prezzi impliciti delle rispettive quantità aggregate.

III. METODI STATISTICI PER MODELLI ECONOMICI IN AGRICOLTURA

L'analisi sviluppata in questo capitolo si concentra su quel segmento di letteratura economico-agraria che utilizza le tecniche econometriche per analizzare, direttamente o indirettamente, l'impatto degli strumenti di politica agraria. All'interno di questa letteratura, si è scelto di privilegiare, in termini temporali, i contributi comparsi negli anni '90, riferendosi ai lavori precedenti soltanto quando questi abbiano apportato un contributo metodologico fondamentale. Dal punto di vista dei contenuti, invece, ci si è limitati ad esaminare i lavori in cui gli strumenti di politica agraria sono considerati come variabili esogene; esiste infatti un'importante area della letteratura economico-agraria, in cui hanno uno spazio importante anche i modelli econometrici, che li considera come variabili endogene, in quanto risultato dell'interazione dei diversi fattori che influenzano le decisioni politiche.

Le analisi econometriche relative agli strumenti di politica agraria hanno sempre costituito uno dei campi d'indagine più importanti per gli economisti agrari, anche se l'affidabilità dei risultati ottenuti nei primi studi risentiva inevitabilmente dei limiti della strumentazione analitica disponibile. L'attenzione verso quest'area di ricerca è però enormemente cresciuta negli ultimi anni, essenzialmente per due ragioni. La prima è legata all'avanzamento della teoria economica relativa alla modellizzazione della produzione agricola e alla sua traduzione econometrica. Infatti, come si vedrà in seguito, il contributo fondamentale dei modelli econometrici in questa area di studio sta proprio nell'aver messo a punto modelli che riproducono in modo fedele l'impatto degli strumenti di politica agraria sulle decisioni dei produttori agricoli, e questo è stato possibile grazie ai progressi nelle analisi applicate alla teoria della produzione. La seconda ragione è invece legata agli sviluppi recenti della politica agraria e, in particolare, della Politica Agricola Comune (PAC). Com'è noto, negli ultimi anni si è assistito innanzitutto all'introduzione di strumenti che hanno un impatto complesso sulle decisioni produttive (si pensi ad esempio alle quote di produzione trasferibili o agli aiuti diretti parzialmente disaccoppiati), il che ha sicuramente generato stimoli particolari in quei ricercatori che si sono

posti come obiettivo quello di valutarne l'impatto in termini quantitativi.

Inoltre, è cresciuta la discrezionalità delle decisioni di politica agraria: molti dei nuovi strumenti sono infatti differenziati per aree territoriali o per gruppi di aziende, da cui consegue la necessità di accrescere la finezza delle analisi, un obiettivo che, con le potenzialità delle tecniche econometriche attuali, può essere raggiunto più facilmente.

L'obiettivo di questo capitolo è allora quello di evidenziare il contributo specifico dei modelli econometrici nelle analisi quantitative di politica agraria, con particolare riferimento alla PAC, analizzando le soluzioni di modellizzazione adottate e la qualità dei risultati ottenibili, sia quando i modelli hanno scopo prevalentemente interpretativo delle relazioni tra variabili economiche, sia, soprattutto, quando essi vengono utilizzati a scopo di simulazione e/o previsione.

Alla luce di questo obiettivo generale, il capitolo è organizzato come segue. Prima di entrare nel dettaglio dell'analisi della letteratura, la seguente sezione tenta, in modo estremamente sintetico, di introdurre il lettore alla logica generale ed alle caratteristiche delle principali tecniche econometriche utilizzate negli studi di politica agraria, alle tipologie di dati su cui si fondano le analisi stesse, nonché ai risultati che si possono ottenere e al loro possibile utilizzo. In seguito, la letteratura economico-agraria viene analizzata da un punto di vista generale; inevitabilmente, per quanto detto in precedenza, grande spazio è dedicato all'evoluzione della teoria della produzione e delle sue applicazioni econometriche. Nella sezione successiva, invece, si entra nel dettaglio delle soluzioni proposte per la modellizzazione econometrica dei diversi strumenti di politica agraria, soffermandosi ovviamente su quelli per i quali il contributo dei modelli econometrici è stato particolarmente rilevante; in questa sezione vengono quindi presi in considerazione in dettaglio tutti i lavori più importanti che hanno studiato la PAC servendosi di modelli econometrici, analizzando le soluzioni tecniche adottate, il tipo di risultati ottenibili, nonché le loro potenzialità per esercizi di simulazione. Quindi vengono brevemente illustrate le principali caratteristiche delle applicazioni statistiche di cui si fa uso in questo lavoro. In particolare vengono descritte gli strumenti di cui si è tenuto conto quando si è proceduto all'analisi delle serie storiche

tramite l'ausilio dei modelli ARIMA e l'analisi di tipo VAR. Infine, nella sezione conclusiva vengono sviluppate alcune considerazioni di sintesi sull'utilizzo dei modelli econometrici nelle analisi di politica agraria, evidenziando in modo particolare le aree di ulteriore ricerca che si aprono.

III.1. I metodi econometrici nelle analisi di politica agraria

III.1.1. Le tecniche econometriche

Dovendo dare una definizione generale di modello econometrico, è possibile riferirsi allo sforzo di organizzare strumenti quantitativi per costruire prima, e verificare statisticamente poi, una determinata rappresentazione matematica del mondo reale. La generalità di questa definizione chiarisce immediatamente come l'arte di costruire modelli econometrici si serva in grande misura dell'intuito e del giudizio personale che il ricercatore si forma mentre lavora alla costruzione dei modelli stessi. Venendo poi allo specifico delle tecniche econometriche, se tutte le tipologie di modelli illustrate in questo volume tentano, con approcci diversi, di costruire una rappresentazione formale semplificata di alcuni fenomeni economici, il contributo fondamentale delle tecniche econometriche sta sicuramente nella possibilità di sottoporre a validazione statistica i modelli e i loro risultati. Tutti i modelli econometrici, dai più semplici ai più complessi, utilizzano infatti i dati economici di base per stimare i parametri di equazioni che mettono in relazione le variabili economiche. Una volta effettuata la stima con le tecniche più appropriate, il modello può essere sottoposto a dei test statistici, che, in generale, permettono di giudicare sia la sua specificazione complessiva, sia la significatività statistica dei singoli parametri, o di gruppi di parametri; se poi il modello viene utilizzato per esercizi di simulazione e/o previsione, le sue eventuali performance possono essere egualmente validate sulla base di appositi test.

La centralità della validazione statistica nel lavoro econometrico merita di essere enfatizzata in modo particolare. Infatti, i test statistici dovrebbero costituire lo strumento principe per giudicare la qualità dei modelli econometrici in tutte le fasi del lavoro di modellizzazione: la specificazione del modello, la stima, la verifica statistica delle ipotesi, l'eventuale applicazione in esercizi di simulazione. Si può però sottolineare fin da ora come, in gran parte dei lavori

econometrici applicati allo studio delle politiche agrarie, la verifica statistica dei modelli e l'interpretazione dei risultati alla luce dei test passati in secondo piano rispetto allo sforzo di costruzione di un modello coerente con il problema affrontato. Questo approccio può essere in qualche modo giustificato dal fatto che la fase di specificazione del modello è sicuramente quella dove si esprime in modo più chiaro lo sforzo creativo del ricercatore, che, al momento dell'applicazione empirica, tende ad attribuire ai risultati un semplice valore illustrativo, senza preoccuparsi troppo della loro attendibilità statistica.

E' poi sicuramente vero che l'eventuale povertà statistica dei risultati non è necessariamente legata ad una errata specificazione del modello, ma può dipendere, ad esempio, dalla scarsa qualità dei dati a disposizione, un problema che viene spesso sottolineato in molti studi. Nonostante queste motivazioni abbiano un fondamento, le carenze che si registrano su questo versante impoveriscono sicuramente il contributo dei modelli econometrici alle analisi di politica agraria, visto che il loro specifico sta proprio nella verificabilità statistica.

III.1.2. Le tipologie di modelli, i metodi di stima e i test statistici

Obiettivo di questa sezione è quello di fornire una rassegna delle tecniche econometriche utilizzate più frequentemente negli studi di politica agraria. Per ragioni di spazio, non è ovviamente possibile entrare nei dettagli tecnici riguardanti ciascuna metodologia di stima (ipotesi teoriche, problemi di applicazione, limiti, ecc.), ma, più semplicemente, ci si propone di fornire un minimo di terminologia tecnica che consenta di cogliere i richiami metodologici che verranno fatti nelle sezioni che seguono. E' infatti importante notare come tutti i metodi che verranno illustrati facciano parte di una strumentazione che è ormai divenuta standard, per approfondire la quale si può fare riferimento ad un qualunque testo moderno di econometria.

Dovendo classificare dal punto di vista tecnico le diverse classi di modelli econometrici utilizzati per le analisi di politica agraria, è quasi inevitabile ricorrere alla classica distinzione tra modelli strutturali ad equazioni singole, modelli strutturali a più equazioni e modelli non strutturali.

Si tratta sicuramente di una classificazione arbitraria, e per certi versi incompleta, ma fornisce comunque una prima griglia interpretativa.

Nei modelli strutturali a equazioni singole, un'unica variabile oggetto di studio viene analizzata mediante una relazione (lineare o non lineare) con un certo numero di variabili esplicative; la formulazione statistica prevede poi l'aggiunta di un termine di errore (detto anche residuo), che rappresenta le differenze tra i valori stimati della variabile dipendente e quelli osservati nel campione. La specificazione del modello, e quindi la scelta delle variabili esplicative e della relazione che le lega, fa tipicamente riferimento a quanto la teoria economica prevede riguardo a tale relazione. Un percorso analogo definisce poi se e in che modo il modello debba avere una struttura di tipo statico (le variabili esplicative spiegano il livello della variabile dipendente soltanto nel medesimo intervallo di tempo) o di tipo dinamico (la variabile dipendente può essere influenzata dal livello delle variabili esplicative in intervalli di tempo diversi, così come dai valori precedenti della stessa variabile dipendente). In qualche caso, però, il legame tra la specificazione del modello e la teoria economica può non limitarsi alla semplice scelta delle variabili esplicative, ma, anche per un semplice modello ad equazione singola, essa può essere il risultato di una derivazione formale, che fa riferimento ad una precisa ipotesi sul comportamento degli agenti economici: è il caso, ad esempio, dei modelli dinamici di offerta dei prodotti agricoli, descritti sommariamente nella sezione successiva.

Per quanto riguarda i metodi di stima e i relativi test, i modelli uniequazionali utilizzati nelle analisi di politica agraria si servono degli strumenti dell'econometria classica, a partire dal metodo dei minimi quadrati ordinari con le statistiche ad esso associate (l' R^2 per la valutazione dell'aderenza ai dati, il test t per la significatività dei parametri, e il test F per i test relativi a gruppi di parametri), metodo che può essere generalizzato in presenza di correlazione seriale dei residui (problema tipico dell'utilizzo di serie temporali) o di eteroschedasticità (tipico dell'utilizzo di dati longitudinali). Nel caso di stime non lineari, i metodi di stima ed i test diventano invece più complessi: i più utilizzati sono i minimi quadrati non lineari e la massima verosimiglianza, che richiedono una ricerca delle soluzioni mediante procedure di tipo iterativo.

I modelli strutturali a più equazioni sono di gran lunga lo strumento econometrico più utilizzato per le analisi di politica agraria. In questo caso, l'andamento di un gruppo di variabili endogene viene studiato sulla base dell'andamento di un certo numero di variabili esplicative, che possono essere variamente interrelate tra di loro, attraverso più di una equazione. Le ragioni del successo di questi modelli sono legate a diversi fattori: il primo, e più ovvio, è quello di poter studiare contemporaneamente più variabili di interesse per un dato problema di politica agraria (offerta di più prodotti agricoli, domanda di più fattori di produzione, domanda e offerta di uno o più prodotti,...), con la possibilità quindi di studiare gli effetti "incrociati" di una data politica. Ma, probabilmente, il fattore più importante sta nel fatto che la teoria microeconomica riguardante il comportamento dell'impresa consente di specificare alcune relazioni fondamentali tra le variabili sotto forma di sistemi di equazioni simultanee, che diventano pertanto il modello econometrico più naturale per l'analisi empirica. A questo proposito, l'esempio più classico è sicuramente la specificazione di sistemi di equazioni di offerta di prodotti agricoli e/o di domanda di fattori di produzione a partire dall'ipotesi di comportamento ottimizzante dell'impresa (massimizzazione del profitto, minimizzazione dei costi,...), che rappresentano il modello di gran lunga più utilizzato nella letteratura in discussione, ed i cui fondamenti sono discussi nella sezione successiva.

Dal punto di vista dei metodi di stima, i modelli a più equazioni presentano un ventaglio molto ampio di possibilità. In condizioni molto particolari (equazioni lineari nei parametri; assenza di restrizioni incrociate tra parametri di equazioni diverse; assenza di correlazione tra i residui di equazioni diverse) è possibile stimare ciascuna equazione del sistema separatamente con il metodo dei minimi quadrati ordinari, ricorrendo quindi agli stessi test e alle stesse eventuali generalizzazioni utilizzate per i metodi uniequazionali. In pratica, in gran parte degli studi di politica agraria, questa soluzione è applicabile molto raramente, per cui i sistemi di equazioni vengono normalmente stimati simultaneamente con metodi ad hoc. Se il modello è lineare nei parametri e non simultaneo (ciascuna variabile dipendente è specificata solo in funzione di variabili esogene, che possono essere o meno comuni a una o più equazioni) il metodo di stima più utilizzato è il cosiddetto metodo SUR (Seemingly Unrelated

Regressions), che non è altro che una generalizzazione del metodo dei minimi quadrati, che tiene esplicitamente conto della correlazione esistente tra i termini di errore delle equazioni stimate. Se invece il sistema è lineare e simultaneo (il livello di una o più variabili endogene può dipendere dal livello di un'altra variabile endogena), è necessario ricorrere al cosiddetto metodo 3SLS (Three-stage Least Squares). Quest'ultimo metodo è una applicazione della tecnica più generale nota come metodo delle Variabili Strumentali, che affronta, sia a livello di singole equazioni che di sistemi, uno dei casi in cui le assunzioni fondamentali dei minimi quadrati, e delle sue generalizzazioni, vengono meno: quello in cui una o più variabili esplicative sono correlate con il termine di errore. Questo problema è particolarmente rilevante proprio nel caso dei sistemi simultanei, dove la variabile endogena esplicativa è, per definizione, correlata con il termine di errore.

Entrambi questi metodi possono essere considerati come strumenti che fanno riferimento al criterio fondamentale dei minimi quadrati, con le opportune generalizzazioni e/o correzioni. In realtà, è possibile adottare metodi di stima che fanno riferimento anche ad altri principi, il più noto e utilizzato dei quali, anche nei lavori centrati su questioni di politica agraria, è sicuramente quello della massima verosimiglianza. Lo stimatore di massima verosimiglianza possiede tutta una serie di proprietà (in particolare di proprietà asintotiche, cioè riferite a campioni sufficientemente ampi) che gli consentono di lavorare su una gamma di modelli molto più vasta rispetto al metodo dei minimi quadrati, anche se si è costretti ad assumere una specifica distribuzione per il termine di errore. Nel caso dei sistemi lineari di equazioni, le stime di massima verosimiglianza vengono indicate come FIML (Full Information Maximum Likelihood).

Se, infine, il modello non è lineare nei parametri, è possibile stimarlo utilizzando le generalizzazioni non lineari dei tre metodi sopra citati (SUR, 3SLS e FIML), ovviamente applicate nelle stesse condizioni, e sotto le stesse ipotesi, per le quali è possibile utilizzare le corrispondenti versioni lineari; in questi casi, così come nei modelli uniequazionali non lineari, la ricerca delle soluzioni avviene mediante procedure di tipo iterativo.

L'applicazione di questi metodi comporta tutta una serie di ipotesi statistiche che è possibile verificare, cui sono associati i relativi test. Oltre alle statistiche tipiche delle equazioni singole (R^2 , test t), la

specificazione del modello, e in particolare eventuali restrizioni parametriche, può essere valutata ricorrendo ai cosiddetti test classici (test del rapporto di verosimiglianza; test del moltiplicatore di Lagrange; test di Wald), che possono essere applicati sia in un contesto di minimi quadrati che di massima verosimiglianza. Infine, per testare lo specifico problema della endogeneità/esogeneità delle variabili, e quindi della simultaneità o meno del sistema di equazioni, si può ricorrere al cosiddetto test di Hausman.

La terza e ultima classe può essere raggruppata sotto la denominazione generica di modelli non strutturali. A questo gruppo appartengono modelli molto diversi tra loro, ma tutti accomunati dalla mancanza di un'ipotesi a priori sulla relazione economica che lega le variabili oggetto di studio, ipotesi che invece sta sempre alla base, seppure con modalità molto diverse di derivazione, della specificazione delle due classi di modelli precedenti. L'interesse per questi modelli nasce innanzitutto dal fatto che il loro sviluppo si deve ad un'esigenza molto precisa, quella di poter effettuare esercizi di simulazione e/o previsione il più possibile accurati, esigenza che è prioritaria anche in molti studi di politica agraria.

L'ipotesi generale che sta alla base di questi modelli è che, quando la specificazione suggerita dalla teoria economica è troppo complessa, o incerta, o sconsigliabile per qualche ragione, si può ribaltare l'approccio convenzionale e, anziché imporre una struttura ai dati, lasciare che siano i dati stessi a suggerire una struttura per interpretarli. Ai modelli non strutturali può essere riferita la vastissima letteratura sull'analisi delle serie storiche, dove l'andamento temporale di una variabile viene tipicamente interpretato sulla base dello studio del comportamento passato di quella stessa variabile, ed eventualmente di altre variabili ad essa collegate; le informazioni che se ne ricavano vengono poi utilizzate per esercizi di simulazione e/o previsione.

Anche in questo segmento della letteratura, i modelli utilizzati possono essere ad una o a più equazioni. Tra quelli più semplici, possiamo citare i modelli ARIMA univariati, che sono stati, e sono tuttora, largamente utilizzati per formulare previsioni sull'andamento di moltissime variabili economiche, anche relative all'agricoltura, come ad esempio i prezzi di molti prodotti agricoli ed alimentari. In questi modelli, la serie storica della variabile oggetto di studio, una volta che è stata resa stazionaria mediante differenziazione di grado

opportuno, viene interpretata alla luce delle sue componenti di tipo autoregressivo e/o di tipo media mobile. La letteratura sulle serie storiche si è particolarmente arricchita dopo i primi studi sulla cosiddetta “cointegrazione” tra serie storiche, uno strumento che, attraverso lo studio delle caratteristiche di due o più serie storiche, e in particolare della possibilità di combinarle per ottenere serie stazionarie, consente di verificare l’esistenza di relazioni di lungo periodo tra le variabili economiche in questione, e diventa quindi molto importante, non solo per effettuare previsioni, ma anche per affrontare problemi di natura teorica.

Tra i modelli multiequazionali, è sicuramente possibile menzionare i VAR (Vector Autoregressions), se non altro per l’enorme successo che hanno riscosso negli ultimi anni in termini di applicazioni empiriche. I VAR sono sistemi di equazioni in cui il valore di ciascuna variabile del sistema è spiegato da una relazione lineare con i valori ritardati di quella stessa variabile e di tutte le altre variabili facenti parte del sistema stesso; questo approccio consente quindi di stimare la relazione dinamica tra le variabili senza imporre forti restrizioni a priori. Infatti, il ricercatore deve soltanto scegliere l’insieme delle variabili di interesse, senza nemmeno specificare quali fra esse siano esogene e quali endogene, e il numero massimo di ritardi che possono essere presi in considerazione. Quest’ultima scelta è sicuramente quella decisiva, perché da essa dipende il numero di parametri da stimare, che cresce notevolmente al crescere del numero di ritardi, tanto da costituire uno dei problemi più grossi per questo tipo di modelli. La popolarità dei VAR si deve alla loro semplicità (i sistemi più elementari possono essere stimati equazione per equazione, con il metodo dei minimi quadrati) e alla loro possibile estensione allo studio di variabili cointegrate, in un contesto di stima di massima verosimiglianza.

Nonostante il grande successo che questa classe di modelli ha riscosso in applicazioni empiriche che hanno avuto per oggetto i problemi economici più diversi, il loro utilizzo nelle analisi di politica agraria, e più in generale negli studi econometrici applicati al settore agricolo, è stato molto limitato. Per quanto riguarda gli studi di politica agraria, una possibile spiegazione può essere ricercata nel fatto che, come si vedrà in seguito, la natura degli strumenti di politica agraria è tale da produrre distorsioni piuttosto precise nei meccanismi di decisione degli agenti economici, tanto da rendere più

naturale un approccio di tipo strutturale. I modelli di analisi delle serie storiche non sono però totalmente assenti da questa letteratura: il loro utilizzo più frequente è a supporto di modelli econometrici strutturali. Ad esempio, è abbastanza comune utilizzare i modelli ARIMA per simulare la formazione delle aspettative di prezzo dei produttori agricoli, incorporando i valori stimati, anziché quelli osservati, come variabili esplicative del comportamento di questi agenti economici.

Concludendo questa veloce rassegna, sicuramente non esaustiva, delle classi di modelli utilizzati nelle analisi di politica agraria, è opportuno sottolineare come, nella maggioranza degli studi econometrici che verranno presi in considerazione nelle sezioni successive, i metodi di stima e i relativi test non dipendano dalle scelte effettuate per analizzare gli strumenti di politica agraria.

III.1.3. I dati di base

Tutti i modelli econometrici impiegati nelle analisi di politica agraria utilizzano, per la fase di stima, una base di dati che è normalmente costruita ad hoc per quello specifico esercizio, e che, solitamente, è il risultato dell'assemblaggio di informazioni provenienti da più fonti statistiche. Si utilizzano tipicamente dati relativi alla produzione agricola, ai fattori di produzione impiegati (fissi e variabili), ai prezzi degli output e degli input nonché, quando si tratti di lavori che considerano anche la dimensione internazionale e, quindi, gli scambi commerciali, i dati relativi ai volumi di import/export e ai relativi prezzi. La base di dati è normalmente completata da un insieme di informazioni relative alle variabili esogene di politica agraria e commerciale (prezzi minimi garantiti, sussidi alla produzione, aiuti diretti al reddito, misure di controllo dell'offerta, tariffe all'importazione, sussidi all'esportazione, misure di politica ambientale,).

Nonostante la specificità che caratterizza le basi di dati utilizzate nei diversi lavori, è comunque possibile distinguere almeno due grandi classi di dati: quelli aggregati e quelli riferiti alle singole unità decisionali.

I dati aggregati provengono tipicamente dalle fonti statistiche ufficiali e sono rappresentati dalle serie storiche, normalmente annuali, riferite ai grandi aggregati territoriali (l'Unione Europea, un singolo paese membro, una o più regioni all'interno di un determinato

paese), di cui ovviamente vengono registrati i valori totali per le variabili di flusso e/o di stock (produzioni, volume degli scambi, fattori variabili impiegati, dotazione di fattori fissi, ecc..) e qualche forma di valori medi (o indici) per quanto riguarda i prezzi. Gran parte degli studi econometrici di politica agraria, e più in generale quelli applicati al settore agricolo, sono stati inizialmente sviluppati su questo tipo di dati, per ragioni essenzialmente pratiche, in particolare per la loro facile reperibilità e per il numero contenuto di osservazioni, che garantisce tempi ragionevoli di calcolo anche per una trattazione econometrica complessa. Tuttavia, questi dati, che continuano ad essere utilizzati anche oggi, hanno nel loro livello di aggregazione un evidente difetto, soprattutto quando la trattazione econometrica deriva da ipotesi teoriche relative al comportamento di singoli agenti economici. E' evidente, ad esempio, che l'utilizzo di questo tipo di dati per la stima di equazioni derivanti dall'ipotesi di comportamento ottimizzante dell'impresa agricola, costringe il ricercatore ad ipotizzare che le informazioni riferite, ad esempio, ad un intero stato siano assimilabili a quelle provenienti da un'unica impresa. Questo tipo di ipotesi implica restrizioni molto forti sulle ipotesi economiche di base (Chambers, 1988), rendendo quindi meno affidabili i risultati ottenuti.

I dati riferiti a singole unità decisionali provengono invece da indagini campionarie, che, per il settore agricolo, hanno tipicamente come oggetto l'azienda agricola. L'esempio più tipico di queste indagini, almeno per l'esperienza europea, è sicuramente la RICA (Rete Integrata di Contabilità Agraria), un'indagine che, com'è noto, è condotta con procedure analoghe, anche se non ancora perfettamente standardizzate, in tutti i paesi UE, mediante la quale si raccolgono informazioni riguardanti l'azienda agricola, relative sia alle strutture che ai risultati economici. Non mancano comunque esempi di indagini ad hoc, condotte sempre sulle imprese agricole, in cui di volta in volta si approfondiscono aspetti specifici diversi, dalle caratteristiche della famiglia, ai consumi, al lavoro ecc..

Nella letteratura econometrica riguardante i problemi di politica agraria si assiste ad un uso crescente di questo secondo tipo di dati, per una serie di ragioni. Innanzitutto, i dati derivanti da queste indagini sono sempre più affidabili e disponibili in una forma facilmente manipolabile a fini econometrici, anche se richiedono comunque un certo lavoro di riorganizzazione. In secondo luogo, i

principali problemi tecnici legati al loro utilizzo, e in particolare la necessità di lavorare con un numero molto elevato di osservazioni, possono essere superati grazie all'enorme aumento della potenza di calcolo dei personal computer. Ancora, dal punto di vista teorico, questi dati sono sicuramente preferibili ai dati aggregati, soprattutto nella stima dei modelli derivati dalla teoria del comportamento dell'impresa, che, come già menzionato, sono tra i più utilizzati. Infine, un'ultima ragione è strettamente legata all'evoluzione degli strumenti di politica agraria, che, com'è noto, si è andata orientando sempre di più verso strumenti diversificati per azienda, o quanto meno differenziati tra aree territoriali diverse dello stesso paese e/o tra gruppi diversi di aziende (basti pensare alla differenziazione degli aiuti diretti introdotti con la riforma della PAC del 1992 per i seminativi e per le carni bovine). Questo rende quindi poco significativo l'utilizzo econometrico dei dati aggregati, in quanto il fatto che gli strumenti di politica agraria siano differenziati nel senso appena descritto, implica, ovviamente, risposte differenziate da parte di diverse unità decisionali.

Anche nell'utilizzo di questi dati non mancano comunque i problemi. Il primo dipende dall'impostazione dell'indagine RICA, di gran lunga la più utilizzata per gli studi sulla PAC, in cui il campione di imprese non è né casuale né statisticamente rappresentativo, per cui le stime che si ottengono risentono di questa importante distorsione. Inoltre, il campione RICA non è "bilanciato", cioè non è costituito tutti gli anni dalle stesse aziende, ma le unità campionarie possono entrare e uscire dal campione ogni anno. I problemi di composizione del campione sono noti a tutti gli addetti ai lavori, ma, in generale, si tende a trascurarne l'importanza; eppure, proprio l'utilizzo sempre più frequente dei dati RICA per studi di previsione relativi al settore agricolo, non solo econometrici, dovrebbe dare nuovo impulso al dibattito sulla metodologia di selezione delle imprese del campione che sta alla base di questa preziosissima fonte di informazioni.

Anche con riferimento alle informazioni raccolte per ciascuna azienda, la base dati della RICA soffre di alcune importanti carenze ai fini del suo utilizzo econometrico; la più importante di queste è sicuramente la mancanza di informazioni relative ai prezzi degli input variabili, un tassello indispensabile per studiare le relazioni di produzione all'interno dell'azienda (offerta degli output e/o domanda degli input).

Inoltre, l'uso di questi dati pone nuovi problemi dal punto di vista della loro trattazione econometrica. Il primo problema è quello di utilizzare tecniche che consentano di tener conto dell'eterogeneità esistente tra le aziende agricole. Nell'ambito dei metodi di stima tradizionali (minimi quadrati o massima verosimiglianza), questo problema è stato tipicamente affrontato mediante l'approccio cosiddetto degli "effetti fissi" (fixed effects) o mediante quello parallelo degli "effetti casuali" (random effects). In entrambi i casi, l'ipotesi di fondo è che, nelle equazioni del modello, l'eterogeneità tra aziende venga rappresentata da un unico parametro variabile, che nel primo caso incide semplicemente sull'intercetta delle equazioni del modello, mentre nel secondo è la realizzazione di una determinata distribuzione di probabilità. Nella letteratura relativa ai problemi di politica agraria si è fatto ricorso frequentemente a questo approccio, in particolare alla versione fixed effects, che ha l'indubbio pregio della semplicità, anche se è evidente come l'ipotesi che gli altri parametri siano comuni a tutte le aziende del campione rimanga piuttosto forte. Recentemente, è stata proposta una classe di metodi di stima che consente di tener conto in modo pieno dell'eterogeneità tra le aziende, attraverso la stima del valore atteso di tutti i parametri del modello e della loro distribuzione di probabilità, anche in presenza di un numero ridottissimo di osservazioni; queste metodologie rientrano nella classe delle stime di massima entropia generalizzata (Generalised Maximum Entropy), i cui principi sono illustrati nel lavoro di Oude Lansink (1999b).

Il secondo importante problema legato all'utilizzo dei dati aziendali è quello relativo al trattamento delle cosiddette "soluzioni d'angolo", cioè di quei casi in cui la soluzione di equilibrio riguardante alcune variabili endogene è nulla, e non cambia anche a fronte di variazioni significative nelle variabili esplicative. Questo problema, che in teoria può verificarsi con qualunque tipo di base dati, è particolarmente rilevante per quelli riguardanti singole unità decisionali. Un esempio tipico è quello in cui le aziende agricole scelgono di non produrre un determinato bene o di non utilizzare un determinato fattore di produzione, anche a fronte di variazioni non marginali nei prezzi relativi. La trattazione econometrica di questo tipo di soluzioni d'angolo è stata oggetto di un dibattito molto recente (Arias e Perali, 1999; Shonkwiler e Yen, 1999), la cui complessità esula dagli scopi di questa rassegna. In generale, negli studi di

politica agraria pubblicati fino ad oggi il problema è stato affrontato con soluzioni tecniche che hanno sempre puntato a minimizzarne le distorsioni, per poter così continuare ad utilizzare le metodologie di stima tradizionali.

III.1.4. L'utilizzo dei risultati

Avendo presente che le analisi di politica agraria si propongono come obiettivo generale quello di simulare scenari di cambiamento nel livello degli strumenti e/o nella loro tipologia, possiamo distinguere due tipi di approcci per l'utilizzo dei risultati dei modelli econometrici. Il primo, che per certi versi è il più naturale, è quello di utilizzare lo stesso modello stimato per effettuare simulazioni ad hoc. In questo caso, l'esercizio di simulazione richiede tipicamente la formulazione di ipotesi relative all'evoluzione di tutto l'insieme delle variabili indipendenti, che sarà costituito non solo dagli strumenti di politica agraria e/o commerciale, ma anche, in quasi tutti i modelli, dal livello dei prezzi.

Questo approccio ha ovviamente il vantaggio di riprodurre, anche negli scenari simulati, la stessa struttura del modello, e quindi le stesse ipotesi sul comportamento delle variabili coinvolte, nonché quello di utilizzare parametri che sono stati validati statisticamente all'interno di quella stessa struttura. Molto spesso, però, la complessità della costruzione di un modello di questo tipo costringe il ricercatore a concentrarsi soltanto su alcuni aspetti relativi al funzionamento degli strumenti di politica agraria, considerando come esogene tutta una serie di variabili, che, in realtà, sono anch'esse condizionate dai cambiamenti della politica agraria o dai mutamenti nello scenario economico generale. Si pensi ad esempio ai prezzi agricoli, che in molti modelli econometrici sono considerati esogeni, ma la cui evoluzione è ovviamente il risultato di un equilibrio di mercato su cui incidono moltissime variabili. I risultati delle simulazioni econometriche possono dunque soffrire di un eccesso di semplificazione, per cui la loro attendibilità dipende in misura molto forte dalle ipotesi formulate relativamente alle variabili esogene.

Per questa ragione, i risultati dei modelli, e in particolare i parametri stimati (ad esempio le elasticità), vengono spesso utilizzati come input per modelli diversi da quello che li ha generati.

Basta infatti scorrere gli altri capitoli di questo volume per verificare come le altre classi di modelli utilizzati nelle analisi di politica agraria, avendo una parte econometrica minima o addirittura

nulla, utilizzino valori desunti dalla letteratura econometrica come parametri esogeni che descrivono le relazioni fondamentali del modello. Questa modalità di utilizzo dei risultati ha delle forti controindicazioni, poiché, per definizione, qualunque valore stimato di un determinato parametro dipende sia dalla struttura del modello che lo ha generato, e quindi dalle ipotesi sottostanti relative al comportamento degli agenti economici, sia dai dati sui quali è stata effettuata la stima. Queste controindicazioni diventano particolarmente forti quando il modello che utilizza i risultati del lavoro econometrico si basa su ipotesi non consistenti con quelle del modello che ha generato i parametri (ad esempio quando le elasticità di breve periodo vengono utilizzate in modelli relativi al lungo periodo). Per queste ragioni, l'utilizzo dei risultati della letteratura econometrica come input per modelli di altro tipo dovrebbe essere estremamente cauto, e, in generale, dovrebbe contribuire a fornire unicamente un intervallo di valori "ragionevoli" per il parametro in questione, basato su una o più stime disponibili. Questo intervallo può essere utilizzato sia per analisi di sensitività del modello rispetto al valore del parametro, sia come indicazione di massima per desumere il valore numerico da utilizzare nel modello.

III.2. Modelli Arima Stagionali

Al fine di poter soddisfare le esigenze conoscitive indispensabili per poter approntare un opportuno piano d'azione i sistemi statistici nazionali rappresentano la fonte principale da cui trarre gli elementi d'informazione e d'analisi propedeutici alle elaborazioni di programmi gestionali di politiche di razionalizzazione e sviluppo del settore primario. Affinché tutto questo sia possibile, un ingrediente necessario dell'organizzazione gestionale deve essere la predisposizione di informazioni aggiornate sullo stato del sistema in tutti i suoi aspetti. I dati devono, perciò, essere raccolti non solo in modo tempestivo, ma devono anche essere velocemente trattati per fornire informazioni significative sui risultati attesi.

Purtroppo, non sempre la raccolta dei dati può avvenire in modo rapido ed efficiente. Spesso le difficoltà che si presentano nella fase di rilevazione possono portare a significativi ritardi nella disponibilità dell'informazione. Questi ritardi si ripercuotono

inevitabilmente sui tempi di programmazione e d'intervento, modificando la loro efficacia. E' chiaro, infatti, che se l'informazione disponibile e' "superata", le misure adottate sulla base di quell'informazione avranno effetti diversi da quelli desiderati.

Al fine di evitare questi inconvenienti o quantomeno mitigare il loro effetto si puo' far ricorso a metodi di stima del dato mancante o in ritardo. Una stima non potra' mai essere esatta, ma se l'errore che si commette e' trascurabile, essa fornisce un'indicazione che puo' risultare molto utile. La metodologia ARIMA che ci si propone di utilizzare in questo lavoro fa riferimento ai modelli previsionali. La loro utilita' nella programmazione di politiche di gestione non si esaurisce evidentemente nella stima di questi dati. La possibilita' di avere una stima dell'evoluzione futura del settore e' di fondamentale importanza per chi deve prendere decisioni, cosi' come la possibilita' di simulare gli effetti futuri degli interventi pianificati.

La logica che soggiace a tale approccio si basa sulla considerazione che la conoscenza di cio' che e' avvenuto determina cio' che avverra' secondo un principio di inerzia e di stabilita' delle leggi che conosciamo. Ovviamente, non tutti i fenomeni sono prevedibili allo stesso modo. Il loro grado di prevedibilita' dipende dalla maggiore o minore regolarita' presente nella loro evoluzione.

Possiamo distinguere due componenti nella dinamica di un fenomeno, una componente regolare che puo' essere spiegata e quindi prevista mediante opportuni modelli statistici e una componente casuale non spiegabile e non prevedibile. Quanto maggiore e' la rilevanza di quest' ultima componente, tanto minore sara' la capacita' previsiva del modello.

Il modello, inoltre, catturando la regolarita' insita nella serie storica, permette di dare una interpretazione e una formalizzazione alla dinamica del fenomeno. Il confronto fra modelli stimati su serie storiche diverse puo' quindi risultare utile per verificare eventuali similarita' nell'evoluzione dei fenomeni di cui le serie storiche sono una rappresentazione.

Infine, i modelli possono essere utilizzati per effettuare la destagionalizzazione delle serie storiche. Infatti, dal 1999 l'Istat

utilizza a tale scopo una procedura di tipo model-based, denominata Tramo-Seats. Essa si compone di due parti. La prima, rappresentata da Tramo (Time series Regression with Arima noise, Missing observation and Outliers), individua i modelli statistici che descrivono efficacemente l'evoluzione nel tempo della serie storica; mentre la seconda, rappresentata da Seats (Signal Extraction in Arima Time Series), effettua la vera e propria destagionalizzazione della serie utilizzando la struttura dei modelli statistici identificati in Tramo. Le serie destagionalizzate risultano particolarmente utili per valutare l'evoluzione nel tempo di un fenomeno. Infatti, mentre per le serie storiche "grezze" possono essere impiegate solo le variazioni percentuali tendenziali (calcolate rispetto allo stesso periodo dell'anno precedente), per le serie destagionalizzate e' possibile impiegare anche le variazioni percentuali congiunturali, calcolate rispetto al periodo immediatamente precedente. In questo modo si puo' disporre di una misura delle tendenze di breve periodo del fenomeno analizzato, non influenzata dall'evoluzione che esso ha presentato nel corso dell'anno precedente.

Obiettivo di questa parte del lavoro e' quello di fornire una base metodologica per la costruzione di modelli previsionali. A tale scopo sara' utilizzata la procedura Tramo-Seats integrata con una procedura tesa a verificare la stabilita' dei modelli ottenuti.

III.2.1. Metodologia utilizzata

La costruzione di modelli statistici per gli aggregati presentati nei capitoli successivi e' condotta sulla base della moderna analisi delle serie storiche. Secondo tale approccio, la serie storica, considerata come una realizzazione finita di un processo stocastico, per processi gaussiani stazionari, si presta ad essere rappresentata in modo statisticamente efficiente mediante un opportuno modello ARIMA (Piccolo, 1990). Affinché la serie storica possa essere considerata come la realizzazione finita di un processo stocastico, e' necessario depurare i dati dalla presenza di eventuali componenti deterministiche. Per tale motivo, i modelli utilizzati in questo lavoro sono costituiti da una componente deterministica, che misura l'effetto dei giorni di calendario, delle festività mobili (la Pasqua) e di eventuali valori anomali, e da una componente stocastica, spiegata

mediante i modelli Arima. Modelli di questo tipo sono noti in letteratura come modelli di regressione lineare con errori Arima o, piu' brevemente, modelli RegArima (Planas, 1997).

L'identificazione di tali modelli, in particolare per quanta riguarda la componente Arima, andrebbe condotta utilizzando la procedura proposta da Box e Jenkins (1970). Si tratta di una procedura caratterizzata, almeno nella fase di identificazione, da un alto grado di "soggettivita", in quanto la scelta delle componenti del modello dipende non solo dal confronto fra il comportamento teorico delle funzioni di autocorrelazione e le risultanze empiriche, ma anche dalle conoscenze sul fenomeno in possesso del ricercatore. Cio' rappresenta, da un lato, un vantaggio della procedura, in quanta permette di tenere conto della specificita' del fenomeno oggetto di studio, e, dall'altro, un limite al suo utilizzo quando si deve trattare con grosse quantita' di serie storiche.

Per questo motivo, nel presente lavoro, la costruzione dei modelli e stata effettuata mediante una procedura automatica, la procedura Tramo-Seats (Gomez e Maravall, 1997). Tale procedura e' quella ufficialmente utilizzata dall'Istat dal 1999 per la destagionalizzazione delle serie storiche.

Tale scelta e stata condivisa ed adottata anche da altri istituti nazionali di statistica e dall'Ufficio statistico della comunita' europea (Eurostat). Infatti, il presente lavoro e' stato svolto utilizzando il software Demetra 2.04, un'interfaccia grafica per Windows di Tramo-Seats, sviluppata proprio per l'Eurostat da Jens Dosse, Servais Hoffmann ed altri.

Una volta ottenuti i modelli per le serie storiche, questi sono stati sottoposti ad una procedura in tre fasi tesa a confermare le ipotesi di base formulate sulla distribuzione dei residui e a verificare la stabilita' dei modelli nel tempo. Tutti i modelli che hanno soddisfatto i criteri di accettabilita' relativi alla procedura di verifica sono stati utilizzati per la stima delle serie destagionalizzate e per le previsioni. Queste stime sono ottenute sempre mediante il software Demetra 2.0.

III.2.2. Struttura del modello RegArima

Considerando il generico vettore delle osservazioni della serie originale (o della sua trasformazione logaritmica):

$$z = (z_{t_1}, \dots, z_{t_M}) \quad \text{con } 0 < t_1 < \dots < t_M,$$

il modello di regressione utilizzato assume la seguente forma:

$$z_t = y_t' \beta + v_t \quad (1.1)$$

dove $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_n)'$ identifica il vettore dei coefficienti di regressione, $y' = (y_{1t}, \dots, y_{nt})$ il vettore dei regressori e v_t il vettore degli errori del modello. La componente Vt segue il generico processo Arima

$$\varphi(B)\delta(B) = \vartheta(B) + a_t \quad (1.2)$$

dove B e' l'operatore ritardo; $\varphi(B)$, $\delta(B)$ e $\vartheta(B)$ sono polinomi finiti in B e a_t e' un'innovazione di tipo white-noise n.i.i.d. $(0, \sigma_a^2)$. In particolare, $\delta(B)$ ha radici sul cerchio unitario, essendo associato alle operazioni di differenziazione (regolare e stagionale) della serie originale, mentre $\varphi(B)$ e $\vartheta(B)$ hanno radici esterne al cerchio unitario, essendo associati rispettivamente alle componenti autoregressiva e media mobile (regolari e stagionali):

$$\begin{aligned} \delta(B) &= \nabla^d \nabla_s^D = (1-B)^d (1-B^s)^D \\ \varphi(B) &= \phi(B)\Phi(B) = (1 + \phi_1 B + \dots + \phi_p B^p)(1 + \Phi_1 B^s + \dots + \Phi_P B^{sP}) \\ \vartheta(B) &= \theta(B)\Theta(B) = (1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q)(1 + \Theta_1 B^s + \dots + \Theta_Q B^{sQ}) \end{aligned}$$

dove s indica il numero di osservazioni per anno, p e q gli ordini delle componenti regolari e P e Q quelli delle componenti stagionali. Infine, il modello puo' contenere una costante μ , pari alla media della serie differenziata.

III.2.3. Componente deterministica

Per poter stimare correttamente un modello Arima sulla componente v_t , la serie storica va depurata dalla componente deterministica. Gli effetti deterministici presi in considerazione sono

l'effetto giorni di calendario, l'effetto Pasqua e la presenza di valori anomali.

A) Effetto giorni di calendario

L'andamento di molte serie economiche di flusso è influenzato dalla composizione del calendario nei singoli periodi. Anche il settore dell' Agricoltura ne potrebbe esserne influenzato, in particolare per quanta riguarda le serie a livello disaggregato. Ciò significa che la struttura del calendario potrebbe portare ad una sopravvalutazione (sottovalutazione) della produzione in quei periodi che presentano un numero minore (maggiore) di fine settimana. Per tale motivo, in tutti i modelli è stata testata la significatività statistica di un regressore che tenesse conto di questo possibile effetto.

B) Effetto Pasqua

Un ulteriore effetto preso in considerazione è quello relativo alla Pasqua. Un effetto deterministico particolare in quanto, a differenza delle festività natalizie che riguardano sempre il mese di dicembre, le festività pasquali, essendo variabili, possono avere un effetto sia nel mese di marzo che in quello di aprile, creando qualche instabilità nelle dinamiche stagionali. Per questo motivo è importante rimuovere il loro effetto dalla serie originale. L'effetto Pasqua riguarda il periodo di tempo che intercorre tra n giorni prima della Pasqua ed il sabato, vigilia di Pasqua. La presente analisi è stata condotta ponendo $n = 6$, in considerazione del fatto che il turismo pasquale, concentrato prevalentemente nella settimana di Pasqua, può influire sul mercato in seguito ad un aumento della domanda di prodotti agricoli. Anche in questo caso, quindi; è stata testata la significatività statistica di un regressore che tenesse conto di questo effetto.

C) Valori anomali

È noto che molte serie economiche sono soggette a variazioni improvvise (temporanee o permanenti) dovute sia all'influenza di eventi eccezionali, quali scioperi e/o calamità naturali, sia a cambiamenti legislativi o di politica economica, sia alla presenza di errori di diverso tipo nei dati osservati. I loro effetti sulla dinamica della serie storica si manifestano sotto forma di singole occorrenze o sequenze di valori anomali (outliers), o di cambi di livello della serie a partire da uno specifico istante temporale. La presenza di questi

valori anomali puo' avere un impatto diretto sull'adeguatezza del modello Arima per la serie osservata e sull'efficienza della sua stima; pertanto e' fondamentale eliminare il loro effetto prima di procedere all'identificazione del modello.

Nella presente analisi sono stati presi in considerazione tre tipi di valori anomali: outlier additivo, cambio temporaneo e cambio di livello. Un outlier additivo (*AO: additive outlier*) e' in grado di catturare un singolo valore anomalo nei dati, un cambio temporaneo (*TC: transitory change*) un singolo valore anomalo seguito da un lento ritorno all'andamento originale, e un cambio di livello (*LS: level shift*) un cambio permanente nellivello della serie. L'individuazione dei valori anomali si basa sulla procedura descritta in Chen e Liu (1993). Tale procedura rileva la presenza di un outlier ogni volta che il *t-value* dello stimatore utilizzato eccede un determinato valore critico. La scelta di questo valore avviene all'interno dell'intervallo in base al livello di sensibilita' che si vuole ottenere: maggiore e' il valore critico, minore e' la sensibilita'. Nel presente lavoro si e' optato per una sensibilita' medio-alta con un valore critico pari a 3,2.

III.2.4. Componente stocastica

Una volta depurata la serie z_t dagli effetti deterministici, si ottiene la cosiddetta serie linearizzata v_t sulla quale e' possibile stimare un opportuno modello Arima.

Affinche' la componente stocastica v_t della serie originale possa essere rappresentata mediante un modello Arima, e' necessario che siano soddisfatte le condizioni di stazionarieta' in media e in varianza. Mentre la non stazionarieta' in media puo' essere affrontata e risolta mediante gli stessi modelli Arima tramite la loro componente integrata, il problema della non stazionarieta' in varianza va invece risolto o quantomeno mitigato mediante un approccio preliminare. Nella presente analisi, il problema della eteroschedasticita' e' stato affrontato utilizzando la trasformazione logaritmica. La necessita' di operare o meno tale trasformazione e stata testata sulla base di una regressione di tipo "range mean" e del criterio *BIC*.

L'identificazione automatica del modello Arima e' condotta in due step successivi. Il primo identifica il polinomio non stazionario

$\delta(B)$ del modello (1.2). Cio' avviene mediante un processo iterativo su una sequenza di modelli AR ed Arma (1,1) (con media) con struttura moltiplicativa quando il dato e' stagionale e additiva altrimenti. L'ordine massimo della differenza regolare e pari a 2; mentre, quello della differenza stagionale e pari ad 1:

$$\delta(B) = (1-B)^d(1-B^s)^D \quad d \leq 2, D \leq 1$$

Il secondo step identifica un modello Arma per la serie stazionaria (corretta dagli effetti degli outlier e di altri regressori) seguendo la procedura Hannan-Rissanen (Hannan e Rissanen, 1982), con un miglioramento che consiste nell'utilizzare il filtro di Kalman (si veda Harvey, 1989) per calcolare i residui iniziali nel calcolo dello stimatore della varianza delle innovazioni del modello. In pratica, l'identificazione del generico modello

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)x_t = \theta_q(B)\Theta_q(B^s)a_t \quad (1.3)$$

che coincide con la ricerca dell'ordine dei parametri (p, q) e (P, Q) , si svolge all'interno di un intervallo definito dall'ordine massimo che i parametri possono assumere, 3 per le componenti regolari e 2 per quelle stagionali:

$$0 \leq (p, q) \leq 3, \quad 0 \leq (P, Q) \leq 2.$$

All'interno di questo intervallo, vengono identificati alcuni possibili modelli attraverso una procedura sequenziale che consiste nel fissare i polinomiali regolari per ottenere quelli stagionali, e viceversa. Fra questi, il modello finale viene scelto sulla base del criterio *Bic*, con alcuni possibili vincoli mirati ad incrementare la parsimonia e favorire modelli "bilanciati" (ordini simili per le componenti AR ed MA).

La stima dei parametri del modello e ottenuta, infine, mediante il metodo della massima verosimiglianza esatta descritta da Gomez e Maravall (1994). Nello stesso articolo viene presentata un'estensione al caso dei modelli non stazionari dell'approccio di Jones (1980) per il trattamento dei dati mancanti. Tale approccio, che consiste nell'ignorare i dati mancanti, e' implementato all'interno della procedura di stima di Tramo.

III.2.5. Procedura di verifica

Prima di procedere alla stima delle serie destagionalizzate e delle previsioni, i modelli ottenuti sono stati sottoposti ad una procedura di verifica suddivisa in tre fasi. Nella prima fase sono stati svolti una serie di test per verificare le ipotesi di incorrelazione, indipendenza e normalità dei residui. I test adoperati sono i seguenti:

- test di Ljung-Box e Box-Pierce sui residui, che permettono di evidenziare eventuali strutture lineari nei residui;
- test di Ljung-Box e Box-Pierce sui residui al quadrato, che permettono invece di evidenziare eventuali strutture non lineari nei residui;
- test di asimmetria e Curtosi, che permettono di confrontare i rispettivi coefficienti stimati con quelli della distribuzione normale, pari rispettivamente a 0 e 3;
- test di Jarque-Bera, che combina i due coefficienti precedenti e permette quindi di confrontare la distribuzione dei residui con quella della normale.

Tutti quei modelli per i quali si è avuto un risultato negativo in almeno tre dei suddetti test al livello di significatività del 5% o in almeno uno al livello di significatività dello 0,1% sono stati rifiutati. Un'ulteriore condizione che i modelli hanno dovuto soddisfare per essere considerati accettabili ha riguardato la percentuale di outlier rilevati sul totale delle osservazioni, che doveva essere inferiore al 5% previsto di default dal programma.

Per tutti i modelli che hanno soddisfatto i suddetti criteri di accettabilità, si è proceduto, nelle successive fasi, ad effettuare ulteriori test tesi a verificare la stabilità dei modelli stessi. La stabilità di un modello è un requisito indispensabile affinché questo possa essere utilizzato per fini previsionali.

Per effettuare questi test, si è seguito un approccio empirico molto comune che consiste nel suddividere l'insieme di osservazioni in due gruppi, uno per stimare il modello e l'altro per testarlo.

Nella seconda fase, i modelli ottenuti sull'intero set di osservazioni sono stati, quindi stimati nuovamente eliminando i dati dell'ultimo anno. In questo modo, si e' potuto verificare se questi modelli risultassero ancora accettabili sulla base di un diverso intervalli temporale.

Nella terza ed ultima fase si e' verificata la stabilita dei parametri mediante il "Chow forecast test". Questo test effettua un confronto fra i residui stimati sull'intero set di osservazioni e quelli stimati sul set di dati ridotto. Ovviamente, una differenza marcata fra questi due insiemi di valori pone evidenza in favore dell'esistenza di un cambiamento strutturale nell'evoluzione del fenomeno esaminato e, di conseguenza, dell'assenza di stabilita' nel modello utilizzato. Il livello di significativita scelto per questo test e' 5%.

III.2.6. Procedura di destagionalizzazione

I modelli che hanno soddisfatto i criteri di accettabilita, previsti dalla procedura di verifica esposta nel precedente paragrafo, possono essere utilizzati per la destagionalizzazione delle serie storiche e per le previsioni.

Ai fini della destagionalizzazione si suppone che ogni serie storica a cadenza infrannuale sia rappresentabile come una combinazione di diverse componenti, non osservabili direttamente:

- Trend
- Ciclo
- Stagionalita'
- componente irregolare.

La procedura Tramo-Seats prevede due tipi di legame fra le componenti: additivo (1.4) e moltiplicativo (1.5):

$$z_t = R_t + T_t + S_t + I_t \quad (1.4)$$

$$z_t = R_t * T_t * S_t * I_t \quad (1.5)$$

dove z_t e' la serie originaria, T_t il trend-ciclo, S_t la componente stagionale e I_t la componente irregolare; R_t rappresenta gli effetti

deterministici. L'applicazione della (1.5) e' analoga alla (1.4) se si considerano i logaritmi delle variabili. La serie destagionalizzata, sa_t , e' la somma del trend-ciclo e della componente irregolare:

$$sa_t = T_t + I_t \quad (1.6)$$

Il procedimento in base al quale Seats perviene alla estrazione della serie destagionalizzata, parte dal modello Arirna identificato e stimato da Tramo per la componente stocastica v_t che e' del tipo:

$$\psi(B)v_t = \vartheta(B)a_t \quad (1.7)$$

dove: $\psi(B) = \varphi(B)\delta(B)$ nella (1.2).

Seats scompone la serie v_t in maniera tale che ogni componente segua un modello Arima:

$$\psi_T(B)T_t = v_T(B)a_{Tt}, \psi_S(B)S_t = v_S(B)a_{St} \quad \text{e} \quad I_t = u_t$$

dove a_{Tt} , a_{St} , u_t , sono errori *white noise* e i due polinomi $\psi_T(B)$ e $\psi_S(B)S_t$ non hanno radici in comune. Pertanto la serie v_t viene espressa da Seats come:

$$v_t = \frac{\vartheta(B)}{\varphi(B)} a_t = \frac{\vartheta_T(B)}{\varphi_T(B)} a_{Tt} + \frac{\vartheta_S(B)}{\varphi_S(B)} a_{St} + u_t \quad (1.8)$$

In altri termini, si ipotizza che le componenti seguano modelli Arima coerenti con il modello Arima seguito dalla serie v_t .

La scomposizione effettuata da Seats si basa sull' analisi della serie nel dominio delle frequenze. La funzione di densità spettrale permette, infatti, di evidenziare la presenza di una determinata componente e di valutarne il peso in termini di spiegazione della varianza del processo. In particolare, la presenza di un eventuale trend e' rilevata da un picco nella funzione di densità spettrale in corrispondenza della frequenza $w = 0$; la componente stagionale : cattura, invece, i picchi spettrali in corrispondenza delle frequenze stagionali; mentre, la componente irregolare, che si distribuisce come un *white noise*, presenta uno spettro piatto (Piccolo, 1990, cap. 5).

Se lo spettro di tutte le componenti e' non negativo, allora la scomposizione e' detta ammissibile. Ad ogni modello Arima per la serie v_t sono associate infinite scomposizioni ammissibili del tipo (1.8). Esiste cioe' un problema di sovraidentificazione. E' possibile, inoltre, dimostrare che le scomposizioni ammissibili sono uguali tra loro a meno di quote della varianza totale imputabili alle diverse componenti. Una possibile soluzione al problema consiste nello scegliere quella scomposizione ammissibile che assegna la maggior quota di varianza alla componente irregolare. In questo modo, si massimizza la varianza della componente irregolare e si rendono il piu' stabile possibile le altre componenti. Tale scomposizione viene detta *canonica* ed e' quella effettivamente utilizzata da Seats.

Si noti che se il modello identificato in Tramo non ammette alcuna scomposizione ammissibile, Seats modifica opportunamente tale modello ottenendone uno con tale proprieta'.

Una volta identificati i modelli Arima per le singole componenti, Seats effettua la loro stima mediante l'impiego di opportuni filtri lineari, derivati dai modelli Arima stessi. Un filtre lineare $\lambda(B)$ invariante rispetto al tempo pub essere espresso come:

$$\lambda(B) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \lambda_k B^k \quad (1.9)$$

dove i pesi λ_k sono numeri reali tali che $\lambda(B) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \lambda_k^2 < \infty$

L'uso dei filtri consente di esplicitare gli stimatori di ogni singola componente. In particolare Seats utilizza il filtro di Wiener-Kolmogorov (WK), che e' simmetrico, infinito e convergente (si veda Planas, 1997, cap. 6) e consente di ottenere lo stimatore ottimale delle componenti. Poiche' la proprieta' della convergenza implica che il valore assoluto dei pesi tende a zero al tendere di k a $+\infty$ o $-\infty$, nelle applicazioni vengono utilizzati filtri "troncati": il punto in cui viene troncato il filtro dipende dal numero di osservazioni di cui si dispone. Per una generica componente C_t , il corrispondente stimatore e' dato da:

$$E(C_t / v_1, \dots, v_T) = \alpha_c(B)v_t$$

dove $a_c(B)$ e' un polinomio nell'operatore ritardo B .

Gli stimatori ottenuti possono essere di vario tipo a seconda dell'istante temporale t per il quale si vuole ottenere una stima. Indicando con T l'ultimo istante temporale per il quale si dispone di osservazioni, gli stimatori possono essere suddivisi in:

- stimatori preliminari se $t < T(\hat{C}_{t/T})$;
- stimatori *concurrent* se $t < T(\hat{C}_{t/T})$;
- stimatori finali se $T \rightarrow \infty(\hat{C}_t)$.

Inoltre, quando $t > T$ lo stimatore rappresenta la previsione della componente rispetto a $t - T$ periodi in avanti. Una volta effettuata la decomposizione del modello Arima associato alla serie linearizzata v_t , Seats procede all'assegnazione delle componenti deterministiche precedentemente rilevate. In particolare, gli outlier di tipo LS sono assegnati alla componente ciclo-trend, l'effetto giorni di calendario e l'effetto Pasqua alla componente stagionale, e gli outlier di tipo AO e TC a quella irregolare.

Utilizzando la metodologia esposta, sono stati identificati e stimati, mediante la procedura Tramo-Seats, i modelli per le serie oggetto di analisi. I modelli sono stati, quindi, sottoposti alle tre fasi della procedura di verifica e quelli risultati non accettabili sono stati modificati e testati nuovamente. Il trattamento dei modelli rifiutati e' stato comunque condotto tramite la procedura Tramo-Seats.

III.3. Modelli VAR e Decomposizione Della Varianza

Un modello VAR, o Vector Autoregression, è un sistema di equazioni simultanee nella forma:

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{c} + \Phi(L)\mathbf{Y}_{t-1} + \varepsilon_t = \mathbf{c} + \Phi_1\mathbf{Y}_{t-1} + \dots + \Phi_p\mathbf{Y}_{t-p} + \varepsilon_t$$

dove, per un VAR(p), $\Phi(L) = \sum_{i=0}^{p-1} \Phi_i L^i$ è un polinomio matriciale di ordine p nell'operatore ritardo L (ossia, l'operatore tale che $L^i \mathbf{Y}_t = \mathbf{Y}_{t-i}$); \mathbf{Y}_t è un vettore di variabili nella forma:

$$\mathbf{Y}_t = \begin{bmatrix} y_{1t} \\ \vdots \\ y_{nt} \end{bmatrix}$$

e ε_t è un vettore conforme di disturbi stocastici tali che $\mathbf{E}(\varepsilon_t) = \mathbf{0}$ e $\mathbf{E}(\varepsilon_{it}^2) = \sigma_i^2$, $i = 1, \dots, n$. Si osservi che gli elementi del vettore ε_t non sono necessariamente incorrelati, ossia in generale $\mathbf{E}(\varepsilon_{it}\varepsilon_{jt}) = \sigma_{ij} \neq 0$ per elementi di ε indicizzati da i, j , con $j \neq i$; per contro, per ipotesi nessuna delle componenti del vettore ε esibisce correlazione seriale, ossia $\mathbf{E}(\varepsilon_{it}\varepsilon_{i\tau}) = 0$, per ogni i , per ogni $\tau \neq t$.

I modelli VAR sono stati introdotti da Christopher Sims in uno storico articolo pubblicato su *Econometrica* nel 1980, che proponeva una critica dei modelli strutturali di equazioni simultanee, allora il principale strumento di analisi econometrica nell'ambito della macroeconomia. In particolare, i modelli VAR risultano nel complesso più semplici rispetto ai modelli strutturali, e la loro performance in termini di capacità previsiva di variabili macroeconomiche appare migliore. Per contro, un evidente limite dei modelli VAR è che, a differenza del caso dei modelli strutturali, un'espressione come quella sopra (detta forma ridotta) non è in generale giustificabile dal punto di vista teorico.

III.3.1. Rappresentazioni

La rappresentazione di un modello VAR(p) presentata sopra è nota come forma ridotta. Esistono due ulteriori rappresentazioni, la forma strutturale e la forma finale.

La forma strutturale di un modello VAR(p) è una scrittura del tipo:

$$A_0 \mathbf{Y}_t = \mathbf{m} + A(L) \mathbf{Y}_{t-1} + u_t$$

dove \mathbf{m} è in generale diverso dal vettore di costanti della forma ridotta \mathbf{c} , A_0 identifica le relazioni strutturali (cioè aventi una giustificazione teorica) contemporanee tra le diverse componenti di \mathbf{Y}_t , e il vettore dei disturbi u_t è un rumore bianco, e in particolare ha componenti tra loro incorrelate: $E[u_{it}u_{jt}] = 0$ per $j \neq i$. Non sempre le relazioni strutturali incorporate nella matrice A_0 sono note; questa difficoltà si riflette nei problemi relativi all'identificazione del modello VAR, nonché nel calcolo delle funzioni di risposta a un impulso (in inglese impulse response functions). In generale, inoltre, la teoria non specifica le relazioni strutturali implicite nel polinomio matriciale $A(L)$ al secondo membro dell'espressione sopra; questo problema ha tuttavia una minore rilevanza.

Chiaramente è possibile passare dalla forma strutturale alla forma ridotta, premoltiplicando per l'inversa della matrice A_0 :

$$\mathbf{Y}_t = A_0^{-1}\mathbf{m} + A_0^{-1}A(L)\mathbf{Y}_{t-1} + A_0^{-1}u_t = \mathbf{c} + \Phi(L)\mathbf{Y}_{t-1} + \varepsilon_t$$

L'espressione sopra può essere riscritta come:

$$(I - \Phi(L)L)\mathbf{Y}_t = \mathbf{c} + A_0^{-1}u_t$$

Da cui si ottiene la forma finale del modello VAR(p), o rappresentazione di Wold:

$$\mathbf{Y}_t = (I - \Phi(L)L)^{-1}\mathbf{c} + (I - \Phi(L)L)^{-1}A_0^{-1}u_t = \mu + \Psi(L)u_t$$

dove $\Psi(L)$ è un polinomio matriciale nell'operatore L di ordine infinito, e μ è il valore atteso non condizionato di \mathbf{Y}_t . In altre parole, il VAR(p), processo vettoriale autoregressivo di ordine finito, è equivalente a un processo in media mobile di ordine infinito.

III.3.2. Stima dei coefficienti della forma ridotta e inferenza

Il modello VAR(p) in forma ridotta può scriversi come:

$$\begin{aligned} y_{1t} &= c_1 + \varphi_{11}^{(1)}y_{1t-1} + \dots + \varphi_{1p}^{(p)}y_{1t-p} + \varepsilon_{1t} \\ &\vdots \\ y_{nt} &= c_n + \varphi_{n1}^{(1)}y_{1t-1} + \dots + \varphi_{np}^{(p)}y_{nt-p} + \varepsilon_{nt} \end{aligned}$$

Osservando che al secondo membro di ogni equazione figurano le stesse variabili, il VAR(p) risulta equivalente a un modello SURE (dall'inglese Seemingly Unrelated Regression Equations), i cui coefficienti possono essere stimati considerando ogni equazione come una regressione lineare standard, indipendentemente dalle altre.

In particolare, gli stimatori OLS ottenuti con il metodo dei minimi quadrati/massima verosimiglianza risultano consistenti; le consuete statistiche t sui coefficienti di regressione, nonché le statistiche F per l'esistenza di regressione, possono essere utilizzate. Si osservi che questo è possibile soltanto se non si impone alcuna restrizione al modello (ossia, non si sa in partenza che uno o più dei coefficienti $\varphi_{ij}^{(k)}$ sono nulli, così da assicurare la presenza delle stesse variabili al secondo membro di ogni equazione).

III.3.3. Companion form e impulse response functions

L'espressione per la forma ridotta di un modello VAR(p) può essere riscritta, accorpendo p espressioni vettoriali, nella seguente forma, nota con termine inglese come companion form:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Y}_t \\ \mathbf{Y}_{t-1} \\ \vdots \\ \mathbf{Y}_{t-p+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{c} \\ \mathbf{0} \\ \vdots \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Phi_1 & \Phi_2 & \cdots & \Phi_{p-1} & \Phi_p \\ I & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & I & \cdots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & I & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_{t-1} \\ \mathbf{Y}_{t-2} \\ \vdots \\ \mathbf{Y}_{t-p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} A_0^{-1} u_t \\ \mathbf{0} \\ \vdots \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$$

dove I denota la matrice identità. Si adotti ora per la companion form la notazione:

$$\mathbf{Z}_t = \lambda + \mathbf{FZ}_{t-1} + \xi_t$$

dove $\mathbf{E}[\xi_t] = \mathbf{0}$, ed essendo $\xi = [\xi_1', \dots, \xi_T']'$, si ha: $\mathbf{E}[\xi\xi'] = \Sigma \otimes I_T$, dove Σ è la matrice varianze-covarianze dei disturbi ε e \otimes denota il prodotto di Kronecker. In questo modo è possibile trattare le (complicate) espressioni di un VAR di arbitrario

ordine p come un'espressione di ordine 1, sulla base della companion form.

Si consideri ora il problema di determinare l'effetto nel tempo di uno shock strutturale, ossia uno shock proveniente da uno dei disturbi strutturali u_t , sulle variabili del sistema; si supponga per il momento nota la matrice A_0 che propaga gli shock al sistema. Dall'espressione sopra è chiaro che all'istante t si avrà:

$$\Delta Z_t = \Delta \xi_t$$

All'istante $t + 1$ si avrà:

$$\Delta Z_{t+1} = F \Delta Z_t = F \Delta \xi_t$$

Iterando, in generale si avrà:

$$\Delta Z_{t+k} = F^k \Delta \xi_t$$

Ma considerando la relazione tra la forma ridotta del modello VAR e la companion form, si ha che l'effetto di uno shock strutturale, ossia in una delle componenti del vettore u_t , dopo k periodi, sarà descritto per ciascuna variabile del sistema tramite il prodotto tra il vettore degli shock:

$$A_0^{-1} \Delta u_t = A_0^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ \Delta u_{jt} \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

e il blocco di dimensioni $n \times n$ in alto a sinistra nella matrice F^k . Il valore di tale effetto, per diversi valori di k , è detto impulse response function (o IRF, dall'espressione inglese per funzione di risposta a un impulso). È comune in letteratura riportare illustrate non solo le IRF, ma anche le IRF cumulate, date dalla somma dei valori della IRF per una serie di indici temporali; com'è facile intuire, le IRF cumulate indicano l'effetto cumulato di uno shock strutturale sulla/e serie di interesse.

III.3.4. Il problema dell'identificazione e i VAR strutturali

Si consideri un modello VAR in forma ridotta; dalla relazione tra quest'ultima e la forma strutturale si ha:

$$\varepsilon_t = A_0^{-1} u_t$$

Sia $\Gamma = A_0^{-1}$ per semplicità di notazione. Dall'espressione sopra segue che:

$$E(\varepsilon_t \varepsilon_t') = \Gamma E(u_t u_t') \Gamma' = \Gamma \Sigma \Gamma'$$

dove, per le ipotesi sulla distribuzione del vettore di disturbi strutturali u_t , Σ è una matrice diagonale. Nel caso di un VAR con 3 variabili, si avrà, in particolare:

$$E(\varepsilon_t \varepsilon_t') = \begin{bmatrix} 1 & \gamma_{12} & \gamma_{13} \\ \gamma_{21} & 1 & \gamma_{23} \\ \gamma_{31} & \gamma_{32} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \gamma_{21} & \gamma_{31} \\ \gamma_{12} & 1 & \gamma_{32} \\ \gamma_{13} & \gamma_{23} & 1 \end{bmatrix}$$

dove la matrice Γ è stata opportunamente normalizzata. Si hanno dunque 9 parametri distinti: $\gamma_{12}, \gamma_{13}, \gamma_{21}, \gamma_{23}, \gamma_{31}, \gamma_{32}, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \sigma_3^2$, ma soltanto 6 equazioni di stima (le 3 relative alla forma ridotta del VAR, i cui parametri possono essere stimati separatamente, più quelle derivanti dall'espressione sopra). Dunque non tutti i parametri strutturali del sistema possono essere identificati. Questo è più che un problema meramente accademico, in quanto senza conoscere i coefficienti strutturali non è possibile calcolare le impulse response functions (si veda sopra), che sono l'oggetto di principale interesse di chi applica i VAR nella pratica.

Una possibile soluzione è quella di ipotizzare che la matrice $\Gamma = A_0^{-1}$ sia triangolare inferiore:

$$\Gamma = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \gamma_{21} & 1 & 0 \\ \gamma_{31} & \gamma_{32} & 1 \end{bmatrix}$$

così che il numero di parametri da stimare si riduce a 6, e si ha esatta identificazione. Questa strategia è nota come decomposizione di Cholesky, o Cholesky causal chain. Sulla base di tale ipotesi, si possono stimare i parametri strutturali come segue: in primo luogo, si osserva che i residui $\hat{\varepsilon}_i$ delle equazioni della forma ridotta sono stime consistenti dei disturbi ε_i (si adotta la convenzione per cui i simboli con $\hat{\varepsilon}$ denota la stima di ε , e così via); dunque essendo A_0 triangolare inferiore si ha:

$$\hat{\varepsilon}_1 = \hat{u}_1$$

Si utilizza questa stima nella seconda equazione della forma strutturale; in particolare, u_2 è stimato tramite i residui della regressione:

$$\hat{\varepsilon}_2 = \gamma_{21}\hat{u}_1 + u_2$$

Ottenendo inoltre la stima del coefficiente γ_{21} . Iterando questa procedura, si stimerà u_3 tramite i residui della regressione:

$$\hat{\varepsilon}_3 = \gamma_{31}\hat{u}_1 + \gamma_{32}\hat{u}_2 + u_3$$

E così via. Le varianze σ_i^2 degli u_i , $i = 1, \dots, n$ possono essere stimate tramite il consueto stimatore della varianza dei disturbi in una regressione lineare.

L'aspetto problematico di una soluzione di questo tipo è che in genere non ci sono ragioni teoriche per cui la matrice A_0^{-1} , che incorpora una serie di relazioni strutturali (e che dunque dovrebbero avere fondamento teorico), debba avere forma triangolare inferiore. Ciononostante, nella pratica la decomposizione di Cholesky è utilizzata da numerosi software statistici, se non altro per la sua semplicità.

Un'alternativa che non sacrifica la teoria è quella di formulare un modello economico (o utilizzare un modello noto) che giustifichi una serie di restrizioni sui valori dei parametri, che possano essere utilizzate per conseguire l'identificazione del modello. Ad esempio, la teoria economica potrebbe implicare che la matrice A_0^{-1} sia simmetrica, così che, nell'esempio sopra, $\gamma_{21} = \gamma_{12}$, $\gamma_{31} = \gamma_{13}$ e $\gamma_{23} = \gamma_{32}$: il numero dei parametri da stimare si riduce ancora a 6, conseguendo l'esatta identificazione del modello. Questo approccio porta alla formulazione di modelli VAR strutturali. Tuttavia, in questo caso non sono date strategie generali, ma la soluzione dipenderà dal particolare problema oggetto di studio.

III.4. Diagnostica RMSE e U Di Theil's: indicatori di abilità previsiva del modello

Ottenuto un modello soddisfacente per il “periodo di stima”: 1, 2, ..., T, questo modello può essere impiegato in un esercizio di previsione per un “periodo di previsione” successivo a quello di stima. Tale esercizio è definito di previsione *ex post* perché si riferisce a risultati che si sono già realizzati e, quindi, noti al ricercatore (ma non alla specificazione e alle stime del nostro modello). Evidentemente, quando si produce una previsione *ex post*, si può confrontare tale previsione (in seguito indicata con P_i) con ciò che si è effettivamente realizzato (in seguito, A_i).

Prima del suo utilizzo in previsioni *ex ante* (cioè previsioni di un futuro a noi sconosciuto) delle variabili di interesse, è importantissimo valutare la qualità del modello in termini di abilità previsiva mediante una serie di indicatori descrittivi quali, ad esempio, gli *inequality coefficient and proportions of inequality* di Theil (1965). Supponiamo di disporre di h coppie di valori di tipo (P_i, A_i) – dove con h si indica l'orizzonte previsivo ($i=T+1, T+2, \dots, T+h$) – e P_i, A_i rappresentano i valori previsti e storici, rispettivamente, della variabile dipendente del modello; infine T è l'ultima osservazione del periodo di stima. Il coefficiente di *inequality* di Theil (definito con U) sarà dato dal rapporto tra l'errore quadratico medio (RMSE) e la somma delle medie quadratiche della previsione (RMSP) e della storia (RMSA). Dove:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^h (P_i - A_i)^2}{h}} = \sqrt{\text{MSE}}$$

$$\text{RMSP} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^h P_i^2}{h}}$$

$$\text{RMSA} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^h A_i^2}{h}}$$

da cui:

$$U = \frac{\text{RMSE}}{\text{RMSP} + \text{RMSA}}$$

Per definizione, U è sempre compreso fra zero ed uno. In particolare se $U=0$ allora l'adattamento di P_i a A_i è perfetto ($A_i=P_i$ per tutti gli i), mentre, d'altra parte, se $U=1$ la performance previsiva del modello è la peggiore immaginabile: i valori simulati sono uguali a zero mentre i corrispondenti valori storici non lo sono. Quando le grandezze P_i e A_i sono espresse in tassi di variazione (oppure in differenze prime), P_i uguale a zero equivale ad una particolare previsione *naive*, in cui si

ipotizza che il livello della variabile non si modifichi nel futuro, essendo nulla la previsione del suo tasso di crescita (oppure della sua variazione).

Il coefficiente U può essere scomposto, a partire dal quadrato del suo numeratore (MSE) in tre parti:

$$MSE = (P_M - A_M)^2 + (S_P - S_A)^2 + 2(1-r)S_P S_A$$

dove P_M e A_M sono i valori medi, S_P S_A le deviazioni standard delle variabili P e A , e r il loro coefficiente di correlazione. A questo punto, normalizzando per MSE le precedenti componenti, si ottiene la relazione:

$$U^M = \frac{(P_M - A_M)^2}{MSE}$$

che rappresenta la quota dell'errore quadratico medio dovuto alla distorsione (rappresentata dalla distanza fra i due valori medi, simulati e storici). $U^M=0$ indica che i valori medi sono uguali, $U^M>0$ indica la presenza di un errore sistematico di simulazione; pertanto, nel caso in cui il livello di questo indicatore sia ritenuto troppo elevato, è auspicabile la sua riduzione mediante una revisione del modello.

$$U^S = \frac{(S_P - S_A)^2}{MSE}$$

rappresenta la quota dell'errore quadratico medio spiegato da una diversa variabilità fra i valori previsti e storici. $U^S=0$ indica che gli scarti quadratici medi dei livelli previsti e storici sono identici. Valori di $U^S>0$ indicano che nel periodo storico la variabile analizzata ha fluttuato molto più ampiamente che in quello previsivo (o viceversa). Come nel caso dell'indice U^M , anche per questo indice si auspica un valore piuttosto basso.

Il periodo di indagine va dal primo trimestre 1993 al quarto 2003. Il periodo dal primo trimestre 2004 in poi viene utilizzato per valutare il potere predittivo del modello. Le analisi effettuate ed i risultati ottenuti sono presentati nel capitolo V.

IV. L'ATTIVITÀ AGRICOLA IN ITALIA

In questo capitolo si procede all'identificazione delle componenti deterministiche e stocastiche delle serie storiche infrannuali riferite all'agricoltura italiana, oggetto di studio. Le serie destagionalizzate, ottenute con il supporto della metodologia indicata nel capitolo precedente, sono di ausilio per l'analisi VAR condotta nel capitolo successivo.

IV.1. Quadro Generale Dell'agricoltura In Italia

Più di qualsiasi altro settore produttivo, quello agricolo risente in modo significativo della mancanza storica di una politica di sviluppo, di adeguati capitali, di una razionale programmazione. Gli interventi pubblici, che pure negli ultimi decenni non sono mancati, sono stati contrassegnati perlopiù da manovre abbastanza occasionali di tipo assistenzialistico, piuttosto che da globali e organiche politiche economiche di miglioramento strutturale. Oggi poi l'Unione Europea impone sempre più i suoi condizionamenti che penalizzano l'agricoltura con limitazioni produttive riguardanti certi settori, pur offrendo assistenza e aiuti in altri. Si deve anche aggiungere che le aziende agricole italiane sono in maggioranza di dimensioni troppo limitate. È in atto tuttavia una certa crescita delle superfici dei fondi agricoli, che tendono ad accorparsi; le aziende vanno quindi diminuendo di numero, ma sono pur sempre sui 3 milioni, registrando un processo di razionalizzazione della superficie agraria ancora molto debole, soprattutto nel Sud. Negli ultimi venticinque anni il numero delle aziende è diminuito del 10% in media nel Nord (con un massimo di circa il 20% nel Piemonte), ma nemmeno del 5% nel Meridione.

Inoltre, a differenza di altri paesi europei e degli Stati Uniti, è ancora scarsa l'integrazione delle attività agricole sia con le industrie di trasformazione sia con le reti di vendita; in altre parole, l'agricoltura è troppo spesso di immediato consumo o di limitati scambi locali, invece che entrare nei grandi e più redditizi circuiti commerciali. La formazione di grandi aziende, con forte impiego di capitali e tecnici agrari, altamente meccanizzata, con coltivazioni ben razionalizzate e quindi fortemente produttive, è molto lenta ma

comunque significativa rispetto al passato. Il settore agricolo rappresenta una componente percentuale del PIL (prodotto interno lordo) vicina al 4% del totale nazionale.

IV.1.1. Analisi preliminari delle serie storiche: dati di base

In riferimento al modello MEG-Ismea precedentemente illustrato, per condurre le stime empiriche sono state individuate serie storiche di fonte Ismea ed Istat (Contabilita' Nazionale). Le serie storiche disponibili in oggetto sono in parte grezze ed in parte destagionalizzate con cadenza infrannuale trimestrale. L'arco temporale coperto dai dati inizia nel primo trimestre del 1993 e termina con il terzo trimestre 2005⁵. La scelta del periodo di riferimento risulta fortemente condizionata dalla recente implementazione da parte dell'ISTAT di una metodologia di rilevazione delle Forze Lavoro, che di fatto non rende comparabili serie disponibili a partire dal 1993 in poi con quelle riferite ai periodi precedenti. Il periodo dal primo trimestre 2004 al terzo trimestre 2005, viene utilizzato per verificare "out-of-the sample" il potere predittivo dei modelli, confrontando quindi i valori proiettati con quelli reali.

Quindi le serie storiche trimestrali reperite e utilizzate sono le seguenti:

- Produzione Totale Agricola italiana a prezzi costanti (non destagionalizzati, fonte ISMEA)
- Unità di Lavoro Attive (ULA) Totali in Agricoltura, (non destagionalizzati, fonte ISTAT/ISMEA)
- Occupati Dipendenti in Agricoltura (non destagionalizzati, fonte ISTAT)
- Occupati Indipendenti in Agricoltura (non destagionalizzati, fonte ISTAT)
- Valore Aggiunto Agricoltura (destagionalizzati, ISTAT)
- PIL Italia a prezzi costanti (destagionalizzati, ISTAT)
- Producer Support Estimates (non destagionalizzati, OECD)

⁵ I dati utilizzati vengono aggiornati a seguito delle revisioni Istat

Le summenzionate variabili saranno in seguito oggetto dell'analisi di tipo VAR⁶. Prima di procedere con tale passo, appare opportuno omogeneizzare le serie storiche disponibili, destagionalizzando quelle che non lo sono. Si procede quindi ad identificare e rimuovere la componente stagionale delle serie storiche a meno di un opportuno modello ARIMA⁷. Una volta identificata la componente stagionale, sarà possibile inoltre produrre stime previsive di breve periodo proiettando i seasonal factor e quindi definire le informazioni rilevanti per calcolare il forecast error di tipo "out-of-the sample". L'ARIMA forecast così prodotto costituirà sarà quindi confrontato in termini di potere previsivo con quello ottenuto tramite "VAR forecast".

La scelta di destagionalizzare le serie, appare opportuna soprattutto al fine di omettere l'inclusione di "seasonal dummies" nel modello VAR, che quindi risulterà alleggerito. Di seguito riportiamo inoltre alcune considerazioni che appare opportuno tenere in considerazione per le serie ULA e PSE.

IV.1.2. Considerazioni preliminari sulle ULA totali in agricoltura: effetto IRAP e lavoratori non regolari

Prima di procedere con le opportune tecniche statistiche, appaiono utili alcune considerazioni derivanti dall'analisi della serie storica delle ULA. Dall'analisi grafica appare evidente la presenza di un'effetto scalino verificatosi nel corso dell'anno 1998, per cui il livello delle ULA si è drasticamente ridotto. La causa di tale fenomeno è da ascrivere probabilmente al cosiddetto effetto IRAP.

⁶ I contenuti essenziali dell'approccio seguito sono discussi in seguito

⁷ A titolo semplificativo, l'ipotesi sottostante è che la storia passata della serie aiuti a spiegare l'andamento futuro della serie stessa a meno di un opportuno modello ARIMA. Per sua stessa natura quindi, il risultato dell'ARIMA forecast deve essere interpretato come scenario-base tra i possibili andamenti futuri della serie e va utilizzato principalmente come termine di riferimento per la simulazione di scenari alternativi. La letteratura scientifica è solita rappresentare i modelli ARIMA con il seguente simbolismo:

$$(p,d,q) (P,D,Q)$$

Le lettere minuscole indicano rispettivamente la componente AR (autoregressive), I (integrated) e MA (moving average) non-stagionali del modello. Le lettere in maiuscolo indicano quelle stagionali. Il processo di identificazione del miglior modello ARIMA, segue la procedura Box-Jenkins tramite l'ausilio dell'interfaccia DEMETRA.

Ricordiamo che l'IRAP è un'imposta regionale sui valori reali e non catastali. L'effetto IRAP ha provocato il cambio di regime da parte di alcuni imprenditori agricoli, i quali spinti dal miraggio dei vantaggi fiscali modificavano il loro "status quo" incidendo sulle negativamente sulla dinamica delle ULA.

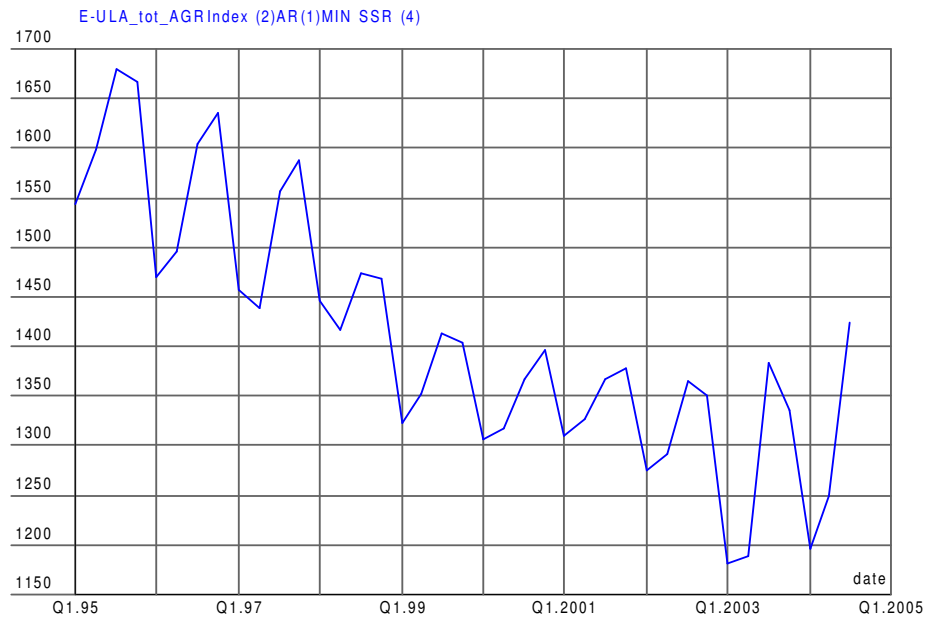


Figura IV.1-1 ULA in Agricoltura: effetto IRAP e lavoratori non regolari

Inoltre dobbiamo tenere in considerazione la misura dell'occupazione non regolare nelle stime di contabilità nazionale. Le Unità di Lavoro misurano il numero teorico dei lavoratori a tempo pieno. In ciascuna delle diverse misure di occupazione è possibile distinguere la componente regolare e quella non regolare. Il volume di lavoro regolare misura l'occupazione registrata e conosciuta alle diverse istituzioni fiscali-contributive e statistiche, mentre quello non regolare interessa l'occupazione non visibile, in quanto volontariamente nascosta alle stesse istituzioni.

Negli ultimi anni, la crescita dell'input di lavoro è risultata molto intensa, sostenuta dal lavoro dipendente e incoraggiata dallo sviluppo di nuove forme occupazionali sempre più flessibili, sia rispetto all'orario di lavoro sia rispetto a nuove tipologie di contratto. In tale

contesto, è cresciuta l'esigenza da parte degli utilizzatori di disporre di informazioni statistiche diversificate sul fenomeno dell'occupazione, in grado di cogliere la reale complessità del mercato del lavoro nel nostro paese e la sua evoluzione nel tempo.

Ai fini della quantificazione del complesso dell'occupazione sono stimate due diverse tipologie di posizioni lavorative: quelle regolari e quelle non regolari. Sono definite regolari le posizioni lavorative svolte da lavoratori dipendenti e indipendenti rilevate dalle indagini statistiche presso le imprese, le istituzioni e/o dalle fonti amministrative. Sono definite non regolari le prestazioni lavorative svolte senza il rispetto della normativa vigente in materia fiscale-contributiva, quindi non osservabili direttamente presso le imprese, le istituzioni e le fonti amministrative. L'input di lavoro non regolare può essere scomposto in quattro tipologie di occupazione:

1. gli irregolari in senso stretto residenti, ossia gli occupati a tempo pieno che si dichiarano nelle indagini presso le famiglie ma che non risultano presso le imprese;
2. i residenti che si dichiarano non occupati nelle indagini statistiche rivolte alle famiglie, quindi appartenenti alla popolazione non attiva, pur svolgendo delle ore di lavoro;
3. le attività plurime non regolari, stimate con metodi indiretti che tentano di cogliere il lavoro degli indipendenti in settori sensibili alla non dichiarazione dell'attività produttiva (trasporti, costruzioni, alberghi e pubblici esercizi);
4. gli stranieri non residenti e non regolari che, in quanto tali, non sono visibili al fisco e sono esclusi dal campo di osservazione delle indagini presso le famiglie.

Per tener conto, tuttavia, delle trasformazioni che ormai da diversi anni interessano il mercato del lavoro e che riguardano i cambiamenti di durata dei rapporti di lavoro nel tempo, nonché le intensità e le modalità orarie delle prestazioni lavorative offerte, è utilizzata come misura dell'occupazione una proxy che tiene conto delle ore lavorate, denominata unità di lavoro. Le unità di lavoro sono calcolate ipotizzando che ciascuna persona lavori un numero di ore pari a quelle prestate in quel settore di attività economica e in quella

posizione nella professione (dipendente o indipendente) da un occupato a tempo pieno; in questo modo, le unità di lavoro sono ottenute trasformando le posizioni lavorative part-time o non continuative in unità a tempo pieno.

Tenendo conto di tutti gli aspetti ora descritti, la misura più idonea a stimare il contributo del fattore lavoro alla produzione del reddito del paese è l'insieme delle unità di lavoro.

La tendenza alla flessibilizzazione dei rapporti di lavoro, in termini di orario, di durata e di attivazione di nuove forme di contratti (come, ad esempio, il lavoro interinale) ha sensibilmente contribuito ad accrescere, nel periodo considerato, il livello dell'occupazione regolare. Le nuove forme di flessibilità, tuttavia, non sembrano aver pienamente contrastato lo sviluppo del lavoro non regolare.

Il settore maggiormente coinvolto dall'irregolarità del lavoro è quello dell'agricoltura, dove il carattere frammentario e stagionale dell'attività produttiva consentono l'impiego di lavoratori stranieri non residenti e non regolarizzati.

La tabella di seguito⁸ evidenzia come nel periodo tra il 1995 ed il 2002 si sia passati da un tasso di irregolarità del 27,9% ad uno del 33,7%. Una irregolarità di lavoratori, quindi crescente nel settore, che ne influenza sensibilmente la dinamica.

1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004 ⁹
25,5	27,1	26,8	27,9	27,6	28,7	29,6	30,7	32,4	33,1	33,7	34,3	34,7

Figura IV.1-2 ULA totali - Peso delle unità di lavoro non regolari sul totale delle unità di lavoro regolari e non regolari (in %, dati Istat).

Alla luce delle suddette considerazioni, appare evidente e necessaria una opportuna trasformazione della serie delle ULA, prima di inserirla nel contesto di un modello econometrico (come X variabile

⁸ Dati ISTAT

⁹ Al fine di condurre le opportune stime, per gli anni 2003 e 2004 i tassi di irregolarità sono ottenuti con l'ausilio di regressioni OLS tra le ULA totali e le ULA non regolari

indipendente) da adottare. Tale trasformazione terrà quindi conto degli opportuni coefficienti da utilizzare al fine di includere la componente non regolare.

Tale operazione appare oltretutto necessaria alla luce del fatto che l'Agricoltura (ovvero la Y del modello), essendo una componente del PIL, include già la componente attribuibile alla parte di economia non osservata costituita dal sommerso economico.

Secondo i criteri dell'Unione Europea, solo una misura esaustiva del Pil e delle sue componenti rende tale aggregato confrontabile fra i vari Paesi e utilizzabile come:

- uno degli elementi per il calcolo dei contributi che gli Stati membri versano all'Unione;
- una delle misure di riferimento per il controllo dei parametri di Maastricht;
- uno degli indicatori per l'attribuzione dei fondi strutturali.

Fornire una stima esaustiva del Pil e delle sue componenti significa valutare non soltanto l'economia direttamente osservata attraverso le indagini statistiche sulle imprese e gli archivi fiscali e amministrativi, ma anche quella non direttamente osservata. La contabilità nazionale italiana, al pari di quella degli altri paesi dell'Unione Europea, segue gli schemi e le definizioni dell'ultima edizione del Sistema europeo dei conti (Sec95) che impongono di contabilizzare nel Pil anche l'economia non direttamente osservata. L'Istituto statistico dell'Unione Europea (Eurostat) vigila sul rispetto del Sec e sulla bontà delle metodologie adottate dagli Stati membri, accertandone e certificandone la validità, soprattutto in relazione alla capacità di produrre stime esaustive del Pil.

Dopo l'opportuna trasformazione, a meno dei pesi indicati dalla tabella precedente, appare evidente che la serie riduce la pendenza del trend negativo, risultando sostanzialmente più stabile nel medio periodo.

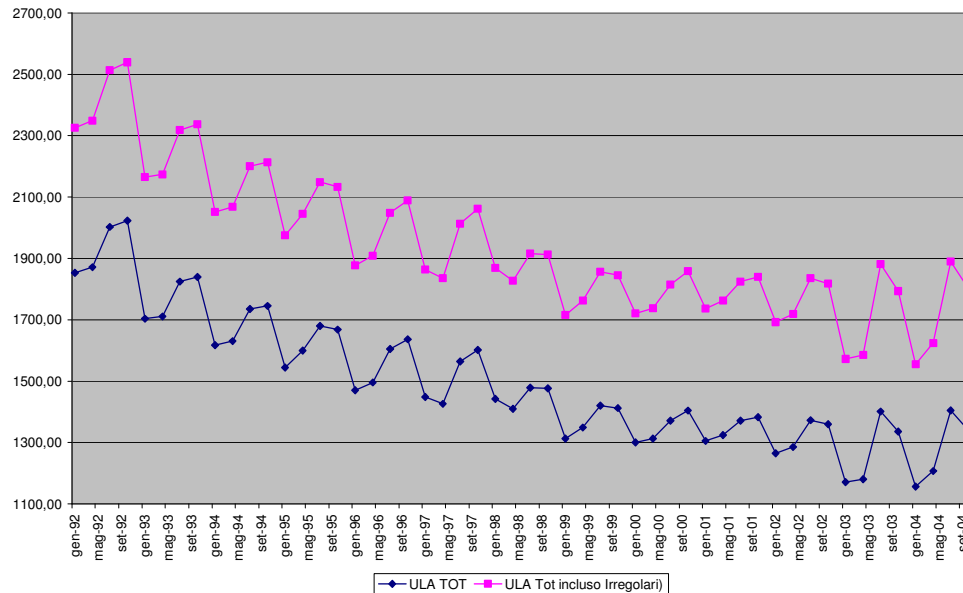


Figura IV.1-3 Unità di lavoro totali – incluso lavoratori irregolari

IV.1.3. Il sostegno all'agricoltura: il PSE e gli indicatori OCSE

Per analizzare le varie forme di sostegno all'agricoltura nei Paesi che fanno parte dell'Organizzazione per la Cooperazione e lo Sviluppo Economico (OCSE), è opportuno definire brevemente i principali indicatori usati per quantificare le misure di protezione del settore agricolo. Per il calcolo del sostegno agricolo l'OCSE ha predisposto tre grandi categorie di indicatori:

- 1) il PSE = (Producer support estimate);
- 2) il CSE = (Consumer support estimate);
- 3) il GSSE = (General Services Support Estimate):.

La sommatoria di PSE, CSE e GSSE costituisce il TSE (Total support Estimate), cioè il totale dei trasferimenti associati in qualche modo con il settore agricolo.

PSE: Il *Producer Support Estimate* è secondo la definizione dell'OCSE “un indicatore in termini di valore monetario annuo dei trasferimenti lordi, misurati al livello aziendale, dai consumatori e dai

contribuenti ai produttori agricoli, in seguito a politiche di sostegno agricolo, indipendentemente dalla loro natura, dagli obiettivi o dagli impatti sulla produzione agricola o sul reddito.” Il PSE dunque quantifica il sostegno derivante da politiche specifiche per l'agricoltura rispetto a una situazione in cui tali politiche non sono in atto. Il PSE è un indicatore "lordo" perché non vengono scontati nel calcolo gli eventuali costi che l'agricoltore deve sostenere in connessione con le politiche da applicare. Il PSE è composto sia da aiuti impliciti, quali tutte le misure di sostegno del prezzo, che da aiuti espliciti, quali gli aiuti al reddito ed è parimenti costituito dalla sommatoria di una serie di interventi di politica agraria, che praticamente possiamo suddividere in due grandi componenti: la “componente prezzo” che incide direttamente sul prezzo di mercato e la “componente aiuti”, rappresentata dall'insieme di misure più o meno disaccoppiate dalla produzione.

Allo scopo di una maggior chiarezza si riportano le voci che compongono il PSE, come definite dall'OCSE:

- **Sostegno del Prezzo di Mercato (MPS):** è quella parte del PSE che indica in termini di valore monetario quanto viene trasferito dai consumatori e dai contribuenti ai produttori agricoli attraverso il differenziale di prezzo creato tra i prezzi interni e i prezzi internazionali, per ciascuna commodity agricola. Il sostegno del prezzo può essere applicato a quantitativi limitati o illimitati. Se i quantitativi sono limitati si parla di quote di produzione in termini di quantità prodotta (Quantità Massima Garantita).

L'MPS è calcolata al netto di eventuali “tasse” obbligatorie per il produttore sulle vendite di una specifica commodity (c.d. tasse di corresponsabilità) o di sanzioni per l'eventuale superamento delle quote. Non è superfluo sottolineare che il sostegno del prezzo di mercato grava sia sui contribuenti che sui consumatori.

- **Aiuti alla produzione:** Rappresentano quella parte del PSE che misura il valore dei trasferimenti dai contribuenti ai produttori agricoli per la produzione di una particolare commodity o per l'allevamento di una data specie di animale. Tali aiuti sono quindi condizionati all'effettiva produzione (e raccolta) di una commodity e possono essere concessi per tonnellata prodotta, per ettaro o per

animale su produzioni limitate (ad esempio le Superfici Massime Garantite) o illimitate.

- **Aiuti ad ettaro o per numero di animali:** Rappresentano quella parte del PSE che misura il valore dei trasferimenti dai contribuenti ai produttori agricoli derivanti da misure politiche basate sulla area seminata o sul numero di animali allevati, indipendentemente dall'effettiva produzione. Tali pagamenti sono condizionati all'effettiva semina di una coltura o al mantenimento di un dato numero di animali, e possono essere concessi per ettaro o per capo in base alla superficie attualmente coltivata (illimitata o limitata) così come per capo di bestiame.

- **Aiuti su base storica:** Rappresentano quella parte del PSE che misura il valore dei trasferimenti dai contribuenti ai produttori agricoli calcolati sulla base della superficie, numero di animali o produzione di una specifica commodity in un ben definito periodo, senza alcun obbligo di continuare a produrre. Tali aiuti, condizionati solo all'essere stato produttore agricolo nel periodo di riferimento, sono quelli che raggiungono un alto grado di disaccoppiamento e, diversamente dalle altre forme di sostegno, accrescono direttamente il reddito aziendale dell'ammontare del contributo, perché i produttori non devono sostenere alcun costo (oltre quelli legati all'essere agricoltore).

Mentre i pagamenti su base storica dipendono dal sostegno avuto in passato e sono indipendenti dai prezzi correnti, quelli per superficie o per capo allevato sono legati ai prezzi attuali. Entrambe queste forme di sostegno possono influenzare la produzione, anche se il legame con la produzione attuale rende i pagamenti per capo o per superficie potenzialmente più distorsivi che quelli su base storica. Tuttavia queste due misure, anche se molto meno distorsive del sostegno del prezzo in sé, sono molto presenti nelle politiche agrarie di USA e Unione Europea e, per la loro importanza produttiva e commerciale, sono una delle principali cause della diminuzione dei prezzi mondiali delle commodities. Le misure di sostegno per superficie o capo e su base storica oppure no, vanno soprattutto a beneficio delle grandi aziende piuttosto che di quelle piccole: è per questo che tali misure sono in parte regressive sulla distribuzione del reddito, inoltre esse

spesso incoraggiano l'uso di terreni fragili dal punto di vista ambientale, e spingono a coltivare “per il contributo”, sebbene spesso siano condizionate al rispetto di precise norme a difesa dell'ambiente.

- **Aiuti all'uso di particolari input produttivi.** Rappresentano quella parte del PSE che misura il valore dei trasferimenti dai contribuenti ai produttori agricoli connessi all'uso in azienda di particolari fattori della produzione, come per esempio sementi di qualità, o di diserbanti meno tossici.

- **Aiuti per rispettare misure obbligatorie sugli input produttivi:** Rappresentano quella parte del PSE che misura il valore dei trasferimenti dai contribuenti ai produttori agricoli che si impegnano a ridurre, sostituire o eliminare l'uso di qualche fattore della produzione. Sono un esempio gli aiuti agroambientali per la riduzione dell'uso dei concimi chimici o per l'agricoltura biologica. Un altro esempio è rappresentato dal contributo per il set-aside.

- **Aiuti al reddito:** Rappresentano quella parte del PSE che misura il valore dei trasferimenti dai contribuenti ai produttori agricoli per il sostegno del reddito del produttore, senza vincoli o condizioni di produrre specifiche commodities o di usare particolari inputs. Questi aiuti sono legati all'unica condizione di essere agricoltore e, compensando le fluttuazioni dei prezzi, garantiscono un reddito minimo.

- **Aiuti vari:** sono tutti quegli aiuti non riconducibili alle categorie sopra riportate.

CSE: Il “*Consumer support estimate*” secondo la definizione dell'OCSE “è un indicatore del valore annuale monetario dei trasferimenti lordi ai consumatori di commodities agricole a seguito di misure di politica che sostengono l'agricoltura, indipendentemente dalla loro natura, dagli obiettivi o dall'impatto sul consumo di prodotti agricoli”. Il CSE quindi è una misura indiretta del sostegno agli agricoltori, perché è costituito anche dalle forme di sostegno al consumo di prodotti agricoli. Il CSE include trasferimenti al consumatore, espliciti od impliciti e associati con il sostegno del prezzo di mercato. L'aiuto al consumo è uno di questi casi. Quando il CSE è negativo significa che il consumatore stesso sostiene il

produttore di commodities e dunque misura la tassazione implicita al consumo associata con le politiche per il settore agricolo.

GSSE: Il *General Services Support Estimate* secondo la definizione OCSE “è un indicatore del valore annuale monetario dei trasferimenti ai servizi generali previsti per il settore agricolo nel suo complesso, a seguito di misure di politica che sostengono l'agricoltura, indipendentemente dalla loro natura, dagli obiettivi e dagli impatti sulla produzione aziendale, sul reddito o sul consumo di prodotti aziendali.” Tali sono per esempio gli aiuti per azioni agroambientali collettive; gli aiuti per ricerca e sviluppo, per la formazione e la ricerca agricola, per la sicurezza alimentare per lo sviluppo di infrastrutture e soprattutto per marketing e promozione. Queste politiche non vanno direttamente ad incrementare il reddito di questo o quell'agricoltore, ma forniscono strumenti di sviluppo al settore agricolo nel suo complesso. Pertanto i benefici si vedono solo a lungo termine e non influenzano più di tanto gli scambi e le produzioni e comunque in misura minore di tutte le misure contenute nel PSE.

TSE: Il *Total Support Estimate* è la sommatoria di PSE, CSE e GSSE e quindi rappresenta il costo generale per il sostegno agricolo finanziato dai consumatori e dai contribuenti.

L'obiettivo dichiarato dei Paesi appartenenti all'OCSE è quello di predisporre politiche più orientate al mercato e mirate al raggiungimento di obiettivi specifici, quali, ad esempio, salvaguardare l'ambiente, migliorare le prospettive di sviluppo dei Paesi più poveri e, non ultimo, ridurre il costo del sostegno, che grava come si è visto parte sui consumatori e parte sui contribuenti. Tradurre tutto ciò in politiche nazionali o sovranazionali è la cosa più complicata, perché in ogni caso ci si scontra con gruppi di pressione molto forti, con la difficoltà di modificare situazioni acquisite da anni, correndo il grave rischio di essere impopolari – con perdita di consensi da parte della classe politica. Il problema dunque passa dal livello stretto di politica agraria ad un problema di politica interna per i partiti al Governo degli Stati nazionali o delle strutture sovranazionali.

L'OCSE ha elaborato un rapporto sul livello di sostegno agricolo dei suoi Membri, dove si evince con chiarezza che nella maggior parte dei casi esso è ancora troppo elevato, ed è praticamente rimasto invariato negli ultimi tre anni, anche perché le importanti riforme di politica agraria, sia negli Stati Uniti che nell'Unione Europea, non hanno avuto ancora modo di sviluppare i propri effetti. Le uniche variazioni rilevanti sono quindi dovute soprattutto alla congiuntura di mercato: dalle fluttuazioni del dollaro sempre più debole, all'abbassamento dei corsi mondiali delle carni, all'innalzamento dei prezzi dei cereali e oleaginose, alla politica più restrittiva degli USA a seguito dell'11 settembre, nonché al rafforzamento dell'euro, eventi questi che hanno modificato il livello competitivo dei prodotti agricoli.

Le politiche protezioniste aumentano i costi per i consumatori ed i contribuenti: i costi generali per i consumatori (intesi come %CSE) e per i contribuenti sono cresciuti perché sono aumentate le spese per le misure generali all'agricoltura e per promuovere il consumo: il costo a carico dei consumatori è infatti cresciuto del 24% nei due periodi più volte citati.

Complessivamente il sostegno totale all'agricoltura (PSE+GSSE+CSE) rimane elevato: il 75% è andato direttamente al produttore; il 17% ai servizi generali (ricerca, istruzione, scuole rurali, marketing), ammontando all' 1,2% del PIL nell'area OCSE.

Per quanto si è descritto, si comprende che il livello di protezione di mercato rimane ancora ad un livello elevato, incrementando così la produzione interna, con forti distorsioni del commercio internazionale e con spinta verso il basso del prezzo mondiale delle Commodities. Ciò rappresenta un costo non solo per i consumatori ed i contribuenti, ma anche per gli altri Paesi, in particolare quelli che producono le stesse commodities. Aumentare la produzione interna e la protezione riduce gli incentivi a produrre in altri Paesi, può avere riflessi sui consumi e la sicurezza alimentare e può porre un serio ostacolo alla crescita nei PVS. E' anche questo il motivo per cui i PVS si battono con forza nelle riunioni ministeriali del WTO per la riduzione complessiva del sostegno nei paesi sviluppati.

Come si è visto, nonostante si stiano implementando politiche agricole sempre meno distorsive della produzione e del commercio, tutt'oggi circa $\frac{3}{4}$ del sostegno totale all'agricoltura continua ad andare ai produttori (come misurato con il PSE) e i consumatori continuano a pagare più che la metà di questo attraverso più alti prezzi delle derrate alimentari.

Il dibattito in corso in seno all'Organizzazione mondiale del Commercio sempre più dovrà tenere presente l'effetto del sostegno agricolo alle economie sviluppate, che come abbiamo visto, può determinare grossi problemi ai Paesi in via di sviluppo. La strada per la riduzione delle forme di sostegno molto distorsive è stata appena intrapresa dall'Unione Europea, ma probabilmente ancora non basta per accontentare i paesi che subiscono gli effetti di tali politiche. E' pur vero che questi livelli di sostegno sono anche importanti per mantenere il settore agricolo ancora vitale in quei paesi sviluppati dove i costi da sostenere sono elevatissimi. La soluzione non è certo semplice, ma occorre trovarla al più presto per non inasprire posizioni che potrebbero addirittura vanificare il lavoro fatto sulla strada di un maggior orientamento al mercato.

Per quanto riguarda la situazione **Italia**, concentriamo l'attenzione sui valori¹⁰ del PSE al netto della MPS, in quanto vengono presi in considerazione i soli sostegni al reddito. L'ipotesi sottostante è che tale variabile dovrebbe contenere informazioni significative per spiegare l'andamento della Produzione Agricoltura. In particolare, nel periodo 1995-2004, essa risulta crescente.

¹⁰ Dati Ocse per il settore Agricoltura riferiti ai paesi della zona euro

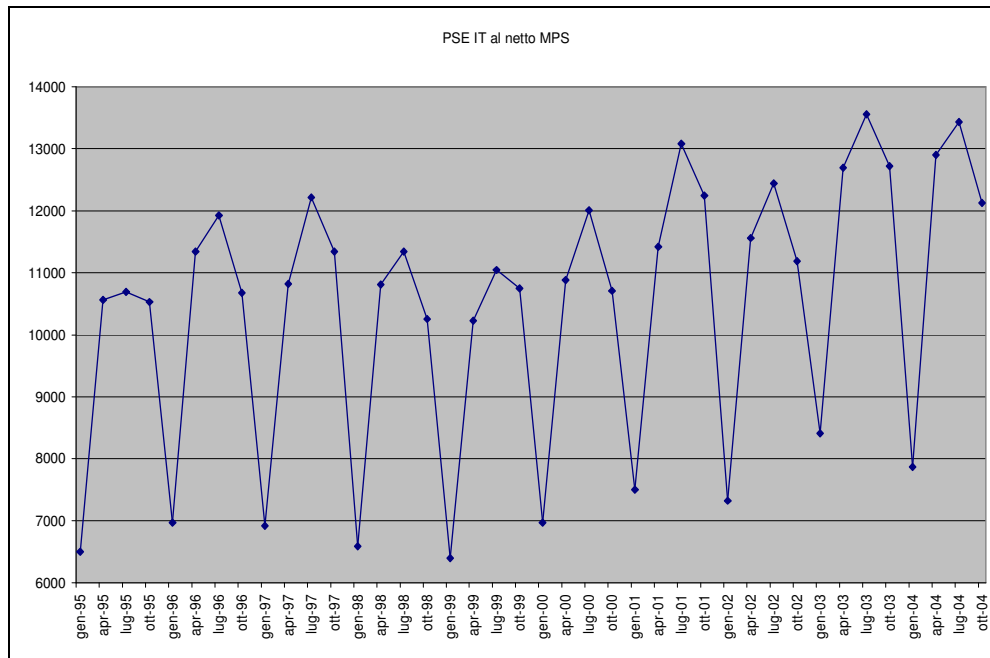


Figura IV.1-4 PSE Italia al netto di MPS

IV.1.4. Omogeneizzazione dei dati: destagionalizzazione tramite modelli ARIMA stagionali e proiezioni di breve periodo

Come precedentemente indicato, si procede a destagionalizzare le serie storiche trimestrali:

- Produzione Totale Agricola italiana a prezzi costanti (non destagionalizzati, fonte ISMEA)
- Unità di Lavoro Attive (ULA) Totali in Agricoltura inclusive di lavoratori irregolari, (non destagionalizzati, fonte ISTAT/ISMEA)
- Occupati Dipendenti in Agricoltura (non destagionalizzati, fonte ISTAT)
- Occupati Indipendenti in Agricoltura (non destagionalizzati, fonte ISTAT)
- Producer Support Estimates (non destagionalizzati, OECD)

L'analisi delle serie storiche viene affrontata tramite l'ausilio di opportuni software statistici¹¹, ed ha come obiettivo quello di identificare gli outliers, destagionalizzare la serie e quindi preparare i dati per l'analisi di tipo VAR. La strategia utilizzata per l'analisi può essere una versione estesa della procedura Box-Jenkins e può essere riassunta nella seguente procedura:

1. Analisi grafica delle serie per identificare la presenza di stagionalità
2. Studio del grado di regolarità e cambiamenti del seasonal pattern (utilizzo o meno di un modello Arima stagionale)
3. Ampiezza delle variazioni (scelta del modello di decomposizione additivo o moltiplicativo)
4. Identificazione degli Outliers
5. Conduzione degli opportuni test statistici (la selezione dei parametri da utilizzare sarà effettuata principalmente in base alla rilevanza statistica dei coefficienti ARIMA).
6. Identificazione dell'opportuno modello ARIMA (stagionale e/o non stagionale)
7. Verifica delle ipotesi
8. Produzione ARIMA forecast

Per quanto riguarda il modello di decomposizione, il calcolo matematico di riferimento sarà quindi:

$$Y = C + T + S + I \text{ (modello additivo)}$$

dove

Y= valore osservato
C=componente Ciclo
T= componente Trend
S= componente Stagionale
I= componente Irregolare

Gli outliers identificati presi in considerazione sono di tre tipi:

¹¹ In questo lavoro viene utilizzato il software DEMETRA, un'interfaccia grafica di X-12 ARIMA e Tramo-Seats (version 2.04 December 19 2003, European Communities copyright). Le opzioni di default sono utilizzate in Demetra. Laddove sono rilevate "difficulties" si passa al "detailed mode" per migliorare i risultati.

AO = Additive Outliers
TC = Transitory Change
LS = Level Shift

Laddove presenti, gli outliers di tipo AO e TC sono attribuiti alla componente irregolare, mentre quelli di tipo LS sono parte del trend.

In alternativa al modello precedente, ed in presenza di una chiara relazione (positiva o negativa) tra trend ed ampiezza della stagionalità si farà ricorso al seguente modello

$$Y = C * T * S * I \text{ (modello moltiplicativo)}$$

dove attraverso una opportuna trasformazione logaritmica sarà possibile ritornare ad un modello additivo:

$$\text{Log}(Y) = \text{Log}(C * T * S * I)$$

$$\text{Log}Y = \text{Log}C + \text{Log}T + \text{Log}S + \text{Log}I$$

Viene di seguito proposta la procedura completa utilizzata per destagionalizzare la PTA. Per le altre serie sono presentati i soli test statistici presenti nel qualità report fornito da DEMETRA. Il data set completo con dati grezzi e destagionalizzati è presente in appendice.

IV.1.5. Produzione Agricola Italiana a prezzi costanti 1995 (PTA)

La Produzione Agricola Italiana ha rappresentato nel 2004 il 4% dell'intera Produzione Italiana. La serie utilizzata è calcolata a prezzi base 1995 e copre il periodo dal I° trimestre 1995 al quarto trimestre del 2004. La serie è sufficientemente lunga¹² per garantire l'affidabilità dei test per l'identificazione della eventuale stagionalità presente. Come primo passo della procedura, conduciamo l'analisi grafica della serie grezza e formuliamo le ipotesi da sottoporre a successiva verifica.

¹² Il minimo considerato necessario per questo tipo di analisi condotta su serie storiche trimestrali è di 5 anni.

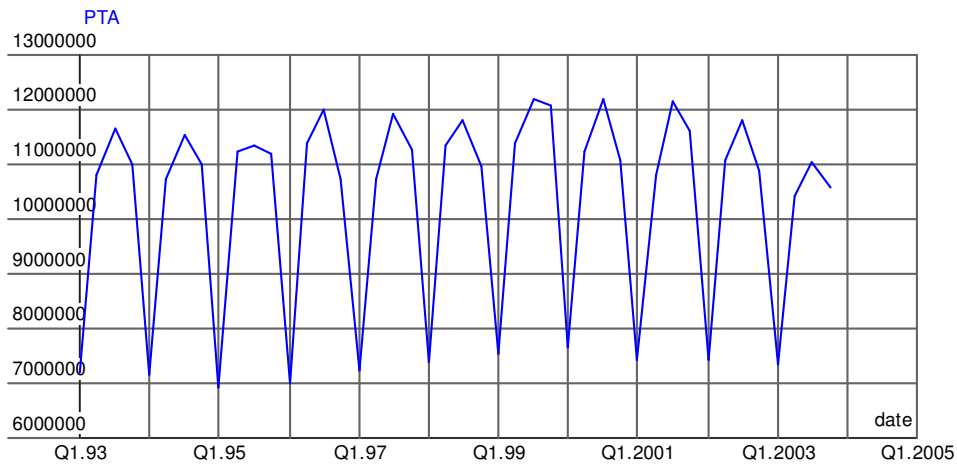


Figura IV.1-5 Produzione Agricola Italiana a prezzi costanti (dati trimestrali grezzi, euro)

Seasonal pattern – Il seasonal pattern dominante, per tutto il periodo in considerazione, presenta incrementi nei trimestri Q1-Q2 e Q2-Q3 e decrementi nei periodi Q3-Q4 e Q4-Q1. Gli incrementi Q2-Q3 del 1995 e Q1-Q2 del 2003, risultano essere di ordine inferiore ai rispettivi incrementi presenti negli stessi periodi degli altri anni. Ci attendiamo che nel complesso la stagionalità sia identificabile e quindi rimovibile.

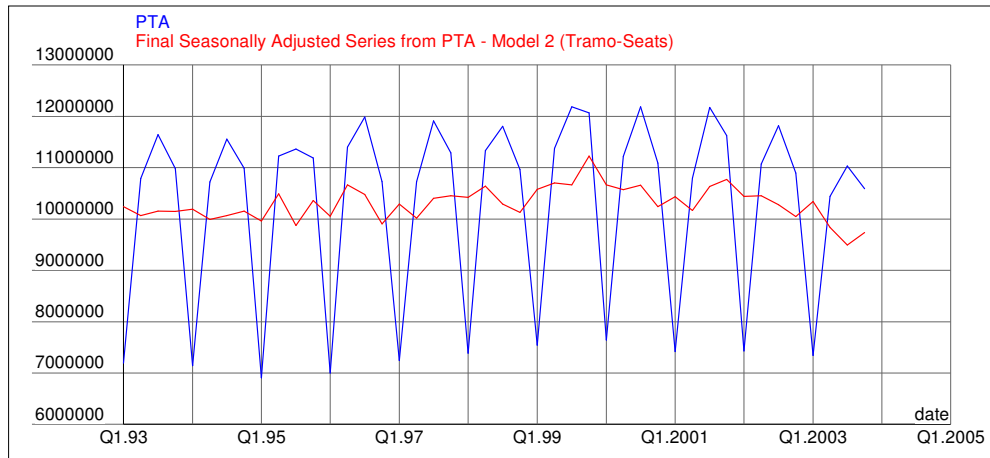
Amplitude – Dall’ispezione grafica l’ampiezza della stagionalità (differenza tra il valore minimo e massimo in ogni anno) risulta sostanzialmente stabile nel arco di tempo considerato. In generale non si evidenzia la presenza di relazione positiva tra trend e amplitudine, quindi appare opportuno l’utilizzo di un modello di tipo additivo per la scomposizione della serie nelle sue rispettive componenti.

Trend – Dall’analisi grafica iniziale, ci si attende un trend leggermente in crescita nel periodo 1995-1999, con un declino progressivamente più marcato negli anni successivi. Il “turning point” ciclico dovrebbe essere presente quindi nel corso del 1999.

Outliers – La serie in oggetto potrebbe presentare un’outlier di tipo additivo nel terzo trimestre del 1995 e nel corso del 2003.

Dopo l'ispezione grafica iniziale e la formulazione delle ipotesi da testare, procediamo al calcolo delle opportune statistiche test.

dati grezzi - PTA



Information on Models	Model 2 (Tramo-Seats)	Information on Diagnostics	Model 2 (Tramo-Seats)
Series Span (n° of obs.)	Q1.1993 - Q4.2003 (44)	SA quality index (stand. ...)	3.175 [0, 10] ad-hoc
Model Span (n° of obs.)	Q1.1993 - Q4.2003 (44)	STATISTICS ON RESID...	
Method	Tramo/Seats	Ljung-Box on residuals	11.33 [0, 23.70] 5%
PRE-ADJUSTMENT		Box-Pierce on residuals	6.41 [0, 5.99] 5%
Transformation	None	Ljung-Box on squared r...	31.50 [0, 23.70] 5%
Mean Correction	None	Box-Pierce on squared r...	2.52 [0, 5.99] 5%
Correction for Trading D...	None	DESCRIPTION OF RES...	
Correction for Easter Effect	None	Normality	0.38 [0, 5.99] 5%
Correction for Outliers	Autom.:AO,TC; 1 Outlie...	Skewness	0.06 [-0.78, 0.78] 5%
Critical t-value	3.000	Kurtosis	2.52 [1.44, 4.56] 5%
TC Q3.2003 t-value	-2.09 [-3.000, 3.000] crit...	OUTLIERS	
Corr. for Missing Obs.	None	Percentage of outliers	2.27% [0%, 5.0%] ad-hoc
Corr. for Other Regr. Eff...	None		
Specif. of the ARIMA model	(0 1 1)(0 1 1) (fixed)		
Non-seas. MA (lag 1) v...	-0.6854		
Non-seas. MA (lag 1) t...	-4.58 [-2.021, 2.021] 5%		
Seasonal MA (lag 4) value	-0.8101		
Seasonal MA (lag 4) t...	-2.38 [-2.021, 2.021] 5%		
Method of Estimation	Exact Maximum Likelihood		
DECOMPOSITION			
ARIMA Decomposition	Exact		
Seasonality	Seasonal model imposed		

Figura IV.1-6 Produzione Agricola Italiana (PTA,destagionalizzati)

I risultati preliminary dei test (vedi figura sopra) del model 1, indicano:

- La presenza di “seasonality” identificabile e quindi rimovibile a meno di un opportuno modello Arima stagionale.

- Il modello ARIMA identificato come più performante in base all'indice di qualità della destagionalizzazione (1,32 in un range [0,10] dove i valori vicino a 0 indicano maggior qualità) è il modello Airline ovvero (0,1,1) (0,1,1). Inoltre i t-values associati ai coefficienti di MA stagionale (lag 4) e non stagionale (lag 1) sono entrambi fuori del range indicando gli stessi come significativamente diversi da zero.
- Il trend estratto conferma le formulazioni iniziali.
- Nessun tipo di outliers è stato indicato come statisticamente rilevante in accordo con la procedura automatica di identificazione. Questo ultimo risultato, come anticipato, è probabilmente dovuto al fatto che gli outliers (di cui abbiamo una corrispondente spiegazione economica) sono localizzati all'inizio ed alla fine della serie.

Con l'identificazione dell'opportuno modello arima stagionale e' quindi possibile produrre previsioni per i periodi successivi. Nel confronto con i valori realizzatisi nel periodo dal primo trimestre 2004 al terzo trimestre 2005, al fine di valutare il potere predittivo del modello si procede al calcolo dell'errore percentuale medio della previsione.

	previsione ARIMA	Valore reale	RMSE
2004/1	9816461	10651491	699818,0452
2004/2	9899001	11006360	
2004/3	9955182	10613207	
2004/4	9993258	10414413	
2005/1	10009033	10486528	
2005/2	10021893	10328785	
2005/3	10029299	10315641	
2005/4	10033232	10053445	

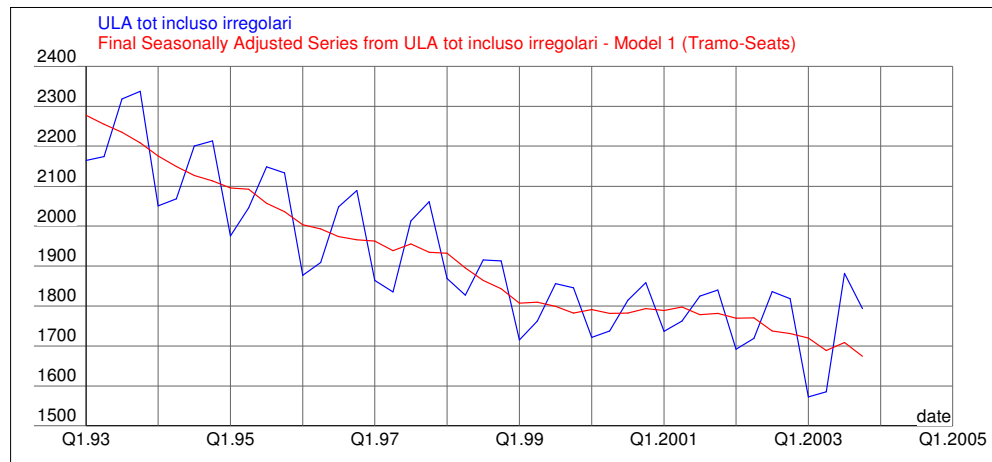
**Figura IV.1-7 Potere predittivo ARIMA Forecast 2004 e 2005
Produzione Agricola Italiana**

IV.1.6. Diagnostiche di destagionalizzazione: ULA incluso irregolari, occupati dipendenti e indipendenti, PSE al netto di MPS

La procedura di destagionalizzazione delle seguenti variabili:

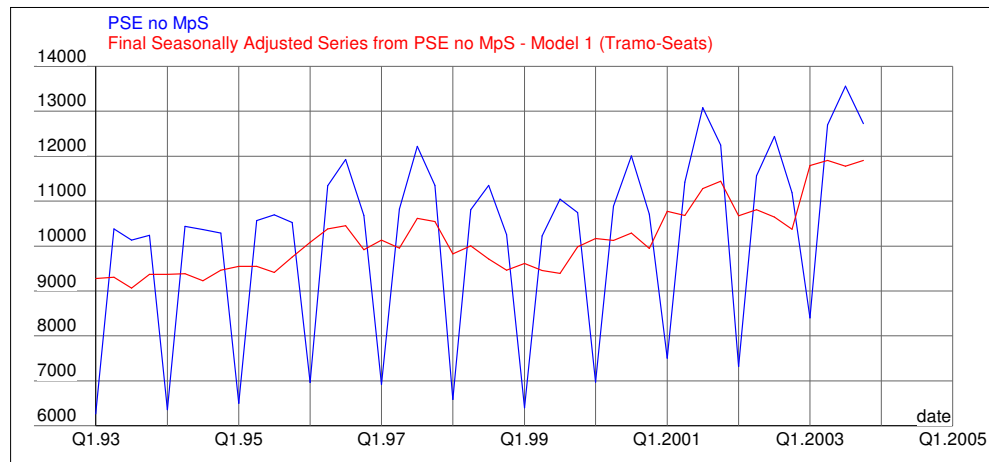
- Unità di Lavoro Attive (ULA) Totali in Agricoltura inclusive di lavoratori irregolari, (non destagionalizzati, fonte ISTAT/ISMEA)
- Occupati Dipendenti in Agricoltura (non destagionalizzati, fonte ISTAT)
- Occupati Indipendenti in Agricoltura (non destagionalizzati, fonte ISTAT)
- Producer Support Estimates (non destagionalizzati, OECD)

segue le linee indicate ed adottate per la PTA. Ai soli fini di completezza si riportano le rispettive diagnostiche che hanno permesso l'identificazione degli opportuni modelli Arima stagionali. Vengono inoltre presentati i grafici con le serie grezze e destagionalizzate.



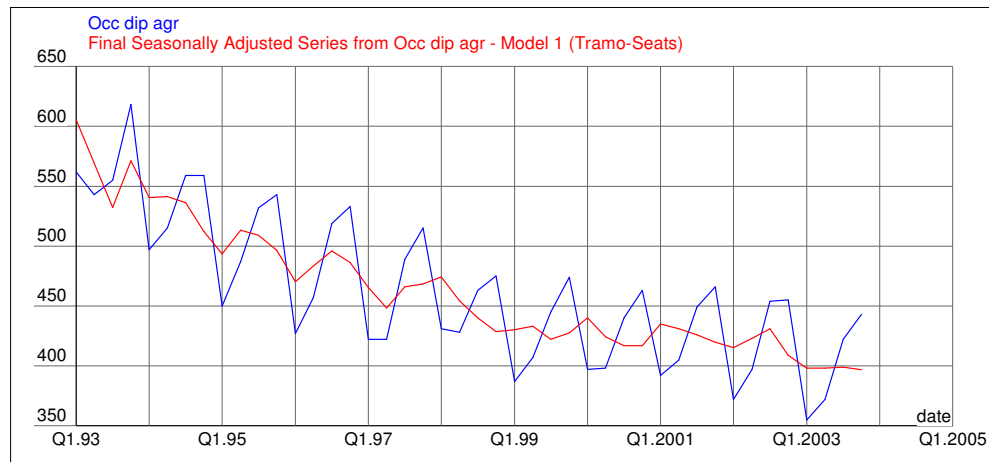
Information on Models	Model 1 (Tramo-Seats)	Information on Diagnostics	Model 1 (Tramo-Seats)
Series Span (n° of obs.)	Q1.1993 - Q4.2003 (44)	SA quality index (stand. ...)	1.147 [0, 10] ad-hoc
Model Span (n° of obs.)	Q1.1993 - Q4.2003 (44)	STATISTICS ON RESID...	
Method	Tramo/Seats	Ljung-Box on residuals	2.98 [0, 25.00] 5%
PRE-ADJUSTMENT		Box-Pierce on residuals	1.32 [0, 5.99] 5%
Transformation	None	Ljung-Box on squared r...	2.94 [0, 25.00] 5%
Mean Correction	Yes	Box-Pierce on squared r...	0.48 [0, 5.99] 5%
Mean t-value	-4.78 [-2.021, 2.021] 5%	DESCRIPTION OF RES...	
Correction for Trading D...	None	Normality	1.95 [0, 5.99] 5%
Correction for Easter Effect	None	Skewness	0.54 [-0.77, 0.77] 5%
Correction for Outliers	Autom.:AO,LS,TC	Kurtosis	3.18 [1.46, 4.54] 5%
Critical t-value	3.000	OUTLIERS	
Corr. for Missing Obs.	None	Percentage of outliers	0.00% [0%, 5.0%] ad-hoc
Corr. for Other Regr. Eff...	None		
Specif. of the ARIMA model	(0 0 1)(0 1 0) (fixed)		
Non-seas. MA (lag 1) v...	0.7152		
Non-seas. MA (lag 1) t...	6.47 [-2.021, 2.021] 5%		
Method of Estimation	Exact Maximum Likelihood		
DECOMPOSITION			
ARIMA Decomposition	Exact		
Seasonality	Seasonal model used		

Figura IV.1-8 Diagnostiche di identificazione modello ARIMA stagionale per ULA totali incluso irregolari (dati grezzi e destagionalizzati)



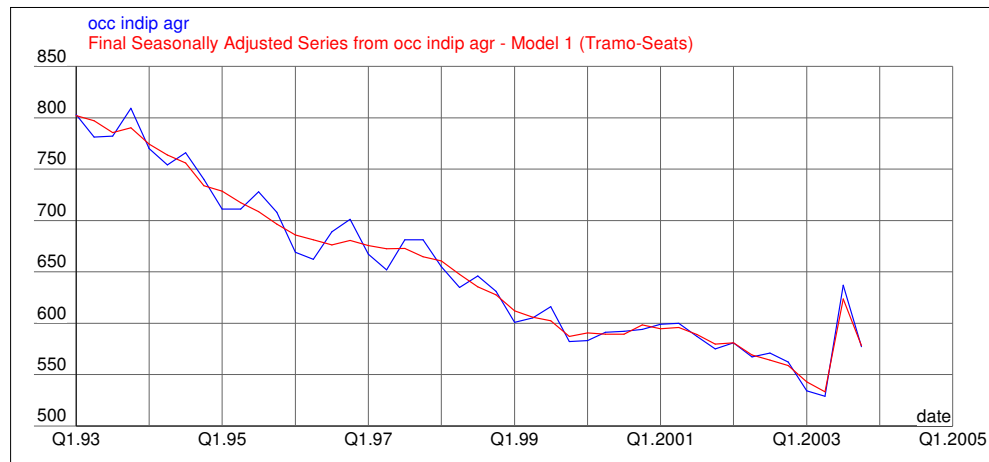
Information on Models	Model 1 (Tramo-Seats)	Information on Diagnostics	Model 1 (Tramo-Seats)
Series Span (n° of obs.)	Q1.1993 - Q4.2003 (44)	SA quality index (stand. ...)	2.034 [0, 10] ad-hoc
Model Span (n° of obs.)	Q1.1993 - Q4.2003 (44)	STATISTICS ON RESID...	
Method	Tramo/Seats	Ljung-Box on residuals	6.79 [0, 23.70] 5%
PRE-ADJUSTMENT		Box-Pierce on residuals	0.01 [0, 5.99] 5%
Transformation	None	Ljung-Box on squared r...	16.15 [0, 23.70] 5%
Mean Correction	None	Box-Pierce on squared r...	4.26 [0, 5.99] 5%
Correction for Trading D...	None	DESCRIPTION OF RES...	
Correction for Easter Effect	None	Normality	0.27 [0, 5.99] 5%
Correction for Outliers	Autom.:AO,LS,TC; 1 Ou...	Skewness	0.19 [-0.77, 0.77] 5%
Critical t-value	3.000	Kurtosis	2.84 [1.46, 4.54] 5%
LS Q1.2003 t-value	3.55 [-3.000, 3.000] crit.val.	OUTLIERS	
Corr. for Missing Obs.	None	Percentage of outliers	2.27% [0%, 5.0%] ad-hoc
Corr. for Other Regr. Eff...	None		
Specif. of the ARIMA model	(1 0 0)(0 1 1) (fixed)		
Non-seas. AR (lag 1) v...	-0.6430		
Non-seas. AR (lag 1) t...	-5.00 [-2.021, 2.021] 5%		
Seasonal MA (lag 4) value	-0.5202		
Seasonal MA (lag 4) t...	-3.36 [-2.021, 2.021] 5%		
Method of Estimation	Exact Maximum Likelihood		
DECOMPOSITION			
ARIMA Decomposition	Exact		
Seasonality	Seasonal model used		

Figura IV.1-9 Diagnostiche di identificazione modello ARIMA stagionale per PSE no MPS (dati grezzi e destagionalizzati)



Information on Models	Model 1 (Tramo-Seats)	Information on Diagnostics	Model 1 (Tramo-Seats)
Series Span (n° of obs.)	Q1.1993 - Q4.2003 (44)	SA quality index (stand. ...)	2.138 [0, 10] ad-hoc
Model Span (n° of obs.)	Q1.1993 - Q4.2003 (44)	STATISTICS ON RESID...	
Method	Tramo/Seats	Ljung-Box on residuals	14.52 [0, 23.70] 5%
PRE-ADJUSTMENT		Box-Pierce on residuals	3.41 [0, 5.99] 5%
Transformation	None	Ljung-Box on squared r...	6.97 [0, 23.70] 5%
Mean Correction	Yes	Box-Pierce on squared r...	3.11 [0, 5.99] 5%
Mean t-value	3.54 [-2.021, 2.021] 5%	DESCRIPTION OF RES...	
Correction for Trading D...	None	Normality	1.53 [0, 5.99] 5%
Correction for Easter Effect	None	Skewness	0.35 [-0.78, 0.78] 5%
Correction for Outliers	Autom.:AO,LS,TC	Kurtosis	2.31 [1.44, 4.56] 5%
Critical t-value	3.000	OUTLIERS	
Corr. for Missing Obs.	None	Percentage of outliers	0.00% [0%, 5.0%] ad-hoc
Corr. for Other Regr. Eff...	None		
Specif. of the ARIMA model	(0 1 1)(0 1 1) (fixed)		
Non-seas. MA (lag 1) v...	-0.7759		
Non-seas. MA (lag 1) t...	-7.59 [-2.021, 2.021] 5%		
Seasonal MA (lag 4) value	-0.9396		
Seasonal MA (lag 4) t...	-16.94 [-2.021, 2.021] 5%		
Method of Estimation	Exact Maximum Likelihood		
DECOMPOSITION			
ARIMA Decomposition	Exact		
Seasonality	Seasonal model used		

Figura IV.1-10 Diagnostiche di identificazione modello ARIMA stagionale per Occupati dipendenti agricoltura (dati grezzi e destagionalizzati)



Information on Models	Model 1 (Tramo-Seats)	Information on Diagnostics	Model 1 (Tramo-Seats)
Series Span (n° of obs.)	Q1.1993 - Q4.2003 (44)	SA quality index (stand. ...)	2.068 [0, 10] ad-hoc
Model Span (n° of obs.)	Q1.1993 - Q4.2003 (44)	STATISTICS ON RESID...	
Method	Tramo/Seats	Ljung-Box on residuals	7.09 [0, 22.40] 5%
PRE-ADJUSTMENT		Box-Pierce on residuals	0.27 [0, 5.99] 5%
Transformation	None	Ljung-Box on squared r...	16.23 [0, 22.40] 5%
Mean Correction	None	Box-Pierce on squared r...	2.15 [0, 5.99] 5%
Correction for Trading D...	None	DESCRIPTION OF RES...	
Correction for Easter Effect	None	Normality	0.73 [0, 5.99] 5%
Correction for Outliers	Autom.:AO,LS,TC; 1 Ou...	Skewness	-0.32 [-0.74, 0.74] 5%
Critical t-value	3.000	Kurtosis	2.90 [1.52, 4.48] 5%
TC Q3.2003 t-value	6.61 [-3.000, 3.000] crit.val.	OUTLIERS	
Corr. for Missing Obs.	None	Percentage of outliers	2.27% [0%, 5.0%] ad-hoc
Corr. for Other Regr. Eff...	None		
Specif. of the ARIMA model	(2 1 0)(1 0 0) (fixed)		
Non-seas. AR (lag 1) v...	0.1077		
Non-seas. AR (lag 1) t...	0.68 [-2.009, 2.009] 5%		
Non-seas. AR (lag 2) v...	0.3541		
Non-seas. AR (lag 2) t...	2.12 [-2.009, 2.009] 5%		
Seasonal AR (lag 4) value	-0.5661		
Seasonal AR (lag 4) t...	-3.80 [-2.009, 2.009] 5%		
Method of Estimation	Exact Maximum Likelihood		
DECOMPOSITION			
ARIMA Decomposition	Exact		
Seasonality	Seasonal model used		

Figura IV.1-11 Diagnostiche di identificazione modello ARIMA stagionale per Occupati indipendenti agricoltura (dati grezzi e destagionalizzati)

V. RISULTATI EMPIRICI DALL'ANALISI TIPO VAR

I modelli VAR (Vector Autoregressive, metodo statistico di analisi delle serie storiche) sono utilizzati per esaminare i rapporti dinamici di insieme di variabili economiche correlate. Tali modelli VAR utilizzano spesso un insieme di equazioni con variabili ritardate (quindi, contesto dinamico) per modellizzare ogni variabile in funzione delle altre variabili nel sistema. Le equazioni sono forme ridotte senza restrizione e tutte le variabili sono trattate come endogene.

Un sistema VAR per n variabili può essere definito come:

$$Y_t = \begin{bmatrix} b_{11}(k) \dots b_{1n}(k) \\ \vdots \\ b_{n1}(k) \dots b_{nn}(k) \end{bmatrix} Y_{t-k} + E_t$$

dove

- t = tempo ($t = 1, \dots, T$)
- $Y_t = e'$ un vettore di $n \times 1$ variabili economiche
- K = ordine di ritardo del sistema
- $b_{ij}(k)$ = I parametri da stimare
- E_t = vettore di errori casuali (o innovazioni)

Tali modelli VAR sono diffusamente utilizzati nella valutazione dei rapporti dinamici nei sistemi economici (ad esempio da Giovanni, Lippi e Savio, 1995); in particolare sono stati utilizzati anche per valutare la dinamica delle attività agro-industriali nelle fluttuazioni del sistema economico italiano (vedi Martino e Pieroni¹³, 2000).

Trasformando il sistema nella sua rappresentazione Moving-Average e' possibile mostrare l'aggiustamento dinamico a shock inattesi per

¹³ Questo lavoro segue l'approccio proposto da Martino e Pieroni (2000) nell'applicazione di modelli VAR al settore Agricoltura.

ciascuna variabile. Tale trasformazione risulta necessaria per riconoscere correlazione tra singole innovazioni, che potrebbe condurre a risultarti spuri. Per raggiungere questo scopo, una trasformazione ortogonale delle innovazioni (o vettore dei residui) che trasforma la tabella di covarianza delle innovazioni ad una tabella di identità può essere applicato usando la decomposizione di Choleski. Questa decomposizione genera "Wold casual chain" che elimina la possibilità di correlazione contemporanea delle innovazioni. Hakkio e Morris (1984) hanno trovato che la decomposizione era utile affinché il sistema VAR prevedesse la risposta di qualunque delle variabili alle scosse esogene. Queste risposte, citate come risposte di impulso, sono usate per esaminare gli aggiustamenti delle variabili nel sistema alle innovazioni inattese.

La decomposizione secondo Choleski del modello VAR in uno MA, permette la valutazione della decomposizione di varianza di errore di previsione. La decomposizione di varianza di errore di previsione è usata per determinare il grado di esogeneità di un insieme di variabili rispetto ad un altro insieme di variabili calcolando la percentuale dell'errore quadrato di previsione di K-punti avanti di una variabile particolare prodotta da un'innovazione in un'altra variabile.

V.1. Variabili endogene ed esogene

Le stime econometriche del VAR cointegrato del settore agricolo interpretano la specificazione di base del sistema, individuata dalla relazione di lungo periodo e dalla dinamica di breve, mentre l'introduzione di variabili esogene valutano gli impatti dal lato dell'offerta e della domanda.

Il sistema stimato ha come base informativa i dati trimestrali destagionalizzati¹⁴ del settore agricolo. I dati sono di fonte ISMEA e ISTAT ed includono le rilevazioni di:

- Produzione Totale Agricola italiana a prezzi costanti (PTA)
- Unità di Lavoro Attive (ULA) incluso irregolari
- Occupati Dipendenti in Agricoltura (Occ dip)
- Occupati Indipendenti in Agricoltura (Occ indep)

¹⁴ Le procedure di destagionalizzazione adottate per le serie disponibili non destagionalizzati sono riportate nel capitolo precedente.

Sono utilizzate inoltre come esogene del sistema:

- Differenza tra il PIL Italia ed il Valore Aggiunto Agricoltura (PIL - VA)
- Producer Support Estimates (PSE) al netto di MPS
- Consumi Finali di beni alimentari

V.2. Schema per l'analisi di integrazione e di cointegrazione

L'analisi empirica dei risultati rispetta le seguenti fasi operative:

- test ADF nei livelli e nelle differenze per verificare la presenza di radici unitarie.
- Determinare il numero dei ritardi appropriato per l'analisi di simulazione
- Specificazione del VAR (1,2,3 etc..) su cui basare l'analisi di cointegrazione
- Identificazione del vettore di cointegrazione ECM
- Stima del VECM tenendo conto del numero di ritardi

Ne segue l'analisi di simulazione, ovvero una fase dell'analisi empirica che consiste nello studio degli effetti dinamici prodotti dagli shock sul comportamento delle variabili che costituiscono il sistema agricolo. Le tecniche utilizzate sono:

- funzione di impulso reazione (IRF)
- la decomposizione dell'errore di previsione della varianza (FEVD)

Lo scopo dell' IRF e' quello di individuare la risposta dinamica del livello di ogni variabile alla variazione unitaria dell'innovazione che si propaga nel sistema.

V.3. Analisi di stazionarieta'

La modellizzazione delle serie storiche studiate nella forma di sistema a meccanismo di correzione dell'errore richiede la verifica dell'ordine di integrazione della serie, vale a dire l'accertamento della condizione che le serie in esame siano non stazionarie nei livelli e mostrino tale proprietà allo stesso ordine di differenziazione. Questa verifica e' stata svolta attraverso il test Dickey-Fuller. I risultati del test sono

esposti nella tabella 1 e confermano l'ipotesi che le serie siano I(1), ovvero non stazionarie nei logaritmi dei livelli e stazionarie nelle differenze prime dei Log livelli (deltaLog).

Tabella 1 analisi di integrazione

<i>Serie</i>	ADF test di stazionarieta'	
	LN(x)	Δ LN(x)
PTA	-1.5481	-4.0706*
ULA	-2.0768	-2.6197**
OCC dip	-0.3561	-2.8059**
OCC indep	-1.6417	-4.0979*
PIL-VA	-1.5442	-2.8622*
Cons	-0.2856	-3.0080**
PSE	0.6051	-2.7595*

*Significativo al 5% se inferiore a -2,89, **significativo al 10% se inferiore al -2,58.

V.4. Analisi di cointegrazione

Il secondo passo compiuto nella strategia e' stato di determinare il numero di ritardi appropriato al sistema. A questo scopo si e' utilizzato un test LR di forma Chi-quadro ripetuto sulle combinazioni di ritardi 4-1. Il test ha suggerito una specificazione VAR (2), sulla cui base si e' passati all'analisi di cointegrazione. Si noti che la specificazione del Var non richiede restrizioni e aggiunta di variabili tipo "seasonal" in quanto i dati sono stati gia' depurati degli effetti stagionali. L'analisi di cointegrazione e' stata effettuata secondo la procedura di Johansen. Le statistiche (table 2) indicano con chiarezza l'esistenza di un unico vettore di cointegrazione.

Table 2 analisi di cointegrazione – Serie PTA, ULA, OCC dip, OCC indep.

r	λ	$\lambda_{\text{traccia}(p=0,05)}$
0	75.5	48.4
≤ 1	31.1*	31.3
≤ 2	11.8*	17.8
≤ 3	0.1*	8.1

*Significativo in quanto inferiore al valore critico

Error correction term = LN[ULA tot](-2) + 0.088319 * LN[PTA](-2) - 0.001897 * LN[OCC dip](-2) - 0.737155 * LN[occ indep](-2)

Il vettore stimato viene utilizzato per la stima del VECM tenendo conto del numero di ritardi accettato, pari a due.

V.5. Dinamica di breve periodo e shock esogeni

In questa sezione del lavoro si discute l'analisi svolta tenendo conto dell'andamento del Valore aggiunto in Agricoltura (rispetto al PIL), dei consumi alimentari di beni finali, e della PSE.

Le funzioni di risposta (IRF) ottenute con la decomposizione di Choleski della matrice dei residui, indicano bassi livelli di autocorrelazione tra i residui di serie diversi, facendo escludere una significativa sensibilità dei risultati all'ordine di elaborazione delle serie stesse. Ulteriori informazioni utili per l'analisi derivano dalla decomposizione della varianza dell'errore di previsione: tale grandezza informa circa la proporzione dei movimenti dovuti agli shock della serie stessa rispetto a quelli originati dalle altre variabili incluse nel modello.

Le conclusioni dell'analisi fin qui svolta possono essere riepilogate come segue:

- a) Esiste una relazione di medio-lungo periodo tra le serie (sistemi) studiate, e cio' conferma in senso dinamico la loro identità in termini sistemici. Nel sistema stimato, la significatività dei coefficienti della relazione di cointegrazione ne testimonia l'importanza nella spiegazione delle dinamiche di breve periodo
- b) Le velocità di aggiustamento sono basse, gli spostamenti dall'equilibrio di lungo periodo vengono cioe' recuperati lentamente
- c) La stima della persistenza e' stata condotta utilizzando la rappresentazione a media mobile del sistema stimato. La persistenza degli shock di lungo periodo risulta molto bassa e deve essere associata sia alla forte dipendenza di ciascuna serie dalla propria storia sia alla bassa tendenza nel periodo breve ad adeguarsi al percorso di periodo lungo
- d) La variabile PIL-VA (differenza PIL Italia e Valore Aggiunto in Agricoltura) presenta coefficienti positivi e significativi, indicando il carattere pro-ciclico del settore
- e) Lo shock da domanda viene misurato utilizzando come proxy la variabile CONS (Consumi alimentari di beni finali); le stime delle singole equazioni evidenziano una scarsa significatività

della variabile di domanda. Il test sul VECM del LR non rifiuta la restrizione di esclusione valutando $X^2(4) = 4.04$ (0,399). Alla lettera il risultato implica che impulsi specifici derivanti dalla domanda finale di prodotti alimentari non hanno effetti sulle relazioni di breve periodo del sistema

- f) Dal lato dell'offerta vengono valutati gli shock derivanti dalla PSE. Il test LR rifiuta la restrizione di esclusione. Quest'ultima variabile presenta coefficienti positivi ma piccoli in valore indicandone un apporto necessario ma non decisivo.
- g) Al fine di produrre stime previsive della variabile PTA, sono paragonate le performance del modello VAR Forecast rispetto al modello ARIMA. Le diverse metodologie sono messe a confronto in termini di potere predittivo "out-of-the-sample" (osservazioni dal I trimestre 2004 in poi) tramite l'utilizzo di opportune diagnostiche quali il RMSE e la U di Theil. Il modello ARIMA è risultato essere più accurato, e ciò è probabilmente dovuto al fatto che la serie dipende molto dalla sua storia passata piuttosto che fattori esterni.
- h) Riguardo al modello MEG Ismea, si rileva che la PSE potrebbe essere una variabile omessa del modello. Inoltre si suggerisce di includere i lavoratori irregolari come componente aggiuntiva per il fattore lavoro.

V.6. Future linee di ricerca e ulteriori possibilità per l'analisi econometrica

L'uso dei metodi statistici nell'economia applicata è stato sempre al centro della discussione. Quello che invece non appare discutibile è il fatto che spesso ci si trova di fronte al problema di quantificare variabili economiche attraverso uno strumento appropriato. L'approccio esplorativo alla Sims nella costruzione del modello econometrici, è risultato quello più coerente, anche in relazione alla difficoltà di trovare studi comparativi.

L'approccio seguito e i risultati ottenuti rivelano almeno due aspetti controversi. In primo luogo la strategia utilizzata nella selezione dei ritardi di un VAR: il sistema accetta, come male minore, che i ritardi superiori a due dell'aggiustamento di breve periodo non contengano informazioni importanti per il sistema. In questo senso, un modo

alternativo per la selezione delle variabili ritardate potrebbe essere l'uso della causalità di Granger estesa ai modelli cointegrati. Il secondo aspetto riguarda la scelta delle proxies di domanda. L'affermazione di aree di scambio sempre più vaste ed importanti ha favorito il crescente processo di internazionalizzazione dei mercati e delle imprese. Tale fenomeno potrebbe in parte contribuire a spiegare la non significatività statistica della domanda interna, che andrebbe quindi ampliata e possibilmente sostituita con una proxy della domanda endogena esterna, quale potrebbe essere ad esempio l'indice di importazioni e/o esportazione agro industriale.

ANNEX A : DATA SET E DIAGNOSTICS

Da allegare alla fine

GLOSSARIO

PIL	Prodotto Interno Lordo
ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average
ISMEA	Istituto Servizi Mercato Agricolo
ULA	Unità di Lavoro Attive
IRAP	Imposta Regionale Attività Produttive
SEC	Sistema Europeo dei Conti
EUROSTAT	Ufficio Statistico dell'Unione Europea
ISTAT	Istituto Statistico Italiano
PVS	Paesi in Via di Sviluppo
WTO	World Trade Organization
PSE	Producer Support Estimates
PTA	Produzione Totale Agricoltura

BIBLIOGRAFIA

- [1] AADLAND D.M. (2000), Distribution and interpolation using transformed data, *Journal of Applied Statistics*, 27: 141-156.
- [2] ACCADIA e PLACENTI (2000), Modelli previsionali per l'analisi economica del settore della pesca in Italia, Irepa Quaderni, Franco Angeli
- [3] AL-OSH M. (1989), A dynamic linear model approach for disaggregating time series data, *Journal of Forecasting*, 8: 85-96
- [4] ASTOLFI R., D. LADIRAY, G.L. MAZZI, SOARES (2000), A monthly indicator of GDP for the Euro-zone, *Eurostat Working Paper Series*.
- [5] BARBONE L.–BODO G.–VISCO. I., "Costi e profitti nell'industria in senso stretto: un'analisi su serie trimestrali, 1970-80", *Bollettino della Banca d'Italia*, gennaio-dicembre, 1981.
- [6] BARCELLAN, R. (1994), ECOTRIM: a program for temporal disaggregation of time series, Workshop on Quarterly National Accounts, Eurostat, Theme 2 Economy and finance, pp. 79-95.
- [7] BARCELLAN R. (1992), "Aggregazione e disaggregazione temporale di serie storiche: un approccio basato sui modelli ARIMA", *Quaderni dell'Università di Padova*.
- [8] BARCELLAN R. – BUONO D. – KUHNERT I. (2002), "GDP: Expenditure and Output approach – non seasonal adjusted figures now available", *Eurostat, SIF Theme2 – 10/2002*.
- [9] BARCELLAN R. AND T. DI FONZO (1994), Disaggregazione temporale e modelli ARIMA, Società Italiana di Statistica, *Atti della XXXVII Riunione Scientifica*, 2: 355-362.
- [10] BARTOLA A. e PIERANI P. (1980), "Lo sviluppo dell'agricoltura italiana secondo un modello econometrico disaggregato", *Rivista di Economia Agraria*, 35, 477-507.
- [11] BOOT J.C.G., W. FEIBES AND J.H.C. LISMAN (1967), Further methods of derivation of quarterly figures from annual data, *Cahiers Economiques de Bruxelles*, 36: 539-546.
- [12] BOX G. E.P. e JENKINS G.M. (1970), Time Series Analysis: Forecasting and control, *Holden day, S. Francisco CA*
- [13] BROCKWELL P. J. – DAVIS R. A. (2002), "Introduction to time series and forecasting" 2nd edition, *Springer*, New York.
- [14] BUONO D. – FINIZIA A. (2003), Offerta agricola e occupazione, *newsletter ISMEA (91)*, ROME, June 2003
- [15] CAIUMI A. (1994), Meisa2 Il modello econometrico ISMEA del sistema agroalimentare italiano, *ISMEA*
- [16] CHEN, e DAGUM (1997), A recursive method for predicting variables with temporal and contemporaneous constraints, *American Statistical Association, Proceedings of the Business and Economic Statistics Section*, pp. 229-233.

- [17] CHOW G. C.-LIN A. L. (1971) "Best Linear Unbiased Interpolation Distribution and Extrapolation of Time Series by Related Series", *Review of Economics and Statistics*, November.
- [18] CORAZZIARI G.(1980), « Modelli di simulazione dell'agricoltura e un tentativo di stima per l'Italia », *Rivista di Economia Agraria*, 35,7-33.
- [19] DI FONZO (2002), Temporal disaggregation of economic time series: towards a dynamic extension, *Dipartimento di Scienze Statistiche, Università di Padova, working paper 2002.17*
- [20] DI FONZO (2002), Constrained retropolation of high-frequency data using related series. A simple dynamic model approach, *Atti della XLI riunione scientifica della Società Italiana di Statistica*, Milano Giugno, pp. 193-196.
- [21] EUROSTAT (1999), Handbook of quarterly national accounts, Luxembourg, *European Commission*.
- [22] GIOVANNINI, LIPPI E SAVIO, (1993), Ciclo economico e persistenza nei principali settori dell'economia italiana, in Banca d'Italia, *Ricerche quantitative per la politica economica*, vol.I
- [23] GUDMUNDSSON G. (1999), Disaggregation of annual flow data with multiplicative trends, *Journal of Forecasting*, 18:33-37.
- [24] HARVEY A.C. AND S.J. KOOPMAN (1997), Multivariate Structural Time Series Models (with comments), in C. Heij, J.M. Shumacher, B. Hanzon and C. Praagman (eds.), *System Dynam Economic and Financial Models*, Wiley, New York: 269-298
- [25] HAMILTON, *Time Series Analysis*, 1994
- [26] ISMEA, La stima trimestrale della produzione e dell'occupazione in agricoltura attraverso tecniche di disaggregazione temporale, *Rapporto Annuale 2002*
- [27] LITTERMAN R.B. (1983), "A Random Walk, Markov Model for the distribution of Time Series", *Journal of Business and Statistics*, 1,169-173.
- [28] MARTINO G. PIERONI L. (2000), La dinamica delle attività agro-industriali nelle fluttuazioni del sistema economico italiano, *Rivista di Economia Agraria*, Fascicolo secondo anno 2000
- [29] MOAURO G. AND G. SAVIO (2001), Disaggregation of time series using common components models, (*mimeo*).
- [30] PERALI F, FINIZIA A. E ALTRI (2004), Modello Equilibrio Generale MEG-Ismea, *ISMEA*.
- [31] PICCOLO D. (1990), Introduzione all'analisi delle serie storiche, *La Nuova Italia Scientifica*, Roma.
- [32] PLANAS C. (1997), Applied Time series Analysis: Modelling, Forecasting, Unobserved Components Analysis and the Wiener-Kolmogorov filter, *Statistical document, Eurostat*
- [33] PROIETTI T. (1999), Distribution and interpolation revisited: a structural approach, *Statistica*, 58: 411- 432.
- [34] RAMOS F., The forecasting accuracy of five time series models, Faculty of Economics , University of Porto (2000)

[35] ROSSI N. e altri (1985) “Meisa- Un modello econometrico del sistema agro-alimentare italiano”, *Milano, F. Angeli.*