

Novembre 1985

55

Servizio Studi
della
Banca d'Italia

TEMI DI DISCUSSIONE

Giorgio BODO - L. Federico SIGNORINI

**Uno schema per la previsione a breve termine
della produzione industriale**

UNO SCHEMA PER LA PREVISIONE A BREVE TERMINE DELLA PRODUZIONE INDUSTRIALE

di

Giorgio Bodo e L. Federico Signorini

Valutare con precisione e prontezza l'evoluzione ciclica è necessario per prendere decisioni corrette e tempestive di politica economica. Uno degli indicatori più usati per valutare l'evoluzione congiunturale è l'indice della produzione industriale, il cui valore provvisorio si conosce però solo con 40-50 giorni di ritardo. Gli autori espongono diversi metodi per ottenere stime anticipate di tale indicatore. Vengono impiegati: (a) un semplice modello ARIMA, basato solo sulla storia passata della produzione; (b) un modello che sfrutta i dati sull'immissione in rete di energia elettrica, nel quale si introducono correttivi per tenere conto dell'effetto della temperatura sui consumi non industriali e (indirettamente) dell'effetto della composizione dell'output dell'industria; (c) un modello a funzione di trasferimento che impiega i risultati delle inchieste congiunturali mensili dell'ISCO. I risultati ottenuti sono soddisfacenti e mostrano come il migliore indicatore per la previsione a brevissimo periodo dell'andamento della produzione industriale è costituito dai dati di energia elettrica. La combinazione delle previsioni derivanti dai modelli che utilizzano i dati Enel e i dati ISCO ha tuttavia portato ad ulteriori miglioramenti, a conferma dell'utilità di impiegare in modo congiunto più schemi previsivi.

La serie dei "Temi di discussione" intende promuovere la circolazione, in versione provvisoria, di lavori prodotti all'interno della Banca d'Italia o presentati da economisti esterni nel corso di seminari presso l'Istituto, al fine di suscitare commenti critici e suggerimenti. I lavori pubblicati nella serie riflettono esclusivamente le opinioni degli autori e non impegnano la responsabilità dell'Istituto.

UNO SCHEMA PER LA PREVISIONE A BREVE TERMINE
DELLA PRODUZIONE INDUSTRIALE (*)

di

GIORGIO BODO - L. FEDERICO SIGNORINI

1 - Introduzione

Nel corso degli ultimi anni crescente attenzione è stata data alle fluttuazioni di breve periodo del ciclo economico. Questo maggior rilievo è attribuibile alla difficoltà di prevedere gli andamenti di breve periodo con i tradizionali giudizi soggettivi a causa dell'accresciuta variabilità delle serie storiche considerate. Inoltre, la necessità di valutare con relativa precisione e prontezza l'evoluzione ciclica è imposta anche dalla forte influenza da questa esercitata sul vincolo estero, divenuto sempre più stringente in questi ultimi anni. E' quindi evidente l'utilità di strumenti atti a soddisfare queste esigenze. A tale fine esiste teoricamente la possibilità di fare ricorso o a modelli econometrici strutturali o a modelli non strutturali basati sull'analisi delle serie storiche. Il primo tipo di approccio, se pure fondamentale per capire le interconnessioni tra le diverse variabili e le conseguenze di determinati provvedimenti di politica economica, presenta notevoli svantaggi se impiegato al fine di ottenere previsioni di breve-bre-

vissimo periodo, innanzitutto per la mancata conoscenza dei valori delle necessarie variabili esogene. Sembra quindi inevitabile impiegare modelli che utilizzano l'analisi delle serie temporali; nell'ambito di questo approccio generale è però possibile basarsi su metodi che impiegano esclusivamente le informazioni contenute nel passato della serie che si vorrebbe prevedere (metodi univariati), o invece fare uso di vari indicatori di riferimento che utilizzano anche informazioni esterne alla serie. In questo secondo caso è necessario avere indicatori che siano particolarmente tempestivi, oppure che dimostrino la propria capacità di anticipare significativamente il ciclo economico, tenendo però presente che non si ha interesse solamente ad una informazione qualitativa, tipica delle analisi dei leading indicators, ma anche e specialmente ad una sua precisa quantificazione. Date queste premesse è immediato l'interesse per le analisi congiunturali effettuate mensilmente dall'ISCO e da Mondo Economico che, pur non essendo pubblicate con un anticipo rilevante rispetto ai dati di produzione, contengono alcune serie che potrebbero essere dei buoni indicatori anticipatori.

Un altro tipo di informazione che nel corso degli ultimi anni ha assunto notevole rilievo 1/ è rappresentato dai consumi di energia elettrica; il principale vantaggio di questa serie è rappresentato dal ridottissimo ritardo temporale con cui viene resa disponibile, solo pochi giorni rispetto al mese di riferimento. Nel corso della ricerca si sono quindi esaminate le capacità previsive dei metodi univariati, delle inchieste congiunturali e dei dati di energia elettrica, valutando anche la possibilità di combinare le varie previsioni al fine di ottenere stime ancora più efficienti.

Nel secondo paragrafo sono presentate, dopo una breve introduzione, le caratteristiche e i risultati dei metodi univariati che, essendo i più semplici ed "economici" da gestire, costituiscono un indispensabile punto di riferimento; segue poi

una presentazione dei numerosi dati disponibili sull'energia elettrica per meglio valutare le differenze e le caratteristiche delle varie serie, individuando quelle più utili ai nostri fini. Nel quarto paragrafo è una breve parte teorica sul fondamento dell'utilizzo dei dati di energia elettrica a fini di previsione dell'output industriale; in particolare sono messe in evidenza le implicazioni e le limitazioni che derivano dalla struttura teorica, insieme con alcuni accorgimenti che possono almeno in parte ridurre l'entità e la rilevanza pratica. Vengono quindi esposti i principali risultati ottenuti con i dati di energia elettrica sia sulla base delle tradizionali relazioni econometriche, sia sulla base delle più recenti funzioni di trasferimento. Nella settima sezione si considerano brevemente le inchieste congiunturali, valutando la loro utilità per ottenere anche informazioni quantitative di brevissimo periodo; seguono l'analisi sulla possibilità di combinare tra loro le diverse previsioni e, quindi, le conclusioni.

I lettori non interessati agli aspetti tecnici del lavoro, largamente basato sull'analisi delle serie temporali e sull'utilizzo di strumenti econometrici, possono direttamente passare alle conclusioni che sintetizzano i principali risultati ottenuti.

2 - L'uso dei metodi univariati

Uno dei metodi più semplici per ottenere previsioni di breve periodo è quello di fare ricorso alle informazioni contenute nella storia passata della stessa serie da prevedere. La presenza di trend e di altri fattori stagionali favorirà l'opera di previsione nella misura in cui questi fenomeni tendono a ripetersi nel futuro secondo uno schema invariato. La formulazione e la stima di modelli univariati presenta inoltre il vantaggio di essere comunque possibile, non dipendendo da fonti statistiche esterne, e di fornire un punto di riferimento rispetto a cui valutare la bontà di sistemi previsivi più complessi che utilizzano informazioni esterne. Questi ultimi avranno una loro validità solo se si dimostreranno superiori, in termini di capacità previsive, ai più semplici modelli univariati. Tra questi, i più efficienti nell'utilizzo delle informazioni statistiche si sono rivelati i modelli ARIMA 2/.

Un'operazione preliminare fondamentale per l'utilizzo di questi metodi consiste nell'individuazione delle condizioni di stazionarietà in varianza. Nel passato l'indice della produzione industriale presentava una varianza crescente 3/; a partire dal 1980, tuttavia, il trend di crescita che aveva caratterizzato l'economia italiana, sia pure con cicli di ampiezza rilevante, si è arrestato. Si è quindi deciso di esaminare le caratteristiche delle serie per gli anni più recenti e si è trovato che, per il periodo 1978-1984, non vi è più evidenza di non stazionarietà in varianza 4/. Dai diagrammi riportati nell'Appendice 3 appare evidente come non sia più necessario procedere alla trasformazione logaritmica per raggiungere tale condizione; nel prosieguo dell'analisi non si sono perciò trasformati i dati originali di produzione.

Il secondo passaggio dell'analisi consiste nel determinare la stazionarietà in media dell'indice di produzione. Nella tavola 2.1 sono riportati i valori della varianza della serie dopo varie differenziazioni; in ogni caso la riduzione più elevata è raggiunta con una differenza sequenziale ed una stagionale. Come si vede, nell'analisi si è fatto riferimento sia ai dati grezzi, sia ai dati rettificati; i secondi, per il fatto di tenere conto del diverso numero di giornate lavorative, si prestano meglio dei primi a fornire le caratteristiche della serie sotto esame 5/; tuttavia, a fine di confronto, l'identificazione del modello ARIMA, la sua stima e la generazione delle previsioni sono state compiute per entrambi i dati. L'esame delle funzioni di autocorrelazione (fig. 2.1.A e 2.1.B) conferma quanto appena detto, con un correlogramma molto più chiaro per la serie rettificata. L'analisi preliminare suggerisce la presenza di un termine a media mobile al primo ritardo per entrambe le serie mentre, pur non risultando questo necessario in base al correlogramma, se ne è inserito un altro al dodicesimo per tenere conto di effetti stagionali non apparenti ma che potrebbero realizzarsi nel futuro; inoltre, solo per la serie grezza, è stato considerato un ulteriore termine a media mobile al terzo ritardo per tenere conto della non omogeneità dei singoli mesi a causa della presenza di un diverso numero di giorni lavorativi 6/. La stima dei modelli, insieme ad alcuni test sulla correttezza della specificazione, sono riportati nella tavola 2.1 7/. Tutti i coefficienti risultano largamente significativi ad eccezione del termine al dodicesimo ritardo per la serie rettificata; tuttavia anch'esso è stato mantenuto in vista di possibili nuovi effetti di stagionalità nel futuro, tenuto conto anche dell'estrema semplicità del modello. La riduzione della varianza residua è sostanziale: pari al 50 per cento nell'indice grezzo e al 66 per cento nell'indice rettificato. Inoltre, nessuno dei test proposti per verificare l'ipotesi di assenza di

FIG. 2.1.A

1 12 1

SERIES: GREZZO DIFFERENCE: (1-B) (1-B) OBS = 71

LAG	AUTO CORR	PARTIAL CORR
1	-0.54	-0.54
2	0.01	-0.40
3	0.21	0.01
4	-0.25	-0.14
5	0.20	0.05
6	0.04	0.21
7	-0.19	0.05
8	-0.00	-0.26
9	0.19	0.01
10	-0.24	-0.12
11	0.11	-0.13
12	0.04	-0.01
13	-0.24	-0.14
14	0.28	0.01
15	-0.17	-0.09
16	-0.03	-0.05
17	0.19	0.08
18	-0.15	0.07
19	-0.04	-0.12
20	0.09	-0.16
21	0.01	0.05
22	-0.05	0.06
23	0.39	0.01
24	-0.12	0.03

Funzione di autocorrelazione dell'indice generale
della produzione industriale
(7801-8412) $\nabla_{12}^2 X_t$

FIG. 2.1.B

1 12 1

SERIES: RETT DIFFERENCE: (1-B) (1-B) OBS = 70

LAG	AUTO CORR	PARTIAL CORR
1	-0.37	-0.37
2	-0.09	-0.26
3	-0.04	-0.22
4	0.22	0.11
5	-0.23	-0.14
6	0.16	0.09
7	-0.10	-0.05
8	0.07	0.01
9	-0.11	-0.06
10	0.07	-0.07
11	-0.03	-0.01
12	-0.00	-0.09
13	-0.13	-0.17
14	0.09	-0.11
15	0.12	0.10
16	-0.04	0.01
17	0.02	0.10
18	-0.05	-0.07
19	-0.09	-0.20
20	0.36	-0.07
21	0.08	-0.03
22	0.32	0.15
23	-0.02	0.12
24	-0.19	-0.20

Funzione di autocorrelazione dell'indice generale
rettificato di produzione industriale
(7801-8412) $\nabla_{12}^2 X_t$

Varianza dell'indice generale della produzione industriale, (7801 - 8412)

	X_t	∇X_t	$\nabla_{12} X_t$	$\nabla_{12}^2 X_t$
Indice grezzo	256.31	570.24 (+)	32.300 (87.4)	31.672 (87.6)
Indice rettificato	251.18	522.76 (+)	28.307 (88.7)	18.491 (92.6)

Nota: in parentesi è la riduzione percentuale della varianza rispetto alla serie originaria; (+) indica un aumento rispetto alla serie originaria.

Stima dei modelli ARIMA della produzione industriale, (7801 - 8412)

Parametri	γ^*	BP 8	BP 16	DW	σ_a^2	σ_y^2 / σ_a^2
Indice grezzo $\nabla_{12}^2 X_t = -0.100 + (1-0.736 B + 0.306 B^2 - 0.062 B^3) U_t$ (7.905) (3.220) (6.701)	/	7.35	16.52	2.19	15.40	0.49
Indice rettificato $\nabla_{12}^2 X_t = -0.040 + (1-0.562 B - 0.090 B^2 - 0.557 B^3) U_t$ (5.557) (0.844)	/	4.96	10.90	1.93	12.17	0.66

Legenda: BPj è il test di Box-Pierce per verificare l'assenza di autocorrelazione di ordine 1-j nei residui; DW il test di Durbin-Watson; σ_a^2 è la varianza residua; σ_y^2 / σ_a^2 indica il rapporto tra questa e la varianza della serie stazionaria; γ_j^* indica il numero di singoli coefficienti di autocorrelazione significativi al livello del 5 per cento.

autocorrelazione nei residui risulta significativo, a testimonianza di un buon adattamento ai dati effettivi.

Avendo ottenuto delle stime che si possono considerare soddisfacenti è ora possibile procedere ad utilizzare i modelli proposti per la previsione. In tale procedimento abbiamo deciso di utilizzare le stesse informazioni disponibili effettivamente al momento in cui si sarebbe formulata la previsione; ad esempio, la previsione per il mese di gennaio 1984 è stata ottenuta stimando il modello identificato solo fino al Dicembre 1983 e utilizzando i coefficienti. Questa procedura è stata seguita mese per mese dal Gennaio 1984 all'Aprile 1985, così che i dati ottenuti possono realmente compararsi con quelli derivabili ex-ante; ai fini di consentire una maggiore flessibilità la stima è stata effettuata su un numero costante di mesi, 71 al netto dei ritardi, acquisendo l'ultima informazione statistica disponibile ed eliminando la prima.

Il confronto tra previsioni e realizzazioni è stato compiuto sulla base di una serie di indicatori che mirano a determinare la presenza negli errori di previsioni di autocorrelazione o di bias sistematici, e di alcuni indici di accostamento (tav. 2.2). I risultati possono ritenersi complessivamente soddisfacenti: come richiesto nel caso di ottimalità non vi è evidenza di presenza di autocorrelazione negli errori di previsione, la componente di bias è piccola, così come il valore del secondo U di Theil; il coefficiente angolare della regressione dei valori effettivi su quelli previsti è vicino all'unità e non significativamente diverso da questa. L'accostamento è discreto, con un valore dell'errore medio assoluto in percentuale pari al 5.2 per cento per il modello dell'indice grezzo e al 3.7 per il modello dell'indice rettificato. E' da notare che le previsioni di quest'ultimo sono state trasformate in grezze sulla base dei coefficienti di rettifica dell'anno in corso. Proprio perchè comparabili, i risultati dimostrano chiaramente la superiorità

Tav. 2.2

CONFRONTO TRA REALIZZAZIONI E PREVISIONI A 1 MESE
(8401-8504)

	Modello ARIMA sui dati grezzi	Modello ARIMA sui dati rettificati
Runs	non signif.	non signif.
VNH	2.26	2.76
r	0.94	0.97
U _b	0.0037	0.0130
U ₂	0.0155	0.0114
b	0.909	0.924
RMS%	5.16	3.70
MAE%	4.27	3.26
ME%	0.63	0.31
PM	0.127	0.066
Prob	0.960	0.979

Legenda: VNH rapporto di Von Neumann-Hart; Runs significatività del test dei runs; r coefficiente di correlazione; U bias proportion; U₂ U di Theil seconda definizione; b coefficiente angolare della regressione dei valori effettivi su quelli previsti; RMS% radice dell'errore quadratico medio, in percentuale della media dei valori effettivi; MAE% errore medio assoluto in percentuale della media dei valori effettivi; ME% errore medio in percentuale della media dei valori effettivi; PM rapporto tra la varianza dell'errore e la varianza della serie effettiva nel periodo di previsione; Prob probabilità che la serie prevista e quella effettiva abbiano cambiamenti nella stessa direzione.

dei modelli che tengono conto del diverso numero di giornate lavorative rispetto ai modelli che ignorano questi aspetti (fig. 2.2). Infine, per una completa valutazione della bontà delle previsioni si presenta anche il consueto diagramma basato sulle differenze prime delle serie previste ed effettive per il modello dell'indice rettificato di produzione (Fig. 2.3); è immediato notare che i valori stimati sono molto vicini alla retta delle previsioni perfette e che vi sono solo due casi di una previsione non corretta nel segno.

Le previsioni a due periodi confermano la superiorità dell'utilizzo di modelli che tengono conto del diverso numero di giornate lavorative rispetto ai modelli che ignorano questa informazione (Tav. 2.3). In ogni caso il lieve allungamento dell'orizzonte temporale da 1 a 2 mesi non comporta alcun peggioramento nella qualità delle previsioni con un errore medio assoluto che oscilla, come nella situazione precedente, dal 3 al 4 per cento circa.

FIG. 2.2

Valori effettivi e valori previsti in base al modello ARIMA
dell'indice di produzione industriale (8401-8504)

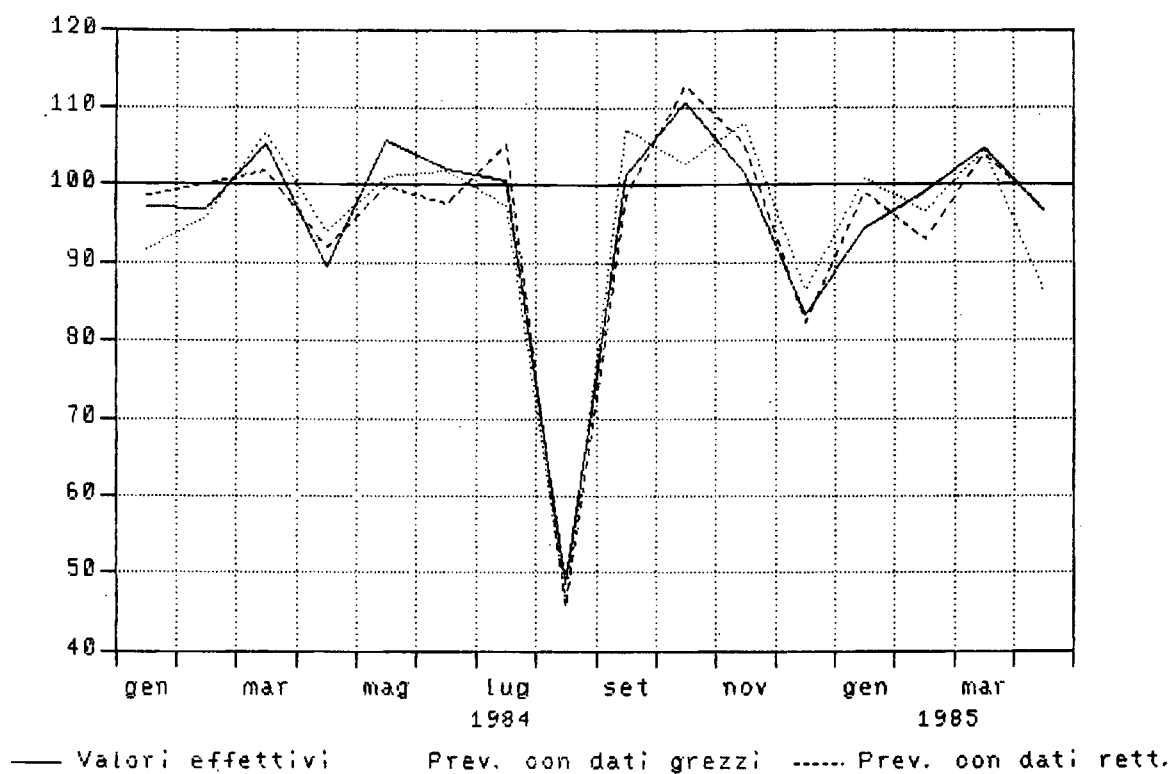
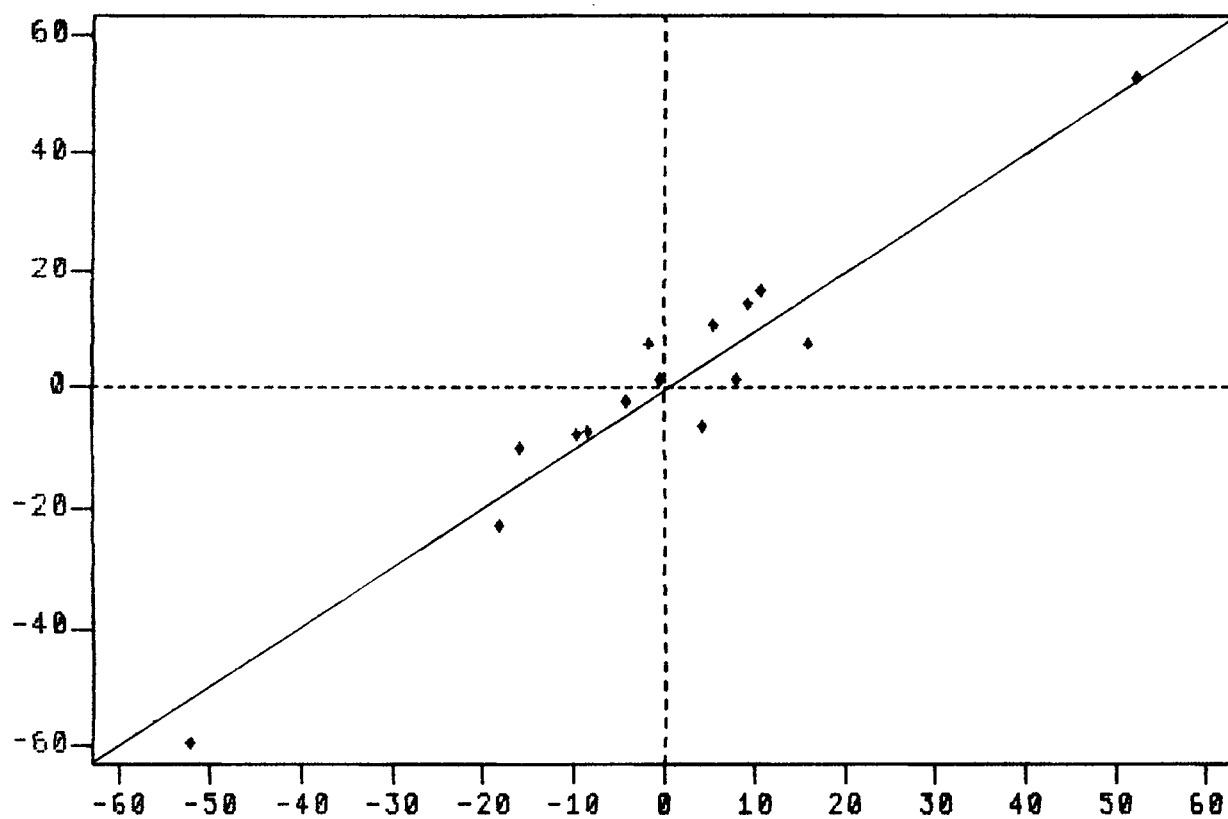


FIG. 2.3

DIAGRAMMA PREVISIONI-REALIZZAZIONI
MODELLO ARIMA DELL'INDICE DI PRODUZIONE RETTIFICATO



Tav. 2.3

CONFRONTO TRA REALIZZAZIONI E PREVISIONI A 2 MESI
(8402-8504) (*)

	Modello ARIMA sui dati grezzi	Modello ARIMA sui dati rettificati
r	0.95	0.97
U_b	8.0211 E-4	0.0675
U_2	0.0151	0.0113
b	0.926	0.969
RMS%	4.76	3.67
MAE%	4.08	3.09
ME%	0.32	0.61
PM	0.102	0.059
Prob	0.968	0.981

(*) In questo caso non si è proceduto a verificare l'ipotesi di assenza di autocorrelazione poichè gli errori di previsione a h periodi di distanza seguono un processo di media mobile di ordine h-1.

Legenda: vedi TAV. 2.2

3 - I dati sull'energia elettrica

In un primo tentativo di migliorare le previsioni a brevissimo termine dell'indice della produzione industriale si è fatto uso dei dati sull'energia elettrica, che costituiscono una fonte statistica dettagliata e tempestiva. L'esistenza di una relazione tra i consumi di elettricità e il livello dell'attività economica è intuitivamente evidente; nei prossimi paragrafi si discuterà in maggior dettaglio questa relazione nei suoi aspetti teorici ed empirici e si cercherà di precisare i limiti entro cui essa può essere sfruttata a fini previsivi. Desideriamo intanto presentare una panoramica sintetica delle statistiche sui dati elettrici a cui si farà riferimento.

Innanzitutto occorre distinguere fra statistiche relative all'energia immessa in rete e all'energia consumata, ossia fatturata. Tra le due esiste una differenza dell'ordine del 10 per cento dovuta alle perdite di trasmissione 8/. In astratto, la seconda ha un maggiore interesse economico. I dati di consumo, infatti, vengono rilevati al contatore di utente e quindi consentono di distinguere tra utilizzatori finali, ed in particolare tra usi produttivi (eventualmente distinti per settore) e altri usi (domestici, etc.). Di fatto, le statistiche di questo tipo risentono delle procedure di fatturazione: solo in parte sono a cadenza mensile, fanno riferimento a consumi presunti per certe categorie di utenti e sono disponibili con un ritardo non inferiore a quello dell'indice provvisorio della produzione industriale. In breve, sono inutilizzabili ai fini della nostra analisi.

Si deve allora ricorrere all'energia immessa in rete, rinunciando - poiché questa viene rilevata all'uscita delle centrali - a distinguere tra le diverse utilizzazioni dell'elettricità. E' possibile scegliere tra le statistiche che

si riferiscono alla sola rete ENEL e il dato complessivo. E' ben noto infatti che, sebbene l'ENEL sia di gran lunga il maggior fornitore di elettricità dall'epoca della nazionalizzazione (1963), resta un certo numero di produttori indipendenti, rappresentati principalmente dalle aziende municipalizzate, come l'ACEA di Roma, e dagli autoproduttori industriali. Nel 1963 gli indipendenti contribuivano per un terzo al fabbisogno elettrico nazionale. Questa quota si è via via ridotta; nel 1984 era pari al 18.3 per cento (Fig. 3.1). Dato che i produttori indipendenti cedono parte della propria energia all'ENEL, in termini di elettricità immessa in rete la quota è ancora inferiore.

Negli ultimi dieci anni non vi è stata molta differenza di andamento tra le due serie, se si eccettua il fatto ovvio che l'energia di fonte ENEL cresce più rapidamente del totale, dovendo, come si è detto, soddisfare una quota crescente della domanda (Fig. 3.2). Depurando le due serie dal trend e della stagionalità, il coefficiente di correlazione risulta pari a 0.98 (periodo 1975-1984), il che equivale a dire che le due serie sono pressoché identiche ai fini qui considerati.

Sembra dunque ragionevole procedere a un'ulteriore semplificazione, utilizzando l'energia immessa nella rete ENEL al posto del totale. Questa scelta comporta due vantaggi. In primo luogo, il dato ENEL viene fornito in forma disaggregata per "compartimenti", cioè gruppi di regioni: torneremo in seguito sull'utilità di questa disaggregazione. In secondo luogo, mentre l'energia elettrica totale si conosce solo dopo una ventina di giorni dal termine del mese di riferimento, quella di fonte ENEL è disponibile pressoché in tempo reale e a cadenze estremamente ravvicinate (anche giorno per giorno).

Per quanto il dato reso noto dall'ENEL al termine del mese sia teoricamente soggetto a revisioni, negli ultimi anni queste sono diventate così lievi da poter essere ignorate del tutto. E' anche possibile sfruttare i dati giornalieri per ten-

FIG. 3.1

DISTRIBUZIONE DELL'ENERGIA ELETTRICA PRODOTTA IN ITALIA
PER CATEGORIA DI PRODUTTORI (1984)

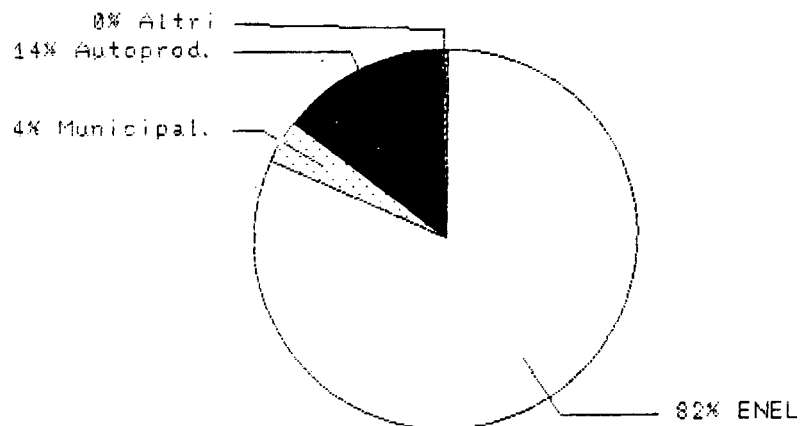
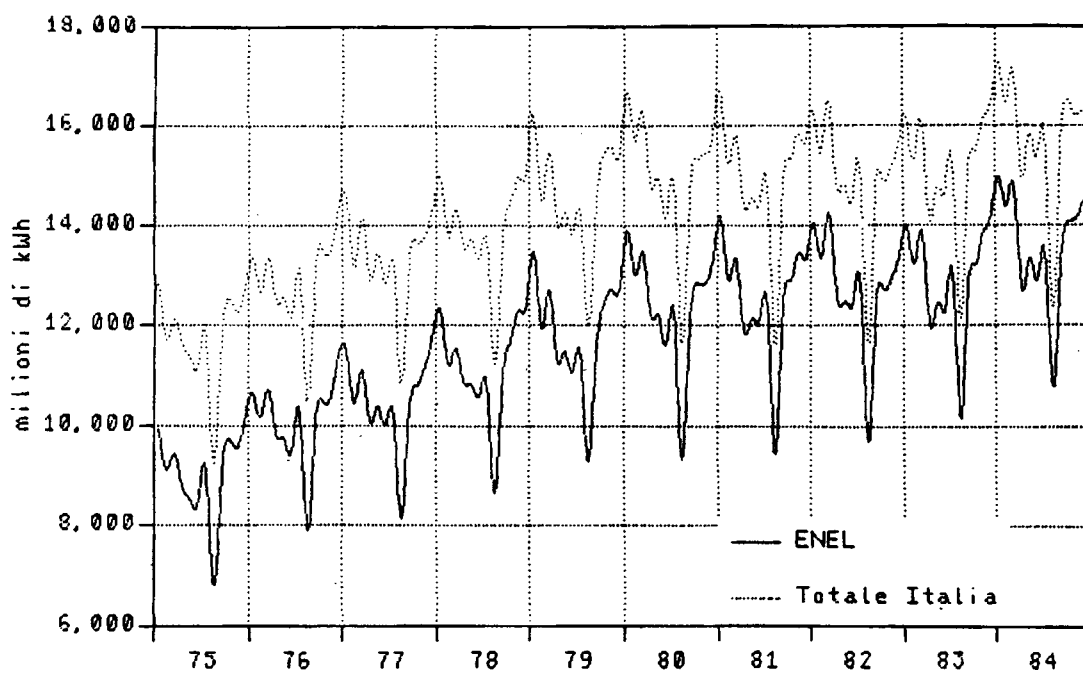


FIG. 3.2

ENERGIA ELETTRICA IMMESSA IN RETE



tare di anticipare ulteriormente il valore mensile, stimandolo già nel corso del mese di riferimento. Una procedura sperimentale, i cui risultati sono esposti nella Tav. 3.1 per il periodo gennaio 1976-agosto 1985, stima la variazione percentuale del mese t rispetto al mese $t-12$ ponendola uguale alla corrispondente variazione calcolata per i primi N giorni dei due mesi considerati. Opportuni aggiustamenti vengono introdotti per tener conto della diversa composizione dei mesi interi e dei sottoperiodi iniziali in termini di giorni della settimana, festività etc. 9/. Risultati interessanti si ottengono già con i primi 7 giorni; con i primi 14 si hanno stime eccellenti, che colgono il segno della variazione in 92 casi su cento e ne approssimano il valore entro un punto percentuale in 52 casi su cento.

Non si è ancora tentato di utilizzare questi dati super-anticipati nell'analisi, anche se esperimenti sono in programma. Le stime presentate più avanti (paragrafi 5-6) fanno riferimento al valore definitivo dell'energia immessa nella rete dell'ENEL.

TAV. 3.1

Stime della variazione dell'energia elettrica
 immessa in rete rispetto allo stesso mese dell'anno
 precedente (7601-8508)

Performance stime basate sui primi n giorni del mese							
N.	Correlaz. con valori definitivi	% stime corrette entro				Media errore	
		1 punto	2 punti	5 punti	Nel segno	Aritmet.	Quadr.
3(*)	.622	30.8	54.8	87.5	88.5	0.25	3.62
7	.700	35.6	58.7	92.3	87.5	0.22	2.75
14	.847	51.9	76.9	99.0	92.3	0.11	1.77
21	.926	66.3	93.3	99.0	95.2	0.13	1.22
28	.963	86.5	96.2	100.0	97.1	0.05	.83

(*) Solo giorni lavorativi.

4 - La relazione tra produzione industriale ed energia elettrica.

Ci sono due modi di discutere la relazione tra produzione industriale e energia elettrica immessa in rete: la si può vedere come una particolare funzione di produzione a un solo fattore, oppure la si può studiare con l'ausilio dei concetti propri della tradizionale analisi del ciclo, senza fare ipotesi a priori su una relazione funzionale tra le serie. Come è naturale, i due approcci sono strettamente collegati. Cominceremo dal secondo, cercando poi di chiarire alcuni aspetti sulla base del primo.

Come è noto, qualunque serie temporale può essere pensata come il risultato dell'interazione fra trend, ciclo e fattori stagionali, a cui si aggiungono variazioni accidentali più o meno rilevanti. E' soprattutto la seconda componente che conta ai fini dell'analisi congiunturale. Nella fig. 4.1 le serie di produzione e di elettricità, depurate della stagionalità e delle variazioni accidentali 10/, vengono poste a confronto per il periodo gennaio 1970-marzo 1985. Esse mostrano una certa somiglianza, ma differiscono sia per l'andamento tendenziale (pressoché piatto negli ultimi anni quello della produzione industriale, sempre nettamente positivo quello dell'ENEL), sia per l'ampiezza delle oscillazioni (quelle dell'ENEL sono meno pronunciate). Il motivo più evidente di queste differenze consiste nell'influenza dei consumi non industriali (il 43% nel 1984), che crescono assai più rapidamente di quelli dell'industria e sono pressoché insensibili al ciclo. Sfortunatamente, non è possibile utilizzare nessuna informazione sulla ripartizione dei consumi per utilizzo a causa del ritardo con cui queste informazioni vengono rese disponibili. Va aggiunto che gli stessi consumi dell'industria comprendono una parte fissa o comunque poco influenzata dal livello dell'attività produttiva (illumina-

zione, riscaldamento, etc.)). Per isolare la componente ciclica delle due serie si è innanzitutto sottratto a ciascuna un trend quadratico; si sono poi divise le deviazioni così ottenute per il rispettivo scarto quadratico medio, in modo da rendere uniforme l'ampiezza delle oscillazioni (fig. 4.2). Dopo questo trattamento, la vicinanza tra i due andamenti diventa notevole. In fase i due profili ciclici si sovrappongono quasi perfettamente, benché in qualche occasione i punti di svolta della serie ENEL siano lievemente anticipati rispetto a quelli della produzione industriale. Restano alcune discrepanze. Il mini-ciclo degli anni 1976-77, ad esempio, è molto meno marcato per la serie elettrica che per quella di produzione; l'opposto accade in prossimità del punto di svolta inferiore dell'ultimo ciclo. La relazione tra i due indici appare perciò abbastanza complessa.

Per approfondirla è utile rifarsi all'approccio basato sulla funzione di produzione. L'energia elettrica, vista come fattore produttivo, ha due qualità che ne facilitano lo studio: primo, il suo impiego è perfettamente flessibile, a differenza di quello del capitale e, di fatto, del lavoro; secondo, non può essere immagazzinata, caratteristica questa che la accomuna al lavoro ma la distingue dalla maggior parte degli input intermedi (comprese molte tra le altre fonti di energia), nonché ancora una volta dal capitale. L'elettricità consumata in un dato momento è quindi esattamente quella necessaria al processo produttivo (lato sensu) in quel momento, né più né meno.

D'altra parte una funzione di produzione che tenga conto del solo input elettrico è sottoposta a ovvie limitazioni. Si assuma che il prodotto dell'industria sia funzione dei fattori tradizionali (lavoro, capitale) e di diverse fonti di energia, nonché eventualmente del tempo per tener conto del progresso tecnico:

FIG. 4.1

ENERGIA ELETTRICA IMMESSA IN RETE ENEL E PRODUZIONE INDUSTRIALE
INDICI DESTAGIONALIZZATI E PEREQUATI, BASE MEDIA 1980=100

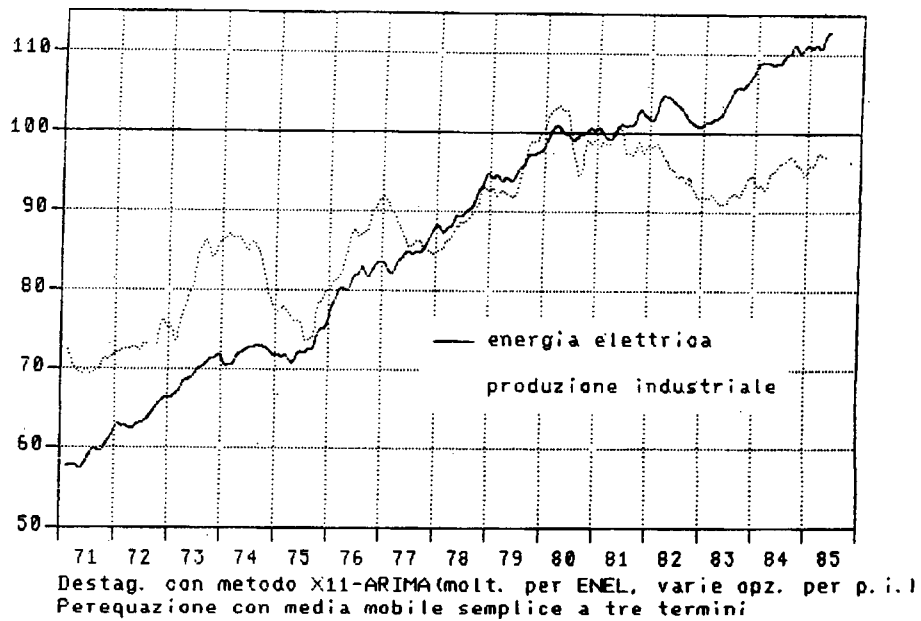
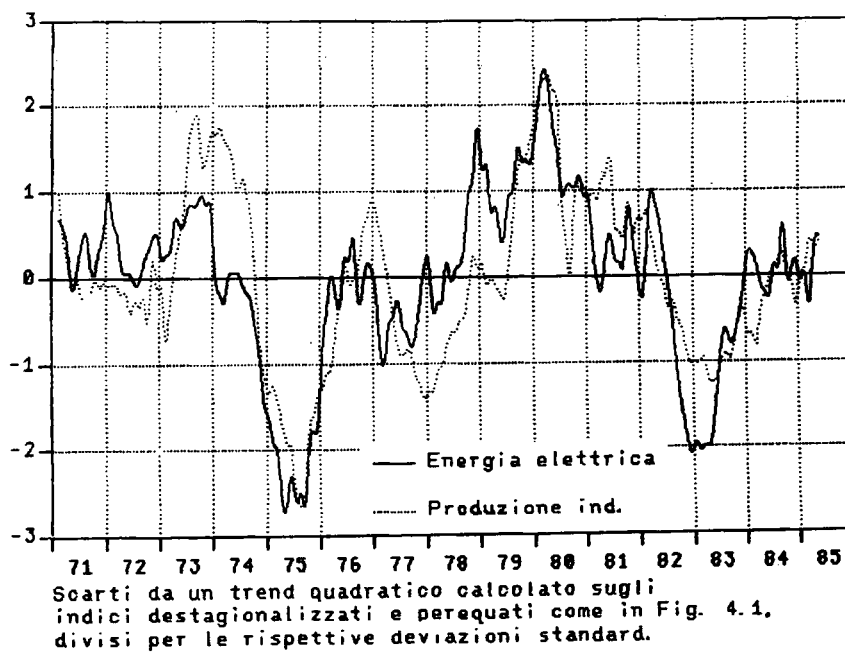


FIG. 4.2.

ENERGIA ELETTRICA IMMESSA IN RETE ENEL E PRODUZIONE INDUSTRIALE
DEVIAZIONI NORMALIZZATE DA TREND



$$Y = f(K, L, E_1, E_2, \dots, t)$$

Si ipotizzi altresì che esista un certo grado di sostituibilità fra i fattori. E' ben noto che l'imprenditore che minimizza i costi di produzione (o massimizza il profitto) tenta di combinare i fattori in una proporzione tale che il prodotto marginale di ciascuno sia uguale al rispettivo prezzo (fatto uguale a uno il prezzo dell'output). Anche se è certo irrealistico immaginare che una simile condizione si realizzi sempre, pienamente ed istantaneamente, non meno irrealistico sarebbe supporre che i prezzi relativi non abbiano alcuna influenza sulle proporzioni in cui i diversi fattori vengono impiegati. Stimando una funzione di produzione sulla base del solo input di energia elettrica questa influenza viene trascurata del tutto 11/.

Una seconda difficoltà deriva dal livello di aggregazione considerato. A livello aggregato la funzione di produzione è un'astrazione, perché non si può supporre che sia identica per tutti i settori, tanto meno per tutte le imprese. Imprese e settori diversi utilizzano energia elettrica in proporzioni diverse; di fatto, l'intensità elettrica (ossia il rapporto tra input di elettricità e output, in questo caso definito come valore aggiunto) varia sensibilmente tra settore e settore (tav. 4.1). Le industrie meccaniche e dei mezzi di trasporto, insieme a tutto il comparto delle produzioni "leggere" (alimentari, tessili, legno etc.) presentano consumi specifici ridotti, tra 0.1 e 0.3 KWh per 1000 lire di valore aggiunto (1984, lire correnti ai prezzi di mercato). "Altre manifatturiere", e carta/poligrafiche si collocano in una fascia intermedia (0.5-0.6). Le più forti consumatrici di elettricità sono invece le industrie chimiche, estrattive, metallurgiche e della lavorazione dei minerali non metalliferi, che richiedono in media oltre 1.6 KWh per 1000 lire, con punte del doppio e più nella chimica di base e nella metallurgia (i consumi domestici e quelli dei settori pro-

Valore aggiunto e consumi di energia elettrica
nell'industria in senso stretto (1984)

S E T T O R I	(1) Valore aggiunto ai prezzi di mercato (miliardi di lire corr.)	(2) Consumi di energia elettrica (milioni di KWh)	(3) Intensità elettrica (2) / (1)
Prodotti energetici	30285	6606	0.22
Estrazione minerali, metallurgia, lavorazione minerali non metalliferi	20829	34719	1.67
Chimica	11286	17975	1.60
Meccanica	38281	10411	0.28
Mezzi di trasporto	9663	2914	0.31
Alimentari e affini	24058	5603	0.24
Tessili, abbigliamento, pelli e cuoio, calzature	31521	7286	0.24
Legno e mobilio	12819	2167	0.17
Carta, poligrafiche, etc.	10315	5646	0.55
Altre manifatturiere	8463	4270	0.51
Totale	197520	97597	0.50

Fonte: Relazione Generale sulla Situazione Economica del Paese, 1984; ENEL, Produzione e consumo di energia elettrica in Italia, 1984.

duttivi non industriali possono essere visti come un caso particolare in cui l'intensità elettrica - nella definizione che qui interessa - è infinita, perché è nullo il contributo di questi settori alla produzione industriale). E' chiaro che variazioni anche limitate nella composizione dell'output industriale si riflettono in ampie fluttuazioni dell'intensità elettrica globale 12/.

La prima conclusione che si può trarre dalla discussione precedente è che comunque occorre prendere con una certa cautela le previsioni quantitative generate da modelli che fanno uso degli indicatori elettrici. Tuttavia si può ridurre in parte l'influenza di alcuni dei fattori di distorsione descritti. In primo luogo è parso essenziale tener conto di quei due quinti o più dei consumi elettrici che non sono destinati a usi industriali. Il compito è facilitato dal fatto che questi consumi presentano un andamento abbastanza regolare, dominato da una componente di trend; una prima parte della soluzione consiste quindi semplicemente nel sottrarre un trend dai dati elettrici prima di valutare la relazione tra questi ultimi e l'indice di produzione. In concreto, questo si ottiene inserendo la variabile tempo nella relazione stimata oppure procedendo a una differenziazione sequenziale delle serie 13/. Per una valutazione più raffinata dei consumi non industriali occorre però identificare le variabili che li influenzano. Tra queste sembra avere un particolare rilievo la temperatura, che causa un aumento dei consumi elettrici per usi non direttamente produttivi sia quando è molto bassa (riscaldamento degli ambienti e dell'acqua), sia - benché in minor misura - quando è molto alta (refrigerazione, condizionamento). Non è chiaro a priori quali dati di temperatura si debbano utilizzare e in quale forma. Noi abbiamo scelto la "temperatura media mensile", definita come semisomma della media delle temperature minime e di quella delle massime rilevate giornalmente nel corso del mese. Si è calcolata questa serie per

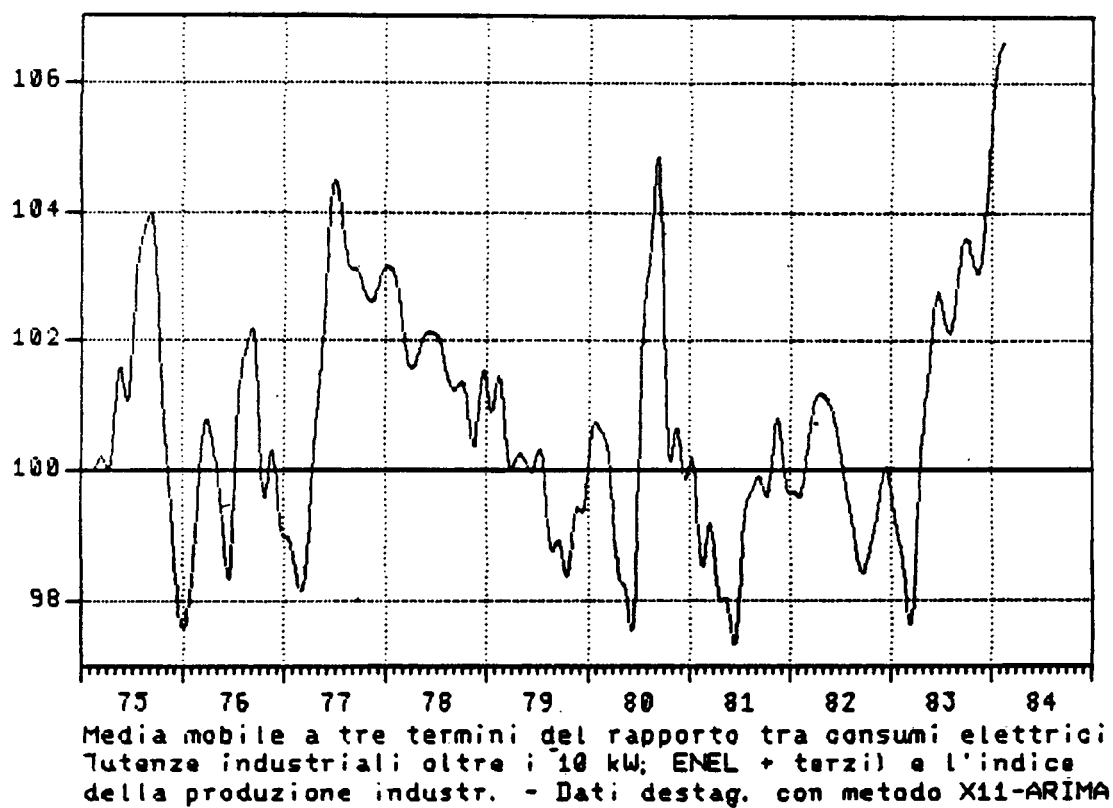
ognuno degli otto capoluoghi di "compartimento" ENEL; poi si è ottenuta la media delle temperature compartimentali, ponderate con la rispettiva quota sull'immissione complessiva di energia. Quanto alla forma funzionale, si è scelta una relazione quadratica, cioè la più semplice che consenta di ottenere l'andamento ad "U" che ci si attende.

L'effetto dal cambiamento tecnologico non è di facile identificazione. Da un lato si verificano risparmi complessivi di energia; dall'altro, una forma "nobile" di energia come l'elettricità tende a sostituirsi progressivamente ad altre forme. Di fatto, l'intensità elettrica complessiva dell'industria presenta ampie oscillazioni ma non manifesta una chiara tendenza né all'aumento né alla diminuzione (fig. 4.3). I mutamenti di breve periodo sono comunque quasi certamente dovuti per la maggior parte non alla tecnologia ma a variazioni della composizione dell'output; anche a un livello più disaggregato non si trovano indicazioni precise 14/. In ogni caso, se un trend "tecnologico" esistesse, dovrebbe essere colto dalla componente tendenziale introdotta per i consumi non industriali, che quindi rappresenterebbe simultaneamente i due effetti.

Resta quindi il cruciale problema della composizione dell'output ed è qui che possono essere utilizzati i dati compartimentali. E' chiaro infatti che, se la struttura dei consumi elettrici per settore è notevolmente diversa da compartimento a compartimento (e sufficientemente stabile in ciascuno di essi), la distribuzione per compartimenti dell'energia immessa può fornire un'approssimazione della distribuzione per settori dell'energia consumata. Se il compartimento A è caratterizzato da una struttura in cui prevalgono i consumi domestici, la crescita dell'energia in A si rifletterà solo in misura limitata sull'indice della produzione. Un effetto analogo si ha se nel compartimento prevalgono i consumi delle industrie ad alta intensità elettrica: in entrambi i casi il rapporto tra prodotto

Fig. 4.3

INTENSITA' ELETTRICA DELL'INDUSTRIA
(INDICI, BASE GENN. 1975 = 100)



addizionale e energia addizionale è basso. In pratica, quando si introducono i dati compartimentali nella specificazione sorgono problemi di collinearità, che sono stati risolti o considerando solo un sottoinsieme dei compartimenti, oppure aggregandoli in modo opportuno. Le variabili compartimentali, come si vedrà, risultano significative e le stime migliorano, il che si accorda con il fatto che la struttura dei consumi nei vari compartimenti presenta effettivamente differenze rilevanti (tav. 4.2).

Nell'esporre i tentativi che si sono compiuti di tradurre queste premesse in specificazioni empiriche si seguirà un procedimento per stadi successivi. In primo luogo si procederà alla valutazione di modelli stimati con il metodo dei minimi quadrati ordinari (OLS) che sfruttano il solo dato elettrico aggregato, con l'aggiunta di termini sfasati della variabile dipendente, di un trend e dell'effetto della temperatura per tener conto di alcuni dei problemi sopra affrontati. Quindi si includeranno i dati elettrici compartimentali, sempre in un contesto OLS. Nel paragrafo 6 si esplorerà infine un modello a funzione di trasferimento.

Struttura dei consumi elettrici per compartimento nel 1982

Quote % su consumi elettrici totali			
Compartim.	Industria di base (ramo 2)	Altri rami industria	Consumi non industriali
Torino	26.2	34.3	39.6
Milano	31.5	34.4	34.1
Venezia	37.4	25.5	37.1
Firenze	25.8	28.9	45.3
Roma	20.5	21.6	58.0
Napoli	33.5	14.7	51.8
Palermo	34.8	14.4	50.8
Cagliari	59.8	13.5	26.6
ITALIA	31.0	25.9	43.1

Nota: il ramo 2 comprende: estrazione metalli, metallurgia,
estrazione e lavorazione min. non metalliferi, chimica.

5 - Analisi econometriche

Nel precedente paragrafo è stata considerata la relazione teorica tra energia elettrica e produzione industriale arrivando a varie formulazioni che sono specificate nelle equazioni (5.1)-(5.3):

$$(5.1) \quad IP_t = a_0 + \sum_{i=1}^{11} a_i S_i + b t + c E_t + A(L) IP_t + \varepsilon_{1t}$$

$$(5.2) \quad IP_t = a'_0 + \sum_{i=1}^{11} a'_i S_i + b' t + c' E_t + A(L) IP_t + d'_1 \text{Temp} + d'_2 \text{Temp} + \varepsilon_{2t}$$

$$(5.3) \quad IP_t = a''_0 + \sum_{i=1}^{11} a''_i S_i + b'' t + A''(L) IP_t + d''_1 \text{Temp} + d''_2 \text{Temp}^2 + \sum_{j=1}^8 c''_j E_{t,j} + \varepsilon_{3t}$$

$$b, b', b'' < 0; d_1, d'_1, d''_1 > 0; d_2, d'_2, d''_2 < 0; c, c', c'' > 0$$

dove: IP è l'indice della produzione industriale, t il trend temporale, E l'energia elettrica immessa nella rete ENEL in complesso, E_j gli stessi dati a livello compartimentale, Temp la temperatura media nazionale ottenuta ponderando le temperature dei compartimenti con i rispettivi consumi elettrici, S_i dummies stagionali, L l'operatore ritardo e ε_i errori casuali.

Tutti i modelli indicati sono stati stimati con il metodo dei minimi quadrati ordinari per il periodo 7801-8504; come di consueto si sono applicati gli usuali test al fine di verificare l'ipotesi di assenza di autocorrelazione nei residui e la

loro normalità. Infine, per la possibile presenza di errori di misurazione tra le variabili o di simultaneità, le relazioni (5.1)-(5.3) sono state stimate nuovamente con il metodo delle variabili strumentali, ottenendo però risultati pressochè identici che per brevità non sono stati riportati. Seguendo l'analisi compiuta nel paragrafo sui modelli univariati, le relazioni sono state stimate in forma lineare. A fini di controllo, si è comunque proceduto a ristimare le specificazioni indicate anche sotto forma logaritmica (in tal caso le dummies e il trend sono stati inseriti in forma lineare), impiegando a fini di discriminazione un test proposto recentemente da Godfrey e Wickens (1981); in tutti e tre i casi considerati il test ha respinto l'ipotesi di log-linearità, mentre quella di linearità non è mai stata rifiutata, confermando così quanto ottenuto in precedenza.

Inizialmente le stime sono state condotte sui dati grezzi; tuttavia, anche in questo caso l'impiego dei dati rettificati ha portato ad un guadagno di efficienza sia nelle stime, sia nelle previsioni; nel prosieguo si farà quindi riferimento unicamente ai risultati ottenuti sulla base di questi ultimi. Rimane da notare che l'operazione di rettifica è stata effettuata sia sulla serie di produzione, sia sulle serie di elettricità, impiegando gli stessi coefficienti in entrambi i casi. Rispetto alle specificazioni teoriche è stata introdotta una variabile dummy per i mesi di agosto 1980 e 1981, caratterizzati da una fortissima riduzione dell'attività produttiva, per evitare che la presenza di un outlier potesse distorcere i coefficienti stimati, in modo particolare quelli stagionali; tra i vari ritardi dell'indice di produzione è risultato significativo solamente quello ad un anno di distanza. I risultati della stima della relazione aggregata (tav. 5.1) sono soddisfacenti in termini di accostamento, tenuto conto della notevole erraticità della serie di produzione, presentando un errore medio del 3.3 per cento circa; tutti i coefficienti risultano significativi 15/ e con i

STIME DELLA RELAZIONE TRA PRODUZIONE INDUSTRIALE
ED ENERGIA ELETTRICA (7801-8504, dati rettificati)

	(1)	(2)	(3)
Duag	-6.220 (2.283)	-5.338 (2.086)	-3.538 (1.697)
Time	-0.196 (7.358)	-0.199 (7.644)	-0.015 (0.362)
Temp		1.994 (2.830)	1.901 (3.242)
Temp ²		-0.080 (3.567)	-0.081 (4.286)
IP ₋₁₂	0.380 (5.493)	0.431 (6.449)	0.366 (4.489)
El	6.602 E-3 (8.335)	6.969 E-3 (8.856)	
El ₁			2.377 E-2 (2.605)
El ₂			1.687 E-2 (3.069)
El ₃			2.244 E-2 (3.260)
El ₄			-1.968 E-2 (1.489)
El ₅			-5.699 E-4 (0.593)
Statistiche	-2 R = 0.96 S = 3.16 R	-2 R = 0.96 S = 2.94 R	-2 R = 0.98 S = 2.33 R
	VM=93.0 T=88	VM=95.3 T=88	VM=95.3 T=88
	LMN=1.352 LM = 16.194 1	LMN=0.379 LM = 6.623 1	LMN=2.167 LM = 0.078 1
	LM = 4.293 4	LM = 2.954 4	LM = 0.143 4
	$\chi^2_{LIN} = 5.607$	$\chi^2_{LIN} = 7.680$	$\chi^2_{LIN} = 28.151$
	$\chi^2 = 0.021$ *	$\chi^2 = 0.017$ *	$\chi^2 = 0.060$ *
	LOG	LOG	LOG

Legenda: in parentesi sono i valori assoluti dei t-statistici; $\bar{R}^2$ coefficiente di determinazione corretto per i gradi di libertà; S_R errore standard della regressione; VM valore medio della variabile dipendente; T numerosità del campione; LMN Lagrange multiplier test per la normalità dei residui distribuito come una χ^2_2 ; LM_j Lagrange multiplier test per l'assenza di autocorrelazione nei residui di ordine j-esimo; χ^2_{LIN} e χ^2_{LOG} livelli di significatività del test di Godfrey-Breusch per verificare l'ipotesi di linearità o log-linearità; un asterisco indica un valore significativo di un test di misspecificazione al livello del 5 per cento; Duag dummy uguale a 1 nel mese di Agosto 1980 e 1981, zero altrove; Time trend temporale; Temp temperatura media nazionale; IP₋₁₂ indice generale della produzione industriale sfasato di 12 mesi; El energia elettrica immessa nella rete ENEL nazionale; El_j energia elettrica immessa in rete ENEL, varie circoscrizioni. Per semplicità i valori della costante e delle dummies stagionali sono omissi.

segni attesi, anche se è da notare un valore molto elevato del Lagrange multiplier test sia al primo sia al quarto ordine, ad indicare rilevanti problemi di non corretta specificazione. L'introduzione dei dati riferiti alla temperatura porta ad un notevole miglioramento dell'adattamento (l'errore medio è pari al 3.0 per cento), e ad una riduzione dell'autocorrelazione che permane, attenuata, solo al primo ordine. Al fine di favorire l'interpretazione dei risultati ottenuti, nella tav. 5.2 sono riportati i valori dei beta coefficients, che permettono di valutare l'importanza relativa delle variabili indipendenti con diverse unità di misura 16/; dall'esame della tavola risulta chiaramente l'importanza predominante che hanno nella spiegazione della dinamica della produzione industriale i consumi elettrici da un lato e la temperatura dall'altro.

L'ultima equazione stimata permette indirettamente di valutare, anche se con una certa approssimazione, l'influenza delle condizioni di temperatura sui consumi elettrici; infatti in base alle nostre ipotesi la relazione tra consumi elettrici da un lato e produzione industriale e temperatura dall'altro, prescindendo da costanti e da valori sfasati della variabile di produzione, è data da:

2

$$(5.4) \quad E_t = a_1 IP_t + a_2 Temp + a_3 Temp$$

Tav. 5.2

STIME DELLA RELAZIONE TRA PRODUZIONE INDUSTRIALE
ED ENERGIA ELETTRICA (7801-8504)
BETA COEFFICIENTS

	/1/	/2/	/3/
Duag	-0.060	-0.052	-0.034
Time	-0.323	-0.328	-0.025
Temp		0.863	0.823
Temp ²		-0.993	-1.008
IP ₋₁₂	0.375	0.424	0.361
E1	0.634	0.670	
E1 ₁			0.295
E1 ₂			0.378
E1 ₃			0.241
E1 ₄			-0.272
E1 ₅			-0.074

Legenda: vedi TAV. 5.1

Invertendo tale relazione abbiamo:

$$(5.5) \quad IP_t = a'_1 E_t + a'_2 Temp + a'_3 Temp^2$$

$$a'_1 = 1 / a_1 ; a'_2 = -a_2 / a_1 ; a'_3 = -a_3 / a_1$$

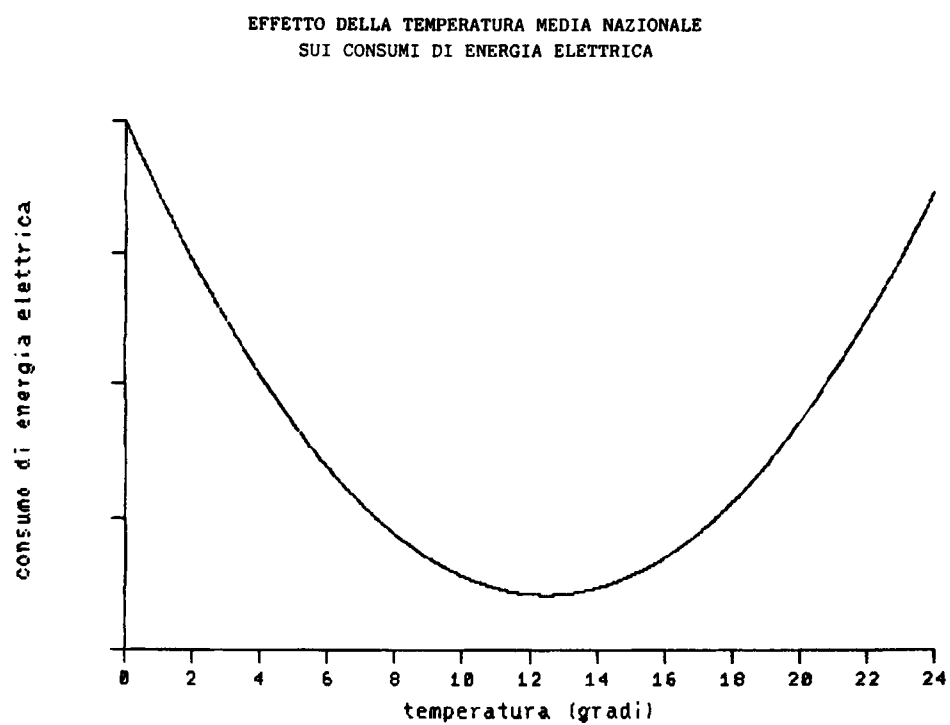
che è la relazione da noi stimata. Dai valori dei coefficienti ottenuti possiamo quindi calcolare le derivate al fine di determinare il punto di minimo:

$$(5.6) \quad \frac{\partial E_t}{\partial Temp} = -286.5 + 22.8 Temp$$

$$(5.7) \quad \frac{\partial^2 E_t}{\partial Temp^2} = 22.8 > 0$$

In base alle formule 5.6-5.7 si ha un punto di minimo, come mostrato dalla derivata seconda, per una temperatura media nazionale pari a 13 gradi centigradi circa; valori della temperatura superiori o inferiori ad essa comportano un aumento dei consumi di elettricità in misura crescente all'allontanarsi da questo valore. Nella figura 5.1 è esemplificata la relazione tra consumi di energia elettrica e temperatura. A causa della presenza di una costante non scomponibile è possibile stimare il punto di minimo e determinare la forma della relazione funzionale, ma non il suo preciso effetto sui consumi elettrici; pertanto i valori riportati nel grafico hanno solamente uno scopo illustrativo.

FIG. 5.1



Tuttavia, pur con notevoli miglioramenti, anche l'ultima equazione presenta un valore significativo di un test di non corretta specificazione. Sembra quindi che trovino conferma le perplessità dimostrate a priori sulla possibilità di ottenere una relazione econometrica accettabile tra l'indice generale della produzione industriale e i consumi aggregati di energia elettrica.

L'introduzione dei dati sui compartimenti ha inizialmente portato ad alcuni problemi di specificazione 17/. In particolare, la scarsità di osservazioni rispetto al numero di variabili incluse, e la presenza di una rilevante multicollinearità tra le serie dei consumi elettrici, determinavano valori dei coefficienti di queste variabili caratterizzati da un errore standard troppo elevato. Per superare questo problema si sono cercate due soluzioni: la prima consistente nell'impiego del metodo delle componenti principali e la seconda nel ridurre il numero dei compartimenti inclusi nella regressione, selezionando quelli più significativi. Seguendo la prima linea di analisi si è impiegato il metodo delle componenti principali al fine di sintetizzare il più possibile l'informazione contenuta nelle diverse circoscrizioni in poche variabili. Per ragioni di brevità i risultati ottenuti in base a questa metodologia sono riportati in Appendice, ma sono stati sempre meno favorevoli di quelli ottenuti in base agli altri approcci impiegati. Questa conclusione è risultata valida sia se le componenti principali erano applicate a tutte le otto variabili, sia se venivano utilizzate solamente per sintetizzare l'informazione contenuta in gruppi di queste.

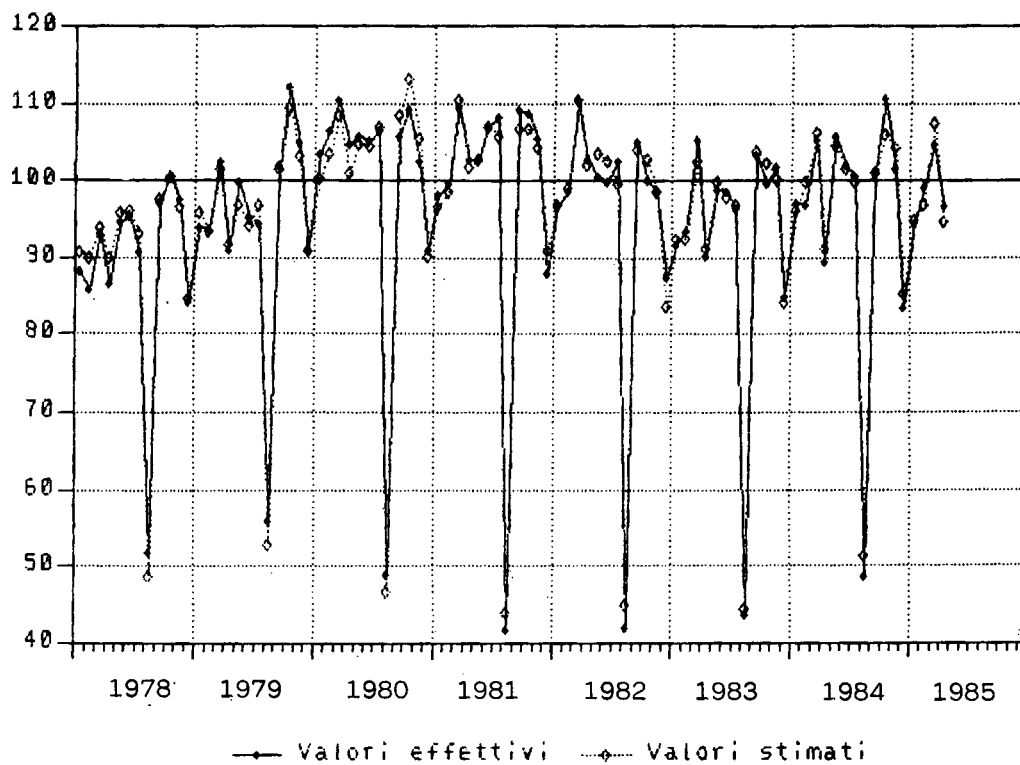
Con la seconda soluzione, invece, si è cercato di selezionare i compartimenti più significativi; l'esame dei cross-correlogrammi dei residui del modello ARIMA della serie di produzione e dei residui dei singoli modelli dell'energia elettrica dei vari compartimenti ha mostrato come risultassero più significativi i primi cinque (Centro e Nord Italia); a favore di

questa scelta sta anche il fatto che sul totale dei consumi elettrici essi rappresentano il 75 per cento circa nel periodo 1978-84 ed inoltre sono caratterizzati da una maggiore quota dei consumi elettrici industriali. Nell'equazione 3 della tavola 5.1 sono riportati i risultati della regressione che include i consumi elettrici per i cinque compartimenti. In generale si ha una conferma di quanto si era ottenuto in precedenza, con alcune variazioni dei coefficienti, mentre l'adattamento ai valori storici migliora sensibilmente, con un errore medio del 2.4 per cento, e non vi è più presenza di autocorrelazione. La bontà dell'adattamento tra valori stimati ed effettivi può cogliersi in modo molto efficace guardando la figura 5.2; pur trattandosi di un grafico in livelli, che risulta fortemente condizionato dalla presenza dei fattori stagionali, nondimeno esso mostra chiaramente le capacità del modello di spiegare l'andamento dei dati storici.

Resta, tuttavia, qualche perplessità la presenza di coefficienti negativi per i consumi elettrici del quarto e del quinto compartimento, anche se in quest'ultimo caso l'influenza della variabile considerata è trascurabile. Questo fenomeno potrebbe essere ancora dovuto a una forte collinearità, pur con l'esclusione tra le variabili esplicative dei consumi elettrici delle regioni meridionali. Per indagare in modo più completo su questo problema si è stimata nuovamente l'equazione escludendo di volta in volta una variabile (Tav. 5.3). Dall'esame della tavola risulta evidente come in ben tre casi (trend temporale, consumi elettrici del quarto e del quinto compartimento) l'esclusione di una variabile porta addirittura ad un miglioramento dell'adattamento. Sulla base delle regressioni ausiliarie sembra infatti esistere una forte correlazione tra il tempo e i consumi elettrici del quarto compartimento ($t=8.4$) e tra questi ultimi e i consumi del quinto ($t=7.4$). Occorrerebbe comunque poter valutare in modo più preciso le conseguenze, o meglio il

FIG. 15.2

Valori effettivi e stimati dell'indice generale della
produzione industriale in base
all'equazione 3 (7801-8504)



Tav. 5.3

RISULTATI COMPLESSIVI DELLA REGRESSIONE (3) DELLA
TAV. 5.1 CON VARIABILI ESCLUSE DI VOLTA IN VOLTA

Variabile esclusa	$\bar{R}^2$	F	DW
nessuna	0.977	179.79	1.92
Time	0.978	191.25	1.92
Temp	0.974	164.85	1.69
Temp ²	0.972	149.19	1.55
IP ₋₁₂	0.971	146.02	1.89
El ₁	0.975	173.46	1.84
El ₂	0.975	167.28	1.87
El ₃	0.974	164.59	1.61
El ₄	0.977	185.30	1.79
El ₅	0.978	190.61	1.97

Legenda: $\bar{R}^2$ coefficiente di determinazione corretto per i gradi di libertà; F statistica sulla significatività di tutte le variabili incluse nella regressione; DW Durbin-Watson test. Per i nomi delle variabili vedi TAV. 5.1.

grado dell'accertata multicollinearità. A tal fine si è impiegata una metodologia proposta di recente da Belsley (1982) che mira a stabilire quando il signal to noise ratio è sceso a livelli inadeguati e quindi testimonia l'inaffidabilità delle stime ottenute (vedi l'Appendice n. 2). Il test proposto da Belsley va confrontato con un valore teorico che è funzione oltre che del livello di significatività scelto, anche di un parametro γ che indica la soglia di accettabilità; γ è compreso tra 0 ed 1 e valori più vicini all'unità indicano una soglia di accettabilità via via più stringente. Nel nostro caso abbiamo scelto un livello di significatività del 10 per cento e due valori di γ , 0.75 e 0.90. I risultati dell'applicazione di questa procedura sono mostrati nella tavola 5.4, dove vengono riportate anche le valutazioni sulla collinearità tra le variabili, ottenute in base al metodo delle variabili escluse descritto in precedenza. Per entrambi i valori di γ le variabili TIME, CEL4 e CEL5 presentano un signal to noise ratio su livelli fortemente inadeguati e, contemporaneamente, anche una forte collinearità. Da ciò deriva che le inferenze che possono trarsi nel caso di stima strutturale per le tre variabili elencate sono estremamente fragili. Viceversa, le altre variabili considerate presentano valori sufficienti del rapporto.

Questa analisi conferma quindi quanto si era ipotizzato precedentemente per spiegare la presenza di segni perversi nei coefficienti dei consumi elettrici del quarto e del quinto compartimento. Tuttavia, l'esistenza di alcuni seri problemi di multicollinearità, se è estremamente negativa per stime strutturali, può non esserlo a fini previsivi se le relazioni collineari si estendono anche nel futuro. Comunque, come ulteriore verifica si è ristimata l'equazione considerata escludendo i dati sui consumi di elettricità del quarto e del quinto compartimento, ottenendo però sia per la stima sia per la previsione, risultati molto simili. L'esclusione permanente di queste variabili po-

Tav. 5.4

VALORE DEL TEST DI BELSLEY SUL RAPPORTO TRA
"SIGNAL E NOISE (S/N)", $\alpha = 0.10$

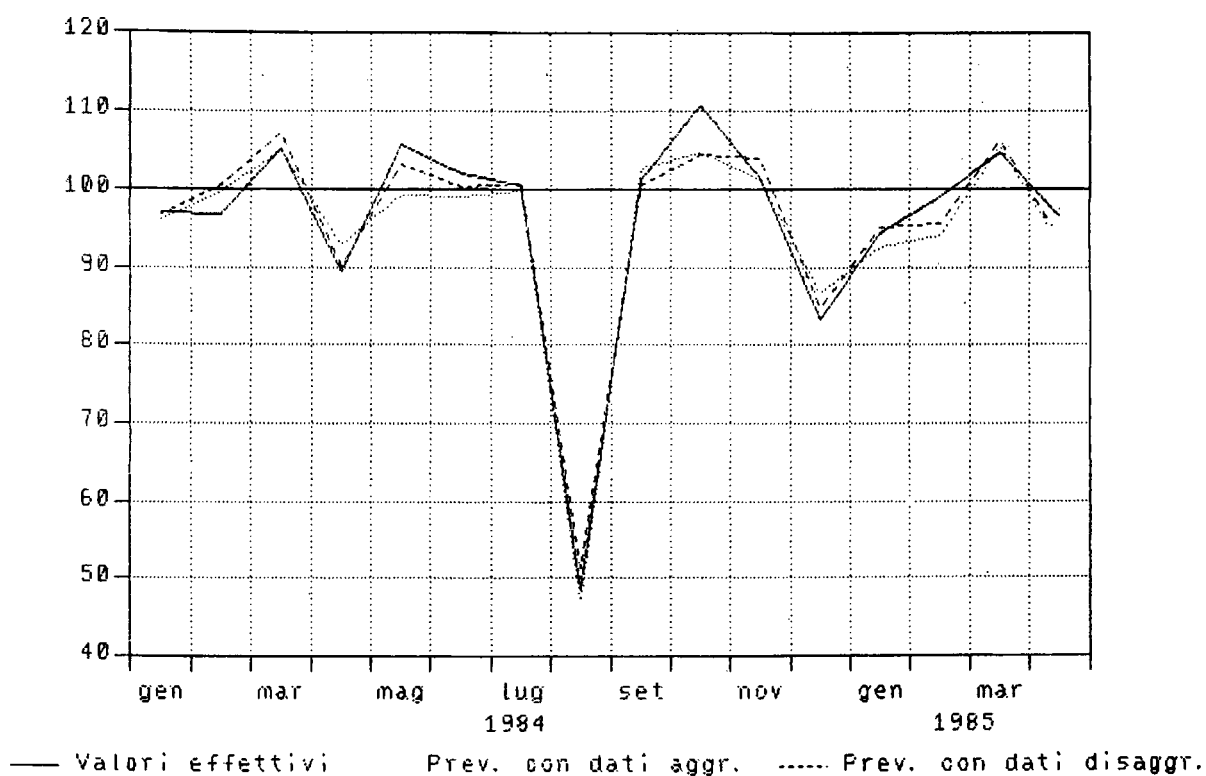
Variabile	Valore del test	SN insufficiente $\gamma = 0.75$	SN insufficiente $\gamma = 0.90$	Presenza di collinearità
Time	0.131	SI	SI	SI
Temp	10.512	NO	NO	NO
Temp ²	18.367	NO	NO	NO
IP-12	20.155	NO	NO	NO
E1 ₁	6.785	NO	SI	NO
E1 ₂	9.421	NO	NO	NO
E1 ₃	10.630	NO	NO	NO
E1 ₄	2.218	SI	SI	SI
E1 ₅	0.351	SI	SI	SI

trebbe però rivelarsi pericolosa perchè esse sono quantitativamente rilevanti sul totale dei consumi di elettricità. Si è quindi deciso di mantenere la specificazione precedente che include i primi cinque compartimenti. Inoltre, anche per i motivi spiegati più avanti, si è scelto di ristimare l'equazione ad ogni nuovo dato; in questo modo il venir meno delle relazioni di collinearità esistenti tra le variabili dovrebbe rapidamente riflettersi nei coefficienti, garantendo quindi una ragionevole affidabilità delle previsioni.

L'ottenimento di stime complessivamente soddisfacenti, pur con alcuni problemi ben individuati, non comporta necessariamente anche una buona capacità previsiva. E' quindi essenziale riutilizzare i modelli appena stimati al fine di calcolare i valori previsti. Come già detto le previsioni sono risultate più soddisfacenti con l'utilizzo dei dati depurati per tenere conto del diverso numero di giornate lavorative; i valori previsti ottenuti con tali metodi sono stati trasformati nuovamente in grezzi moltiplicandoli per i rispettivi coefficienti di rettifica. Anche in questo caso le due equazioni, aggregata e disaggregata, sono state ristimate ogni volta che si rendeva disponibile un nuovo dato aggiungendo l'ultima osservazione ed eliminando la prima su un campione di numerosità fissa pari a 6 anni di osservazioni. L'adozione di un sistema di rolling regressions dovrebbe consentire una certa variabilità di adattamento nei coefficienti stimati, migliorandone l'efficacia previsiva. I confronti tra il modello aggregato e quello disaggregato sono effettuati nella tavola 5.5. Per tutti gli indicatori considerati si nota una chiara superiorità del modello che utilizza i dati compartimentali; anche visivamente (fig. 5.3) è percepibile il guadagno in termini di maggiore vicinanza al dato effettivo. L'errore medio assoluto che si sarebbe commesso per il periodo considerato (8401-8504) utilizzando lo schema proposto è del 2.1 per cento, un valore senza dubbio soddisfacente; l'errore medio sarebbe

FIG. 5.3

Valori effettivi e valori previsti in base ai dati
di energia elettrica aggregati e disaggregati
per circoscrizione (8401-8504)



Tav. 5.5

CONFRONTO TRA REALIZZAZIONI E PREVISIONI AD 1 MESE
(8401-8504)

	Modello ENEL aggregato	Modello ENEL compartimenti
Runs	non signif.	non signif.
VNH	2.57	2.28
r	0.98	0.98
U_b	0.1025	0.0021
U_2	0.0103	0.0081
b	1.006	1.052
RMS%	3.32	2.64
MAE%	2.65	2.13
ME%	-1.09	0.13
FM	0.048	0.034
Prob	0.985	0.990

Legenda: vedi TAV. 2.3

risultato assolutamente trascurabile. Anche in questo caso, come per il modello univariato sui dati rettificati, si è costruito il consueto diagramma previsioni-realizzazioni (fig. 5.4); i guadagni rispetto al primo diagramma tracciato sono evidenti e i punti si avvicinano molto alla retta delle perfette previsioni. Se dai livelli o dalle differenze prime passiamo a considerare le variazioni percentuali sul periodo corrispondente (fig. 5.5) il quadro generale diventa però meno favorevole, anche se le variazioni sono quasi sempre concordanti per quanto riguarda la direzione del cambiamento. Infine, sulla base della relazione disaggregata si sono calcolati i valori degli intervalli di confidenza all'80 e al 95 per cento (Tav. 5.6). Dal confronto con i dati effettivi, sempre per il periodo 8401-8504, risulta che i valori storici cadono al di fuori dell'intervallo di confidenza al 95 per cento in quattro casi (pari al 25 per cento delle osservazioni), e in altri due casi al di fuori dell'intervallo all'80 per cento (38 per cento dei casi in totale). E' comunque interessante notare che l'errore commesso per il mese di gennaio 1985, contraddistinto da un fortissimo aumento dei consumi di elettricità a causa delle condizioni climatiche estremamente rigide, è molto ridotto, ad ulteriore testimonianza dell'efficacia della depurazione degli altri consumi elettrici ottenuta con l'utilizzo della temperatura.

I risultati per le previsioni a due periodi confermano pienamente quanto già era stato ottenuto con un migliore adattamento del modello disaggregato rispetto a quello aggregato (Tav. 5.7); inoltre, come per i modelli univariati, non sembra esistere un peggioramento nella qualità delle previsioni con l'allungamento dell'orizzonte temporale da 1 a 2 mesi.

Fig. 5.4

DIAGRAMMA PREVISIONI-REALIZZAZIONI
MODELLO CON I DATI ENEL COMPARTIMENTALI

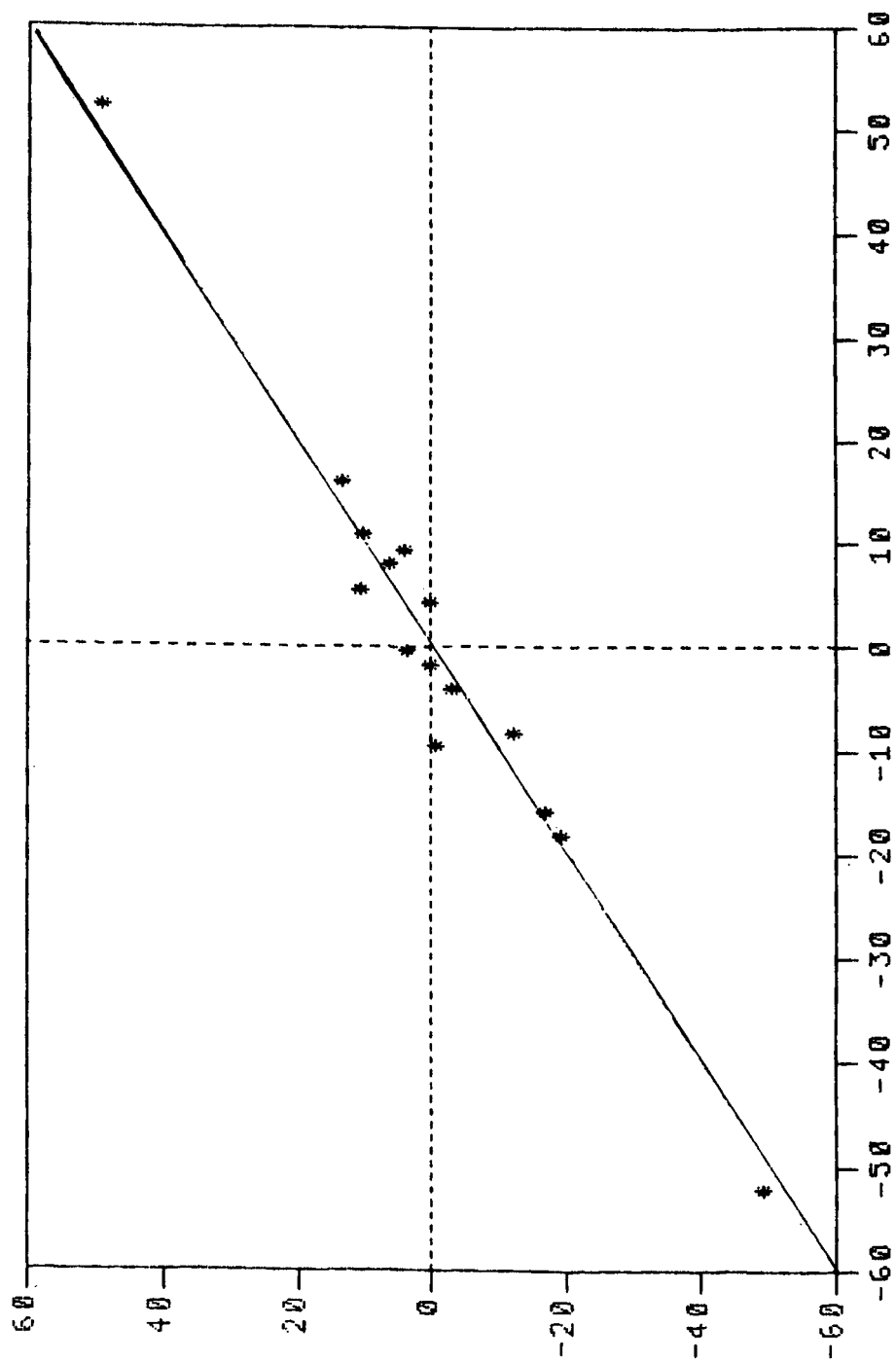
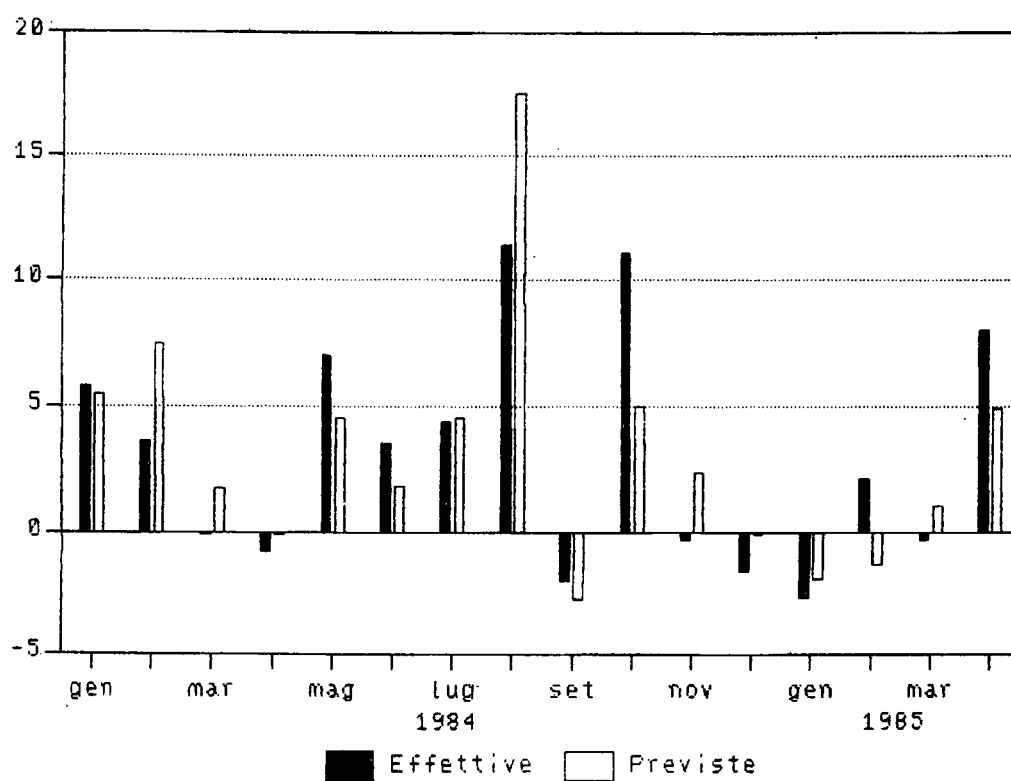


FIG. 5.5

Variazioni percentuali sul corrispondente periodo
dell'anno precedente della produzione industriale
valori previsti ed effettivi (8401-8504)



VALORI EFFETTIVI E INTERVALLI DI CONFIDENZA ALL'80 E AL 95 PER CENTO
PER LE PREVISIONI AD 1 MESE, MODELLO DISAGGREGATO (8401-8504)
INDICE GENERALE RETTIFICATO DELLA PRODUZIONE INDUSTRIALE

Periodo	Intervallo di confid. inf. 95%	Intervallo di confid. inf. 80%	Valore previsto	Valore effettivo	Intervallo di confid. sup. 80%	Intervallo di confid. sup. 95%
8401	90.95	91.84	93.51	93.75	95.17	96.06
8402	99.27	100.23	102.03	98.34**	103.84	104.80
8403	100.41	101.46	103.44	101.55	105.42	106.47
8404	96.47	97.37	99.06	98.37	100.75	101.64
8405	96.17	97.43	99.79	102.16	102.16	103.41
8406	98.50	99.46	101.27	102.96	103.09	104.05
8407	93.44	94.75	97.21	97.06	99.67	100.98
8408	45.91	47.20	49.62	47.02*	52.04	53.33
8409	101.65	103.06	105.73	106.54	108.40	109.82
8410	95.12	95.83	97.17	102.86**	98.52	99.23
8411	101.78	102.93	105.11	102.39*	107.29	108.45
8412	89.83	90.78	92.57	91.09	94.35	95.30
8501	87.23	88.88	92.00	91.25	95.06	96.70
8502	98.94	99.88	101.64	105.24**	103.41	104.35
8503	104.39	105.23	106.81	105.31	108.39	109.23
8504	96.40	97.22	98.78	101.71**	100.34	101.17

* indica un valore al di fuori dell'intervallo dell'80 per cento

** indica un valore al di fuori dell'intervallo del 95 per cento

Tav. 5.7

CONFRONTO TRA PREVISIONI E REALIZZAZIONI A 2 MESI
(8402-8504)

	Modello Enel aggregato	Modello Enel con circoscrizioni
r	0.98	0.98
U_b	0.1438	0.0097
U_2	0.0105	0.0083
b	1.004	1.058
RMS%	3.38	2.77
MAE%	2.81	2.33
ME%	0.96	-0.02
PM	0.048	0.035
Prob	0.985	0.989

Legenda: vedi TAV. 2.2

6 - Il modello a funzione di trasferimento

Oltre ai modelli econometrici presentati nel paragrafo precedente, si sono stimati modelli analoghi con la metodologia delle funzioni di trasferimento 18/, per verificare se l'adozione di una tecnica che a priori può essere giudicata più raffinata consente di ottenere previsioni migliori. Una funzione di trasferimento (un concetto derivato dall'estensione dei modelli ARIMA) lega una serie output Y a una o più serie input $X_1, X_2, \text{etc.}$ per mezzo di una relazione che, nella sua forma più generale, può essere scritta:

$$y_t = \frac{\omega_1(L)}{\delta_1(L)} x_{1t-b1} + \dots + \frac{\omega_n(L)}{\delta_n(L)} x_{nt-bn} + \frac{\vartheta(L)}{\phi(L)} \varepsilon_t$$

dove:

- ciascuna serie è stata resa stazionaria in media e varianza, se necessario attraverso un'opportuna differenziazione e/o trasformazione dei dati;
- il simbolo L rappresenta l'operatore di ritardo: $Lx_t = x_{t-1}$, e in generale $L^n x_t = x_{t-n}$. Un polinomio di ordine n $P(L)x_t = (p_0 + p_1L + p_2L^2 + \dots + p_nL^n)x_t$ equivale perciò a $p_0x_t + p_1x_{t-1} + p_2x_{t-2} + \dots + p_nx_{t-n}$.

Una funzione di trasferimento somiglia a una tradizionale regressione con termini ritardati sia della variabile dipendente sia delle indipendenti, ma consente di modellare efficacemente una maggior varietà di situazioni con un numero ridotto di parametri. Per identificare il grado dei polinomi $\omega(L)$, $\delta(L)$, etc. si ricorre in genere ai diagrammi di autocorrelazione ordi-

naria, inversa e parziale della serie Y e di correlazione incrociata tra l'output e ciascun input: questi diagrammi presentano infatti strutture particolari a seconda del numero, del segno e della grandezza dei parametri presenti. La procedura di stima fa uso in generale di algoritmi non lineari 19/.

L'applicazione della metodologia delle funzioni di trasferimento alla relazione elettricità/produzione industriale è stata sperimentata per la prima volta da Ranci e altri (1985). Nel nostro caso l'output è costituito dalla produzione industriale e l'input dall'elettricità, aggregata o disaggregata per compartimenti, a cui si aggiungono la temperatura e il suo quadrato. Tutte le serie sono state differenziate due volte (a uno e dodici periodi di distanza) sia per renderle stazionarie sia per depurarle dell'effetto dovuto alla differenza fra i rispettivi trend e modelli di stagionalità; come nei modelli discussi nei paragrafi precedenti, sono stati utilizzati dati rettificati.

I correlogrammi della serie di elettricità aggregata e il cross-correlogramma tra questa e l'indice di produzione industriale sono presentati rispettivamente in fig. 6.1 e in fig. 6.2 (gli altri cross-correlogrammi non sono riprodotti per brevità ma sono disponibili presso gli autori); nell'esame della correlazione incrociata input e output sono stati filtrati entrambi con il modello MA(1,12) dell'input. Si noterà che l'unico coefficiente significativo si ha in corrispondenza del lag zero; in altre parole, l'elettricità immessa in rete al tempo t ha un collegamento solo con la produzione dello stesso periodo e non con quella di periodi precedenti o successivi. Risultati analoghi si hanno per i dati compartimentali 20/.

In definitiva, i modelli stimati sono i seguenti:

$$(6.1) \quad \nabla \nabla_{12} IP_t = k_1 \nabla \nabla_{12} E_t + k_2 \nabla \nabla_{12} Temp_t + k_3 \nabla \nabla_{12} (Temp_t)^2 +$$

FIG. 6.1

```
MEAN OF WORKING SERIES=-0.0575296
STANDARD DEVIATION.      =  4.30623
NUMBER OF OBSERVATIONS=  76
```

AUTOCORRELATIONS

[illegible]

MARKS TWO STANDARD FEET

INVERSE AUTOCORRELATIONS

```

LAG CORRELATION -1 9 8 7 6 5 4 3 2 1 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9
1      0.51475 |          .          *****
2      0.27058 |          .          *****
3      0.07335 |          .          *
4      0.00329 |          .          .
5      0.18402 |          .          *****
6      0.11529 |          .          **
7      0.16784 |          .          ***
8      0.07255 |          .          *
9      0.06795 |          .          *
10     0.14325 |          .          ***
11     0.19120 |          .          ****
12     0.22049 |          .          ****
13     0.10247 |          .          **
14     0.00541 |          .          .
15     -0.02401 |          .          **
16     0.01791 |          .          .
17     0.09702 |          .          **
18     0.10332 |          .          **
19     0.29299 |          .          **
20     -0.08189 |          .          .
21     -0.07359 |          .          *
22     -0.03761 |          .          *
23     0.04482 |          .          *
24     0.10187 |          .          **

```

CARTIAL AUTOCORRELATIONS

[illegible]

FIG. 6.2

FUNZIONE DI TRASFERIMENTO ENEL/PRODUZIONE INDUSTRIALE
CORRELATION OF PRODINDR AND ENELR
ENELR HAS BEEN DIFFERENCED.
PERIODS OF DIFFERENCING=1,12.
BOTH SERIES HAVE BEEN PREWHITENED.
VARIANCE OF TRANSFORMED SERIES= 15.3983 54631.9
NUMBER OF OBSERVATIONS= 76

CROSSCORRELATIONS

LAG	COVARIANCE	CORRELATION	-1	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	1	STD
-24	-53.5195	-0.06390										*												0.114708
-23	-42.19	-0.04600										*												0.114708
-22	-2.87757	-0.00314																						0.114708
-21	68.5161	0.07470											*											0.114708
-20	116.883	0.12744												***										0.114708
-19	-182.389	-0.19886										*****												0.114708
-18	-211.469	-0.23056									*****													0.114708
-17	56.2474	0.06133										*												0.114708
-16	106.231	0.11582											**											0.114708
-15	17.7053	0.01930																						0.114708
-14	-77.2408	-0.08421									**													0.114708
-13	5.08552	0.00554																						0.114708
-12	88.1002	0.09605											**											0.114708
-11	-187.582	-0.20452									*****													0.114708
-10	-68.3642	-0.07454									*													0.114708
-9	43.3703	0.04729										*												0.114708
-8	39.1975	0.04274										*												0.114708
-7	-30.3051	-0.03304									*													0.114708
-6	-26.9961	-0.02943									*													0.114708
-5	138.686	0.15121											***											0.114708
-4	98.9929	0.10793											**											0.114708
-3	-53.7628	-0.05862									*													0.114708
-2	-76.457	-0.08336									**													0.114708
-1	89.203	0.09726										**												0.114708
0	270.574	0.29500											*****											0.114708
1	40.3672	0.04401										*												0.114708
2	-2.41065	-0.00263																						0.114708
3	-119.199	-0.12996									***													0.114708
4	188.116	0.20510											*****											0.114708
5	18.2666	0.01992																						0.114708
6	-103.291	-0.11262									**													0.114708
7	-69.1184	-0.07536									**													0.114708
8	182.534	0.19901											*****											0.114708
9	-105.872	-0.11543									**													0.114708
10	3.70617	0.00404																						0.114708
11	-67.6569	-0.07377									*													0.114708
12	94.1007	0.10250										**												0.114708
13	-71.8792	-0.07837									**													0.114708
14	80.0827	0.08731											**											0.114708
15	20.5581	0.02241																						0.114708
16	221.727	0.24175											*****											0.114708
17	-150.834	-0.16445									***													0.114708
18	-29.7267	-0.03241									*													0.114708
19	15.0802	0.01644																						0.114708
20	180.677	0.19699											*****											0.114708
21	-68.2741	-0.07444									*													0.114708
22	6.18781	0.00675																						0.114708
23	-80.7701	-0.08806									**													0.114708
24	58.5181	0.06380										*												0.114708

$$+ (1 - \vartheta_1 L - \vartheta_{12} L^{12}) \varepsilon_t$$

con l'elettricità aggregata, e l'

$$\begin{aligned} (6.2) \quad \nabla \nabla_{12} IP_t &= k_1 \nabla \nabla_{12} E_{1,t} + k_2 \nabla \nabla_{12} E_{2,t} + k_3 \nabla \nabla_{12} E_{3,t} + \\ &+ k_4 \nabla \nabla_{12} Temp_t + k_5 \nabla \nabla_{12} (Temp_t)^2 + \\ &+ (1 - \vartheta_1 L - \vartheta_{12} L^{12}) \varepsilon_t \end{aligned}$$

con l'elettricità disaggregata. Quanto al problema della collinearità e ridondanza delle serie compartimentali, si è trovato che la soluzione più soddisfacente consisteva in questo caso nel riunire i compartimenti in tre gruppi relativamente omogenei sotto il profilo della struttura dei consumi elettrici (e in qualche misura della struttura economica), e cioè: 1) il "triangolo industriale" (compartimenti di Milano e Torino); 2) il "centro-nord-est" (compartimenti di Venezia, Firenze e Roma); 3) il "sud-isole" (compartimenti di Napoli, Palermo e Cagliari) 21/. Si noterà che tanto la (6.1) quanto la (6.2) fanno parte di un tipo particolare di funzioni di trasferimento in cui tutti i polinomi eccetto $\vartheta(L)$ sono di grado zero. I due modelli possono quindi essere pensati come la combinazione di un processo ARIMA univariato e di una semplice relazione lineare, senza termini ritardati, tra input e output. Sarebbe anche possibile stimare separatamente le due componenti, anche se solo la procedura simultanea garantisce, almeno in linea di principio, l'efficienza delle stime. Entrambi i modelli forniscono risultati analoghi a quelli dei corrispondenti modelli OLS in termini di accostamento e capacità previsiva; anzi, con le specificazioni adottate, i modelli OLS risultano leggermente più accurati. Per brevità si riportano qui solo le stime relative al secondo modello (tav. 6.1).

TAV. 6.1

FUNZIONE DI TRASFERIMENTO ENEL/PRODUZIONE INDUSTRIALE

ARIMA: MAXIMUM LIKELIHOOD ESTIMATION

PARAMETER	ESTIMATE	STD ERROR	T RATIO	LAG	VARIABLE
MU	-0.0151623	0.0612156	-0.25	0	PRODINDR
MA1,1	0.691621	0.110236	6.27	1	PRODINDR
MA1,2	0.278629	0.123478	2.26	12	PRODINDR
NUM1	0.0110682	0.00524585	2.11	0	TRIANGRR
NUM2	0.0144937	0.00636169	2.28	0	C_NORDRR
NUM3	-0.00931175	0.00598821	-1.56	0	SUDRR
NUM4	1.0901	0.720079	1.51	0	TEMP
NUM5	-0.0496951	0.021893	-2.27	0	TEMPQ

CONSTANT ESTIMATE = -0.0151623

VARIANCE ESTIMATE = 10.2782

STD ERROR ESTIMATE = 3.20597

NUMBER OF RESIDUALS = 76

CORRELATIONS OF THE ESTIMATES

	MU	MA1,1	MA1,2	NUM1	NUM2	NUM3	NUM4	NUM5
MU	1.000	-0.135	-0.152	-0.102	0.195	-0.130	0.006	-0.070
MA1,1	-0.135	1.000	0.319	-0.003	0.122	-0.002	0.107	-0.057
MA1,2	-0.152	0.319	1.000	0.074	0.172	-0.192	-0.130	0.249
NUM1	-0.102	-0.003	0.074	1.000	-0.707	0.255	0.038	0.049
NUM2	0.195	0.122	0.172	-0.707	1.000	-0.447	0.097	-0.171
NUM3	-0.130	-0.002	-0.192	0.255	-0.447	1.000	0.524	-0.356
NUM4	0.006	0.107	-0.130	0.038	0.097	0.524	1.000	-0.894
NUM5	-0.070	-0.057	0.249	0.049	-0.171	-0.356	-0.894	1.000

AUTOCORRELATION CHECK OF RESIDUALS

TD	CHI	AUTOCORRELATIONS							
LAG	SQUARE	DF	PROB						
6	5.75	3	0.125	-0.092	-0.054	0.035	0.185	-0.126	0.084
12	13.13	9	0.157	-0.268	-0.041	0.066	-0.045	-0.049	-0.053
18	16.58	15	0.344	-0.019	0.150	0.064	-0.047	0.076	0.029
24	20.17	21	0.510	-0.066	0.054	0.029	-0.016	-0.033	-0.137

Legenda: PRODINDR - indice rettificato della produzione industriale

TRIANGRR - energia immessa in rete ENEL, rettificata, compartimenti
di Milano e Torino

C_NORDRR - come sopra, compartimenti di Venezia, Firenze e Roma

SUDRR - come sopra, compartimenti di Napoli, Palermo e Cagliari

TEMP - temperatura media

TEMPO - quadrato della temperatura media

Tutte le variabili differenziate due volte (a uno e dodici periodi)

Tutti i coefficienti, ad eccezione di quelli relativi al termine di primo grado della temperatura e ai compartimenti del sud, risultano significativi. Il segno negativo di quest'ultimo coefficiente non deve comunque sorprendere. Si tratta di una zona caratterizzata da un basso rapporto tra output industriale e input elettrico il cui consumo, per così dire, corregge in senso negativo la stima che si sarebbe potuta fare sulla base della sola immissione di elettricità negli altri compartimenti. La temperatura ha un effetto analogo a quello dei modelli OLS.

La specificazione del modello, tuttavia, non è completamente soddisfacente. L'errore medio assoluto in percentuale delle previsioni one-lead relative al 1984 è pari a 2.4 contro un valore di 2.1 per il miglior modello OLS 22/. Perfezionamenti sono quindi possibili. Ma l'assenza di correlazione incrociata al di fuori del ritardo zero fa pensare che la metodologia delle funzioni di trasferimento non sia molto utile in questo caso neppure in linea di principio. Essa infatti è particolarmente adatta alle situazioni in cui si debba dar conto di complesse relazioni sfasate tra le variabili, come nel caso del modello ISCO discusso più avanti. Altrimenti è da preferire una normale regressione, che si basa su algoritmi di stima più affidabili e meno costosi da gestire, e in cui il significato dei parametri è di solito più chiaro.

7 - L'uso delle inchieste congiunturali

Uno degli indicatori più usati per l'analisi congiunturale è costituito dai risultati delle inchieste condotte mensilmente dall'ISCO in collaborazione con Mondo Economico. Anch'essi sono disponibili con un certo anticipo rispetto all'indice della produzione (circa 20 giorni); si è quindi verificato se potevano essere utilizzati per fornire previsioni tali da integrare efficacemente quelle basate sui dati elettrici. Poichè si tratta di un'indagine ben nota non è necessario soffermarsi qui sulle caratteristiche dei dati; è solo opportuno ricordare che le risposte alle varie domande sono essenzialmente di natura qualitativa.

Anche in questo caso il periodo analizzato parte dal 1978. Prima di quell'anno la struttura dell'indagine era sostanzialmente diversa, al punto da sconsigliare l'impiego dei dati precedenti per uno studio quantitativo. Tra le numerose domande mensili disponibili, abbiamo scelto di sottoporre a verifica quelle sei che si potevano ritenere a priori collegate a movimenti di breve periodo nella produzione industriale: la domanda complessiva, il livello delle scorte di prodotti finiti rispetto al normale, la domanda attesa a 3-4 mesi, lo stato della produzione, la variazione della produzione e la produzione attesa per i prossimi 3-4 mesi. Poichè si tratta, come si è detto, di risposte essenzialmente qualitative (aumento, stabilità, diminuzione ovvero livelli superiori, uguali, inferiori al normale), i risultati delle inchieste vengono talvolta trasformati in dati quantitativi attraverso una procedura piuttosto complessa che si basa su particolari ipotesi relative alla distribuzione statistica delle risposte 23/. Abbiamo verificato che ai fini di questo studio tale procedura fornisce risultati molto simili a quelli derivanti dai semplici saldi delle risposte ("aumento"

meno "diminuzione", etc.); si è quindi proseguita l'analisi utilizzando unicamente questi ultimi.

Come di consueto si sono in primo luogo rese stazionarie le sei variabili considerate differenziandole una o più volte ma senza ricorrere a trasformazioni. Tutte le serie hanno mostrato la necessità di una differenziazione sequenziale; la maggior parte anche di una differenziazione stagionale al dodicesimo ritardo. E' interessante notare come anche per la variazione della produzione sia stato necessario procedere ad un doppia differenziazione, in contrasto con quanto ci saremmo aspettati; per questa serie, infatti, la sola differenziazione stagionale induceva un correlogramma chiaramente non stazionario 24/. Le scorte sono l'unica variabile che non presenta componenti stagionali, probabilmente perchè la valutazione richiesta in questo caso non è il livello assoluto ma la deviazione rispetto al "normale": evidentemente i partecipanti all'inchiesta scontano efficacemente le oscillazioni stagionali nel determinare il "livello normale" delle scorte. I correlogrammi delle serie differenziate sono riportati nell'Appendice n. 3.

Le stime dei vari modelli per il periodo 1978-1984 sono presentate nella tavola 7.1 insieme con i consueti test diagnostici; in genere i risultati appaiono soddisfacenti, non vi è evidenza di autocorrelazione nei residui e la parte di varianza non spiegata viene ridotta di una quota che va dal 10 al 50 per cento. Per l'identificazione della funzione di trasferimento, i residui dei modelli ISCO-ME sono stati cross-correlati con i residui dei modelli univariati della produzione industriale presentati nel secondo paragrafo. La scelta di effettuare separatamente il prewhitening dell'input e dell'output sulla base dei rispettivi modelli (anzichè sempre di quello dell'input come nel paragrafo precedente) è giustificata dalla possibile presenza di simultaneità nella relazione tra dinamica della produzione e risposte all'inchiesta congiunturale. Anche in questo caso

Stime dei modelli ARIMA dei saldi alle risposte
dell'indagine ISCO-ME (7801-8412)

Serie	Parametri	γ^*	BP 8	BP 16	DW	σ_a^2	σ_a^2 / σ_y^2
Domanda Attesa	$\nabla \nabla X = -0.310 + (1-0.792B)U_{12t}$ (8.526)	/	6.25	11.33	2.05	26.46	0.58
Ordini Totali	$\nabla X = 0.277 + (1+0.269B+0.339B^2)U_t$ (2.577) (3.220)	/	4.56	15.45	2.21	34.67	0.80
Stato della produzione	$(1+0.303B)^{16} \nabla \nabla X = -0.157 + (1-0.096B-0.2395B^{12})U_t$ (2.395) (1.142) $-0.760B^{12})U_t$ (8.468)	1	5.97	12.31	2.16	29.02	0.51
Scorte rispetto al normale	$\nabla X = -0.217 + (1+0.325B^9)U_t$ (2.894)	/	11.51	14.64	2.35	15.99	0.91
Produzione attesa	$\nabla \nabla X = -0.197 + (1-0.152B-0.754B^{12})U_t$ (8.397) (8.711)	/	5.96	13.15	2.06	33.50	0.52
Variazione della produzione	$\nabla \nabla X = -0.225 + (1-0.302B-0.563B^{12})U_t$ (3.209) (5.681)	/	5.49	13.22	2.16	42.29	0.62

Legenda: vedi TAV. 2.1

l'analisi empirica è stata effettuata sia sui dati grezzi sia sui dati rettificati ma, a differenza delle precedenti esperienze, i risultati più favorevoli sono stati ottenuti sulla base dei dati grezzi.

Tra le variabili considerate, due (domanda e produzione attesa), non risultano significative; altre due (la domanda totale e le scorte di prodotti finiti) sono ai limiti della significatività; solamente lo stato della produzione e la variazione della produzione presentano al ritardo zero un coefficiente fortemente significativo, pur se molto inferiore a quello dei consumi di energia elettrica, e altri coefficienti statisticamente diversi da zero a vari ritardi (i diagrammi di cross-correlazione sono riportati nell'Appendice n. 3). Solo due variabili su sei, quindi, appaiono in grado di fornire utili informazioni quantitative 25/. Si è anche tentata la strada di combinare la domanda attesa o la domanda totale con il livello delle scorte, per vedere se queste ultime variabili, irrilevanti quando prese una per una, non fornissero informazioni utili in coppia; ma i risultati non sono stati incoraggianti.

Si è quindi concentrata l'attenzione sulle informazioni relative allo stato e alla variazione della produzione; i risultati migliori si ottengono inserendo simultaneamente le due variabili in un unico modello di trasferimento. Data la natura delle domande, ci si poteva attendere che i risultati dell'inchiesta sulla variazione della produzione fossero in relazione più stretta con le variazioni dell'indice che con i suoi livelli. Di fatto, si è trovato che la relazione migliore si ha con i livelli, purché si introducano termini di ritardo al denominatore. Questo conferma che nel rispondere alla domanda dell'ISCO gli intervistati mescolano in qualche modo valutazioni sui livelli con valutazioni sulle variazioni (cfr. nota 24).

Il modello prescelto è stato il seguente:

$$\begin{aligned} \nabla \nabla_{12} IP_t = & \frac{k_1}{1 - \delta_3 L^3 - \delta_4 L^4} \nabla \nabla_{12} VP_t + k_2 \nabla \nabla_{12} SP_t + \\ & + (1 - \vartheta_1 L - \vartheta_3 L^3 - \vartheta_{12} L^{12}) \varepsilon_t \end{aligned}$$

La tav. 7.2 riporta le stime ottenute, come di consueto, per il periodo 7801-8504.

Tutte le variabili incluse risultano significative. L'inclusione di termini ritardati relativi alle variazioni della produzione è suggerita chiaramente dalla struttura del diagramma di correlazione incrociata e confermata dall'alta significatività delle stime ottenute (si sono provate formulazioni alternative del modello, che hanno dato risultati inferiori). Non c'è in complesso evidenza di autocorrelazione dei residui, anche se quella di primo ordine, considerata individualmente, è alquanto elevata.

La riduzione della varianza che il modello produce non è trascurabile, per quanto minore di quella ottenuta utilizzando i dati sull'elettricità. Lo stesso vale per l'accostamento fra previsioni e realizzazioni (Tav. 7.3), valutato anche in questo caso con riferimento periodo gennaio 1984 - aprile 1985 26/. L'errore medio assoluto è infatti uguale a 2.4 punti percentuali, e quindi lievemente superiore a quello ottenuto con i dati Enel disaggregati per compartimenti.

FUNZIONE DI TRASFERIMENTO ISCO-PRODUZIONE INDUSTRIALE

ARIMA: LEAST SQUARES ESTIMATION

PARAMETER	ESTIMATE	STD ERROR	T RATIO	LAG	VARIABLE
MU	-0.0511838	0.00759993	-6.73	0	PRODINDG
MA1,1	1.09484	0.00734575	149.04	1	PRODINDG
MA1,2	-0.0773345	0.00887876	-8.71	3	PRODINDG
MA1,3	0.188235	0.0201957	9.32	12	PRODINDG
SCALE1	0.0557966	0.0106863	5.22	0	VP
DEN1,1	0.758925	0.024243	31.30	3	VP
DEN1,2	-0.363857	0.0222642	-16.34	4	VP
SCALE2	0.243297	0.03226	7.54	0	SP

CONSTANT ESTIMATE = -0.0511838

VARIANCE ESTIMATE = 9.57357

STD ERROR ESTIMATE = 3.09412

NUMBER OF RESIDUALS= 71

CORRELATIONS OF THE ESTIMATES

	MU	MA1,1	MA1,2	MA1,3	SCALE1	DEN1,1	DEN1,2	SCALE2
MU	1.000	0.209	0.212	0.212	0.189	0.087	0.237	-0.061
MA1,1	0.209	1.000	-0.218	-0.199	-0.191	-0.084	-0.241	0.091
MA1,2	0.212	-0.218	1.000	-0.196	-0.193	-0.061	-0.234	0.060
MA1,3	0.212	-0.199	-0.196	1.000	-0.166	-0.103	-0.224	0.035
SCALE1	0.189	-0.191	-0.193	-0.166	1.000	-0.464	0.185	-0.284
DEN1,1	0.087	-0.064	-0.081	-0.103	-0.464	1.000	0.210	0.132
DEN1,2	0.237	-0.241	-0.234	-0.224	0.185	0.210	1.000	-0.041
SCALE2	-0.061	0.091	0.060	0.035	-0.284	0.132	-0.041	1.000

AUTOCORRELATION CHECK OF RESIDUALS

TO	CHI	AUTOCORRELATIONS							
LAG	SQUARE	DF	PROB						
6	7.15	2	0.028	-0.205	0.108	0.034	0.074	0.184	-0.003
12	8.02	8	0.431	-0.025	0.033	0.051	0.055	-0.053	-0.011
18	19.25	14	0.156	0.201	0.165	-0.157	0.149	0.082	-0.037
24	24.28	20	0.231	0.069	-0.045	0.147	0.020	-0.072	-0.117

Legenda: PRODINDG - indice grezzo della produzione industriale

VP - variazioni della produzione (ISCO)

SP - stato della produzione (ISCO)

Tutte le variabili differenziate due volte (a uno e dodici periodi)

Tav. 7.3

Confronto tra previsioni e realizzazioni
(8401-8504)

	Stato e variazione della produzione
Runs	non signif.
VNH	2.59
U_b	0.044
U_2	0.008
b	0.973
RMS%	2.72
MAE%	2.35
ME%	-0.32
PM	0.04
Prob	0.99

Legenda: vedi TAV. 2.2

8 - Combinazione delle previsioni

Nei precedenti paragrafi abbiamo esaminato una serie di metodi che hanno permesso di formulare previsioni di breve periodo sulla dinamica produttiva: modello ARIMA, relazioni econometriche con i consumi di energia elettrica e uso delle inchieste congiunturali ISCO. Tradizionalmente a questo punto si sarebbe proceduto a selezionare il metodo che fornisce le previsioni più efficienti o a cercare di costruire un solo modello generale che li contenesse tutti. La prima soluzione comporta la perdita di informazioni utili, presenti nei metodi meno efficienti, che potrebbero e dovrebbero essere utilizzate. La seconda, invece, darebbe luogo, riunendo i dati ISCO e quelli di energia elettrica, ad una forma teorica scarsamente comprensibile; inoltre, da un punto di vista empirico, l'insieme dei dati disponibili sarebbe insufficiente per discriminare l'influenza singola dei vari modelli.

Una soluzione alternativa a quelle finora considerate consiste nella combinazione delle previsioni fornite dai singoli modelli, in modo da sfruttare al meglio tutta l'informazione disponibile 27/. Nel nostro studio esistono due serie di previsioni che, almeno in una certa misura, possono essere considerate indipendenti: quelle derivanti dai dati di elettricità e quelle ricavate dalle inchieste congiunturali 28/. La soluzione più ovvia per combinare le previsioni consiste nel calcolare una media ponderata tra queste. Molti sono però i modi proposti in letteratura per la determinazione dei pesi 29/; le procedure che in passato hanno fornito i migliori risultati sono riportate nelle formule 8.3-8.5. La previsione combinata per il periodo t è:

$$(8.1) \quad \hat{x}_t = \sum_{i=1}^P w_i^{(i)} \hat{x}_t^{(i)}$$

dove $\hat{x}_t^{(i)}$ è la previsione per il periodo t in base al metodo i e w_i è il peso ad essa assegnato.

Definendo l'errore di previsione del metodo i come

$$(8.2) \quad e_t^{(i)} = (x_t - \hat{x}_t^{(i)}) / x_t$$

si ha:

$$(8.3) \quad w_i = \left(\sum_{s=t-\nu}^{t-1} e_s^{(i)2} \right)^{-1} / \sum_{j=1}^p \left(\sum_{s=t-\nu}^{t-1} e_s^{(j)2} \right)^{-1}$$

$$(8.4) \quad w_i = \left(\sum_{s=1}^{t-1} \gamma^s e_s^{(i)2} \right)^{-1} / \sum_{j=1}^p \left(\sum_{s=1}^{t-1} \gamma^s e_s^{(j)2} \right)^{-1}$$

$$(8.5) \quad w_i = \beta w_{i,t-1} + (1 - \beta) \left(\sum_{s=t-\nu}^{t-1} e_s^{(i)2} \right)^{-1} / \sum_{j=1}^p \left(\sum_{s=t-\nu}^{t-1} e_s^{(j)2} \right)^{-1}$$

In entrambe le formule i pesi vengono ottenuti sulla base degli errori percentuali di previsione commessi nei periodi precedenti. Nella formula 8.3 si fa riferimento ad un numero costante di errori e l'ultima osservazione elimina la prima;

nella formula 8.4 si utilizza un numero via via crescente di errori mantenendo anche quelli passati sia pure con peso relativo decrescente, mentre la formula 8.5 è un'exponential smoothing della 8.3. Le formule presentate non sono però ancora applicabili in quanto occorre specificare il valore del parametro γ nella 8.4 e il numero di ritardi considerati, il parametro ν , nella 8.3. Le scelte che si sono compiute sono basate sui risultati disponibili in letteratura con il vincolo, però, di avere a disposizione solo un numero abbastanza limitato di osservazioni. I valori utilizzati sono quindi stati di $\nu = 3$ nella 8.3, di $\gamma = 1.5$ nella 8.4 e di $\beta = .5$ nella 8.5.

A fianco delle formulazioni precedenti, esiste sempre la possibilità di combinare le varie previsioni secondo una semplice media non ponderata o di utilizzare pesi determinati da una regressione 30/. Quest'ultima soluzione è però nel nostro caso preclusa dall'ancora scarso numero di osservazioni disponibili 31/. In conclusione, abbiamo quindi deciso di impiegare 4 formule per la combinazione delle previsioni:

$$(8.6) \quad w_1 = \left(\sum_{s=t-3}^{t-1} e_s^{(i)^2 - 1} \right) / \sum_{j=1}^2 \left(\sum_{s=t-3}^{t-1} e_s^{(j)^2 - 1} \right)$$

$$(8.7) \quad w_2 = \left(\sum_{s=1}^{t-1} 1.5 e_s^{(i)^2 - 1} \right) / \sum_{j=1}^2 \left(\sum_{s=1}^{t-1} 1.5 e_s^{(j)^2 - 1} \right)$$

$$(8.8) \quad w_3 = .5 w_{3,t-1} + .5 \left(\sum_{s=t-3}^{t-1} e_s^{(i)^2 - 1} \right) / \sum_{j=1}^2 \left(\sum_{s=t-3}^{t-1} e_s^{(j)^2 - 1} \right)$$

$$(8.9) \quad w_{4,i} = .5$$

In base agli errori di previsione commessi sono quindi stati stimati i valori dei pesi con cui combinare le previsioni. Poichè l'applicazione delle formule utilizza dati di un periodo precedente, i valori iniziali dei pesi calcolati in base alle formule (8.2)-(8.5), sono stati posti arbitrariamente uguali a .5.

Nella tavola 8.1 è riportato il confronto tra dati previsti e realizzazioni per il 8401-8502 sulla base di tre indicatori sintetici (radice dell'errore quadratico medio, errore medio assoluto ed errore assoluto, tutti espressi in percentuale); per poter valutare i guadagni ottenibili dalla combinazione delle previsioni si sono mostrati anche i risultati ottenuti in base ai singoli metodi considerati in questo studio. Dall'esame degli indicatori riportati si nota che tutte le forme di combinazione proposte sono preferibili, sia per l'errore quadratico sia per l'errore medio assoluto, a quanto è possibile ottenere con il migliore modello singolo. Le discrepanze rimanenti tra dati previsti ed effettivi sono in tal modo molto ridotte, come si evidenzia dal confronto con il dato provvisorio della produzione industriale che mostra un valore dell'errore medio assoluto non troppo lontano da quelli da noi ottenuti (0.6 contro 1.9).

Tra i vari metodi sembra che siano da preferire le formule 8.8 e 8.9. La prima combinazione è un exponential smoothing della formulazione più flessibile, poichè considera solo gli errori commessi nei tre periodi precedenti, mentre la seconda formula è basata sulla media semplice, la più rigida combinazione possibile che, peraltro, si dimostra come la più efficiente 32/. Tale risultato, non sconosciuto in letteratura, deve però essere considerato con una certa cautela a causa del ridotto

TAV. 8.1

Confronto tra previsioni e realizzazioni
(8401-8504))

	RMS%	MAE%	ME%
Produzione anno precedente	4.75	3.65	2.67
ARIMA rettificato	3.70	3.26	0.31
ISCO-Stato e variaz. della produzione	2.72	2.35	-0.32
Enel con compart.	2.64	2.13	-0.13
Combinazione Enel ISCO formula 8.6	2.37	2.06	-0.08
Combinazione Enel ISCO formula 8.7	2.51	2.10	-0.15
Combinazione Enel ISCO formula 8.8	2.31	2.01	-0.12
Combinazione Enel ISCO media semplice	2.30	1.92	-0.09
Dato provvisorio della produzione	0.83	0.58	0.33

Legenda: RMS% radice dell'errore quadratico medio in percentuale;
MAE% errore medio assoluto in percentuale; ME% errore medio in percentuale.

numero di osservazioni ancora disponibili; formulazioni più flessibili potrebbero rivelarsi più efficienti con un maggior numero di osservazioni.

Conclusioni

In questa ricerca abbiamo presentato uno schema per la previsione di breve periodo dell'andamento della produzione industriale. Lo studio ha particolare rilevanza poichè l'esatta e tempestiva individuazione della situazione in cui si trova il ciclo economico permette di valutare tra l'altro l'impatto che da questo si origina sui conti con l'estero, in una situazione in cui tale vincolo si è fatto sempre più stringente.

I risultati ottenuti sono stati favorevoli, forse anche migliori di quanto ci si attendesse a priori. In base al più efficiente degli schemi proposti, infatti, si sarebbe potuto prevedere l'andamento produttivo dal gennaio 1984 all'aprile 1985 con l'anticipo di un mese rispetto al dato effettivo, commettendo un errore medio assoluto di due punti percentuali.

Nel lavoro si sono impiegati diversi metodi: modelli univariati che utilizzano solo l'informazione contenuta nella storia della serie da prevedere, inchieste congiunturali ISCO-ME e dati sui consumi di energia elettrica.

I metodi univariati (ARIMA) hanno permesso di ottenere delle previsioni che, tenuto conto del basso costo di stima e di utilizzo di questi modelli, possono considerarsi soddisfacenti: essi rappresentano inoltre un punto di riferimento per la valutazione delle capacità e dell'utilità di metodi più complessi.

Si sono quindi considerate le possibilità offerte dai dati sull'energia elettrica disponibili già a pochi giorni dal termine del mese di riferimento. L'impiego di queste serie pone notevoli problemi da un punto di vista teorico poichè non si dispone né dei consumi disaggregati per settore industriale, né dei dati riferiti alla sola industria e neanche dei prezzi relativi dei vari fattori produttivi. A priori sembra quindi am-

piamente giustificato un certo scetticismo sull'utilità di considerare i dati di energia elettrica aggregati. Tuttavia, una parziale soluzione a questi problemi può trovarsi attraverso la depurazione dai consumi totali di elettricità di quelle componenti non legate agli usi industriali. A questo fine sono stati introdotti nella relazione che lega la produzione ed i dati di elettricità trend temporali e una stima dei valori medi della temperatura nazionale. In questo modo si vogliono eliminare i consumi produttivi non industriali (trend temporali) e quelli attribuibili alle utenze domestiche in gran parte collegate a problemi di riscaldamento o refrigerazione. La temperatura media nazionale, introdotta in modo parabolico per ottenere una relazione a U, è stata ottenuta ponderando le temperature medie di ciascuna degli otto compartimenti in cui l'Enel divide il territorio nazionale sulla base dei rispettivi consumi elettrici.

Una seconda modifica alla relazione di base è stata apportata sostituendo ai dati nazionali complessivi i dati compartimentali; in tal modo si vuole cercare di cogliere, attraverso le differenti aree, gli effetti derivanti dai diversi settori industriali. L'efficacia di questa soluzione è naturalmente tanto maggiore quanto più i compartimenti sono caratterizzate dalla presenza di un settore dominante.

I risultati delle stime della relazione tra produzione industriale e dati di elettricità si sono dimostrati soddisfacenti, con una chiara preferenza verso quei modelli che utilizzano gli aggiustamenti proposti. Tuttavia poichè buoni risultati nelle stime non comportano necessariamente risultati altrettanto soddisfacenti nelle previsioni, si è proceduto, per il periodo 8401-8504, a verificare i modelli ottenendo valori previsti sulla base delle stesse informazioni che sarebbero state disponibili in quel momento storico; i valori così determinati possono quindi considerarsi come delle vere e proprie previsioni ex-

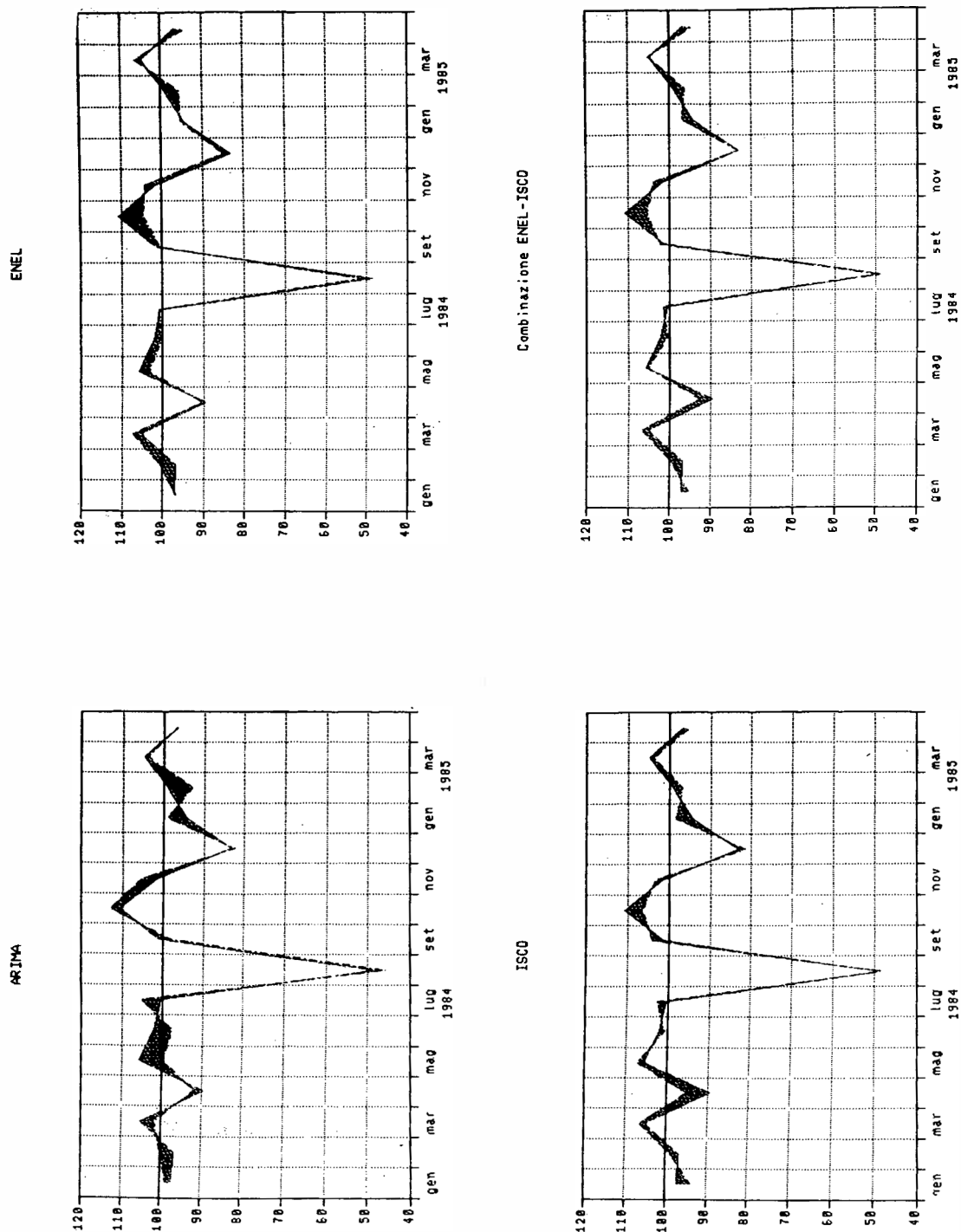
ante. Il confronto con i dati effettivi ha confermato i vantaggi derivanti dall'adozione di un modello disaggregato che fornisce valori stimati dell'indice di produzione molto vicini a quelli osservati storicamente (l'errore medio assoluto è di circa 2 punti percentuali).

L'impiego dei dati ISCO ha comportato alcune difficoltà per la derivazione di stime quantitative sulla base di dati essenzialmente qualitativi. Delle sei variabili prese in considerazione, solo due sono infatti risultate significative (stato e variazione della produzione). Le previsioni migliori sono state ottenute in base ad una funzione di trasferimento che combina le due le variabili; i risultati ottenuti sono lievemente inferiori a quelli basati sui dati di elettricità che, pertanto, rimangono i migliori singoli indicatori della dinamica produttiva breve periodo.

Infine, si è analizzata la possibilità di combinare tra loro le diverse previsioni attraverso un sistema di medie ponderate. Non si è ritenuto opportuno utilizzare un modello generale che comprendesse tutti gli indicatori disponibili poichè da un punto di vista teorico la forma risultante non sarebbe stata interpretabile; inoltre, da un punto di vista empirico, i dati disponibili non avrebbero permesso di discriminare tra l'influenza delle diverse variabili in modo sufficientemente preciso. Si è quindi preferito combinare le diverse previsioni con pesi derivanti dagli errori di previsione commessi. I risultati mostrano che la combinazione dei dati ENEL e ISCO, con qualunque ponderazione effettuata, comporta un ulteriore guadagno nella qualità delle stime; l'errore medio assoluto si riduce al disotto del due per cento, un valore comparabile a quello commesso dall'Istat con la sua stima provvisoria. Al fine di rendere più evidenti i risultati ottenuti, nella figura 9.1 è mostrato il confronto tra realizzazioni e previsioni dei principali metodi considerati.

FIG. 9.1

CONFRONTO PREVISIONI-REALIZZAZIONI
CON VARI METODI



In conclusione, si può affermare che tali risultati sono in complesso soddisfacenti. Pur non dimenticando le necessarie cautele, sembra quindi possibile arrivare a costruire e ad applicare uno schema previsivo per l'andamento di brevissimo periodo della produzione industriale basato sui dati di energia elettrica, sulle inchieste ISCO e su una combinazione delle due serie. Tale schema darebbe un vantaggio di circa due mesi rispetto alla comunicazione del dato ufficiale nel caso in cui si utilizzasse solo il dato dei consumi elettrici, e di circa uno nel caso di combinazione delle previsioni; una versione sperimentale di questo modello è in funzione dall'estate del 1985 presso il Servizio Studi della Banca d'Italia.

N O T E

(*) Si ringraziano per i commenti ricevuti Carlo Tresoldi e un anonimo referee; Maurizio Olivieri e Andrea Borsari hanno validamente collaborato alle elaborazioni e alla preparazione del testo. Naturalmente la responsabilità di eventuali errori è solo degli autori.

Sebbene lo studio sia frutto di un lavoro comune, i paragrafi 1,2,5,8 e le Appendici sono state scritte da Giorgio Bodo mentre L. Federico Signorini ha scritto i paragrafi 3,4,6 e 7. Le conclusioni sono di entrambi gli autori.

1/ Vedi i frequenti articoli sulla stampa quotidiana, i lavori del Comitato Tecnico-Scientifico istituito dall'ENEL proprio per studiare possibili applicazioni dei dati elettrici e per ultimo la nota breve "L'uso dei dati sui consumi elettrici nell'analisi economica" sul Bollettino Economico n° 4 della Banca d'Italia.

2/ Per coloro che fossero interessati ad una esauriente descrizione di questi modelli si consigliano Nelson (1973) e Box-Jenkins (1976).

3/ Vedi Bodo (1984).

4/ Il risultato è confermato dalle figure A3.1A e A3.1B (nell'Appendice 3) dove vengono poste in relazione tra loro la media e il campo di variazione annuali della serie; la stazionarietà in varianza è mostrata dalla distribuzione casuale dei punti nel grafico.

5/ Sulle caratteristiche degli indici e sulle metodologie impiegate per la loro ricostruzione vedi Bodo-Signorini (1985).

6/ Per un'analisi dei problemi connessi agli effetti del diverso numero di giornate lavorate sull'identificazione e sulla stima dei modelli ARIMA vedi Jenkins (1979) pp. 67-69.

7/ Per la serie rettificata si è anche provato a inserire altri termini a media mobile di ordine basso, che però non sono risultati significativi.

8/ Nel breve periodo, tra questi due concetti di elettricità si verificano anche discrepanze dovute alle procedure amministrative (frequenza di fatturazione, date di lettura non necessariamente coincidenti con la fine del mese, fatturazione di consumi presunti, etc.). Potrebbero anche esservi errori di rilevazione dall'una e dall'altra parte, ma si pensa che questi siano nel complesso irrilevanti.

Un terzo concetto, che qui non interessa, è quello di "energia prodotta". Questa differisce dall'immessa in rete principalmente per gli autoconsumi delle centrali e per il saldo degli scambi con l'estero.

9/ Per maggiori dettagli sulla metodologia si veda Cipolletta-Marzano-Tresoldi-Signorini (1985).

10/ La destagionalizzazione della serie ENEL è stata effettuata con il metodo X11-ARIMA moltiplicativo. L'indice destagionalizzato della produzione industriale risulta dall'aggregazione di 134 indici "elementari" destagionalizzati con metodo X11-ARIMA e opzioni che variano per adattarsi alle caratteristiche specifiche di ciascuna serie (si veda Bodo-Signorini 1985). Entrambe le serie destagionalizzate sono state perequate con medie mobili semplici a tre termini.

11/ L'effetto dei prezzi relativi è chiaro in linea di principio ma non facile a valutarsi empiricamente se non altro per la scarsa disponibilità di dati. Abbiamo rinviato un approfondimento di questo punto a eventuali successive versioni di questo lavoro. In alternativa o in aggiunta ai prezzi, per tenere conto degli effetti di sostituzione si potrebbero utilizzare dati sull'effettivo impiego di altri fattori (ad esempio dei combustibili petroliferi). Attualmente (1984) l'energia elettrica copre il 45% del fabbisogno energetico dell'industria; questa quota aumenta di circa un punto all'anno.

12/ Agli effetti di sostituzione fra input e a quelli di composizione dell'output si può aggiungere un terzo elemento di disturbo, rappresentato da una cattiva specificazione della forma funzionale. Anche la riduzione del progresso tecnico a una semplice funzione (lineare o esponenziale) del tempo può essere soggetta a critiche di principio; d'altra parte la ricerca di funzioni aggregate di questo genere comporta necessariamente il ricorso a drastiche semplificazioni.

13/ Ipotizzando un trend lineare i due metodi, prescindendo dagli errori casuali, sono del tutto equivalenti. Infatti, se

$$(4.1) \quad Y_t = a t + b X_t$$

allora

$$(4.2) \quad Y_{t-1} = a(t-1) + bX_{t-1}$$

e sottraendo (4.2) da (4.1)

$$Y_t - Y_{t-1} = a + b (X_t - X_{t-1})$$

ovvero

$$\nabla Y_t = a + b \nabla X_t$$

In modo analogo possono essere trattate le lievi differenze che esistono tra i modelli stagionali delle serie, anch'esse senz'altro dovute in parte all'influenza dei consumi domestici o comunque non industriali. Per tenerne conto si inseriranno dummies stagionali nelle equazioni, o equivalentemente si procederà a differenziazioni stagionali, cioè a dodici mesi di distanza.

14/ Vedi Ranci (1985), cap. 2.

15/ La variabile dummy inserita nei mesi di Agosto 1980 e 1981 è significativa al livello del 10 per cento.

16/ I beta coefficients sono ottenuti dalla regressione:

$$\frac{Y - \bar{Y}}{S_y} = \beta_2 \cdot \frac{X_2 - \bar{X}_2}{S_{x_2}} + \beta_3 \cdot \frac{X_3 - \bar{X}_3}{S_{x_3}} + \dots + u$$

in cui ogni variabile è normalizzata con la sottrazione della sua media e la divisione per il rispettivo errore standard.

17/ Si ricorda che i compartimenti individuati dall'Enel sono:

- 1) Torino (Nord-Ovest: Piemonte, Valle d'Aosta, Liguria)
- 2) Milano (Lombardia)
- 3) Venezia (Nord-Est: Trentino Alto Adige, Veneto, Friuli-Venezia Giulia)
- 4) Firenze (Centro-Nord: Toscana, Emilia-Romagna)
- 5) Roma (Centro: Umbria, Lazio, Marche, Abruzzi)

- 6) Napoli (Sud: Campania, Calabria, Puglia, Molise, Basilicata)
- 7) Palermo (Sicilia)
- 8) Cagliari (Sardegna)

18/ Vedi Box-Jenkins (1976).

19/ Nella stima dei modelli a funzione di trasferimento si è impiegato il package SAS.

20/ Questa conclusione non è così ovvia come sembra. I settori di base, forti consumatori di elettricità, qualche volta anticipano il ciclo complessivo. Dal momento che l'immissione di elettricità è fortemente influenzata da questi settori attraverso gli effetti di composizione dell'output più volte discussi, non era illogico aspettarsi una certa correlazione tra E_t e

Y_{t+r} . A maggior ragione avrebbe potuto osservarsi qualcosa del genere in riferimento ai dati di quei compartimenti in cui i settori ad alta intensità elettrica hanno il maggior peso. Tra l'altro, questo meccanismo potrebbe dar ragione del fatto (osservato nel paragrafo 4) che i punti di svolta dell'elettricità in certi casi precedono quelli della produzione. L'assenza di valori significativi di correlazione incrociata in corrispondenza di lag positivi indica che un effetto simile, se esiste, è troppo debole e incerto per poter essere sfruttato a fini previsivi. E' comunque da notare che Ranci e altri (1985) stimano un modello più complesso di quello presentato qui, in cui elettricità e produzione si influenzano reciprocamente con una complessa struttura di ritardi.

21/ Può sorprendere che si definiscano relativamente omogenee le strutture dei consumi elettrici di due compartimenti come quello di Cagliari e quello di Napoli (cfr. Tav. 4.2). In effetti esse non lo sono affatto se non ai nostri particolari fini. Si veda ancora la discussione su questo punto nel paragrafo 4.

22/ In realtà i due dati non sono strettamente confrontabili, perché mentre quello relativo al modello OLS si basa su un procedimento ricorsivo in cui i parametri del modello vengono ristimati di volta in volta (rolling regression), l'altro è ottenuto sempre con gli stessi parametri, e cioè con quelli stimati per l'intero periodo.

23/ Vedi in particolare Visco (1976) e Visco (1984); per un'analisi delle inchieste congiunturali ISCO e delle problematiche ad esse connesse vedi Filosa-Visco (1978).

24/ A priori ci si sarebbe attesi questo risultato se nel periodo esaminato la produzione avesse avuto un andamento accelerato; in realtà vi è stata una fase di forte espansione tra il 1978 e la prima metà del 1980, seguita da una lunga recessione terminata solo nel terzo trimestre del 1983. E' invece possibile che in qualche modo le risposte di questa domanda non siano solo in relazione alla variazione ma anche al livello della produzione.

25/ Questi risultati sono stati confermati anche dalla stima delle funzioni di trasferimento che includevano le altre quattro variabili, che non hanno mai dato luogo a coefficienti significativi, nonchè dai test congiunti sui vari coefficienti di cross-correlazione.

26/ Anche in questo caso vale l'osservazione della nota 22/.

27/ Vedi Granger-Newbold (1977).

28/ Naturalmente le previsioni del modello ARIMA univariato dovrebbero essere comprese in quelle ricordate precedentemente.

29/ Per un esauriente esame delle varie procedure proposte vedi Granger-Newbold (1977) e Makridakis-Winkler (1983).

30/ Questa è la soluzione suggerita da Nelson (1973).

31/ La regressione non vincolata per il periodo Gennaio 1984-Aprile 1985 dei valori effettivi su quelli previsti in base ai dati Enel e all'inchiesta ISCO fornisce i seguenti risultati:

$$\begin{array}{rclcl} \text{IP} & = & 0.63 & \text{Enel} & + & 0.37 & \text{ISCO} \\ & & (4.74) & & & (2.75) \end{array}$$

nota: in parentesi sono i valori dei t-statistici.

con la somma dei due coefficienti esattamente uguale all'unità, mentre l'inclusione di una costante non dà luogo a risultati significativi.

32/ E' interessante notare come il valore di 0.5 sia all'interno degli intervalli di confidenza dei coefficienti stimati per la regressione riportata in nota (31).

APPENDICE n. 1

Impiego delle componenti principali

Per cercare di risolvere il problema della multicollinearità, presente tra le variabili rappresentanti i consumi di elettricità per circoscrizione, si è fatto ricorso anche all'uso delle componenti principali. Mediante tale tecnica si vuole cercare di sintetizzare in poche variabili l'informazione contenuta in molte serie statistiche. Un problema cruciale nell'uso di questa tecnica sta nella selezione del numero di componenti da mantenere nell'analisi. Per effettuare questa selezione si è calcolata la percentuale di varianza spiegata dalle otto possibili componenti; come noto, la percentuale di varianza spiegata da ciascuna componente è in relazione inversa con il numero delle componenti scelte (Tav. Al.1). Dalla tavola appare come la prima componente principale sia in grado di spiegare già più dell'80 per cento della variabilità complessiva delle diverse serie; questo rapporto sale al 92 per cento con la seconda e al 96 circa con la terza. Successivamente il contributo addizionale delle altre componenti è rapidamente decrescente ad indicare che è probabilmente sufficiente mantenere solo le prime tre. Allo stesso risultato si arriva in base al grafico suggerito da Cattell in cui si riporta sull'asse delle ascisse l'ordine di estrazione delle componenti e sull'asse delle ordinate i rispettivi valori delle radici caratteristiche; l'ordine progressivo sull'asse delle ascisse corrispondente al punto fino al quale i valori delle radici caratteristiche non tendono a disporsi secondo una linea retta rappresenta il numero di componenti da considerare. Applicando tale procedura al nostro caso (Fig. Al.1) si arriva a selezionare tre componenti principali.

Queste tre serie sono quindi state inserite nella regressione al posto dei dati disaggregati sui consumi di elettricità ottenendo risultati ancora migliori in termini di adattamento con un errore standard che passa dal 2.4 al 2.1 per cento

Tav. A1.1

PERCENTUALE DELLA VARIANZA SPIEGATA CON LE
SUCCESSIVE COMPONENTI PRINCIPALI

	Percentuale	Percentuale cumulata
P ₁	0.809	0.809
P ₂	0.114	0.923
P ₃	0.034	0.957
P ₄	0.024	0.981
P ₅	0.012	0.993
P ₆	0.003	0.996
P ₇	0.002	0.998
P ₈	0.002	1.000

FIG. A1.1



Diagramma di Cattell per la
selezione del n° di componenti
principali

(Tav. Al.2). Tutte le variabili incluse, ad eccezione di alcune dummies stagionali, sono significative ed hanno i segni attesi a priori, nè vi è indicazione di non corretta specificazione della relazione. Sulla base di questi elementi sembrerebbe quindi preferibile utilizzare la metodologia delle componenti principali. Queste conclusioni sono tuttavia completamente rovesciate se si considerano i dati delle previsioni (Tav. Al.3). Si può infatti notare come tutti gli indicatori impiegati mostrino una chiara superiorità del modello disaggregato più semplice che include solamente i primi cinque compartimenti; in particolare con l'impiego delle componenti principali l'errore quadratico medio passa dal 2.6 al 4.3 per cento. Essendo interessati a minimizzare l'errore nella fase di previsione e non in quella di stima, si è preferito abbandonare l'uso delle componenti principali. E' da notare che selezionando le componenti sulla base dei primi cinque compartimenti o riducendone il numero complessivo non si sono ottenuti miglioramenti apprezzabili.

Tav. A1.2

STIMA DELLA RELAZIONE TRA PRODUZIONE INDUSTRIALE
E CONSUMI DI ELETTRICITA', (componenti principali)
DATI RETTIFICATI (7801-8504)

Duag	-1.999 (1.033)
Time	-7.454 E-2 (2.284)
Temp	0.977 (1.767)
Temp ²	-0.571 (3.282)
IP ₋₁₂	0.218 (3.329)
P ₁	5.592 (4.742)
P ₂	4.910 (4.761)
P ₃	1.608 (3.679)
Statistici	-2 R = 0.98 S = 2.02 R VM=95.3 T=88 DW=1.96

Legenda: P₁, P₂, P₃, = prima, seconda e terza componente principale. Per le altre variabili v.
TAV. 5.1

Tav. A1.3

CONFRONTO TRA PREVISIONI E REALIZZAZIONI
AD 1 MESE, (8401-8504)
USO DELLE COMPONENTI PRINCIPALI

Runs	significativo
VNH	2.46
r	0.97
U_b	0.4062
U_2	0.0131
b	0.999
RMS%	4.33
MAE%	4.03
ME%	2.85
FM	0.051
Prob	0.984

Legenda: vedi TAV. 2.3

APPENDICE 2

Esame della multicollinearità

Per valutare l'affidabilità delle stime effettuate per il modello che spiega l'indice generale della produzione industriale sulla base dei consumi disaggregati di energia elettrica, si sono utilizzati oltre ai tests statistici sulla corretta specificazione, anche le analisi tradizionali sulla multicollinearità. Si è quindi fatto ricorso alla stima della relazione di base con l'esclusione di una variabile alla volta (excluded variables regressions), e alle regressioni di ciascuna variabile esplicativa su tutte le altre (auxiliary regressions). Tutto ciò ha permesso di individuare la presenza di evidente multicollinearità per la relazione stimata. Rimane tuttavia da valutare in che misura tale multicollinearità possa incidere sulla qualità delle stime dei parametri aumentando la loro varianza. A tal fine è stata recentemente proposta da Belsley una procedura atta a determinare in che misura le varianze dei parametri sono elevate rispetto ai valori dei coefficienti; si tratta in altri termini di determinare la grandezza del rapporto tra signal e noise per ciascun parametro stimato. Un valore "ridotto" di questo rapporto sta ad indicare che la varianza del parametro è troppo elevata per avere delle stime affidabili; è da notare che in questa procedura si ipotizza a priori che $\beta_j \neq 0$ (dove β_j è il parametro sotto esame). Sia p_2 il vettore dei parametri (β_2) caratterizzato da un insufficiente signal to noise ratio,

$$\text{sia } M_1 = I - X_1(X_1' X_1)^{-1} X_1'$$

dove: I è la matrice identità e X_1 la matrice degli altri regressori,

allora il test statistico

$$\phi^2 = \frac{(b_2 - \beta_2^*)' (X_2' M_1 X_2) (b_2 - \beta_2^*)}{ps^2}$$

dove: b_2 sono le stime OLS dei parametri β_2 , p il numero totale dei parametri stimati, X_2 la matrice delle variabili corrispondenti a β_2 , s^2 la stima della varianza e $e/(n-p)$ e β_2^* il valore ipotizzato per β_2

è distribuito come una F non centrale con p_2 , $n-p$ gradi di libertà e λ parametro di non centralità. Nel nostro caso abbiamo fissato γ (il livello di adeguatezza) a 0.75 e 0.99, α (il livello di significatività) a 0.10 e $\beta_2^* = 0$. Questo test è stato ripetuto per tutte le variabili ad eccezione delle dummies, ottenendo i risultati riportati nella tavola (5.4) del testo. Valori di ϕ^2 inferiori a F_α indicano un insufficiente signal to noise ratio e viceversa.

Combinando il test di Belsley con un'esame della collinearità è possibile trarre delle inferenze interessanti sulla qualità delle stime ottenute. In particolare si possono verificare quattro possibili situazioni:

		Collinearità	
		NO	SI
<u>Signal to noise</u> insufficiente	NO	1	2
	SI	3	4

Nel primo caso non dovrebbe sussistere alcun problema per la relazione stimata. Nel secondo gli effetti derivanti dalla collinearità sono tenui e tali da non compromettere le stime. La terza situazione indica, invece, la possibilità che le stime ottenute per i singoli parametri siano inaffidabili con conseguenze negative sia per la stima strutturale, sia per la previsione. Il quarto caso, infine, indica la presenza di harmful collinearity che ha effetti estremamente negativi per la stima strutturale ma non necessariamente per la previsione se la collinearità si mantiene anche nel periodo di previsione.

guenze negative sia per la stima strutturale, sia per la previsione. Il quarto caso, infine, indica la presenza di harmful collinearity che ha effetti estremamente negativi per la stima strutturale ma non necessariamente per la previsione se la collinearità si mantiene anche nel periodo di previsione.

APPENDICE n. 3

GRAFICI

Fig. A3.1A

Diagramma campo di variazione-media, trasformazione lineare
indice generale della produzione industriale 1978-1984

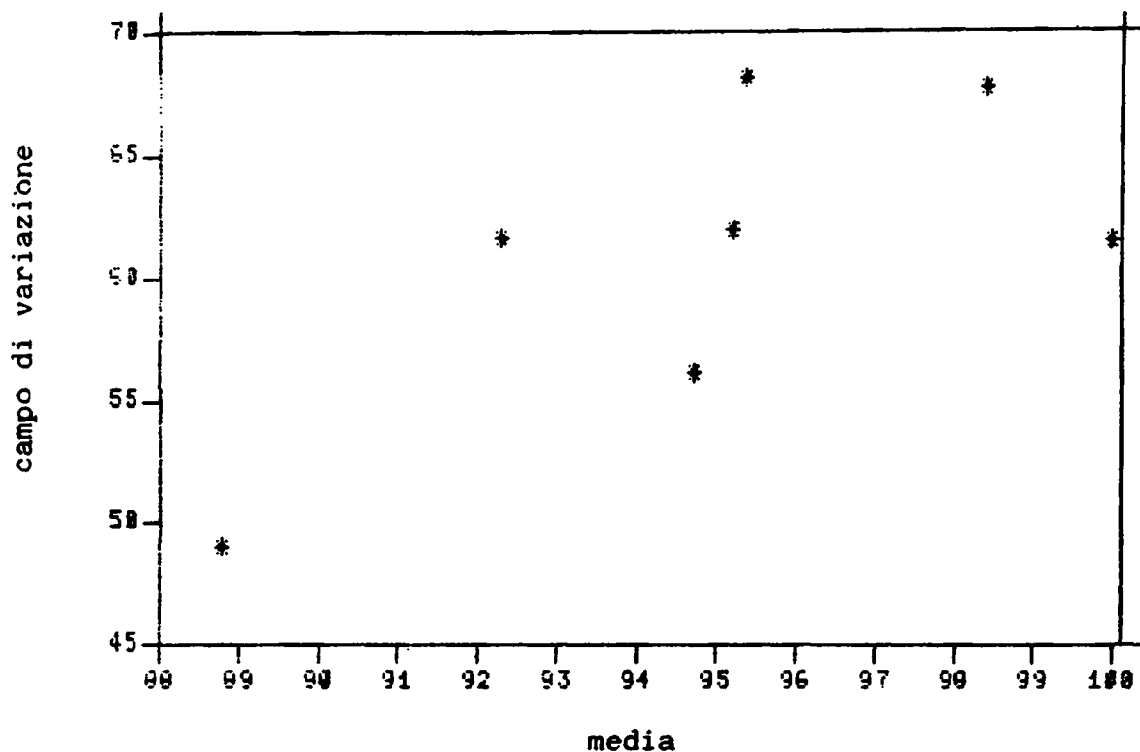


Fig. A3.1B

Diagramma campo di variazione-media, trasformazione logaritmica,
indice generale della produzione industriale 1978-1984

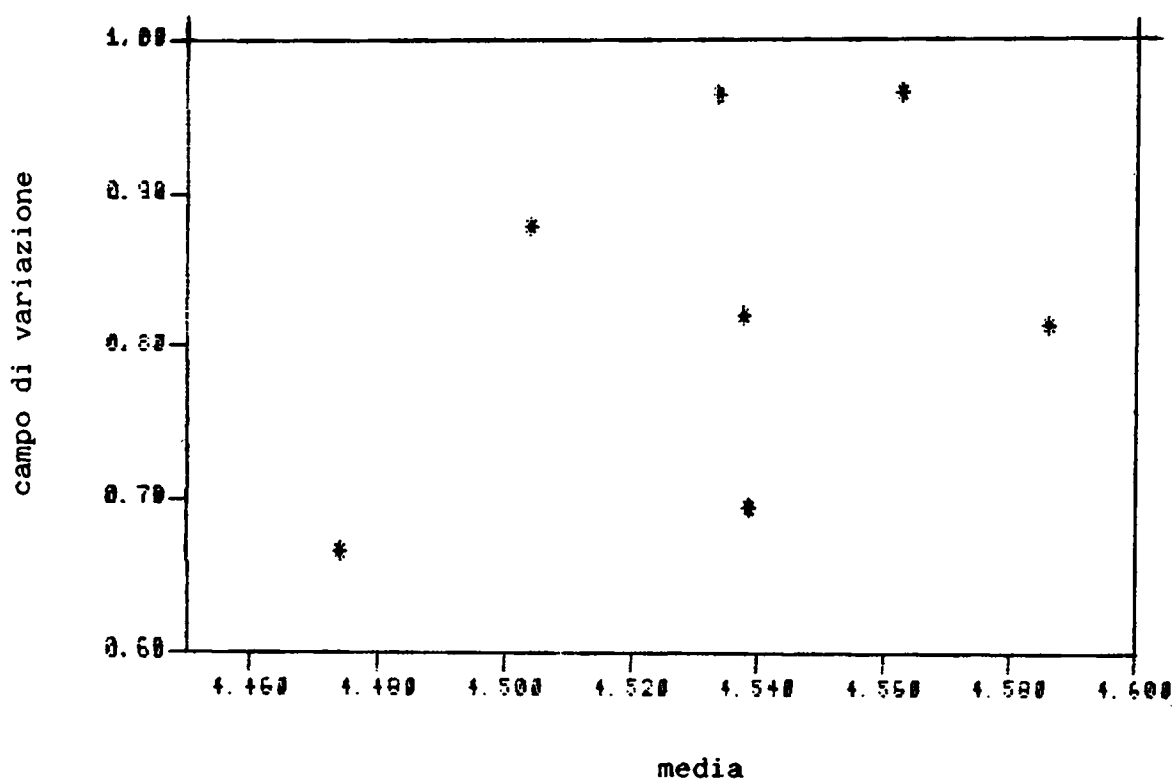
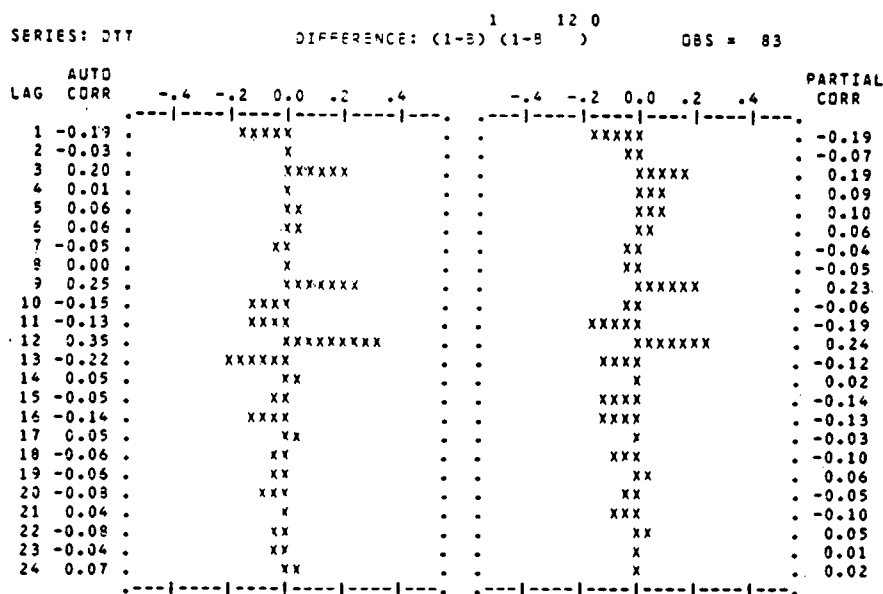
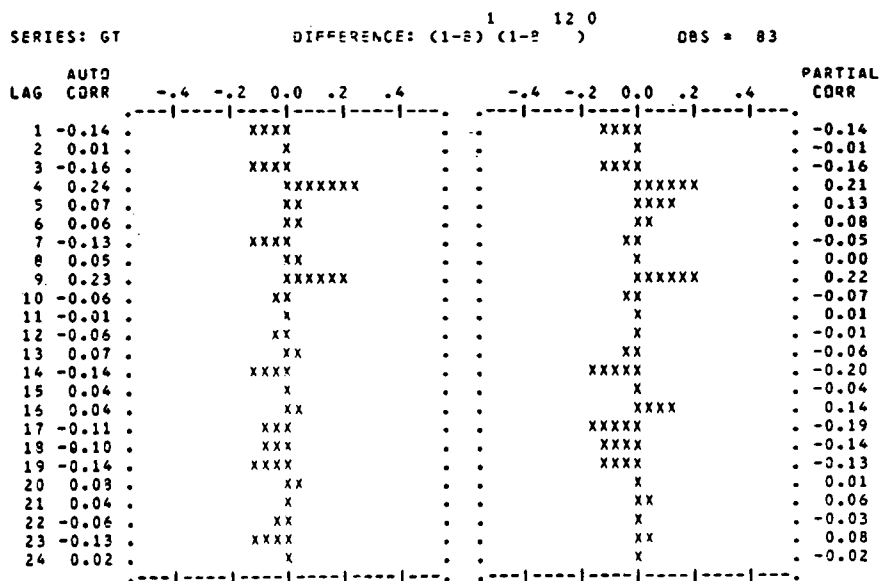


FIG. A3.2A



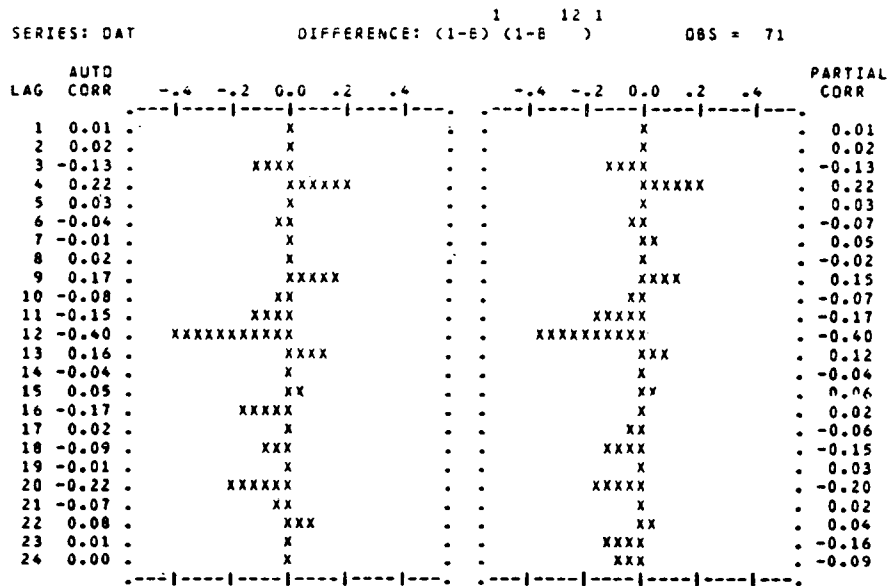
Funzione di autocorrelazione dei saldi delle
risposte all'inchiesta ISCO-ME, degli ordini
(7801-8412) ∇X_t

FIG. A3.2B



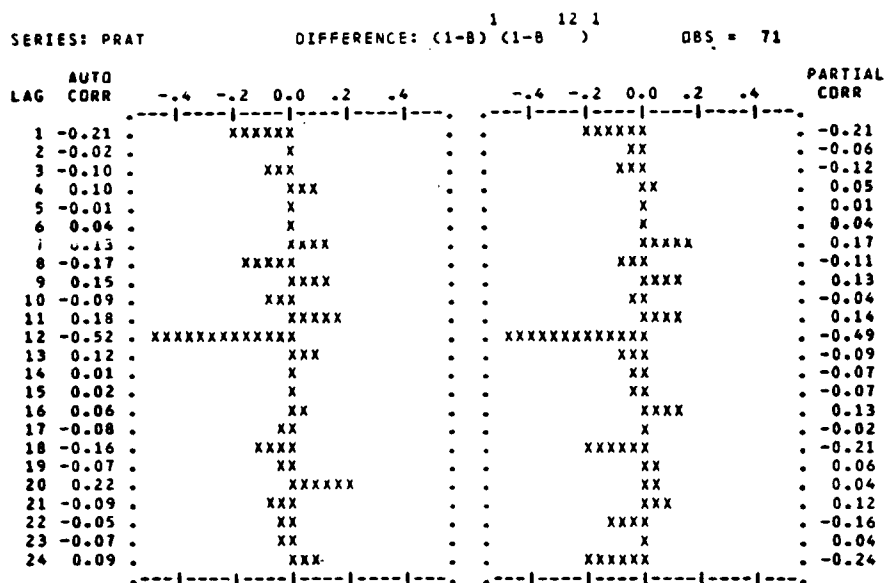
Funzione di autocorrelazione dei saldi delle
risposte all'inchiesta ISCO-ME, scorte rispetto
al normale, (7801-8412), ∇X_t

FIG. A3.2C



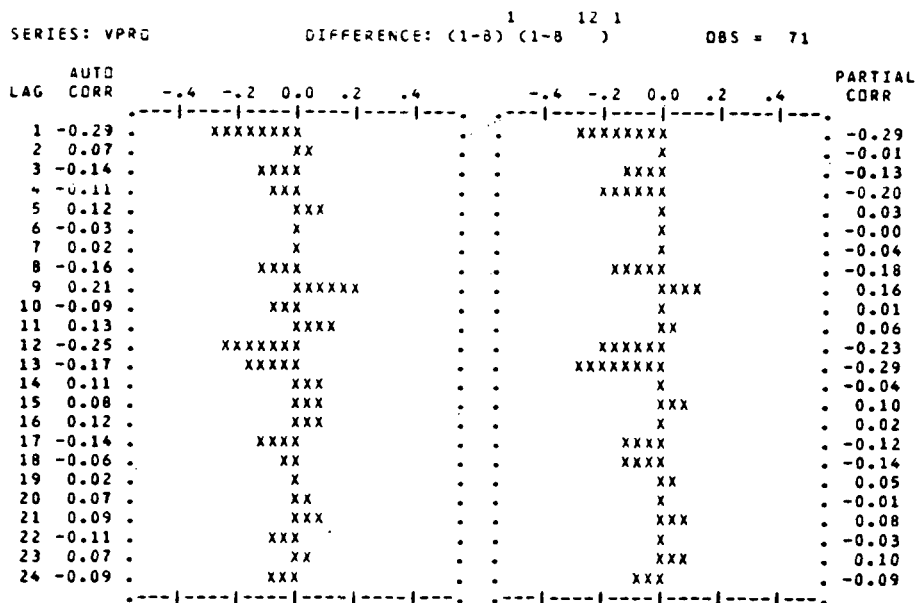
Funzione di autocorrelazione dei saldi nelle
risposte all'inchiesta ISCO-ME, domanda attesa
a 2 - 3 mesi (7801-8412) $\nabla \nabla_{12} X_t$

FIG. A3.2D



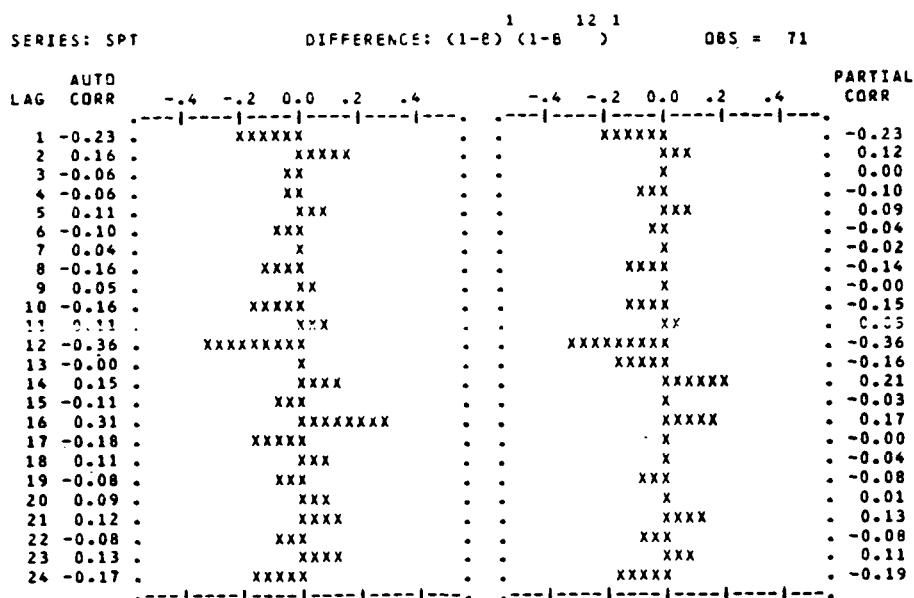
Funzione di autocorrelazione dei saldi delle
risposte all'inchiesta ISCO-ME,
produzione attesa, (7801-8412)
 $\nabla \nabla_{12} X_t$

FIG. A3.2E



Funzione di autocorrelazione dei saldi delle
risposte all'inchiesta ISCO-ME, variazione
della produzione, (7801-8412) $\nabla \nabla_{12} X_t$

FIG. A3.2F



Funzione di autocorrelazione dei saldi delle
risposte all'inchiesta ISCO-ME, stato della
produzione (7801-8412) $\nabla \nabla_{12} X_t$

CROSS-CORRELOGRAMMI DELL'INDICE DI PRODUZIONE INDUSTRIALE E DELLE VARIE RISPOSTE ALL'INCHIESTA CONGIUNTURALE ISCO

Fig. A3.3A

cross correlogramma della produzione e della variazione della produzione

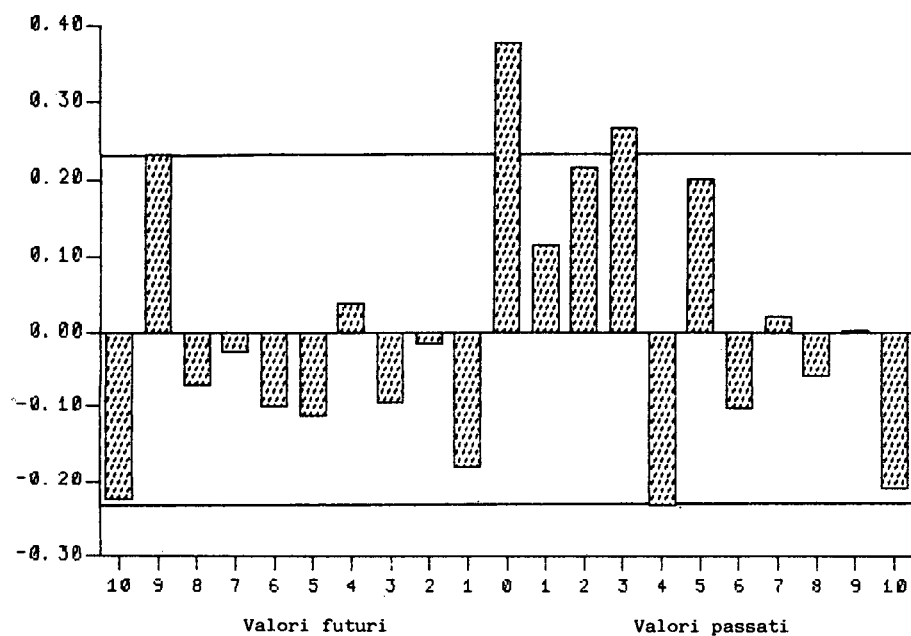


Fig. A3.3B

cross correlogramma della produzione e della produzione attesa

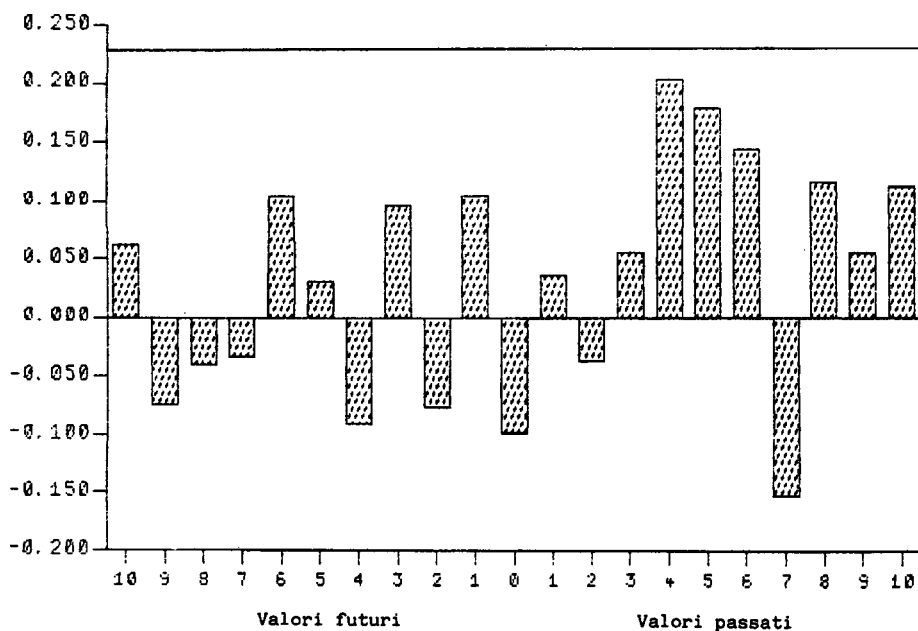


Fig. A3.3C

cross correlogramma della produzione e delle scorte di prodotti finiti

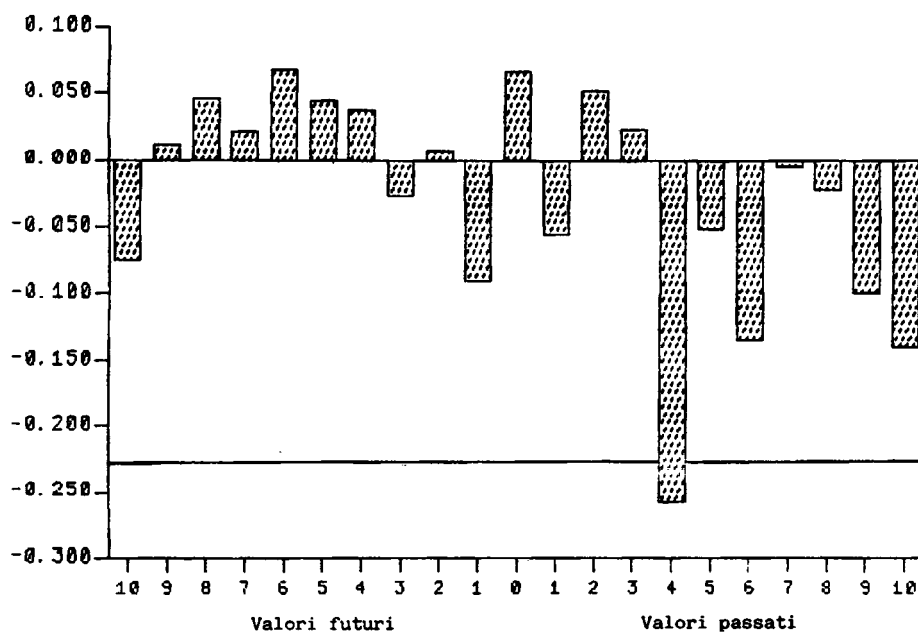


Fig. A3.3D

cross correlogramma della produzione e della domanda attesa

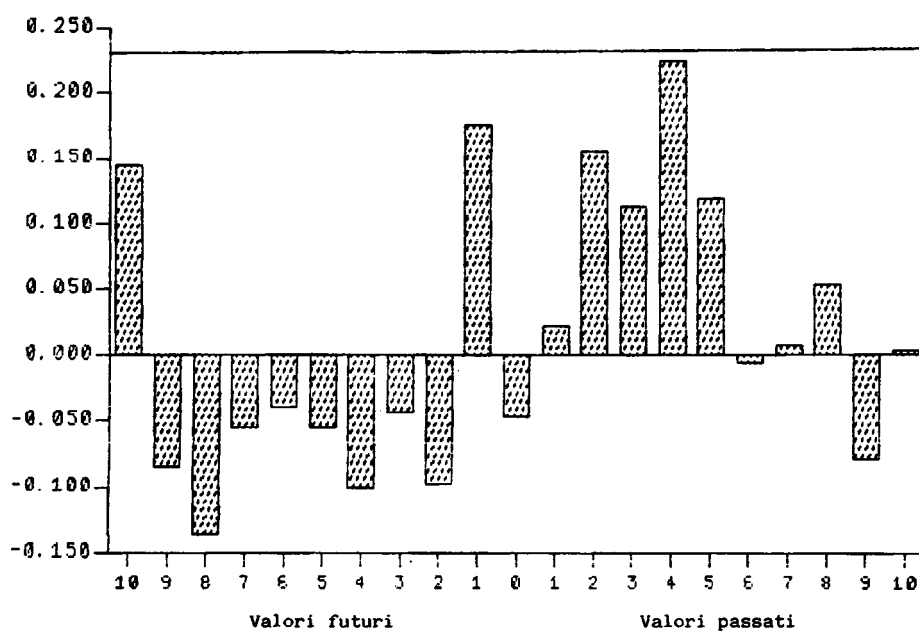


Fig. A3.3E

cross correlogramma della produzione e della domanda totale

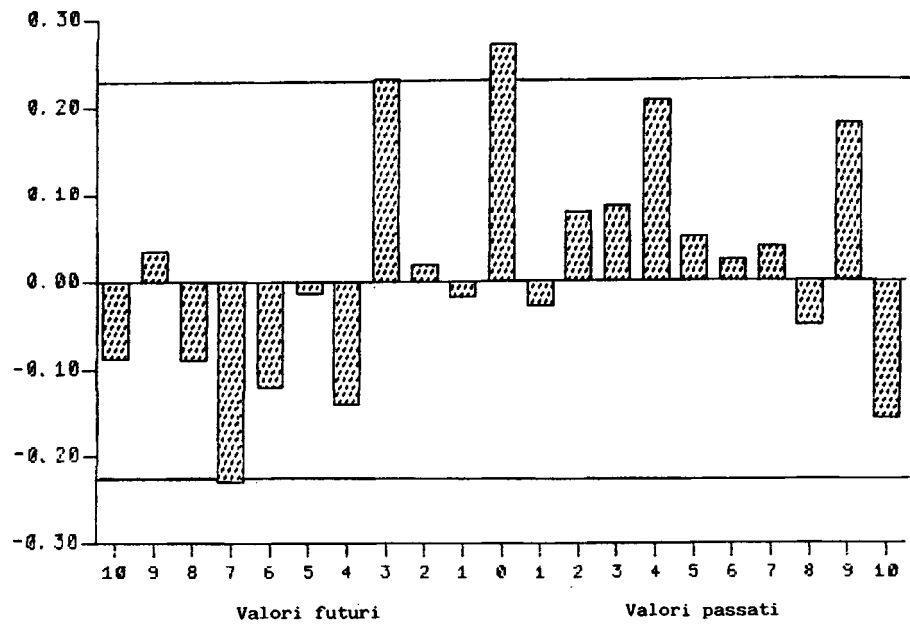
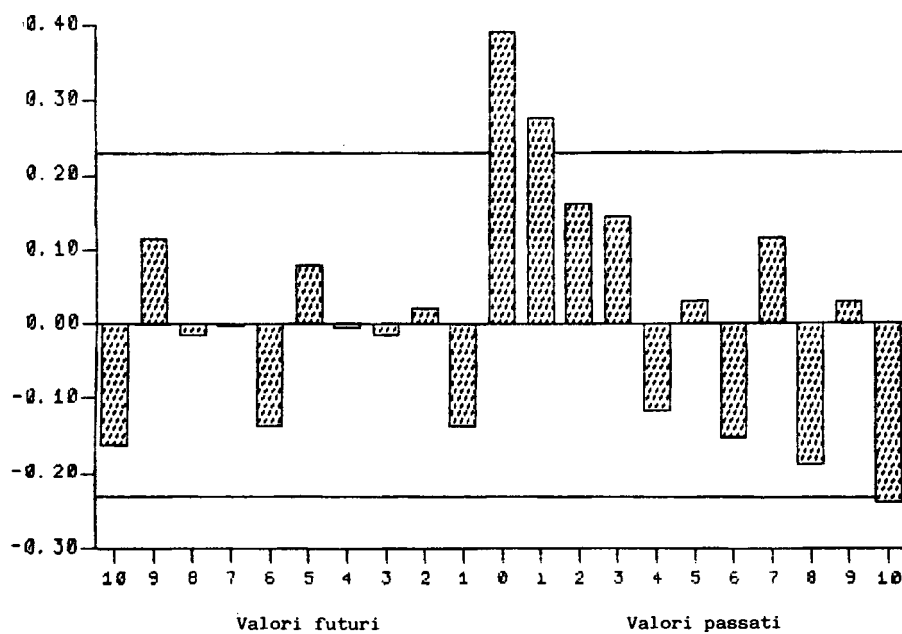


Fig. A3.3F

cross correlogramma della produzione e dello stato della produzione



B I B L I O G R A F I A

- BELSLEY, D. (1982), "Assessing the presence of harmful collinearity and other forms of weak data through a test for signal to noise", Journal of Econometrics, n. 20, pp. 211-253.
- BODO, G. (1984), Un modello previsivo dell'andamento della produzione industriale, Rapporto Progetto Desec n° 12.
- BODO, G. - SIGNORINI, L. F. (1985), Ricostruzione storica e depurazione stagionale degli indici di produzione industriale, mimeo, Banca d'Italia.
- BOX, G.E.P. - JENKINS, G. M. (1976), Time series analysis, forecasting and control, 2nd edition.
- CIPOLLETTA, I. - MARZANO, G. - TRESOLDI, C. - SIGNORINI, L. F. (1985), "L'analisi congiunturale attraverso i dati elettrici", in: ENEL, Rapporto sull'attività del Comitato Tecnico-Scientifico per la Programmazione Elettrica nel biennio 1983-1984.
- FILOSA, R. - VISCO, I. (1978), Costruzione ed uso di alcuni indicatori per l'analisi congiunturale, lavoro preparatorio per la Relazione sull'anno 1977, Banca d'Italia.
- GODFREY, L.G. - WICKENS, M.R. (1981), "Testing linear and non-linear regression for functional form", Review of Economic Studies, vol. XLVIII, pp. 487-496.
- GRANGER, C.W.J. - NEWBOLD, P. (1977), Applied Economic Forecasting.
- JENKINS, G. M. (1979), "Practical experiences with modelling and forecasting time series", in D. Anderson (ed.), Forecasting.
- MAKRIDAKIS, S., et al. (1982) "The accuracy of extrapolation methods: Results of a forecasting competition", Journal of Forecasting.
- MAKRIDAKIS, S. - WINKLER, R. L. (1983), "The combination of forecasts", Journal of the Royal Statistical Society, Series A.
- NELSON, C. R. (1973), Applied time series analysis.
- RANCI, P. (a cura di) (1985), "L'utilizzazione dei dati di consumo elettrici per l'analisi economica", in: ENEL, Rapporto sull'attività del Comitato Tecnico-Scientifico per la Programmazione Elettrica nel biennio 1983-1984.

VISCO, I. (1976), Misura ed analisi delle aspettative inflazionistiche: l'esperienza italiana, Contributi alla ricerca economica n° 6.

VISCO, I. (1984), Price expectations in rising inflation.

INDICE

1 - Introduzione	p. 3
2 - L'uso dei metodi univariati	p. 6
3 - I dati sull'energia elettrica	p. 16
4 - La relazione tra produzione industriale ed energia elettrica	p. 21
5 - Analisi econometriche	p. 31
6 - Il modello a funzione di trasferimento	p. 52
7 - L'uso delle inchieste congiunturali	p. 59
8 - Combinazione delle previsioni	p. 66
 Conclusioni	 p. 72
 Appendici:	
n. 1 - Impiego delle componenti principali	p. 82
n. 2 - Esame della multicollinearità	p. 88
n. 3 - Grafici	p. 91
 Bibliografia	 p. 99

TEMI DI DISCUSSIONE RECENTEMENTE PUBBLICATI (*)

- n. 40 - Un modello di previsione del bilancio pubblico per il breve-medio termine, di G. Morcaldo - G. Salvemini - P. Zanchi (ottobre 1984)
- n. 41 - Il mercato degli impieghi bancari in Italia: un'analisi econometrica (1974-1982), di I. Angeloni (ottobre 1984)
- n. 42 - Why floating exchange rates fail, by R. McKinnon (novembre 1984)
- n. 43 - Una stima delle funzioni di domanda di attività finanziarie, di F. Cotula - G. Galli - E. Lecaldano - V. San-nucci - E. Zautzik (novembre 1984)
- n. 44 - Regressioni lineari con "panel data": una guida alla letteratura, di C. Cottarelli (dicembre 1984)
- n. 45 - L'offerta di lavoro in Italia: tendenze recenti e previsioni per il periodo 1984-1993, di C. Giannini (gennaio 1985)
- n. 46 - L'evoluzione economica del Mezzogiorno negli ultimi trent'anni, di P. Sylos-Labini (aprile 1985)
- n. 47 - Households saving and the real rate of interest: the Italian experience, 1970-1983, by E. Lecaldano Sasso La Terza - G. Marotta - R.S. Masera (maggio 1985)
- n. 48 - Wage indexation income and inflation, by L. Guiso (giugno 1985)
- n. 49 - La determinazione del tasso di cambio reale dollaro-marco in un modello "eclettico", di J.C. Martinez Oliva - S. Rebecchini (luglio 1985)
- n. 50 - Due scritti bio-bibliografici su Piero Sraffa, di L. Pasinetti (agosto 1985)
- n. 51 - Ordinamento comunitario, disciplina bancaria e Regioni a statuto speciale, di F. Capriglione (agosto 1985)
- n. 52 - Nuove forme dell'accumulazione nell'industria italiana, di F. Barca - M. Magnani (settembre 1985)
- n. 53 - Dinamica dei tassi di cambio e interventi, di L. Bini Smaghi (ottobre 1985)
- n. 54 - Occupazione e retribuzioni nel settore pubblico, di P. Giucca - G. Salvemini (ottobre 1985)

(*) I "Temi" pubblicati possono essere richiesti alla Biblioteca del Servizio Studi della Banca d'Italia.

