

UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA



FACOLTA' DI SCIENZE STATISTICHE

**CORSO DI LAUREA SPECIALISTICA
IN SCIENZE STATISTICHE, ECONOMICHE, FINANZIARIE E
AZIENDALI**

TESI DI LAUREA

**IL PROCESSO DI REVISIONE NEI PAESI
G7:
UN'ANALISI STATISTICA.**

Relatore: Prof. Tommaso Di Fonzo

Laureando: Radtaban Rongrawee

Anno Accademico 2008/2009

INDICE

1. INTRODUZIONE	5
1.1 PRESENTAZIONE DEL LAVORO	5
1.2 LETTERATURA SULLE REVISIONI	7
1.3 STRUMENTI PER L'ANALISI DEI DATI	9
2. QUALITA' DEI DATI ECONOMICI NEI PROCESSI DI REVISIONE	10
2.1 ACCURATEZZA E ATTENDIBILITÀ	10
2.2 ANALISI DELLE REVISIONI	11
2.3 LE REVISIONI DEL PIL NEI PAESI G-7	16
3. ANALISI DI REVISIONI: APPROCCIO NEWS E NOISE	18
3.1 NEWS E NOISE	18
3.2 ANALISI DI EFFICIENZA	18
3.3 CONFRONTO TRA NEWS E NOISE	21
3.4 TEST DI MINCER-ZARNOWITZ	22
3.5 ADATTAMENTO DEGLI ERRORI (BIAS ADJUSTMENTS)	23
4. CASO DI STUDIO: PAESI G-7	25
4.1 DATI	25
4.2 PROCEDIMENTO	26
4.3 CASO CANADA	26
4.4 CASO FRANCIA	31
4.5 CASO GRAN BRETAGNA	36
4.6 CASO ITALIA	41
4.7 CASO GIAPPONE	46
4.8 CASO USA	51

4.9 CASO GERMANIA	56
4.10 CONCLUSIONE	63
5. CASO DI STUDIO: GDP USA	65
5.1 OBIETTIVO	65
5.2 PROCEDIMENTO	65
6. CAMBIAMENTO DI STRUTTURA	86
6.1 IL MODELLO	88
6.2 TEST PER STABILITÀ E BREAK STRUTTURALE	89
6.3 STIMA DEL NUMERO DI BREAK	96
6.4 STIMA DEI PUNTI DI BREAK	98
6.5 CASO USA	99
7. CONCLUSIONI	100
BIBLIOGRAFIA	102
APPENDICE	108

1. INTRODUZIONE

1.1 Presentazione del lavoro

I dati macroeconomici prodotti dalle agenzie statistiche nazionali ed internazionali sono spesso soggetti a numerose revisioni. Le stime precedenti vengono migliorate sulla base di nuove informazioni non appena esse si rendono disponibili in vista di una maggiore completezza.

Lo scopo dell'analisi delle revisioni è quello di ridurre gli errori contenuti nelle stime preliminari, riducendo lo scostamento di quest'ultime dai valori osservati. Si tratta, quindi, di attuare una verifica del livello di efficienza delle stime preliminari. In particolare si vuole verificare se le stime preliminari sono indicatori sufficientemente affidabili delle più accurate stime finali. Si consideri che le decisioni economiche da parte dei policy makers dipendono molto dalla qualità di tali dati e analisi.

Operare sui dati verificando accuratezza e affidabilità risulta pertanto essere di fondamentale importanza.

Il presente lavoro si suddivide essenzialmente in due parti:

- analisi statistica delle revisioni
- analisi econometrica delle revisioni.

La metodologia utilizzata nella prima fase si basa sulle analisi di efficienza con il metodo *news* e *noise*, introdotto da Mankiw et al. (1984) e Mankiw e Shapiro (1986).

I dati sul GDP (Gross Domestic Product ossia Prodotto Interno Lordo, PIL) utilizzati provengono dal dataset QNA – MEI (Main Economic Indicators) dei Paesi membri dell'OECD (Organisation for Economic Co-operation and Development). Il database permette agli utenti di accedere ai dati delle revisioni del QNA (Quarterly National Accounts) pubblicati dall'OECD e di derivare dati statistici confrontabili con altri Stati. Per tale operazione vengono presi in considerazione i sette Paesi più "industrializzati" del mondo, ossia i Paesi che hanno il PIL più elevato, denotati come G-7: Usa, Giappone, Germania, Gran Bretagna, Francia, Italia e Canada. Le serie storiche trattate vanno dal primo trimestre del 1976 al quarto trimestre 2005 per Stati Uniti, Gran Bretagna,

Giappone e Canada; dal terzo trimestre del 1977 per Italia e Germania e dal terzo trimestre del 1985 per la Francia.

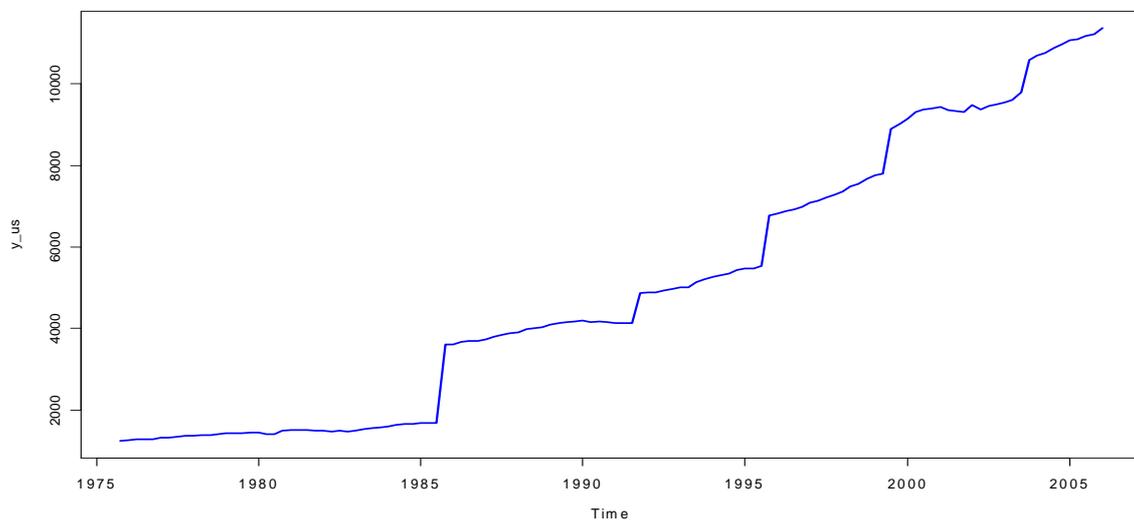
Nella prima parte dello studio si vuole verificare, mediante test di efficienza, se è possibile fare previsioni sulla base delle revisioni dei Paesi G-7. Qualora il processo di revisione incorpori soltanto *news*, vale a dire previsioni razionali, non ci dovrebbero essere relazioni sistematiche tra la stima preliminare e le stime riviste. Nelle analisi sono inseriti grafici di dispersione per vedere l'andamento della revisione. Quando i punti di dispersione si concentrano attorno lo zero significa che la revisione è efficiente (ipotesi *news*). Al contrario, la presenza di un qualche pattern nell'andamento della serie indica che la revisione ha un errore di misura (ipotesi *noise*). Il *noise* contribuisce all'incremento della varianza nella stima preliminare.

Nella seconda parte dello studio, viene effettuata un'analisi econometrica delle revisioni degli Stati Uniti. I dati utilizzati per le analisi provengono dal dataset QNA – MEI e sono dati trimestrali dal periodo compreso tra il 1976 e il 2006. A differenza dell'analisi statistica sulle revisioni, l'analisi econometrica provvede l'utilizzo dei dati aggregati in valori assoluti del Pil.

In pratica, si tratta di studiare la serie storica in ogni sua parte: verifica della presenza del trend deterministico e quindi verifica della presenza di una radice unitaria con il test DF, analisi dei residui del modello, procedura di cointegrazione tra due serie con lo stesso ordine di integrazione (Engle e Granger, 1987) ed infine utilizzo del modello di correzione dell'errore (ECM). Uno studio sull'analisi econometrica è inoltre applicato sui dati GDP degli Stati Uniti. La stima preliminare e la stima finale, per essere cointegrate, devono avere lo stesso ordine di integrazione ed i residui devono essere stazionari. Va sottolineato che la cointegrazione non garantisce l'efficienza. Può accadere che la stima preliminare è un predittore distorto ed inefficiente della stima finale, ma le due possono essere comunque cointegrati. La cointegrazione è necessaria, ma non sufficiente per la correttezza ed efficienza. Per la verifica di presenza di correlazione seriale nei residui viene utilizzato il test di Lagrange – Multiplier (LM). L'assenza di correlazioni seriali e omoschedasticità nei residui garantisce correttezza ed efficienza della stima preliminare. Infine si tratterà la questione dell'analisi dei break strutturali nelle serie storiche, la quale si dimostra essere di grande importanza per l'attuazione di un'analisi del test di radice

unitaria. Infatti, quando si è in presenza di break strutturali il test DF risulterà distorto. Per la verifica dei break strutturali in presenza di radice unitaria verrà utilizzata la procedura di Perron (1989). I risultati ottenuti dal lavoro di questo ultimo autore indica che la maggior parte delle variabili macroeconomiche non sono caratterizzate dal processo di radice unitario, ma appaiono essere serie storiche con insieme di break strutturali. Nel capitolo 6 vengono analizzati dati degli Stati Uniti e mediante il pacchetto “*Strucchange*” di R¹ vengono rilevati cambiamenti strutturali della serie storica del Pil.

Fig. 1: Il PIL degli Stati Uniti (Stima preliminare)



1.2 Letteratura sulle revisioni

A partire dagli anni Cinquanta sono nati primi studi sulle revisioni dei dati economici. I primi lavori svolti sul processo di revisione sono stati portati avanti da Zellner (1958) e Morgenstern (1963). Tali studi si rivelarono essere poco funzionali a causa dell'inadeguatezza dei dati utilizzati.

Negli anni successivi, grazie alla sempre maggiore accessibilità delle informazioni real time, le ricerche in campo si sono fatte sempre più numerose di crescente qualità.

Per quanto riguarda le proprietà statistiche dei dati real time sono noti i lavori di Howrey (1978) e Harvey *et al.* (1983). Il primo autore spiega come le serie storiche siano delle

¹ Software per analisi dati statistici e grafici.

variabili economiche contenenti informazioni misurate in periodi diversi: informazioni che hanno, cioè, subito numerose revisioni. Per migliorare l'accuratezza delle previsioni, Howrey (1978) propone di ridimensionare la varianza delle revisioni. Harvey *et al.* (1983), invece, concentrano l'attenzione sull'*intervallo temporale variabile tra vintage*², ovvero l'intervallo di tempo che intercorre tra due pubblicazioni successive che spesso risulta irregolari.

Altri autori sono andati oltre le statistiche di sintesi sulle revisioni, introducendo il concetto di correttezza ed efficienza, alcuni di essi sono Mankiw *et al.* (1984) e Mankiw e Shapiro (1986). Questi ultimi hanno introdotto il metodo d'analisi mediante il modello di regressione con ipotesi *news* (previsioni razionali) e *noise* (misura con errore) per misurare l'accuratezza e l'affidabilità dei dati preliminari rispetto alle revisioni.

Mankiw *et al.* (1984) hanno utilizzato il modello di regressione e le statistiche descrittive per studiare le revisioni dello stock di moneta negli Stati Uniti. Il risultato ottenuto è che gli annunci preliminari sull'ammontare dello stock di moneta sono risultati essere affetti da errore di misura con conseguente accettazione dell'ipotesi *noise*. Il lavoro svolto da Mankiw e Shapiro (1986) sul PIL statunitense, invece, raggiunge un risultato opposto, affermando che il processo di stima PIL è efficiente poiché le revisioni non risultano prevedibili in base alla storia passata (ipotesi *news*).

In uno studio del 1991 Patterson e Heravi si sono occupati del PIL del Regno Unito mentre Patterson, qualche anno dopo (1994-95), studia l'andamento del consumo e della produzione industriale nel Regno Unito. Patterson e Heravi dimostrano che la maggior parte delle serie storiche di variabili macroeconomiche non sono stazionarie. Il loro intento era quello di verificare se i differenti vintage dei dati potessero essere cointegrati. Il risultato ottenuto dalle analisi di cointegrazione ha suggerito che differenti vintage sono simili solamente se cointegrati. I due autori sottolineano inoltre quanto segue:

- a) il vintage preliminare è un indicatore non distorto del vintage finale se i residui sono stazionari.
- b) Per poter cointegrare vintage preliminare e finale di una variabile non stazionaria è necessario che i suoi residui siano stazionari, altrimenti il vintage

² Per vintage si intende la pubblicazione di una serie storica che è stata o sarà oggetto di altre pubblicazioni.

preliminare non può essere visto come una previsione efficiente del vintage finale.

- c) La sostituzione del vintage preliminare con il vintage finale è inadeguata.

Sempre nel contesto dell'analisi di efficienza, Swanson et al. (1999) hanno applicato un'analisi multivariata nel processo di revisione dei dati, e nel 2001, Swanson e VanDijk hanno analizzato le statistiche del processo di revisione dell'indice di produzione industriale e dell'indice dei prezzi nel caso americano. Faust et al. (2005) rientrano tra gli autori più recenti che si sono occupati dell'analisi di efficienza del processo di revisione. Il loro lavoro è concentrato sulle stime di dati GDP dei Paesi che compongono il G7. Essi lavorando sull'analisi di correttezza ed efficienza delle revisioni hanno verificato che la maggior parte dei Paesi si servono di revisioni con scarse capacità predittive. Complessivamente sembra possibile affermare che le stime preliminari risultano essere spesso inefficienti in quanto distorte.

1.3 Strumenti per l'analisi dei dati

I pacchetti statistici utilizzati per l'analisi dei dati sono le seguenti:

- Microsoft Excel 2000
- Spss 14
- Eviews 4.1 / Eviews 5
- R 2.2.0

2. QUALITA' DEI DATI ECONOMICI NEI PROCESSI DI REVISIONE

2.1 Accuratezza e attendibilità

Carson e Lalibertè (2002) hanno dato le seguenti definizioni:

- **Accuratezza:** si riferisce alla vicinanza del valore stimato al vero ed ignoto valore che si intende stimare. Valutare l'accuratezza di una stima significa valutare l'errore associato alla stima. Questa è infatti valutata in termini di potenziali fonti d'errore che variano da dataset a dataset.
- **Attendibilità:** si riferisce alla vicinanza della prima (o precedente) stima alle successive. Valutare l'attendibilità significa confrontare le stime nel tempo, il che rimanda alle revisioni. Questa caratteristica è identificata separatamente per due ragioni. Primo, di solito l'attenzione è focalizzata sulla prima stima. Secondo, dati non sottoposti a revisione non sono necessariamente i più accurati.

Un'analisi di revisione può identificare le possibili inaccurately dei dati o inefficienza dei metodi di compilazione. Le informazioni sulle revisioni possono essere utilizzate per migliorare i metodi di compilazione rimuovendo gli errori sistematici. (Di Fonzo, 2005).

Tabella 2.1: Accuratezza ed attendibilità dei dati

Dimensioni della qualità	Elementi	Indicatori
3. Accuratezza e attendibilità Dati alla fonte e tecniche statistiche sono valide e gli output statistici rappresentano sufficientemente la realtà.	3.1 Dati alla fonte I dati alla fonte disponibili forniscono una base adeguata per la costruzione di statistiche	3.1.1 I dati alla fonte sono raccolti da programmi di raccolta dei dati esaustivi che considerano condizioni specifiche di ogni Paese. 3.1.2 I dati alla fonte ragionevolmente approssimano definizioni, obiettivo, classificazioni, valutazione e tempo richiesto per la registrazione. 3.1.3 I dati alla fonte alla fonte sono tempestivi.
	3.2 Tecniche statistiche	3.2.1 La compilazione dei dati impiega

	Le tecniche statistiche utilizzate sono conformi a valide procedure statistiche	valide tecniche statistiche. 3.2.2 Altre procedure statistiche (es. trasformazioni e aggiustamento dei dati e analisi statistiche) impiegano valide tecniche statistiche.
	3.4 Valutazione e validazione dei dati alla fonte	3.4.1 I dati alla fonte, inclusi censimenti, indagini campionarie e registrazioni amministrative sono valutate di routine, es. per quanto riguarda la copertura, errore campionario; i risultati della valutazione sono monitorati e resi disponibili per guidare la pianificazione.
	3.4 Valutazione e validazione di dati intermedi e output statistici Risultati intermedi e output statistici sono regolarmente valutati e validati.	3.4.1 I principali dati intermedi sono validati rispetto ad altre informazioni dove ciò è applicabile. 3.4.2 Le discrepanze statistiche nei dati intermedi sono valutate ed investigate. 3.4.3 Discrepanze statistiche e altri potenziali indicatori di problemi negli output statistici sono investigati.
	3.5 Analisi delle revisioni Le revisioni, come indicatori di affidabilità, sono tracciate ed estratte in base all'informazione che possono fornire.	3.5.1 Studi ed analisi delle revisioni sono condotti di routine e usati per fornire informazioni nei processi statistici.

Altre dimensioni delle revisioni sono 1. Integrità, 2. Consistenza concettuale, 4. Utilizzabilità e 5. Accessibilità.

Si veda <http://www.imf.org/external/np/sta/dsbb/2001/supp.htm>.

Fonte: Carson e Laliberté (2002)

2.2 Analisi delle revisioni

Il processo di revisione è spiegato sia dal cambiamento delle serie storiche, sia dall'arricchimento della base informativa, via via che il tempo passa, sia, infine, dalle innovazioni metodologiche introdotte nelle tecniche di stima.

Un processo di revisione se, da un lato, porta ad un miglioramento della qualità delle stime prodotte soprattutto in termini di affidabilità, dall'altro, determina un cambiamento nel profilo della serie storica nuova rispetto a quella ante-revisione che necessita di essere

spiegato all'utilizzatore finale dei dati al fine di evitare una associazione tra revisione ed errore. L'analisi delle revisioni può fornire utili indicazioni ai produttori stessi e agli utilizzatori dei dati economici.

2.2.1 Ragioni per cui vengono fatte analisi di revisioni

Lo scopo principale delle analisi di revisioni è quello di migliorare la qualità dei dati preliminari pubblicati. Ci sono varie ragioni per cui avvengono le revisioni: migliorare il trattamento delle informazioni, correzioni degli errori, adattamento stagionali, ecc. In particolare, i dati preliminari sono spesso basati sui dati incompleti o informazioni provvisorie, la base informativa completa essendo resa disponibile soltanto in tempi successivi.

2.2.2 Alcune misure di sintesi delle revisioni

I dati di contabilità sono sottoposti continuamente a revisione dal momento che fonti, metodi e procedure di compilazione sono soggetti a frequenti processi di modifica.

Obiettivo primario delle revisioni dovrebbe essere il miglioramento della qualità delle stime degli aggregati di contabilità. Una possibile classificazione delle revisioni distinte per fonte e per tipologia di revisione è stata proposta di recente dall'Ufficio di Statistica del Regno Unito (ONS). Lo scopo di una tale classificazione dovrebbe essere duplice:

- a) informare gli utilizzatori sul tipo di revisione dei dati;
- b) rendere auspicabile, laddove possibile, una decomposizione della revisione totale per fonte di revisione con relativa quantificazione, utile ai fini analitici.

Le fonti di revisione si possono raggruppare in almeno due grosse aree:

- 1) miglioramento e/o ampliamento della base informativa
- 2) modifiche e/o miglioramenti straordinari apportati alle metodologie di stima.

Siano L_t e P_t rispettivamente l'ultima stima disponibile al tempo t e la stima preliminare, entrambe riferite allo stesso periodo t e sia n il numero di osservazioni; si definisce revisione al tempo t la differenza tra L_t e P_t , cioè

$$R_t = L_t - P_t, \quad t=1, \dots, n$$

Per comodità e perché nella maggior parte dei casi di interesse ciò corrisponde a quanto realmente avviene nel seguito si assumerà che L_t e P_t siano stime del tasso di crescita della variabile economica oggetto di analisi.

2.2.3 Indicatori sintetici di revisione

Revisione media

$$\bar{R} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (L_t - P_t) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n R_t$$

Questo indica noto anche come “distorsione media”, indica la direzione della revisione in media. Un segno positivo suggerisce che la stima preliminare sottostima il tasso di crescita dell’aggregato; il contrario nel caso di segno negativo.

Revisione media assoluta

$$MAR = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |L_t - P_t| = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |R_t|$$

Questo indice è più utile del precedente se si vuole giudicare la grandezza della revisione stessa poiché, per come è costruito, evita che revisioni di segno opposto si compensino.

Revisione media assoluta relativa

$$RMAR = \frac{\sum_{t=1}^n |L_t - P_t|}{\sum_{t=1}^n |L_t|} = \frac{\sum_{t=1}^n |R_t|}{\sum_{t=1}^n |L_t|}$$

E' un indice normalizzato rispetto al precedente, che tiene conto del fatto che le revisioni potrebbero essere maggiori in periodi di alti tassi di crescita dell'aggregato rispetto a periodi di crescita lenta. Tale misure migliora anche la comparabilità delle revisioni fra aggregati che presentano una diversa variabilità nei tassi di crescita.

Revisione media quadratica

$$MSR = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (L_t - P_t)^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n R_t^2$$

Rappresenta una misura di sintesi che si basa su una funzione di perdita quadratica simmetrica.

Deviazione standard della revisione

$$\sigma_{\bar{R}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (R_t - \bar{R})^2}$$

Tale indice fornisce una indicazione della variabilità delle serie delle revisioni intorno al loro valore medio.

Uno dei principali obiettivi dell'analisi delle revisioni consiste nello stabilire se l'ampiezza delle revisioni è sistematicamente distorta in senso positivo o negativo. Le revisioni si considerano distorte se la revisione media risulta essere significativamente diversa da zero da un punto di vista strettamente statistico. Occorre verificare la significatività della distorsione mettendo a confronto la revisione media con la variabilità delle revisioni stesse.

Dovendo considerare un test statistico per verificare l'ipotesi che la distorsione sia nulla, è ragionevole richiedere che la stima dell'errore standard di \bar{R} tenga conto della possibile correlazione seriale nelle revisioni. Jenkinson e Stuttard (2004) hanno proposto

una statistica t basata sul calcolo di un errore standard $\sigma_{\bar{R}}^{JS}$ che tiene conto della sola autocorrelazione seriale del primo ordine

$$t^{JS} = \frac{\bar{R}}{\sigma_{\bar{R}}^{JS}}$$

Di Fonzo (2005) ha proposto una generalizzazione del test sfruttando lo stimatore della varianza di Newey e West (1987) consistente con le ipotesi di eteroschedasticità e di autocorrelazione nei dati:

$$t^{NW} = \frac{\bar{R}}{\sigma_{\bar{R}}^{NW}}$$

2.2.4 Revisione e profilo stagionale

Sia L la generica serie storica relativa ad un aggregato di contabilità trimestrale post-revisione e sia P la corrispondente serie ante-revisione relativa allo stesso aggregato. Si indichino con L_g e P_g i dati grezzi, con L_{gc} e P_{gc} i dati grezzi e corretti e con L_{dc} e P_{dc} i dati destagionalizzati e corretti delle due serie in esame.

La prima fase di analisi è dedicata alla costruzione di una serie di indici grezzi utili per osservare in via preliminare l'andamento della serie. In termini formali:

$$X_{gc,t} = (L_{gc,t} / \mu_L) * 100$$

$$Y_{gc,t} = (P_{gc,t} / \mu_P) * 100$$

dove $L_{gc,t}$ è l'elemento della serie nuova al tempo t , $P_{gc,t}$ è l'elemento corrispondente della serie vecchia sempre al tempo t , μ_L e μ_P sono i valori medi di entrambe le serie per l'anno indicato come base.

Per analizzare la stagionalità si calcolano i rapporti stagionali per entrambe le serie:

$$S_L = (L_{gc,t} / L_{dc,t}) * 100$$

$$S_P = (P_{gc,t} / P_{dc,t}) * 100$$

Tali coefficienti consentono di quantificare l'effetto della destagionalizzazione sui dati. Il confronto tra i coefficienti della vecchia e della nuova serie si rivela quindi particolarmente utile per valutare quanto la revisione abbia inciso sui profili di stagionalità di entrambe le serie.

L'analisi della dinamica si articola in due fasi. Inizialmente, si mettono a confronto le variazioni congiunturali sui dati destagionalizzati e corretti, al fine di stabilire se la revisione nel suo complesso ha comportato differenze sostanziali nel profilo dinamico delle serie. In termini formali:

$$\Delta L_{dc,t} = (L_{dc,t} - L_{dc,t-1}) / L_{dc,t-1} * 100$$

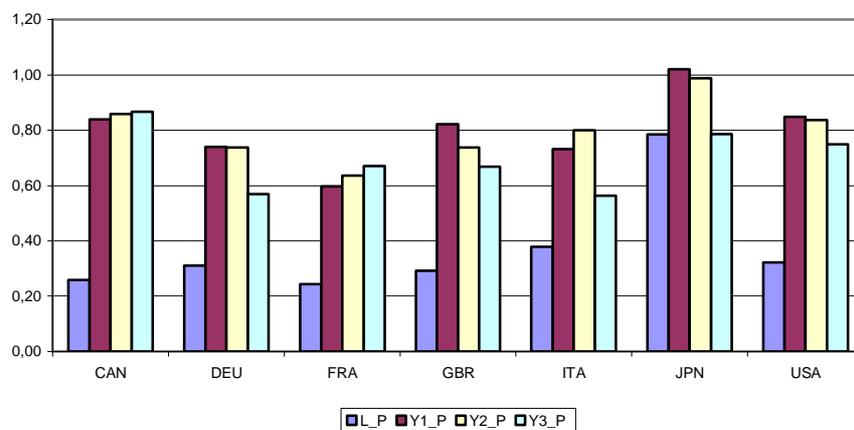
$$\Delta P_{dc,t} = (P_{dc,t} - P_{dc,t-1}) / P_{dc,t-1} * 100$$

In secondo luogo si analizza graficamente le differenze tra le variazioni congiunturali per quantificare l'entità del mutamento avvenuto a seguito della revisione, con:

$$DIFF = \Delta L_{dc,t} - \Delta P_{dc,t}$$

2.3 Le revisioni del PIL nei Paesi G-7

Figura 2.1: Revisioni alla stima preliminare (P) dei tassi di crescita (%) del GDP destagionalizzato a prezzi costanti Revisione media assoluta (1976.1 – 2002.4)



In questa analisi, vengono confrontate le revisioni medie assolute tra i Paesi G-7. Si confrontano le stime preliminari (P) con le revisioni successive: un anno dopo (Y1), due anni dopo (Y2), tre anni dopo (Y3) e l'ultima stima pubblicata (L). I Paesi analizzati sono Canada (CAN), Germania (DEU), Francia (FRA), Gran Bretagna (GBR), Italia (ITA), Giappone (JPN) e Stati Uniti (USA).

Dal confronto si nota che le revisioni della maggior parte dei Paesi sembrano avere una dimensione simile. Il confronto tra la stima preliminare e la stima finale varia tra 0,2 e 0,4 per Canada, Germania, Francia, Gran Bretagna, Italia e Stati Uniti, mentre soltanto il Giappone mostra un valore più elevato (1,03).

Tabella 2.2: Significativa della revisione media

	Y1_P	Y2_P	Y3_P	L_P
CAN	NO	NO	NO	SI
DEU	NO	NO	NO	NO
FRA	NO	NO	NO	NO
GBR	SI	SI	SI	SI
ITA	NO	SI	NO	NO
JPN	NO	NO	NO	NO
USA	SI	NO	NO	NO

Test t con la significatività al 5%

In questa tabella viene riportata la significatività della revisione media registrate nei Paesi G-7. Per tale analisi ci si avvale del test *t* con il livello di significatività pari al 5%.

3. ANALISI DI REVISIONI: APPROCCIO NEWS E NOISE

3.1 News e Noise

Un processo di revisione può essere caratterizzato secondo due diverse modalità definite “news” e “noise” secondo Mankiw et al (1984) e da Mankiw e Shapiro (1986).

News

Una stima preliminare può essere considerata come una previsione efficiente del vero valore. La revisione è un errore di previsione razionale e non correlata con le informazioni disponibili. Le stime successive riducono o eliminano gli errori di previsione incorporando nuove informazioni.

Noise

Una stima preliminare può essere considerata come un'osservazione delle serie riviste, ma è misurata con errore; successivamente le stime riducono o eliminano questi errori di misura detti “noise”. In altre parole, i dati preliminari sono previsioni non distorte, ma inefficienti del vero valore. La revisione viene considerata errore di misura.

3.2 Analisi di efficienza

3.2.1 Introduzione

Le revisioni sono spesso percepite dagli utenti come degli errori e quindi riconosciute come errori di revisione. Il termine revisione è definito come la differenza tra la stima finale e la stima iniziale. Il *bias*³, invece, è la revisione media registrate un certo periodo di tempo, e può essere considerato come uno strumento utilizzabile per il miglioramento dell'affidabilità dei dati via via pubblicati. La revisione ha il segno opposto della distorsione e quando la revisione media non è significativamente diversa da zero significa che non c'è distorsione nelle stime iniziali.

³ Il termine *bias* indica la distorsione della revisione.

Generalmente quando si considera la distorsione occorre tener presente che le revisioni sono solamente un aspetto della qualità delle serie. Un altro importante aspetto della qualità è la consistenza⁴. L'analisi di revisione è, perciò, uno strumento diagnostico utile, per migliorare la qualità delle stime. Esso dovrebbe essere, a questo punto, inserito nel processo di produzione della contabilità nazionale e di altri indicatori.

La metodologia presentata in questo capitolo considera la stima iniziale come una previsione della stima finale al fine di verificare se il processo di previsione possa essere considerato efficiente.

3.2.2 Descrizione teorica

$$X_t^o \equiv X_t^* + v_t \quad (3.1)$$

X_t^* indica il vero valore di X al tempo t

X_t^o indica la misura originaria di X_t^* al tempo t

v_t indica errore di misura (noise), ossia $X_t^* - X_t^o$

Dove v_t ha media zero e non è correlato con il vero valore X_t^* . L'annuncio preliminare è denotato come X_t^p .

Ipotesi 1

Si consideri la regressione

$$X_t^p = a_0 + a_1 X_t^* + \varepsilon_t \quad (3.2)$$

Accettare $H_0 : a_0 = 0, a_1 = 1$ implica $X_t^p = X_t^o$ e quindi la revisione è un classico errore di misura nelle variabili. Quando si verifica l'ipotesi 1 la stima iniziale risulta una previsione distorta rispetto al vero valore X_t^* . La previsione è distorta in rispetto ad altre

⁴ Si rimanda all'appendice

informazioni disponibili al tempo t . In particolare, $E(X_t^o) \neq X_t^o$ perciò X_t^o non è una previsione razionale di X_t^* .

Ipotesi 2: l'annuncio preliminare come previsione razionale

Si consideri la regressione

$$X_t^* = b_0 + b_1 X_t^p + W_t b_2 \quad (3.3)$$

Accettare $H_0 : b_0 = 0, b_1 = 1, b_2 = 0$ implica $X_t^p = X_t^f$ e significa che la revisione, $X_t^* - X_t^p$, è ortogonale all'informazione W_t e X_t^p .

Se l'agenzia di statistica annuncia X_t^o , la revisione non è correlata con il vero valore, ma con la stima iniziale. Se, invece, l'agenzia di statistica annuncia X_t^f , la revisione correla con il vero valore, ma non con la stima iniziale. Ecco, quindi, come la revisione risulta essere una previsione efficiente.

Accettare l'ipotesi 1 implica che $Var(X_t^p) > Var(X_t^*)$, mentre accettare l'ipotesi 2 implica che $Var(X_t^p) < Var(X_t^*)$.

Keane e Runkle (1990) hanno stabilito il test per correttezza ed efficienza per l'equazione (3.3) nel seguente modo:

- *correttezza* richiede che $b_0 = 0, b_1 = 1$ imponendo la restrizione $b_2 = 0$;
- *efficienza* richiede $b_0 = 0, b_1 = 0$ e $b_2 = 0$.

In conclusione, gli errori nell'utilizzo delle variabili possono essere definiti come "noise" e la previsione razionale come "news".

Il processo di revisione, sviluppato dall'equazione (3.3), può essere scritto anche nel seguente modo

$$X_t^f - X_t^p = \alpha + \beta X_t^p + W_t' \gamma + \varepsilon_t \quad \Rightarrow \quad R_t = \alpha + \beta X_t^p + W_t' \gamma + \varepsilon_t \quad (3.4)$$

La regressione (3.4) permette di valutare se la stima finale dei dati è più o meno efficiente della stima iniziale. Questo è utile quando si tratta di distinguere “inefficienza temporanea” ed “inefficienza permanente”.

Si può avere inefficienza semplicemente perché le stime finali sono costruite utilizzando informazioni incomplete. Qualora l’informazione mancante si rendesse disponibile, la successiva pubblicazione, grazie all’integrazione di tale informazione, potrà essere più efficiente. Questa situazione viene chiamata “inefficienza temporanea”.

Si può riscontrare una situazione di inefficienza anche a causa di fattori sistematici. I dati pubblicati basati solamente sulle informazioni osservate possono non essere accurati. Questa situazione si chiama “inefficienza permanente”.

3.3 Confronto tra News e Noise

La principale distinzione tra news e noise va fatta in funzione del valore predittivo (efficienza) della stima preliminare relativo al vero valore.

La previsione razionale ha tre proprietà fondamentali:

1. l’errore di previsione ha la media pari a zero
2. l’errore di previsione non correla con tutte informazioni attualmente disponibili
3. la previsione ha varianza bassa rispetto al vero valore

Ipotesi noise

In questo caso essa prevede che i dati GDP siano inizialmente affetti da errori di misura. Occorre quindi intervenire al fine di ridurre questi errori. L’errore di misura o la revisione dipende dall’andamento di GDP. Una crescita elevata comporta un elevato errore di misura. Questo significa che la revisione è correlata con la stima preliminare. Di conseguenza, la stima preliminare GDP non è una previsione razionale del suo vero valore poiché la revisione è correlata con informazioni attualmente disponibili.

Ipotesi news

Nel presente lavoro essa prevede che la figura iniziale di GDP sia una previsione razionale del vero valore. Per eliminare gli errori di previsione vengono introdotte nuove informazioni, dette *news*.

In sintesi, si parla di errore di misura (*noise*) quando vi è correlazione tra le revisioni e le stime iniziali. Al contrario, si può parlare di previsione efficiente (*news*) nel caso vi sia correlazione tra le revisioni e le stime riviste.

Un'analisi formale di News e Noise è riportata nei lavori di Faust, Rogers e Wright (2005). Essi considerano la seguente regressione:

$$X_t^p = X_t^f + \varepsilon_t \quad (3.5)$$

dove X_t^p è la stima preliminare, X_t^f è la stima finale e ε_t è l'errore.

Sotto l'ipotesi noise ε_t è ortogonale a X_t^f , mentre sotto l'ipotesi news ε_t è ortogonale a X_t^p . Ci sono casi intermedi in cui ε_t è correlato con entrambi i dati, preliminari e finali.

Considerando l'ipotesi news, le revisioni devono avere media pari a zero; condizione non necessaria per l'ipotesi noise. Pertanto, l'ipotesi iniziale stabilisce che le revisioni non sono distorte.

Se ε_t in (3.5) è correlato con X_t^p come nel caso noise, X_t^p sarà il predittore della revisione $R(t) \equiv X_t^f - X_t^p$. Per verificare questo, si utilizza il classico test di efficienza e si considera la seguente regressione:

$$R_t = \alpha + \beta X_t^p + u_t \quad (3.6)$$

Si pone $\alpha = \beta = 0$ nella verifica dell'efficienza di previsione. Questa verifica è nota come test di Mincer-Zarnowitz (Mincer e Zarnowitz, 1969). La previsione efficiente implica che, in tale regressione, tutti i coefficienti debbano essere pari a zero.

3.4 Test di Mincer-Zarnowitz

L'idea di base, del test in esame, consiste nel verificare se la revisione possa essere, o meno, preannunciata mediante l'utilizzo della stima iniziale. Considerando l'ipotesi nulla di previsione efficiente, la stima iniziale non dovrebbe essere correlata con la revisione. Pertanto, la previsione efficiente può essere confrontata con l'ipotesi nulla

$H_0 : \alpha = \beta = 0$ per la regressione (3.6). In altre parole, le revisioni sono efficienti se, e solo se, α e β sono pari a zero.

Un esempio pratico è fornito dal lavoro di Mankiw, Runkle e Shapiro (1984). Essi hanno scoperto come gli annunci preliminari (o stime iniziali) della moneta azionaria, siano da considerare come misure affette dai classici errori nell'utilizzo di variabili. Ossia, la revisione non correla con il vero valore delle serie storiche. Tuttavia, la revisione può essere utilizzata per fare previsioni mediante informazioni attualmente disponibili relative all'annuncio preliminare.

Concludono, si può affermare che operare attraverso una revisione significa che le stime iniziali non possono essere considerate stime efficienti del vero valore monetario moneta. Garratt e Vahey (2006) hanno preferito portare avanti una verifica soffermandosi puntando alla non distorsione, condizione sufficiente (ma non necessaria) per avere inefficienza. Con l'obiettivo di ottenere un alto valore di efficienza, hanno inoltre preferito verificare la presenza di break strutturali piuttosto che procedere tramite test di Wald. Nel loro lavoro hanno suddiviso una serie storica (GDP della Gran Bretagna) in vari segmenti e hanno applicato il test di non distorsione per ogni segmento.

Il risultato così ottenuto, evidenziò come le stime iniziali del GDP della Gran Bretagna fossero generalmente distorte. In particolare prendendo in considerazione i dati delle stime iniziali per l'attuazione della verifica, si ottiene una sottostima dei valori di stime finali.

3.5 Adattamento degli errori (bias adjustments)

La domanda che a questo punto ci si pone è: quali revisioni sono importanti all'interno della logica dell'adattamento degli errori?

Tipi di adattamento

Approccio Top-down

In questo approccio, si possono considerare due possibilità:

- a) calcolare la media di revisione della serie per poi utilizzare la stima dell'errore come un termine costante utile per la correzione della stima iniziale.

- b) assumere che l'errore non sia costante nel tempo, ma che dipenda da altri fattori. Questi fattori possono essere ad esempio il ciclo economico o altri indicatori di questo tipo.

Approccio Bottom-Up

Il vantaggio di iniziare dai livelli più bassi è che non c'è bisogno di preoccuparsi della correzione delle componenti, come invece accade nell'approccio precedente. In questo caso si conoscono le componenti che causano l'errore e le eventuali correzioni già apportate a livello base nelle serie. Tuttavia, la correzione delle componenti richiede un certo livello di tracciabilità e di monitoraggio.

4. CASO DI STUDIO: PAESI G-7

4.1 Dati

In questo lavoro vengono presi in considerazione i dati GDP dei Paesi G-7, membri dell'OECD (Organisation for Economic Co-operation and Development). Successivamente vengono analizzate le stime preliminari, le ultime stime pubblicate e le revisioni per ognuno dei Paesi. Dal database QNA-MEI verranno estrapolate le stime iniziali (First), le stime finali (Latest) e, di seguito, verranno calcolate le revisioni, $Revision_t = Latest_t - First_t$.

Si tratta di un'analisi delle revisioni trimestrali espresse in tassi di crescita e di destagionalizzate, a prezzi costanti, pubblicate da Main Economic Indicators (MEI).

Come descritto precedentemente gli intervalli temporali di analisi variano da Paese a Paese:

Tabella 4.1: Descrizione dei dati

<i>Paesi</i>	<i>Intervallo temporale</i>	<i>Osservazioni</i>
Canada	1976:1 – 2005:4	120
Francia	1985:3 – 2005:4	82
Gran Bretagna	1976:1 – 2005:4	120
Italia	1977:3 – 2005:4	114
Giappone	1976:1 – 2005:4	120
USA	1976:1 – 2006:1	121
Germania	1991:2 – 2005:4	59

La Germania è l'unico Paese con numero di osservazioni minore rispetto agli altri a causa della mancanza di osservazioni nel periodo compreso fra il 1976:1 e il 1991:1. Per questo motivo si è dovuto modificare anche le stime iniziali partendo così dal secondo trimestre del 1991. Tuttavia, il campione risulta essere sufficientemente grande per effettuare le analisi.

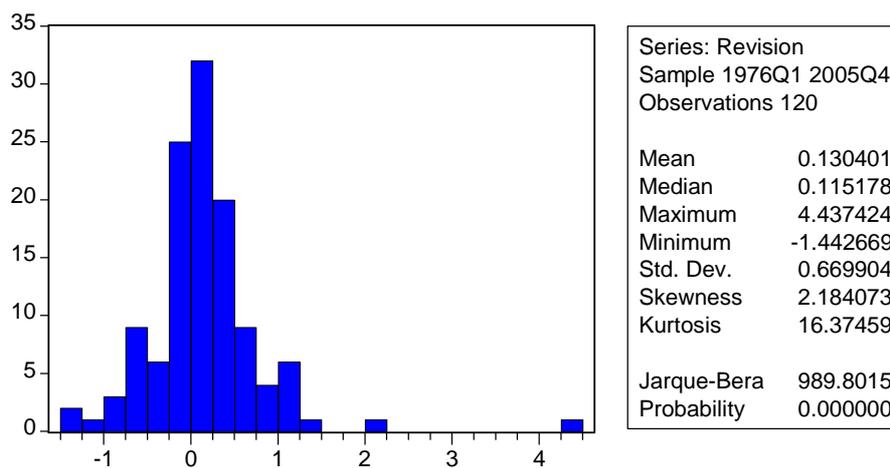
4.2 Procedimento

Per l'analisi di efficienza si è operato nel modo seguente:

1. Analisi descrittiva dei dati ed analisi dei coefficienti⁵.
2. Test di razionalità tramite il test di Wald.
3. Analisi dei residui e verifica di presenza di correlazioni seriali tramite il test di Lagrange – Multiplier (LM) e test di Durbin – Watson (DW).
4. Analisi grafica con la rappresentazione del diagramma di dispersione.

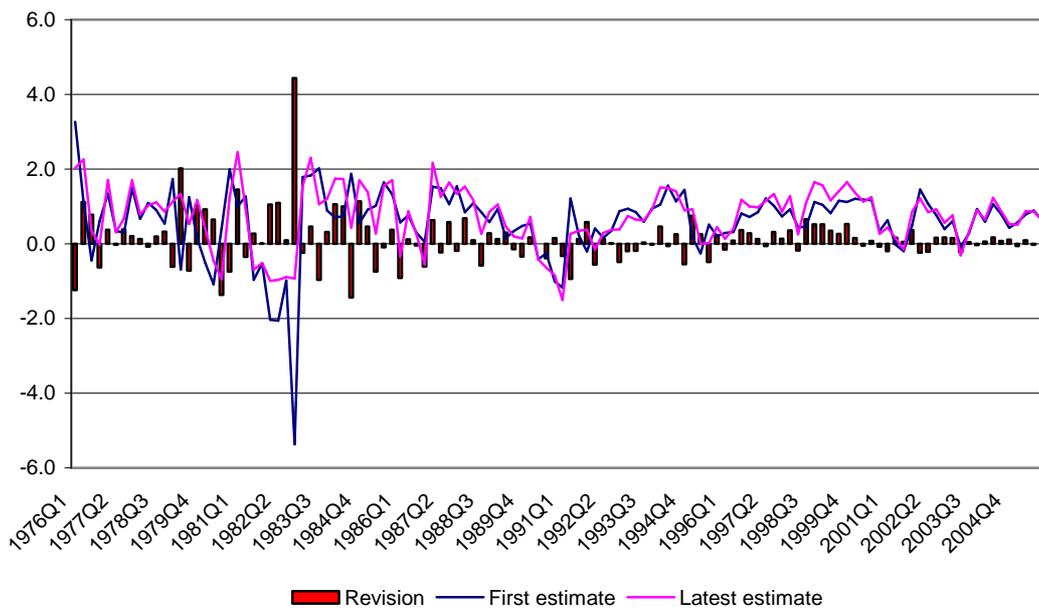
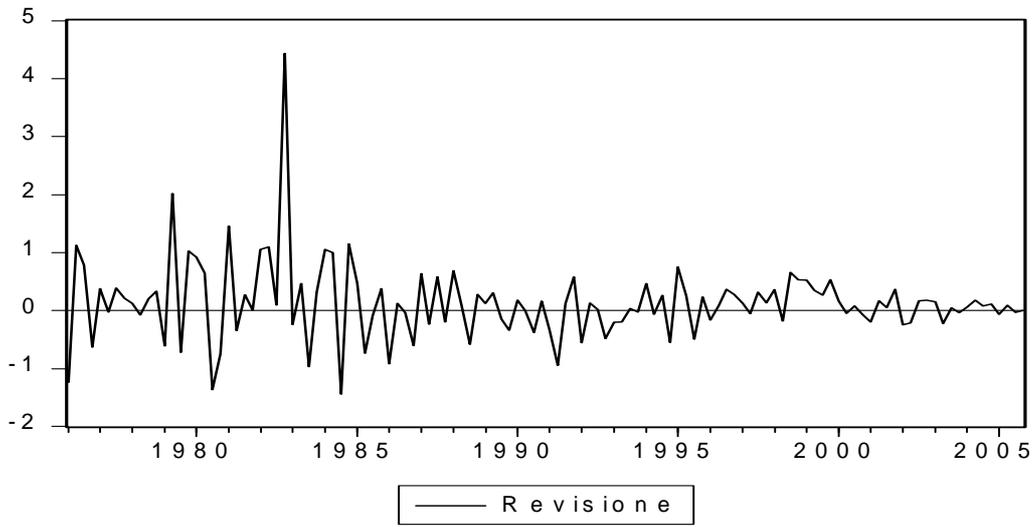
4.3 Caso Canada

Figura 4.3.1 Analisi descrittiva dei dati



⁵ Si tratta di verificare la significatività dei parametri del modello di regressione.

Figura 4.3.2 Revisione del Canada



Analisi dei coefficienti

Tabella 4.3.1 Stime dei coefficienti

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.376897	0.058693	6.421514	0.0000
C(2)	-0.413569	0.052415	-7.890280	0.0000
R-squared	0.345377	Mean dependent var		0.130401
Adjusted R-squared	0.339830	S.D. dependent var		0.669904
S.E. of regression	0.544303	Akaike info criterion		1.637904
Sum squared resid	34.95934	Schwarz criterion		1.684363
Log likelihood	-96.27427	Durbin-Watson stat		2.001441

Entrambi i coefficienti risultano essere significativi. Il modello di analisi è adeguato.

Test di razionalità

Per verificare l'efficienza si utilizza il test di Wald impostando l'ipotesi nulla pari a $H_0 : \alpha = \beta = 0$.

Tabella 4.3.2 Test di Wald

Wald Test:			
Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	34.57200	(2, 118)	0.0000
Chi-square	69.14400	2	0.0000

L'ipotesi nulla viene rifiutata e quindi si conclude che la revisione del Canada non è efficiente.

Test LM e analisi dei residui

Il test LM verifica se vi sono correlazioni seriali nei residui del modello.

Tabella 4.3.3 Analisi di correlazione seriale

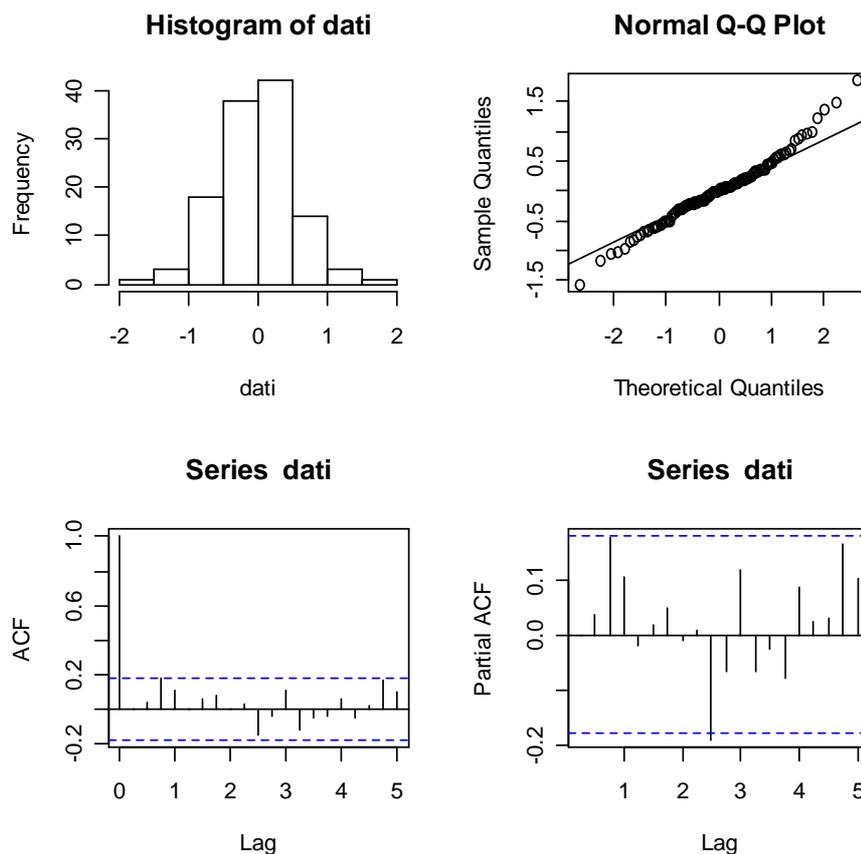
Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	0.082221	Probability	0.921122
Obs*R-squared	0.169871	Probability	0.918571

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.001678	0.059937	0.027993	0.9777
C(2)	-0.002895	0.055322	-0.052332	0.9584
RESID(-1)	-0.000480	0.096263	-0.004991	0.9960
RESID(-2)	0.037971	0.093763	0.404962	0.6863

R-squared	0.001416	Mean dependent var	1.37E-16
Adjusted R-squared	-0.024410	S.D. dependent var	0.542011
S.E. of regression	0.548586	Akaike info criterion	1.669821
Sum squared resid	34.90986	Schwarz criterion	1.762738
Log likelihood	-96.18927	Durbin-Watson stat	2.007623

Figura 4.3.3 Analisi dei residui



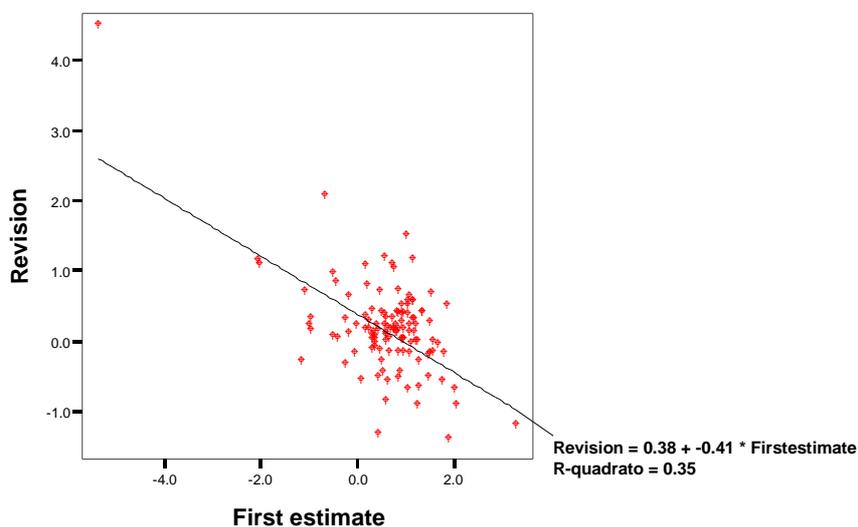
Dai risultati ottenuti si può concludere che non è presente correlazione seriale nei residui con la probabilità del test pari a 0.92. I dati sono normali e le correlazioni, sia globale che

parziale, rimangono all'interno della banda di confidenza. Questo significa che i residui sono omoschedastici.

Diagramma di dispersione

Di seguito verranno trattati i diagrammi di dispersione che mettono in relazione la revisione e la stima preliminare.

Figura 4.3.4 Grafico di dispersione



Osservando il grafico di dispersione del Canada, sembra possa esserci una relazione negativa tra la stima preliminare e la revisione. Con la conferma del modello di regressione si ha che l'andamento è di tipo negativo. Le alte stime preliminari sono riviste sistematicamente verso il basso, ma soprattutto, le basse stime preliminari sono riviste verso l'alto. L'analisi di dispersione porta al rifiuto all'ipotesi di razionalità (news) e porta all'accettazione dell'ipotesi noise del processo di revisione.

4.4 Caso Francia

Descrizione dei dati

Figura 4.4.1 Analisi descrittiva dei dati

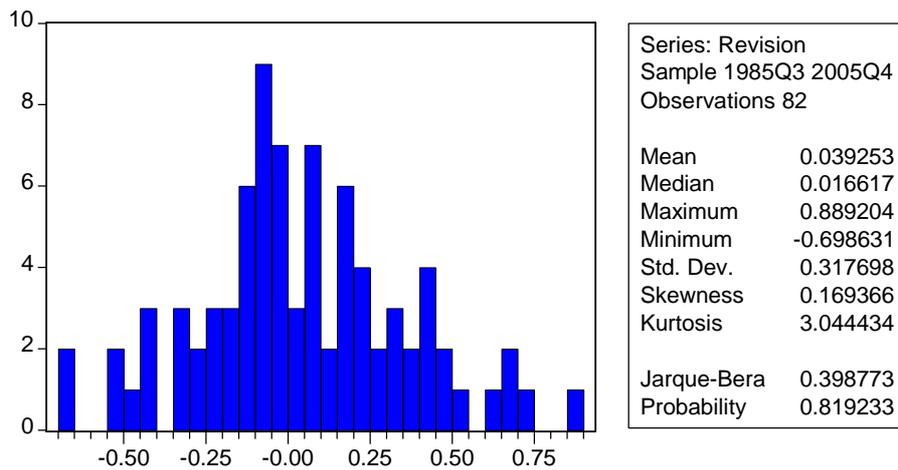
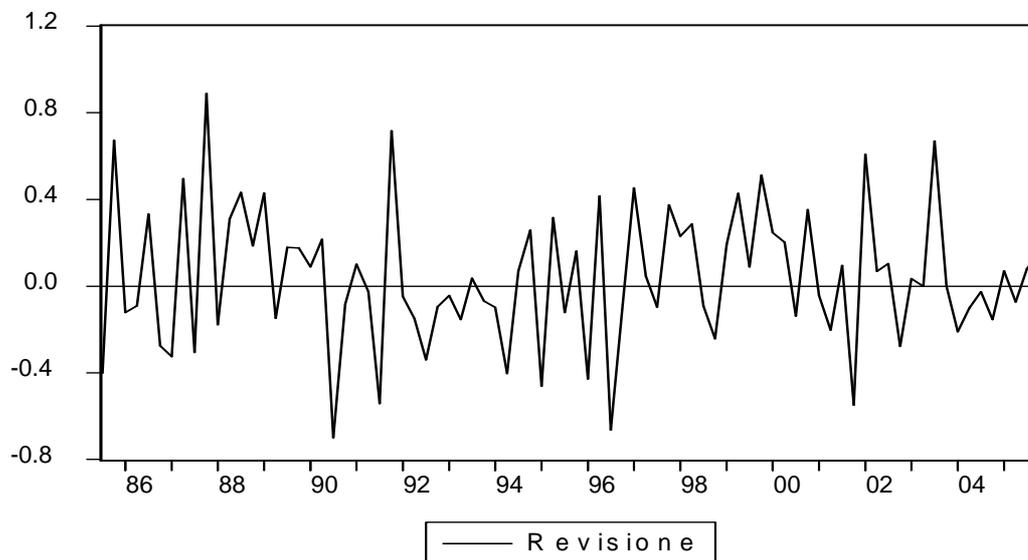
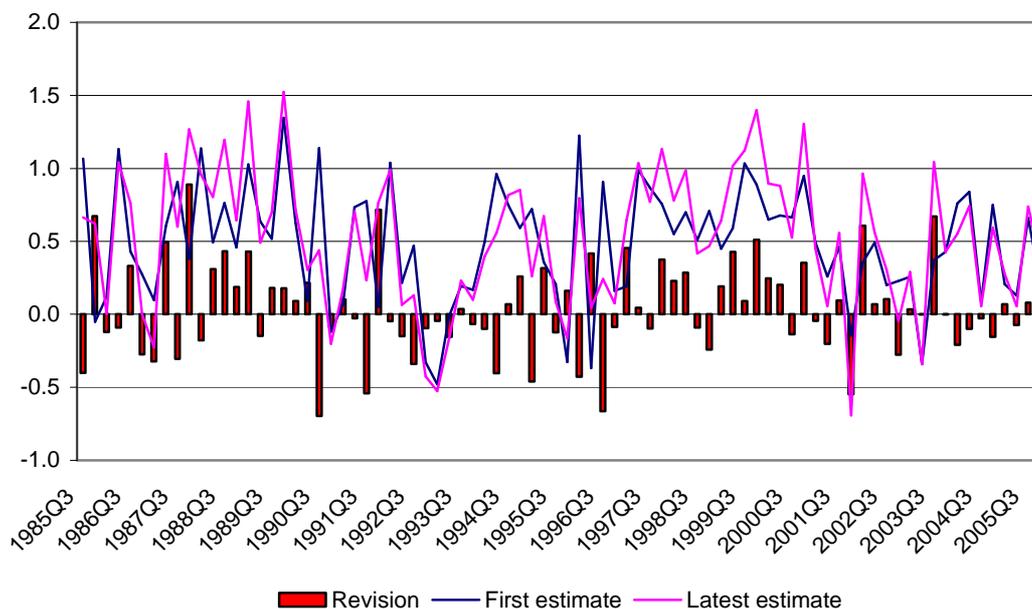


Figura 4.4.2 Revisione della Francia





Analisi dei coefficienti

Tabella 4.4.1 Stime dei coefficienti

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.101127	0.054376	1.859771	0.0666
C(2)	-0.128422	0.086672	-1.481704	0.1423
R-squared	0.026710	Mean dependent var		0.039253
Adjusted R-squared	0.014544	S.D. dependent var		0.317698
S.E. of regression	0.315380	Akaike info criterion		0.554009
Sum squared resid	7.957146	Schwarz criterion		0.612709
Log likelihood	-20.71436	Durbin-Watson stat		2.331471

Test di razionalità

Tabella 4.4.2 Test di Wald

Wald Test:
Equation: Untitled

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	1.732859	(2, 80)	0.1833
Chi-square	3.465718	2	0.1768

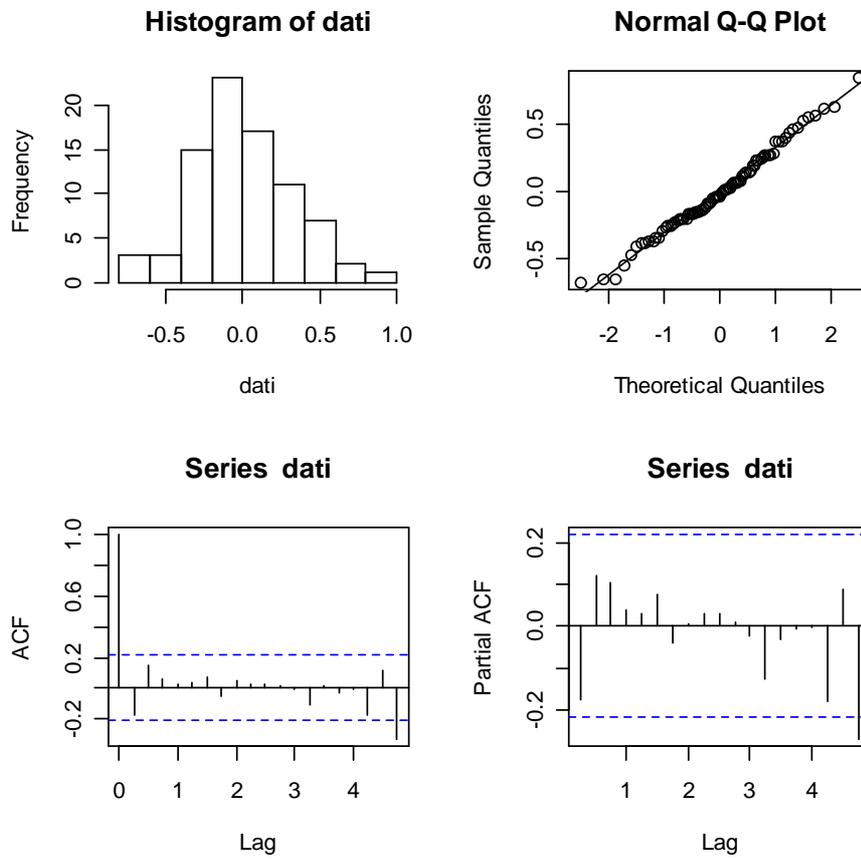
L'ipotesi nulla $H_0 : \alpha = \beta = 0$ non viene rifiutata, si può quindi concludere che la revisione della Francia è efficiente se i residui sono omoschedastici e non correlano tra loro.

Test LM e analisi dei residui

Tabella 4.4.3 Analisi di correlazione seriale

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:				
F-statistic	1.957598	Probability	0.148073	
Obs*R-squared	3.919249	Probability	0.140911	
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	-0.023485	0.058071	-0.404415	0.6870
C(2)	0.048759	0.096857	0.503410	0.6161
RESID(-1)	-0.182209	0.125950	-1.446679	0.1520
RESID(-2)	0.108130	0.115238	0.938320	0.3510
R-squared	0.047796	Mean dependent var	2.06E-17	
Adjusted R-squared	0.011172	S.D. dependent var	0.313427	
S.E. of regression	0.311671	Akaike info criterion	0.553814	
Sum squared resid	7.576829	Schwarz criterion	0.671214	
Log likelihood	-18.70635	Durbin-Watson stat	2.025803	

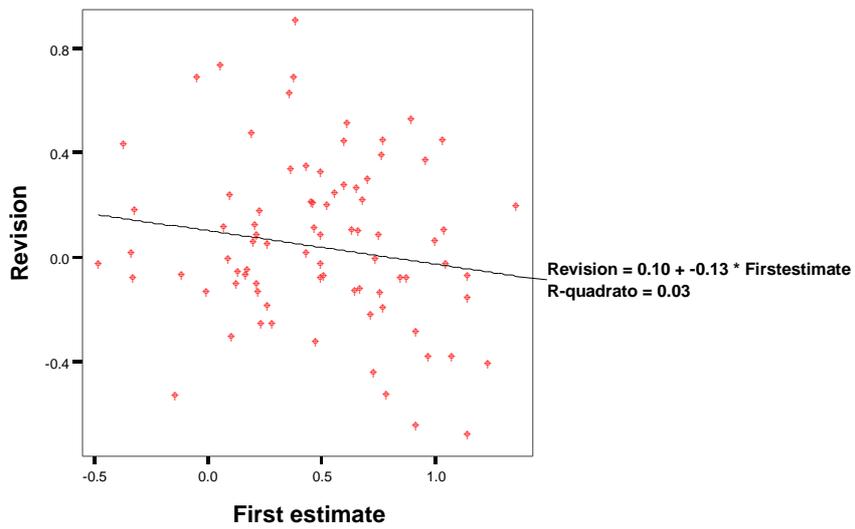
Figura 4.4.3 Analisi dei residui



Il test LM accetta l'ipotesi di incorrelazione nei residui. C'è omoschedasticità e normalità nei residui.

Diagramma di dispersione

Figura 4.4.4 Grafico di dispersione



I punti di dispersione sono concentrati attorno allo zero, ma c'è un leggero andamento negativo. Questo risultato può confermare l'efficienza della revisione della Francia.

4.5 Caso Gran Bretagna

Descrizione dei dati

Figura 4.5.1 Analisi descrittiva dei dati

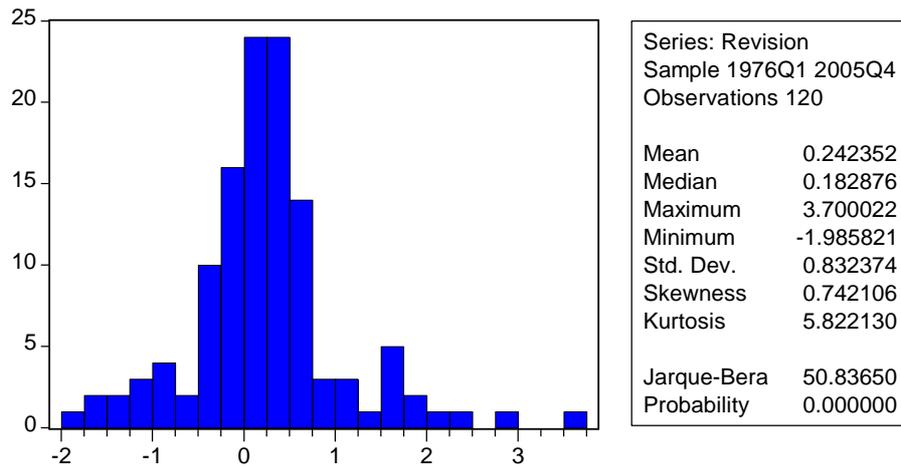
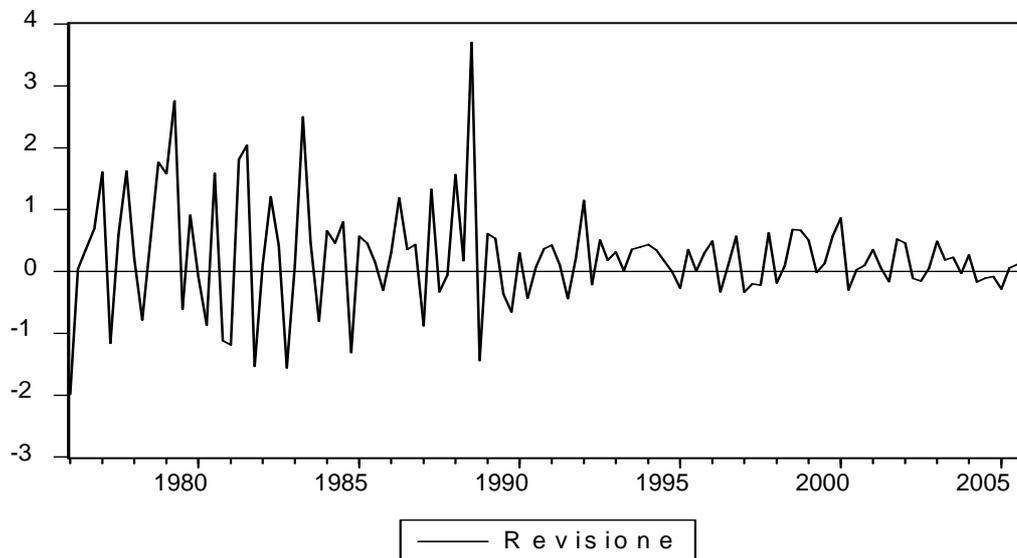
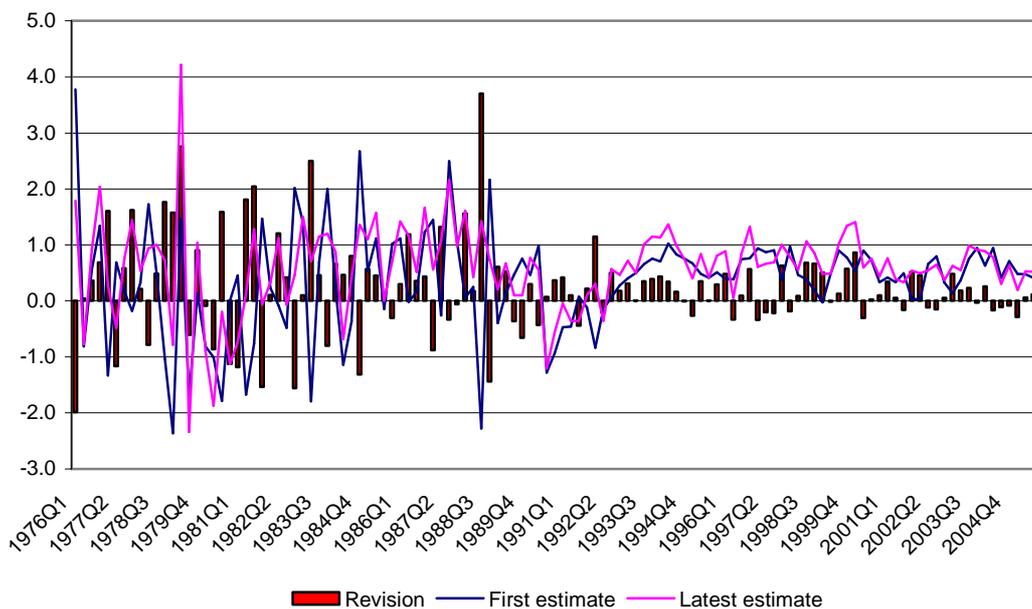


Figura 4.5.2 Revisione della Gran Bretagna





Analisi dei coefficienti

Tabella 4.5.1 Stime dei coefficienti

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.435124	0.064821	6.712728	0.0000
C(2)	-0.542938	0.065172	-8.330823	0.0000
R-squared	0.370340	Mean dependent var		0.242352
Adjusted R-squared	0.365004	S.D. dependent var		0.832374
S.E. of regression	0.663291	Akaike info criterion		2.033320
Sum squared resid	51.91465	Schwarz criterion		2.079778
Log likelihood	-119.9992	Durbin-Watson stat		2.199198

Entrambi i coefficienti sono significativi. Il modello di regressione è adeguato.

Test di razionalità

Tabella 4.5.2 Test di Wald

Wald Test:

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	42.71139	(2, 118)	0.0000
Chi-square	85.42279	2	0.0000

IL test di Wald rifiuta l'ipotesi di razionalità: la revisione della Gran Bretagna non è efficiente.

Test LM e analisi dei residui

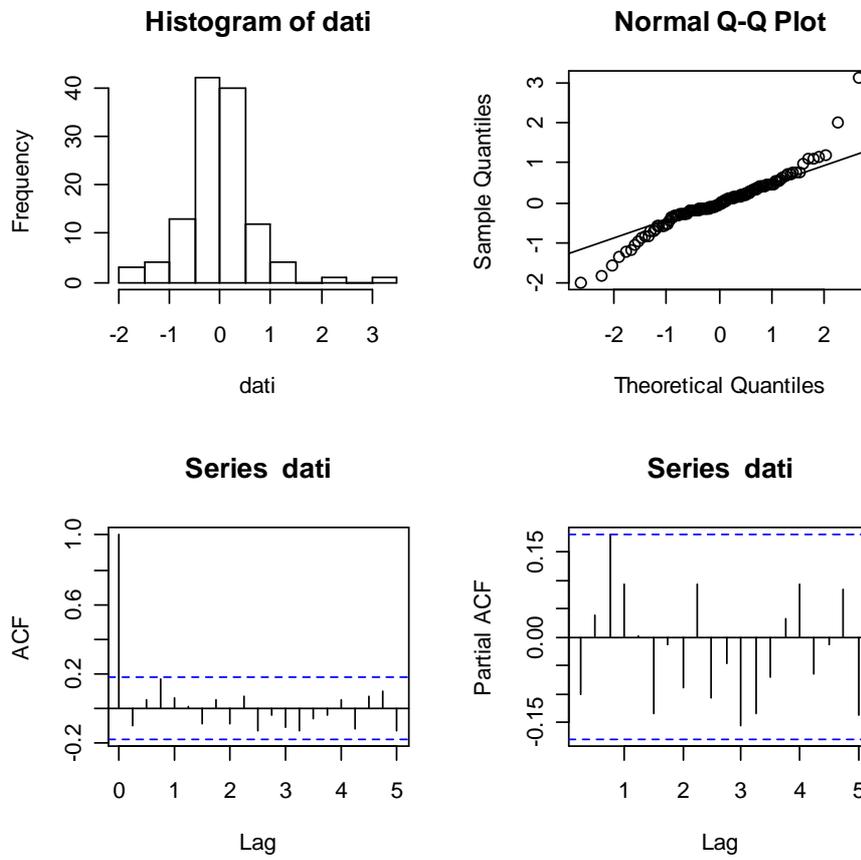
Tabella 4.5.3 Analisi di correlazione seriale

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	0.691136	Probability	0.503058
Obs*R-squared	1.413098	Probability	0.493344

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	-0.000911	0.065178	-0.013980	0.9889
C(2)	0.002661	0.066938	0.039756	0.9684
RESID(-1)	-0.097614	0.093574	-1.043178	0.2990
RESID(-2)	0.038721	0.094508	0.409710	0.6828
R-squared	0.011776	Mean dependent var	4.60E-17	
Adjusted R-squared	-0.013782	S.D. dependent var	0.660498	
S.E. of regression	0.665034	Akaike info criterion	2.054807	
Sum squared resid	51.30331	Schwarz criterion	2.147724	
Log likelihood	-119.2884	Durbin-Watson stat	2.010891	

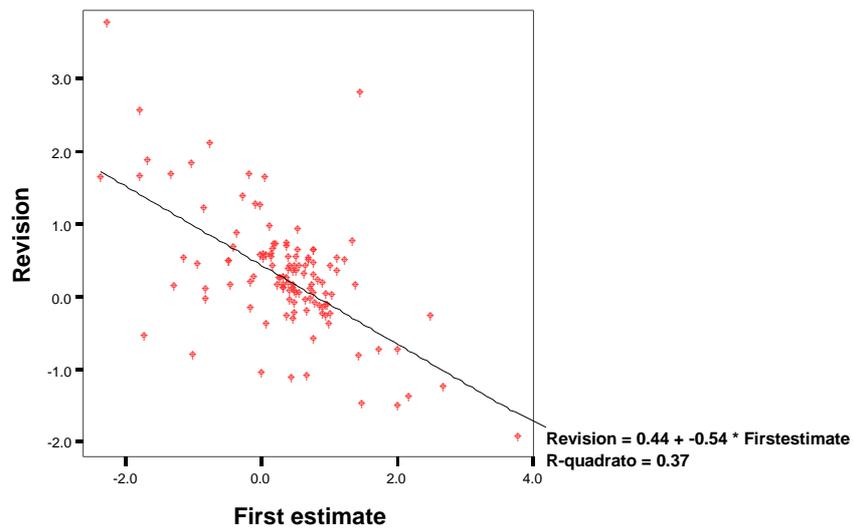
Figura 4.5.3 Analisi dei residui



Il test LM non rifiuta l'ipotesi nulla: non c'è presenza di correlazioni seriali nei residui.

Diagramma di dispersione

Figura 4.5.4 Grafico di dispersione



I punti di dispersione non si concentra attorno lo zero, ma hanno un andamento lineare. Si nota un evidente andamento lineare negativo che porta al rifiuto dell'ipotesi di razionalità previsiva. La revisione della Gran Bretagna non è efficiente.

4.6 Caso Italia

Descrizione dei dati

Figura 4.6.1 Analisi descrittiva dei dati

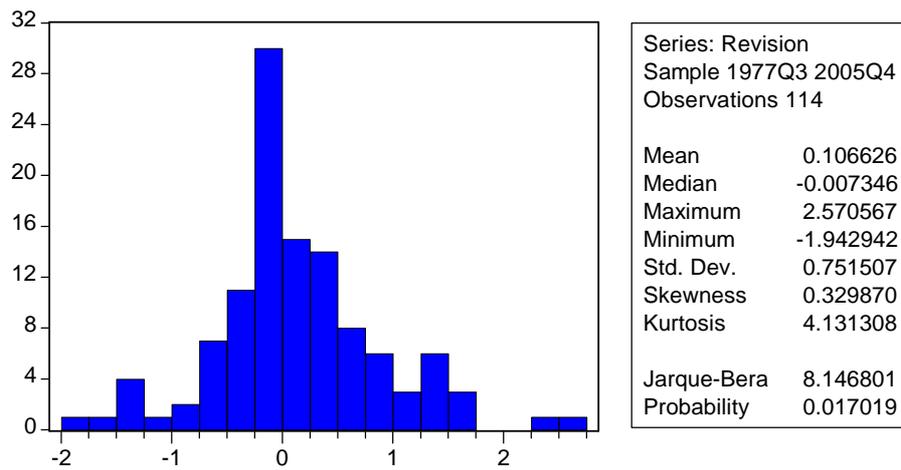
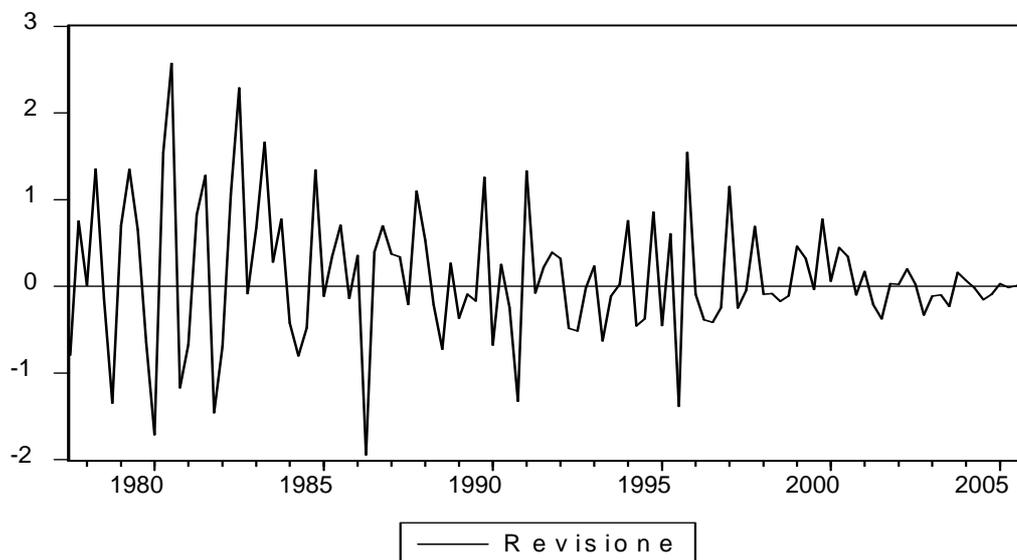
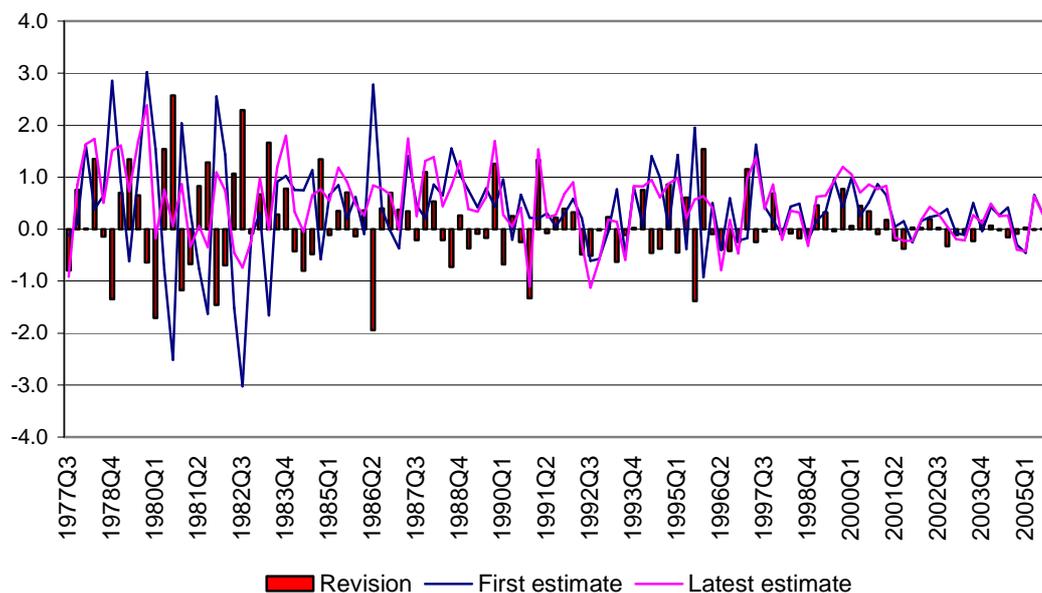


Figura 4.6.2 Revisione dell'Italia





Analisi dei coefficienti

Tabella 4.6.1 Stime dei coefficienti

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.318709	0.054942	5.800789	0.0000
C(2)	-0.574120	0.056204	-10.21489	0.0000
R-squared	0.482306	Mean dependent var		0.106626
Adjusted R-squared	0.477683	S.D. dependent var		0.751507
S.E. of regression	0.543125	Akaike info criterion		1.634435
Sum squared resid	33.03833	Schwarz criterion		1.682438
Log likelihood	-91.16278	Durbin-Watson stat		1.758026

I coefficienti sono significativi.

Test di razionalità

Tabella 4.6.2 Test di Wald

Wald Test:

Equation: Untitled

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	54.36880	(2, 112)	0.0000
Chi-square	108.7376	2	0.0000

Il test di Wald rifiuta l'ipotesi nulla: la revisione dell'Italia non è efficiente.

Test LM e analisi di residui

Tabella 4.6.3 Analisi di correlazione seriale

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	0.580869	Probability	0.561118
Obs*R-squared	1.191401	Probability	0.551176

Test Equation:

Dependent Variable: RESID

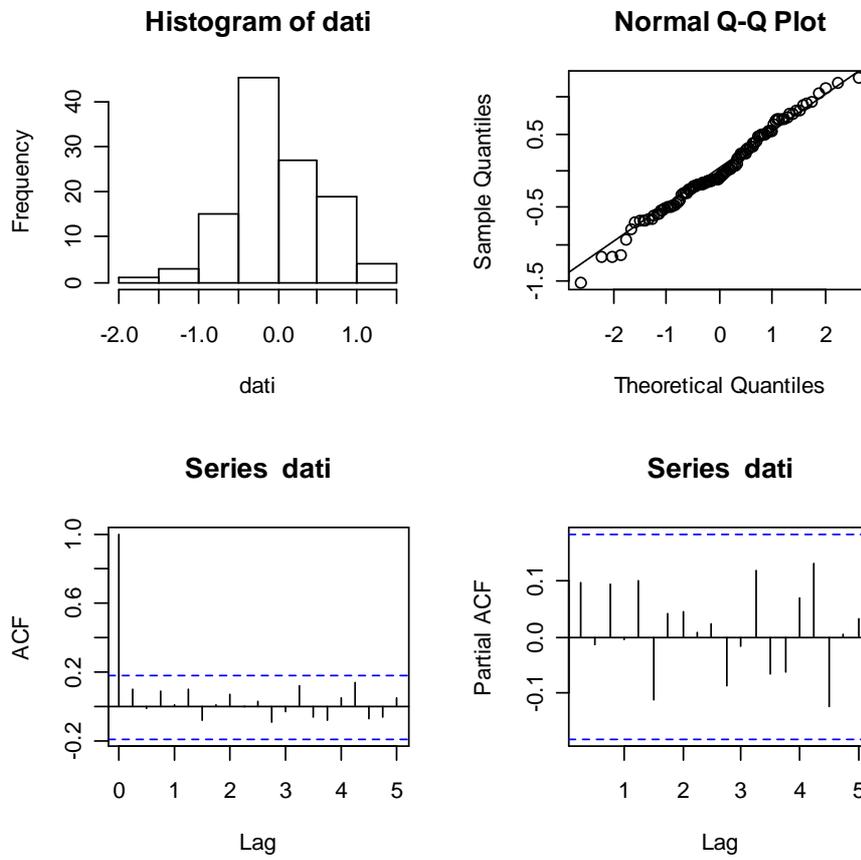
Method: Least Squares

Date: 04/18/07 Time: 18:01

Presample missing value lagged residuals set to zero.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.005218	0.055708	0.093674	0.9255
C(2)	-0.014826	0.060763	-0.244006	0.8077
RESID(-1)	0.105847	0.098309	1.076675	0.2840
RESID(-2)	-0.007566	0.099381	-0.076136	0.9394
R-squared	0.010451	Mean dependent var	-3.12E-17	
Adjusted R-squared	-0.016537	S.D. dependent var	0.540717	
S.E. of regression	0.545169	Akaike info criterion	1.659017	
Sum squared resid	32.69305	Schwarz criterion	1.755024	
Log likelihood	-90.56395	Durbin-Watson stat	1.948161	

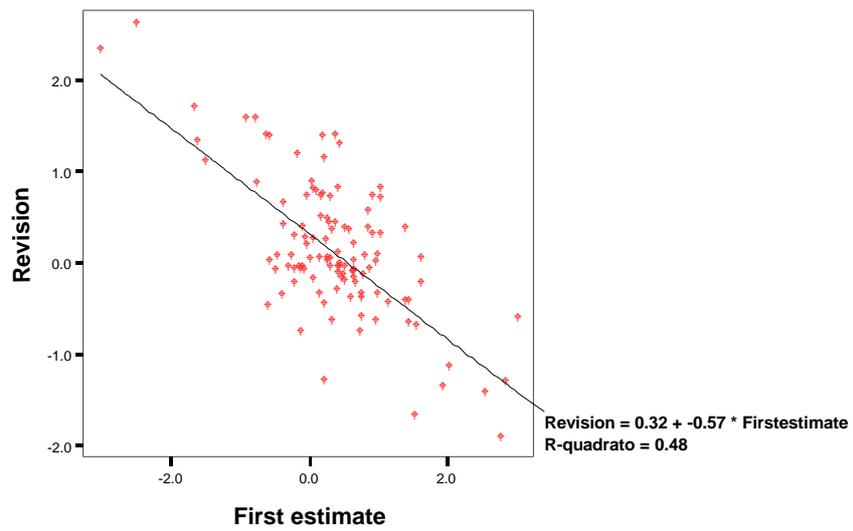
Figura 4.6.3 Analisi dei residui



L'andamento dei residui risultano soddisfacenti: residui normali e non c'è presenza di correlazioni seriali. C'è omoschedasticità nei residui.

Diagramma di dispersione

Figura 4.6.4 Grafico di dispersione



L'andamento dei punti di dispersione è fortemente negativo. Si rifiuta l'ipotesi di razionalità previsiva (news).

4.7 Caso Giappone

Descrizione dei dati

Figura 4.7.1 Analisi descrittiva dei dati

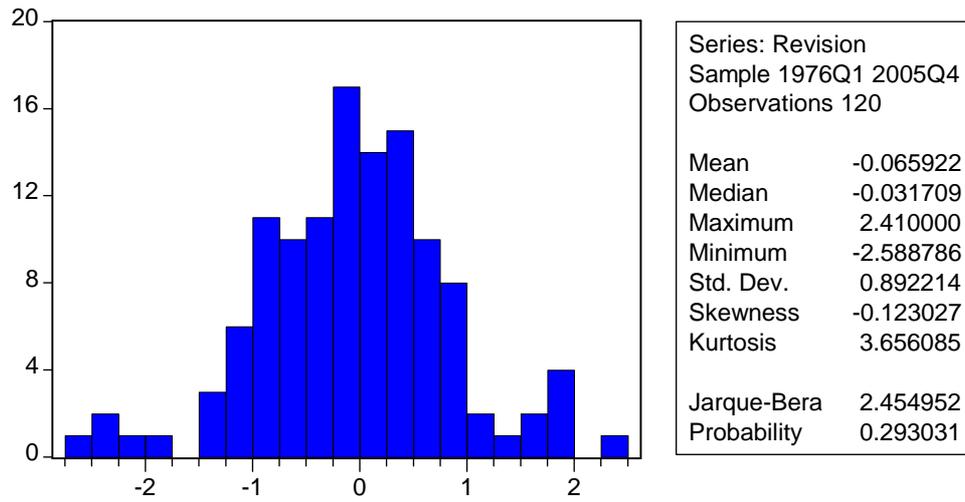
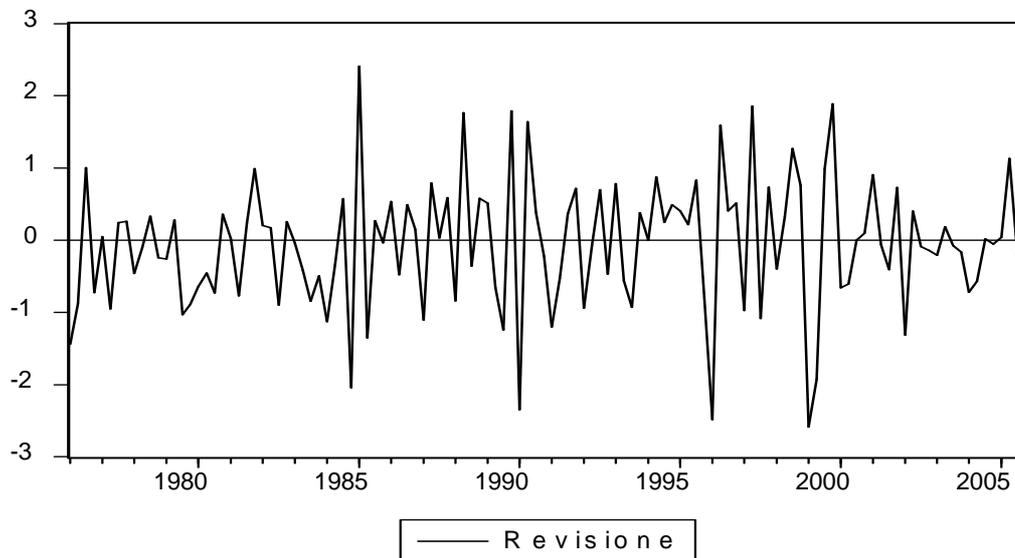
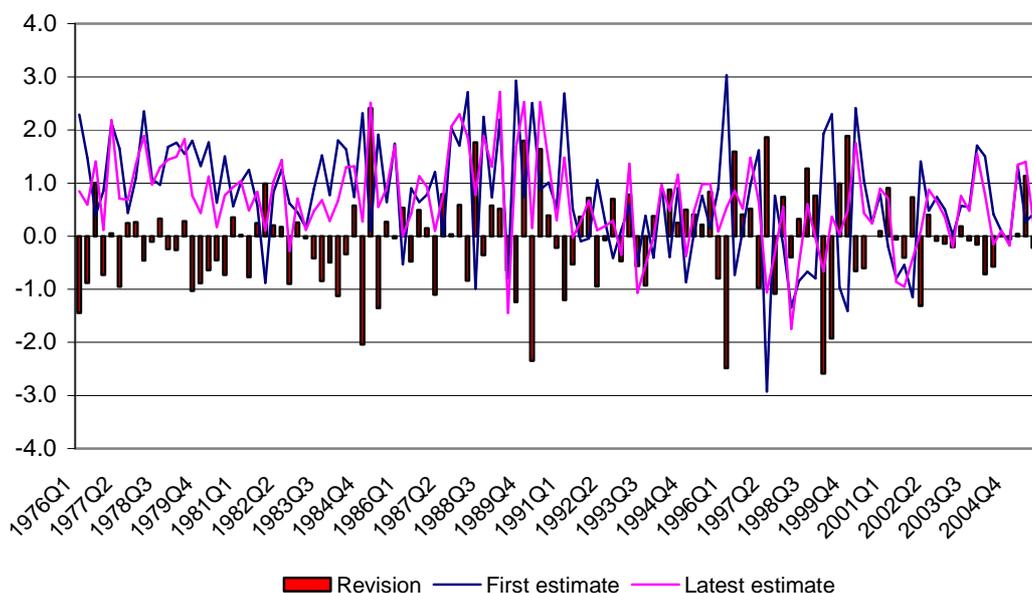


Figura 4.7.2 Revisione del Giappone





Analisi dei coefficienti

Tabella 4.7.1 Stime dei coefficienti

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.339557	0.076748	4.424292	0.0000
C(2)	-0.550172	0.060238	-9.133236	0.0000
R-squared	0.414148	Mean dependent var		-0.065922
Adjusted R-squared	0.409183	S.D. dependent var		0.892214
S.E. of regression	0.685797	Akaike info criterion		2.100056
Sum squared resid	55.49746	Schwarz criterion		2.146514
Log likelihood	-124.0034	Durbin-Watson stat		2.198711

Entrambi i coefficienti sono significativi. Il modello di regressione risulta appropriato.

Test di razionalità

Tabella 4.7.2 Test di Wald

Wald Test:

Equation: Untitled

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	42.26240	(2, 118)	0.0000
Chi-square	84.52480	2	0.0000

Il test LM rifiuta l'ipotesi di razionalità: la revisione del Giappone non è efficiente.

Test LM e analisi dei residui

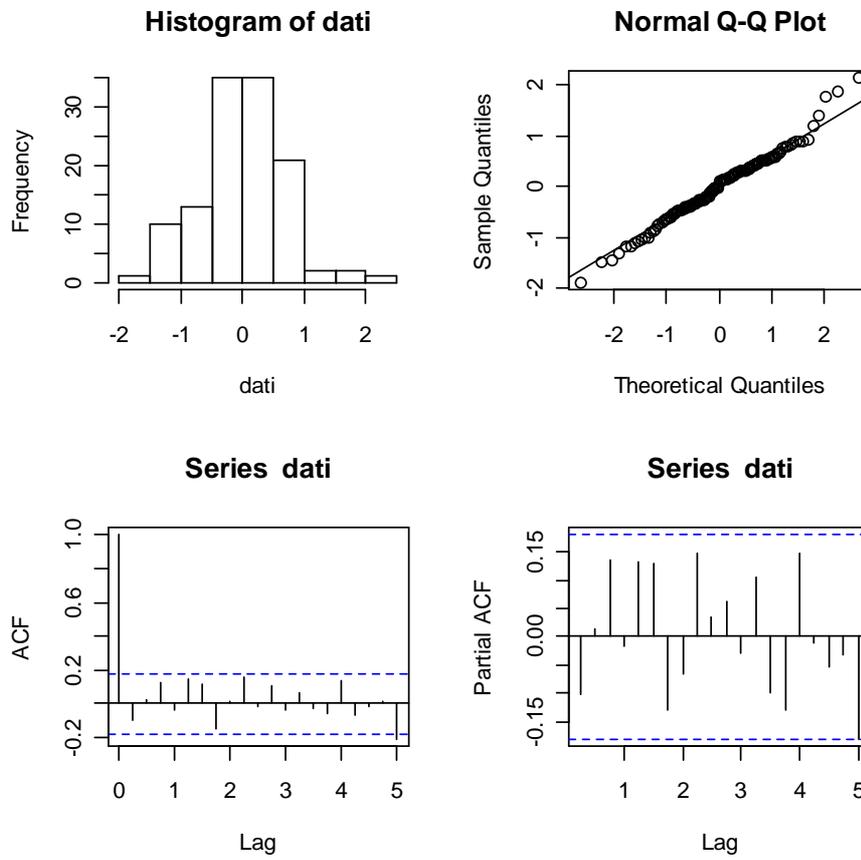
Tabella 4.7.3 Analisi di correlazione seriale

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	0.655317	Probability	0.521189
Obs*R-squared	1.340679	Probability	0.511535

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	-0.009577	0.078429	-0.122113	0.9030
C(2)	0.012545	0.063660	0.197056	0.8441
RESID(-1)	-0.106300	0.095455	-1.113615	0.2677
RESID(-2)	0.008899	0.096046	0.092656	0.9263
R-squared	0.011172	Mean dependent var	2.41E-17	
Adjusted R-squared	-0.014401	S.D. dependent var	0.682909	
S.E. of regression	0.687809	Akaike info criterion	2.122154	
Sum squared resid	54.87743	Schwarz criterion	2.215070	
Log likelihood	-123.3292	Durbin-Watson stat	2.005355	

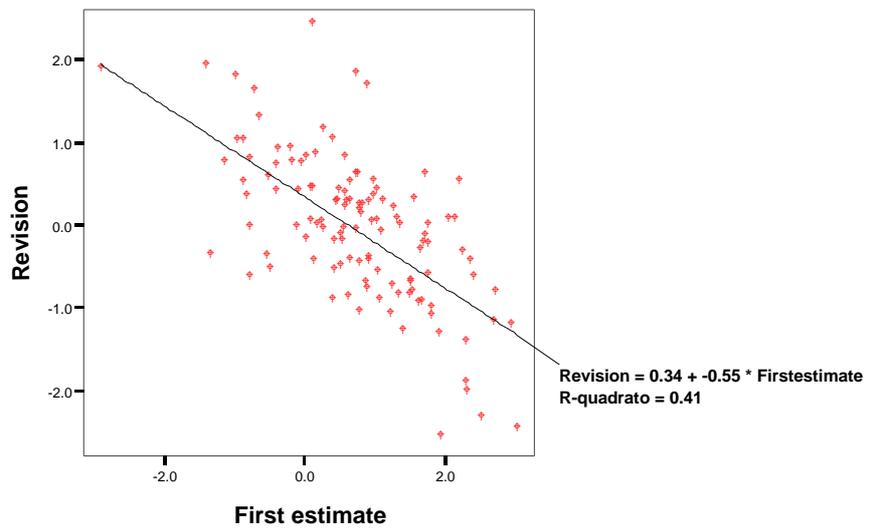
Figura 4.7.3 Analisi dei residui



Non c'è presenza di correlazioni seriali. C'è omoschedasticità nei residui e la normalità dei dati viene accettata.

Rappresentazione grafica

Figura 4.7.4 Grafico di dispersione



L'andamento del grafico è di tipo negativo: l'ipotesi "news" viene rifiutata. Il Giappone ha la revisione non è efficiente.

4.8 Caso USA

Descrizione dei dati

Figura 4.8.1 Analisi descrittiva dei dati

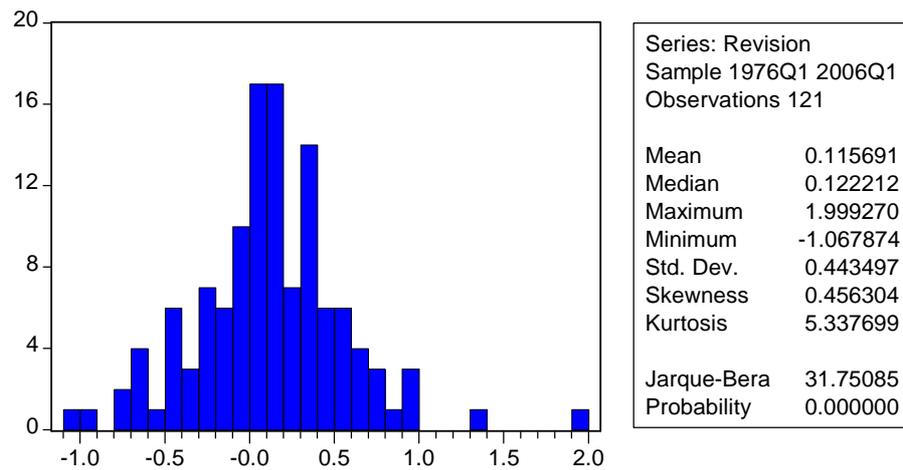
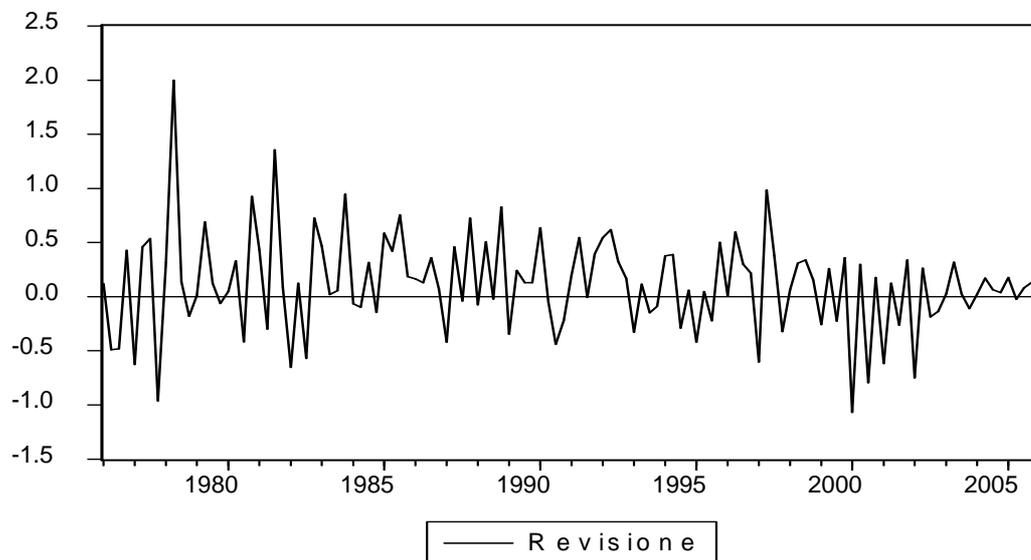
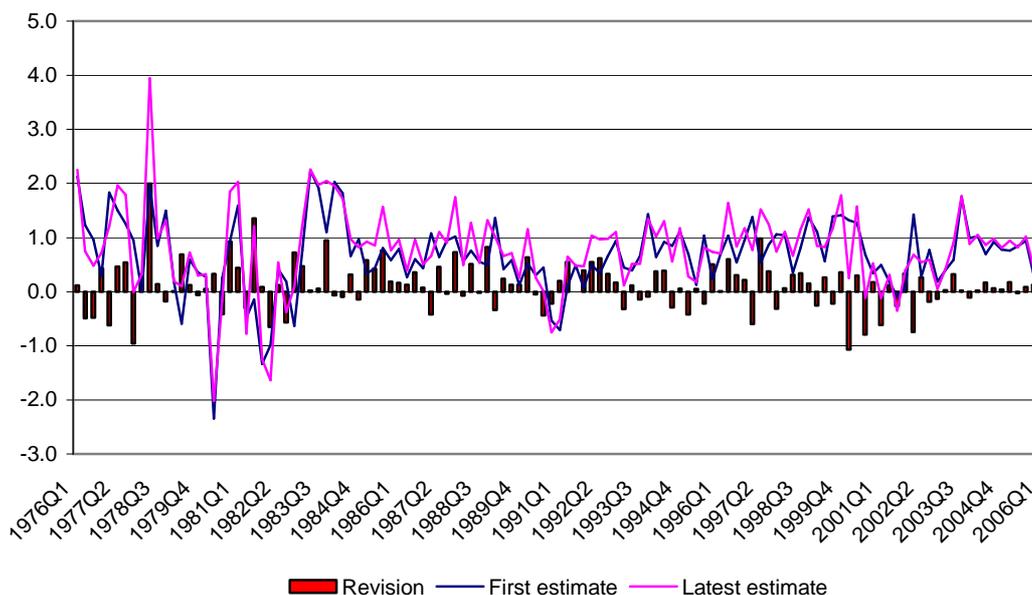


Figura 4.8.2 Revisione del Giappone





Analisi dei coefficienti

Tabella 4.8.1 Stime dei coefficienti

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.155352	0.057294	2.711477	0.0077
C(2)	-0.058654	0.060189	-0.974490	0.3318
R-squared	0.007917	Mean dependent var		0.115691
Adjusted R-squared	-0.000420	S.D. dependent var		0.443497
S.E. of regression	0.443590	Akaike info criterion		1.228557
Sum squared resid	23.41584	Schwarz criterion		1.274769
Log likelihood	-72.32771	Durbin-Watson stat		2.317761

Il termine costante risulta significativo, mentre il coefficiente β non lo è.

Test di razionalità

Tabella 4.8.2 Test di Wald

Wald Test:
Equation: Untitled

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	4.590034	(2, 119)	0.0120
Chi-square	9.180069	2	0.0102

La revisione Usa è efficiente al 1%.

Test LM

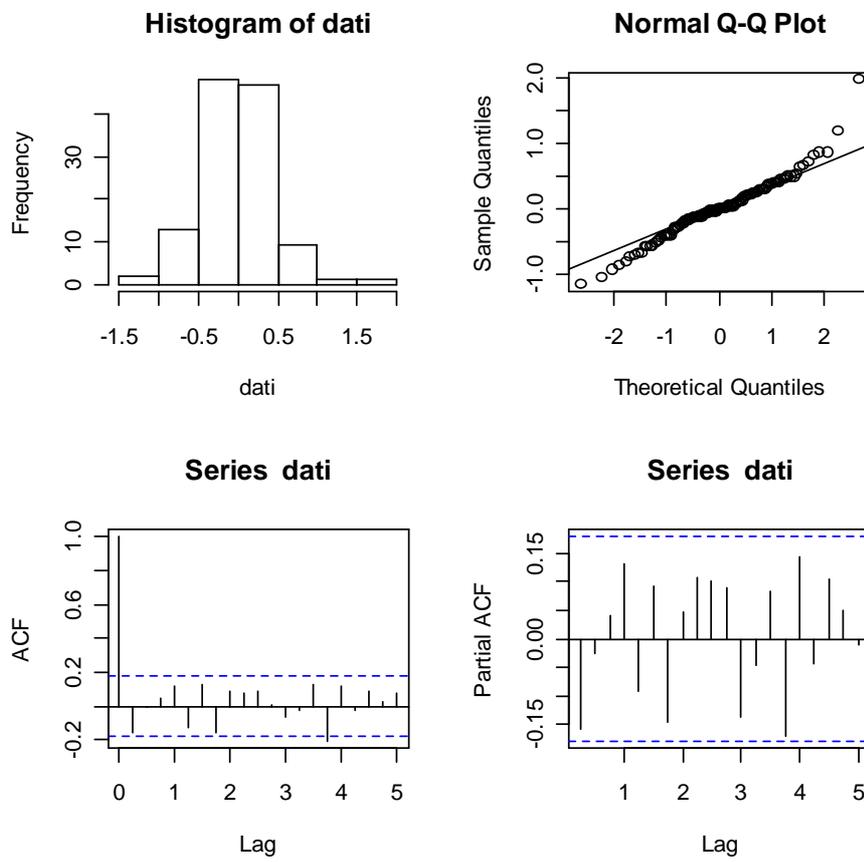
Tabella 4.8.3 Analisi di correlazione seriale

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	1.629129	Probability	0.200517
Obs*R-squared	3.278354	Probability	0.194140

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	-0.014623	0.057607	-0.253841	0.8001
C(2)	0.021837	0.061171	0.356989	0.7217
RESID(-1)	-0.170113	0.094243	-1.805061	0.0736
RESID(-2)	-0.029258	0.092737	-0.315496	0.7529
R-squared	0.027094	Mean dependent var	-4.13E-18	
Adjusted R-squared	0.002148	S.D. dependent var	0.441737	
S.E. of regression	0.441263	Akaike info criterion	1.234147	
Sum squared resid	22.78142	Schwarz criterion	1.326570	
Log likelihood	-70.66591	Durbin-Watson stat	1.995025	

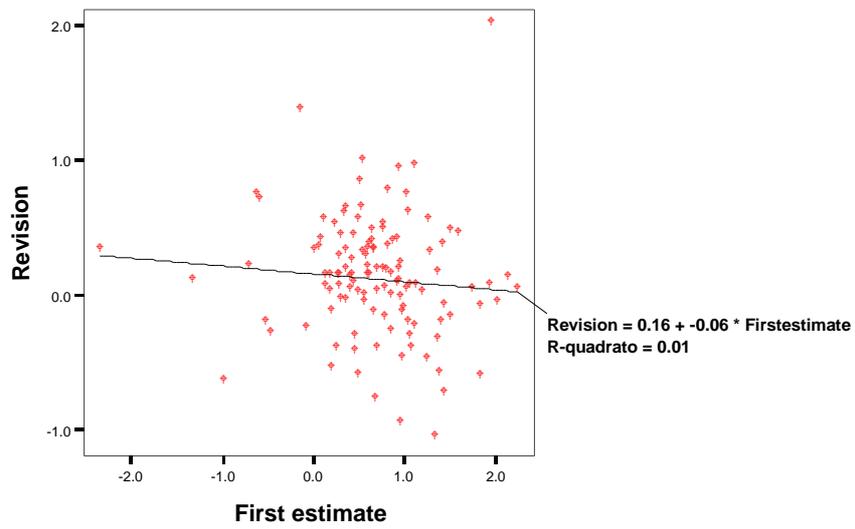
Figura 4.8.3 Analisi dei residui



Non c'è presenza di correlazione seriale. C'è omoschedasticità nei residui unita alla presenza di normalità dei dati.

Diagramma di dispersione

Figura 4.8.4 Grafico di dispersione



I punti di dispersione si concentrano attorno allo zero. L'ipotesi "news" viene accettata. Il risultato di questo diagramma conferma l'efficienza della revisione Usa.

4.9 Caso Germania

Descrizione dei dati

Figura 4.9.1 Analisi descrittiva dei dati

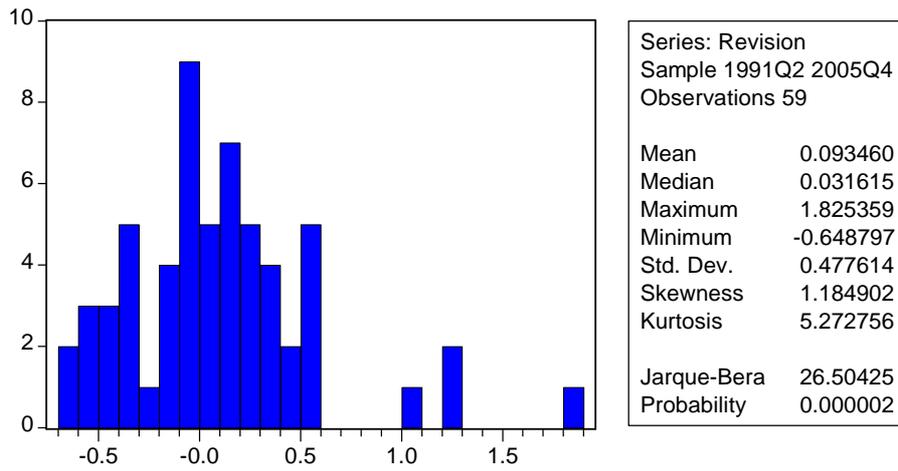
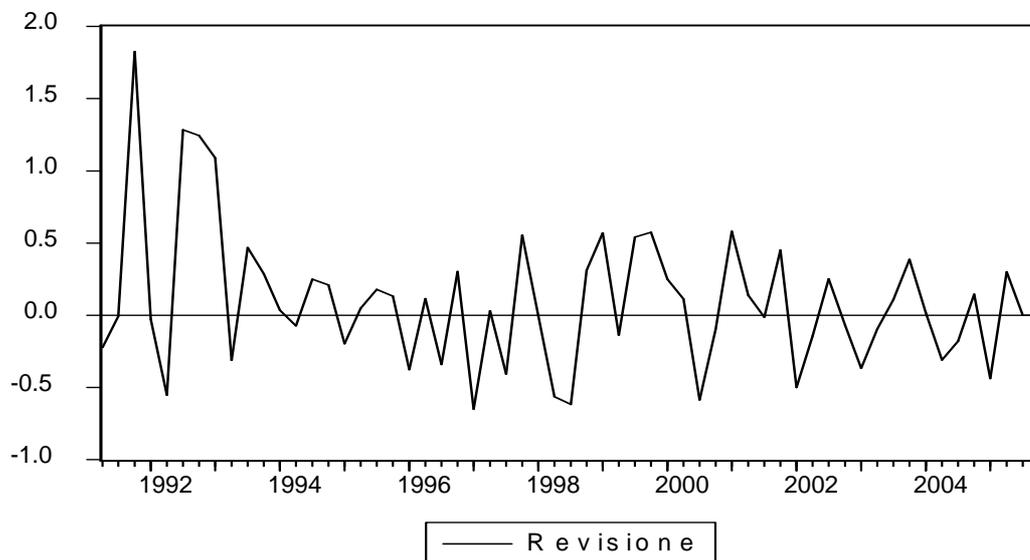
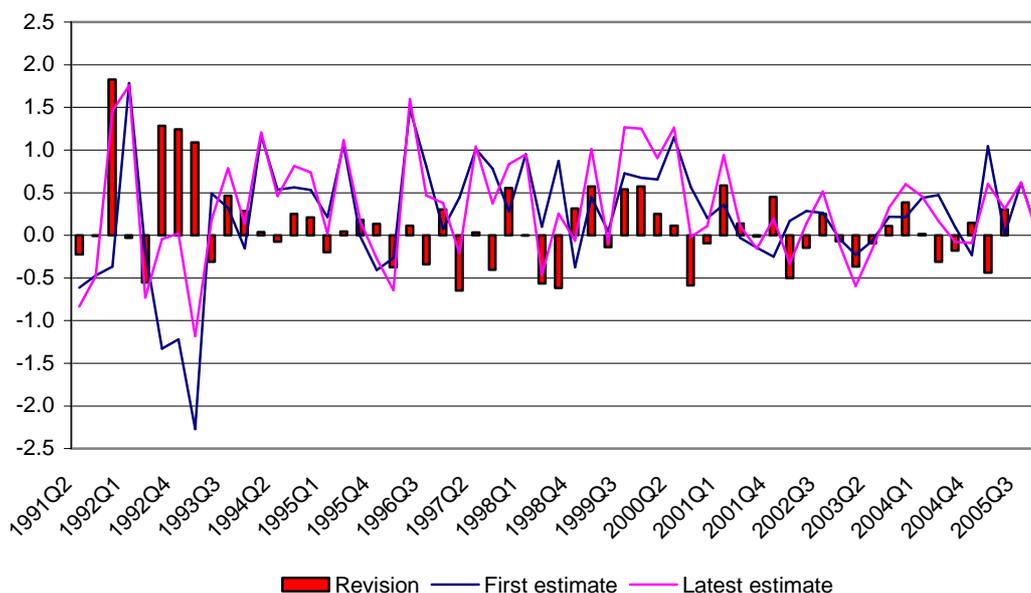


Figura 4.9.2 Revisione del Germania





Analisi dei coefficienti

Tabella 4.9.1 Stime dei coefficienti

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.163270	0.060097	2.716765	0.0087
C(2)	-0.305020	0.086060	-3.544262	0.0008
R-squared	0.180585	Mean dependent var		0.093460
Adjusted R-squared	0.166209	S.D. dependent var		0.477614
S.E. of regression	0.436119	Akaike info criterion		1.211509
Sum squared resid	10.84141	Schwarz criterion		1.281934
Log likelihood	-33.73952	Durbin-Watson stat		1.994664

Entrambi i coefficienti sono significativi.

Test di razionalità

Tabella 4.9.2 Test di Wald

Wald Test:
Equation: Untitled

Test Statistic	Value	df	Probability
F-statistic	7.635664	(2, 57)	0.0012
Chi-square	15.27133	2	0.0005

Il test rifiuta l'ipotesi nulla: la revisione della Germania non è efficiente.

Test LM e analisi dei residui

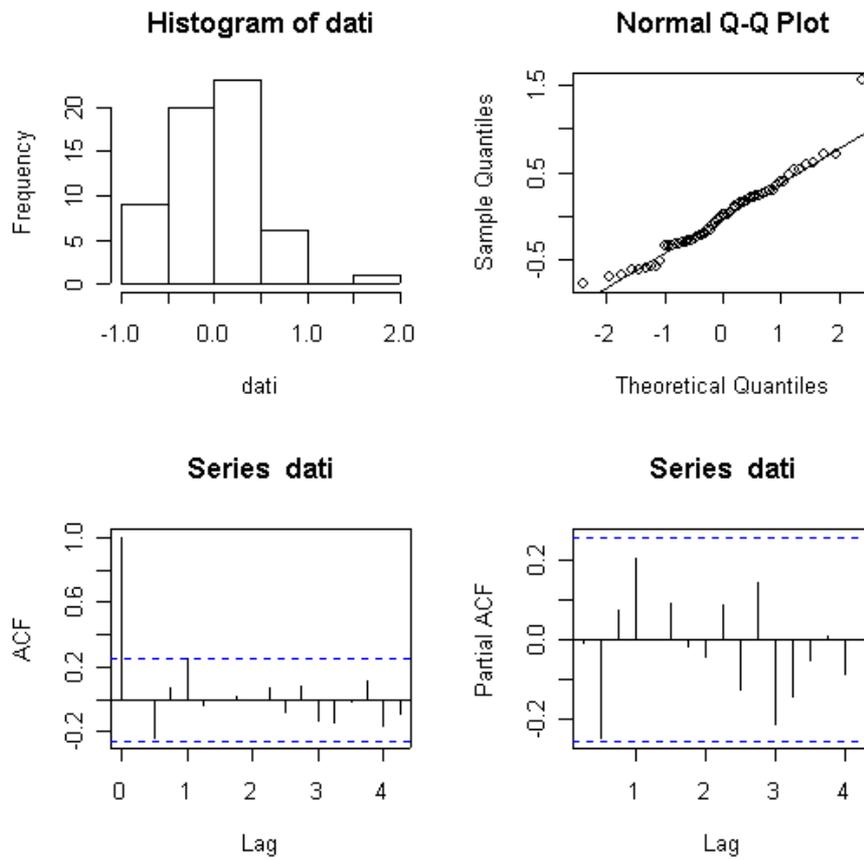
Tabella 4.9.3 Analisi di correlazione seriale

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	1.893940	Probability	0.160162
Obs*R-squared	3.801548	Probability	0.149453

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.003065	0.059215	0.051762	0.9589
C(2)	-0.010664	0.085276	-0.125056	0.9009
RESID(-1)	-0.015610	0.131094	-0.119074	0.9057
RESID(-2)	-0.254409	0.130909	-1.943409	0.0571
R-squared	0.064433	Mean dependent var	5.17E-18	
Adjusted R-squared	0.013402	S.D. dependent var	0.432343	
S.E. of regression	0.429437	Akaike info criterion	1.212703	
Sum squared resid	10.14287	Schwarz criterion	1.353553	
Log likelihood	-31.77475	Durbin-Watson stat	1.934573	

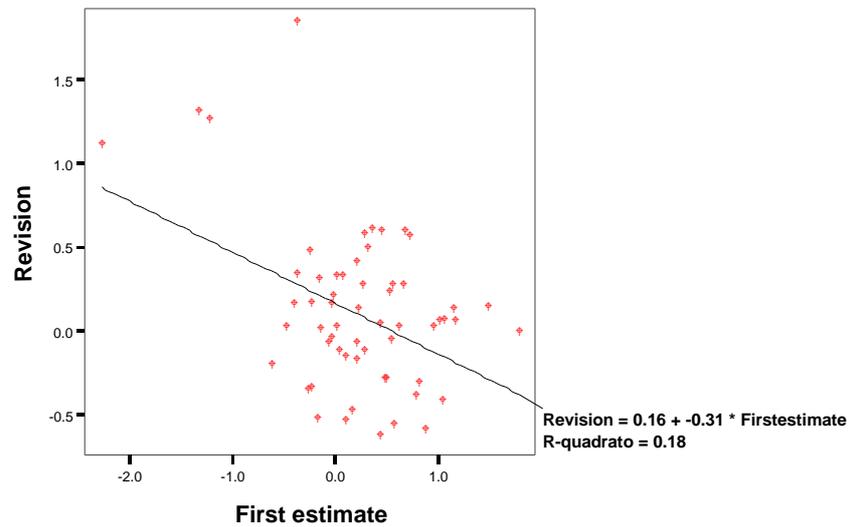
Figura 4.9.3 Analisi dei residui



Non c'è presenza di correlazioni seriali nei residui. I dati sono normali e i residui si comportano come una white noise: c'è omoschedasticità.

Rappresentazione grafica

Figura 4.9.4 Grafico di dispersione



Si può notare la presenza di quattro valori outlier in alto a sinistra del grafico, mentre gli altri punti si concentrano attorno allo zero. L'andamento dei punti di dispersione è di tipo negativo: l'ipotesi "news" viene rifiutata. Anche in questo caso la revisione della Germania non è efficiente.

Tabella 4.3 Riepilogo

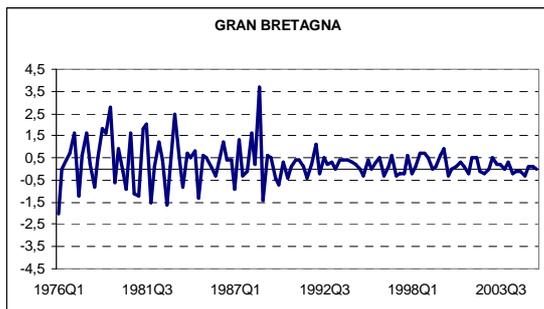
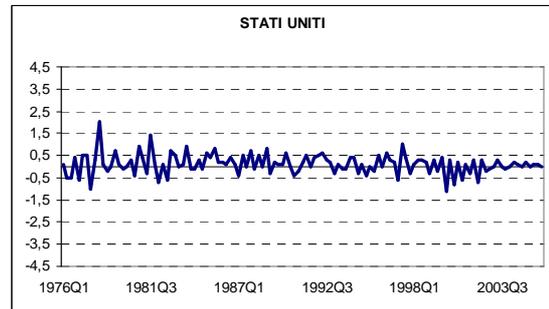
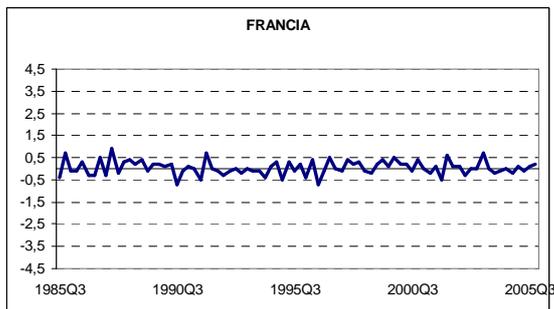
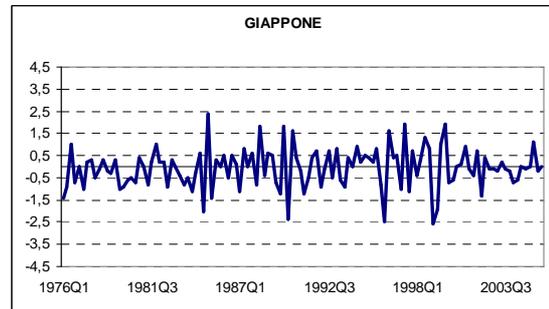
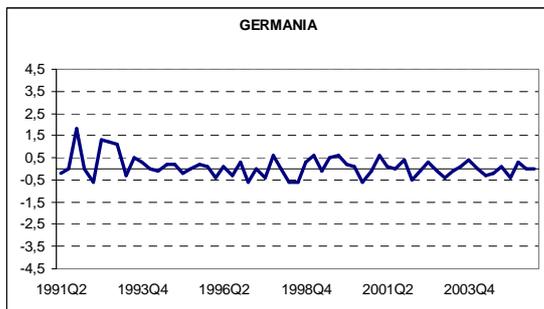
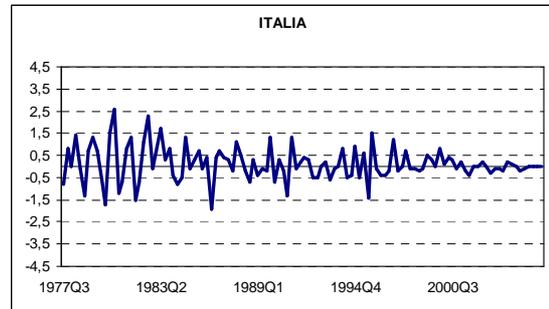
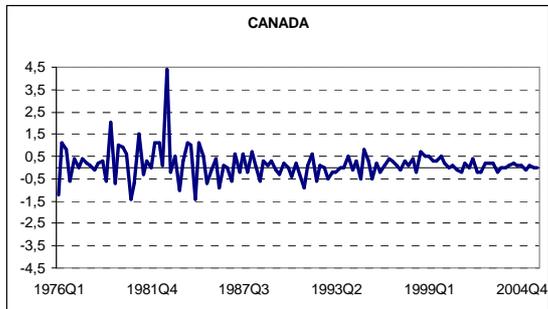
	α	β	\bar{R}^2	Wald test	LM test	DW**	AIC	SC
Canada	0.376* (0.058)	-0.413* (0.052)	0.34	0.00	0.92	2.00	1.64	1.68
Francia	0.101 (0.054)	-0.128 (0.086)	0.01	0.18	0.15	2.33	0.55	0.61
GB	0.435* (0.065)	-0.543* (0.065)	0.36	0.00	0.50	2.20	2.03	2.08
Italia	0.319* (0.055)	-0.574* (0.056)	0.48	0.00	0.56	1.76	1.63	1.68
Giappone	0.339* (0.077)	-0.550* (0.060)	0.41	0.00	0.52	2.20	2.10	2.14
USA	0.155* (0.057)	-0.058 (0.060)	0.01	0.01	0.20	2.32	1.23	1.27
Germania	0.163* (0.060)	-0.305* (0.086)	0.17	0.00	0.16	1.99	1.21	1.28

* significativo al 5%

** $0 < DW < 2$ presenza positivo del primo ordine di autocorrelazione, $DW = 2$ nessuna presenza di autocorrelazioni e $2 < DW < 4$ presenza negativo del primo ordine di autocorrelazione.

I risultati ottenuti evidenziano come l'unico Paese con revisione efficiente sia la Francia; infatti, l'ipotesi nulla per l'efficienza di revisione del test di Wald non viene rifiutata. Per quanto riguarda la presenza di autocorrelazione seriale, il test LM accetta l'ipotesi di non correlazione tra i residui. Questo viene confermato anche dal test di Durbin-Watson mediante il quale è stato possibile verificare come i valori siano prossimi a 2, il che segnala la non presenza di correlazioni seriali.

Figura 4.3 Revisioni dei Paesi G7



4.10 Conclusione

In questo capitolo si sono condotte analisi statistiche sulle revisioni dei tassi di crescita trimestrali del PIL destagionalizzato dei 7 Paesi più industrializzati (denotato G7). Essi sono rispettivamente: Usa, Giappone, Gran Bretagna, Francia, Italia e Canada.

La metodologia utilizzata si basa sull'analisi news e noise introdotta da Mankiw, Runkle e Shapiro (1984). Tale metodologia prevede la seguente procedura:

- analisi di regressione lineare per verificare l'affidabilità della revisione; questo per verificare il livello di significatività delle stime preliminari sulle stime finali.
- si procede poi con la verifica dell'efficienza delle revisioni e la verifica delle correlazioni seriali nei residui mediante il test di Wald ed il test LM. L'obiettivo principale di questa fase consiste nel verificare la razionalità del processo di stima nei vari Paesi, sulla base dell'ipotesi di omoschedasticità dei residui.

Dopo aver analizzato le revisioni dei Paesi G7, emerge un risultato importante: le stime iniziali o preliminari risultano, nella maggior parte dei casi, distorte. Il test di Wald per analisi di efficienza rifiuta, infatti, l'ipotesi nulla nella maggior parte dei Paesi. Soltanto la Francia e l'Usa hanno le stime iniziali non distorte. Secondo la teoria "news" di Mankiw, Runkle e Shapiro (1984), le stime preliminari dei due Paesi sono efficienti. I processi di revisione che incorporano solamente "news", indicano che non vi è relazione sistematica tra le stime iniziali e le stime finali.

Dalle analisi grafiche di dispersione, si nota un evidente andamento lineare negativo nei seguenti Paesi: Germania, Italia, Giappone, Gran Bretagna e Canada. Per questi Paesi, le stime preliminari sono riviste sistematicamente verso il basso, e basse stime preliminari sono riviste sistematicamente verso l'alto. Questa evidenza supporta l'ipotesi "noise" piuttosto che l'ipotesi "news". Il "noise" contribuisce ad aumentare la varianza della stima preliminare.

L'indice di bontà corretto varia da 1% della Francia e dell'Usa al 48% dell'Italia. A differenza del normale R^2 , \bar{R}^2 tiene conto del numero di regressori inclusi. Questo indice è utile quando si vuole valutare il grado di prevedibilità della regressione: più elevato è \bar{R}^2 , maggiore è il grado di prevedibilità della revisione in base alle variabili esplicative poste nella regressione. Nel caso del presente studio si nota che l'Italia ha il grado di

prevedibilità maggiore. Si osserva, inoltre, che il grado di prevedibilità è praticamente nullo per Francia e Usa, infatti, i punti di dispersione relativi a questi paesi si concentrano attorno allo zero.

I test LM per la verifica di correlazioni tra i residui risultano, per tutti i Paesi, non significativi. Complessivamente i residui hanno un andamento normale e le autocorrelazioni, sia globali che parziali, sono all'interno della banda di confidenza . I residui sono omoschedastici.

I risultati ottenuti in questo capitolo portano a concludere che, eccetto la Francia e gli Stati Uniti, gli altri Paesi hanno revisioni con scarse capacità predittive.

5. CASO DI STUDIO: PIL USA

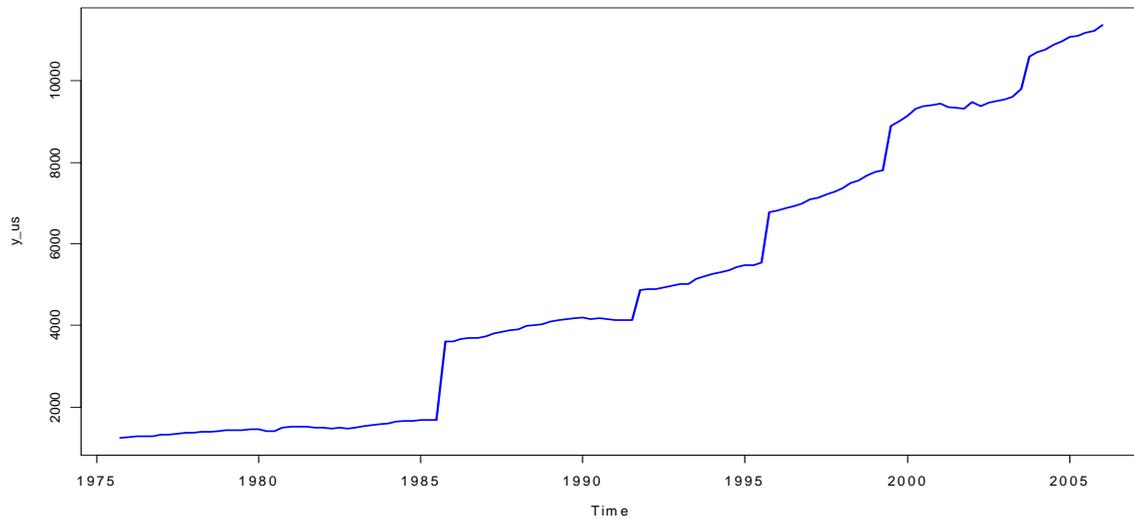
5.1 Obiettivo

Si vuole verificare se le stime iniziali sono indicatori sufficientemente affidabili delle stime finali. Si analizza le serie storiche con i dati PIL assoluti (level) e si verifica se queste serie sono stazionarie mediante analisi dei correlogrammi, analisi dei residui e la verifica della presenza di una radice unitaria tramite il test Unit Root (ADF). Si determina i coefficienti di regressione utilizzando il metodo “news” o “noise” introdotto da Mankiw, Runkle e Shapiro (1984). Nel caso in cui le serie risultano non stazionarie si procede con l’analisi di cointegrazione (Engle-Granger). Infine si stima i modelli con l’analisi VECM e VAR.

5.2 Procedimento

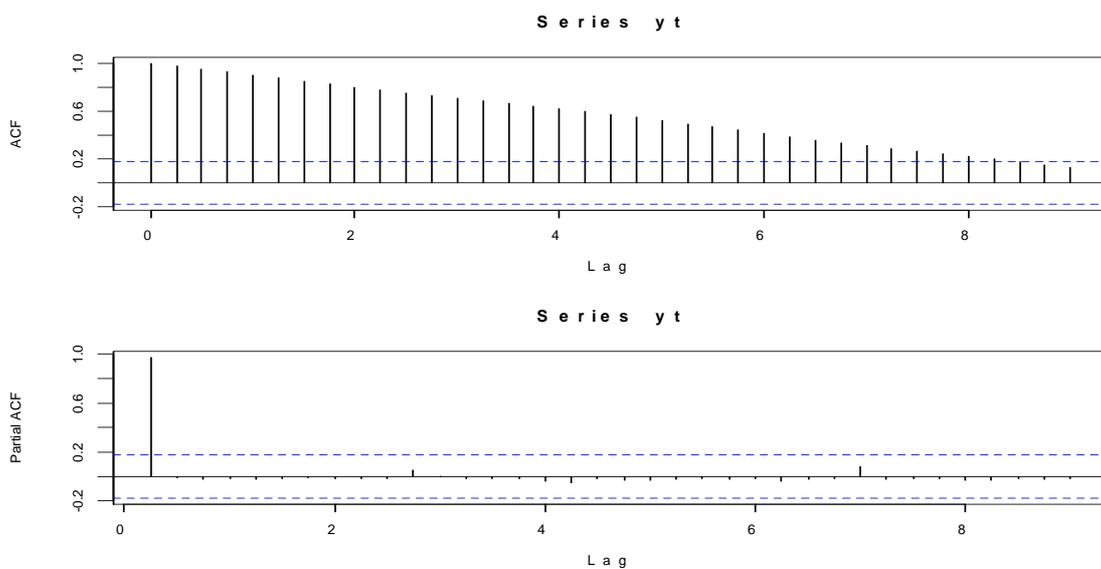
1. Si analizza la serie “first estimate level” e poi la serie “revision” (differenza tra la stima finale e la stima iniziale, $R_t = y_t^l - y_t^f$);
2. Per entrambe serie si applica il test unit root ADF per verificare la presenza di radice unitaria.
3. Si analizza la regressione $R_t = \alpha + \beta y_t^f + \varepsilon_t$.
4. Se le due serie hanno lo stesso ordine di integrazione I(1), si cointegra le due serie CI(1,1)
5. Si stima i due modelli con VECM e VAR

Figura 5.2.1 Grafico: First estimate y_t^f



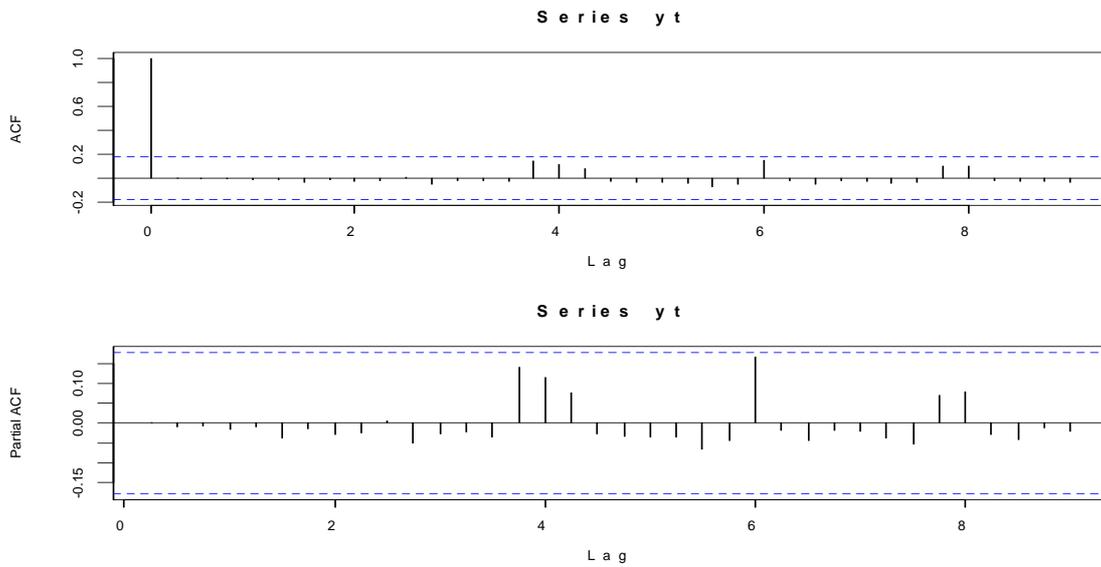
Il grafico mostra un andamento crescente: il modello presenta un trend di tipo deterministico. Pertanto la serie risulta non stazionaria, infatti, si può vedere dall'analisi dei correlogrammi.

Figura 5.2.2 Correlogramma globale e parziale della serie y_t^f



I ritardi dell'autocorrelazione (ACF) decade a zero molto lentamente e questo prova la non stazionarietà della serie. Si procede alla differenziazione della serie.

Figura 5.2.3 Correlogramma globale e parziale della serie y_t^f dopo aver differenziato



Dopo aver differenziato la serie di ordine 1 si nota che la serie è stazionaria, infatti non ci sono ritardi che superano la soglia di accettazione.

Il modello appropriato sembrerebbe una ARIMA(0,1,0). Il risultato viene confermato anche dall'analisi di Ljung-Box.

Figura 5.2.4 Correlogramma dei residui della serie y_t^f

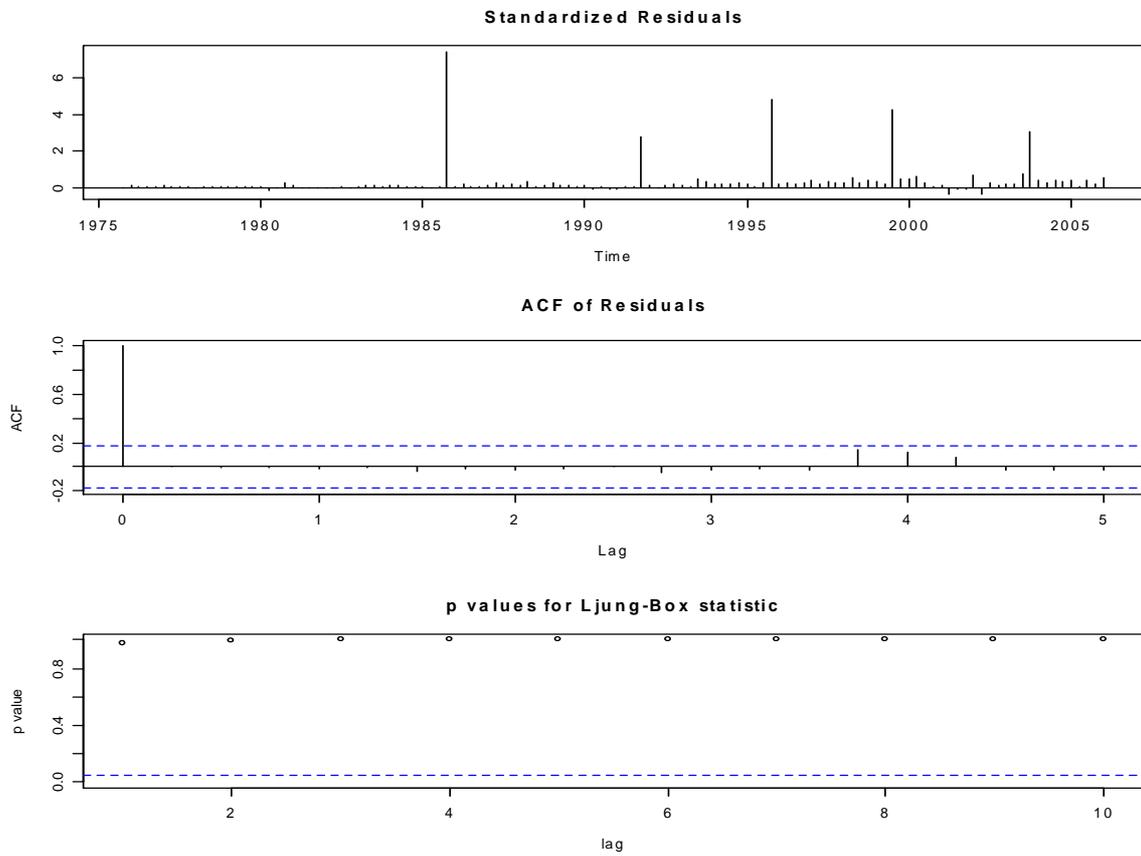
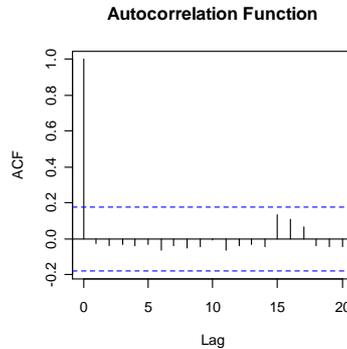
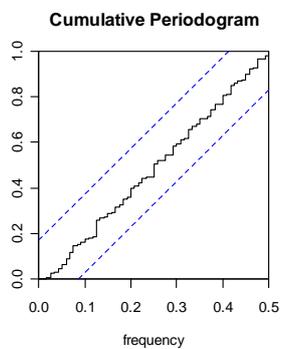
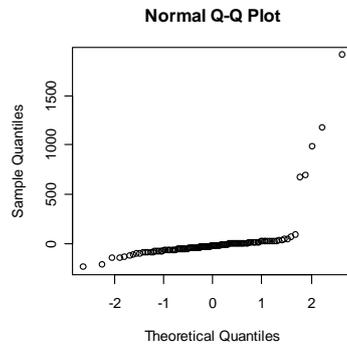
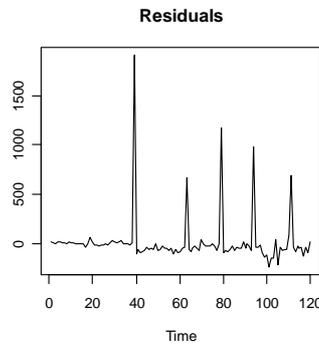
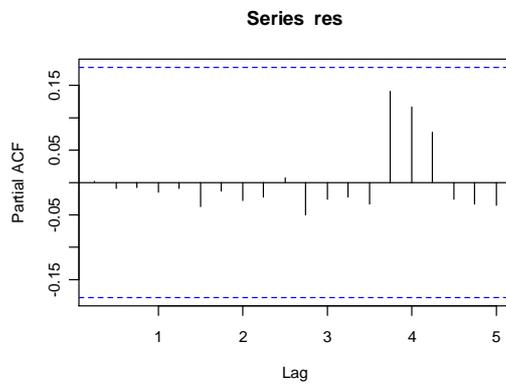
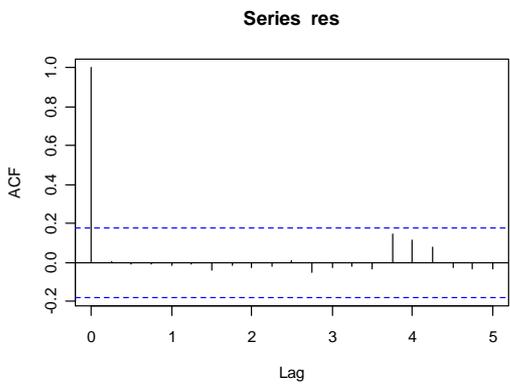
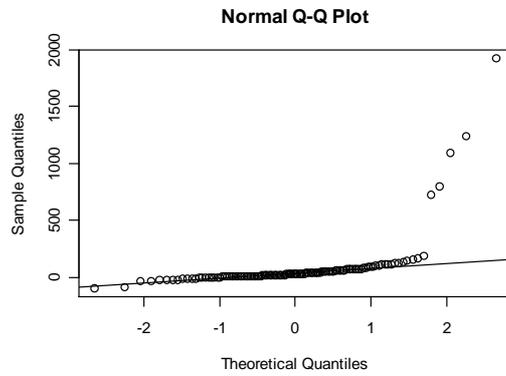
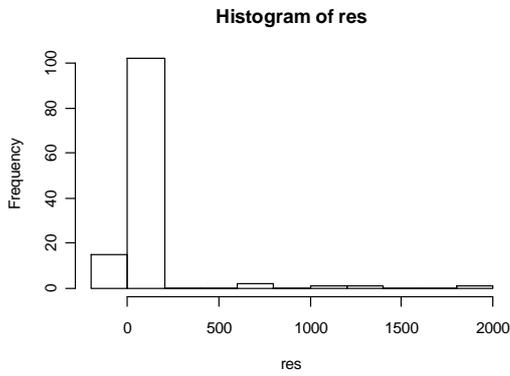


Figura 5.2.5 Grafici dei residui



L'autocorrelazione globale e parziale non segnala ritardi al di fuori della banda di confidenza del 5%: i residui sono una white noise. Per quanto riguarda la normalità si può dire che la serie segue un andamento lineare con eccezione di 5 valori outlier. Come si può notare anche dal grafico dei residui (fig.), c'è la presenza di 5 picchi dovuti probabilmente ai cambiamenti nel corso degli anni.

Test Unit Root

Tabella 5.2.1 Test Unit Root con trend e costante

Null Hypothesis: YT has a unit root

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.294594	0.4333
Test critical values: 1% level	-4.035648	
5% level	-3.447383	
10% level	-3.148761	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(YT)

Method: Least Squares

Date: 02/28/07 Time: 14:23

Sample(adjusted): 1976:1 2006:1

Included observations: 121 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
YT(-1)	-0.066795	0.029110	-2.294594	0.0235
C	-12.63618	45.80027	-0.275898	0.7831
@TREND(1975:4)	7.038696	2.682531	2.623901	0.0098
R-squared	0.064500	Mean dependent var		83.89752
Adjusted R-squared	0.048644	S.D. dependent var		244.0860
S.E. of regression	238.0754	Akaike info criterion		13.80753
Sum squared resid	6688227	Schwarz criterion		13.87685
Log likelihood	-832.3557	F-statistic		4.067854
Durbin-Watson stat	1.995561	Prob(F-statistic)		0.019570

Si considera il modello nella forma generale

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + a_2 t + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t$$

$$\Delta y_t = -12.636 - 0.066 y_{t-1} + 7.038 t$$

Seguendo i passi illustrati nel capitolo precedente, si verifica l'ipotesi nulla del tipo $\gamma = 0$. La statistica test per γ ha la significatività pari a 0.0235 e pertanto l'ipotesi nulla viene accettata al livello di 1%. Si conclude che la serie y_t contiene una radice unitaria. Va ricordato che nel caso cui l'ipotesi nulla viene rifiutata non c'è bisogno di procedere ulteriormente.

Adesso si determina se il modello contiene troppi regressori che può ridurre la potenza del test. Il secondo passo è quello di verificare l'ipotesi nulla del tipo $a_2 = \gamma = 0$. Il calcolo del test avviene eseguito nel seguente modo

$$\phi_i = \frac{(SSR_r - SSR_c) / r}{SSR_c / (N - k)} = \frac{(7078459 - 6688227) / 2}{6688227 / (121 - 3)} = 3.442$$

SSR_r = la somma quadratico dei residui del modello ridotto

SSR_c = la somma quadratico dei residui del modello completo

r = numero di restrizioni

N = numero di osservazioni

k = numero dei parametri stimati nel modello completo

Il risultato ottenuto è la seguente $\phi_3 = 3.442$ che confrontato con la distribuzione empirica di ϕ di Dickey-Fuller (1981) con la numerosità $N=121$ pari a 6.49 porta ad accettare l'ipotesi nulla. La serie y_t contiene una radice unitaria. Dal risultato ottenuto, ci porta a stimare il modello senza il trend.

Si considera la nuova forma del modello senza il trend:

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t$$

$$\Delta y_t = 46.425 + 0.007 y_{t-1}$$

Tabella 5.2.2 Test Unit Root con costante e senza trend

Null Hypothesis: YT has a unit root		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		1.091747	0.9973
Test critical values:	1% level	-3.485115	
	5% level	-2.885450	
	10% level	-2.579598	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(YT)

Method: Least Squares

Date: 02/28/07 Time: 12:35

Sample(adjusted): 1976:1 2006:1

Included observations: 121 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
YT(-1)	0.007520	0.006888	1.091747	0.2771
C	46.42501	40.86187	1.136145	0.2582
R-squared	0.009917	Mean dependent var		83.89752
Adjusted R-squared	0.001597	S.D. dependent var		244.0860
S.E. of regression	243.8911	Akaike info criterion		13.84771
Sum squared resid	7078459	Schwarz criterion		13.89392
Log likelihood	-835.7865	F-statistic		1.191911
Durbin-Watson stat	2.030885	Prob(F-statistic)		0.277150

L'ipotesi nulla $\gamma = 0$ non viene rifiutata: la significatività del parametro γ è pari a 0.2771 che è maggiore del livello di soglia $\alpha = 0.05$. Si procede a verificare l'ipotesi $a_0 = \gamma = 0$ utilizzando la statistica ϕ_1 .

Tabella 5.2.3 Test Unit Root senza costante e senza trend

Null Hypothesis: D(YT) has a unit root		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-9.782083	0.0000
Test critical values:	1% level	-2.584375	
	5% level	-1.943516	
	10% level	-1.614956	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(YT,2)
 Method: Least Squares
 Date: 02/28/07 Time: 16:23
 Sample(adjusted): 1976:2 2006:1
 Included observations: 120 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(YT(-1))	-0.892746	0.091263	-9.782083	0.0000
R-squared	0.445705	Mean dependent var		1.014167
Adjusted R-squared	0.445705	S.D. dependent var		346.2625
S.E. of regression	257.7957	Akaike info criterion		13.95051
Sum squared resid	7908578	Schwarz criterion		13.97374
Log likelihood	-836.0306	Durbin-Watson stat		2.016095

$$\phi_1 = \frac{(7908578 - 7078459) / 2}{7078459 / (120 - 3)} = 6.86$$

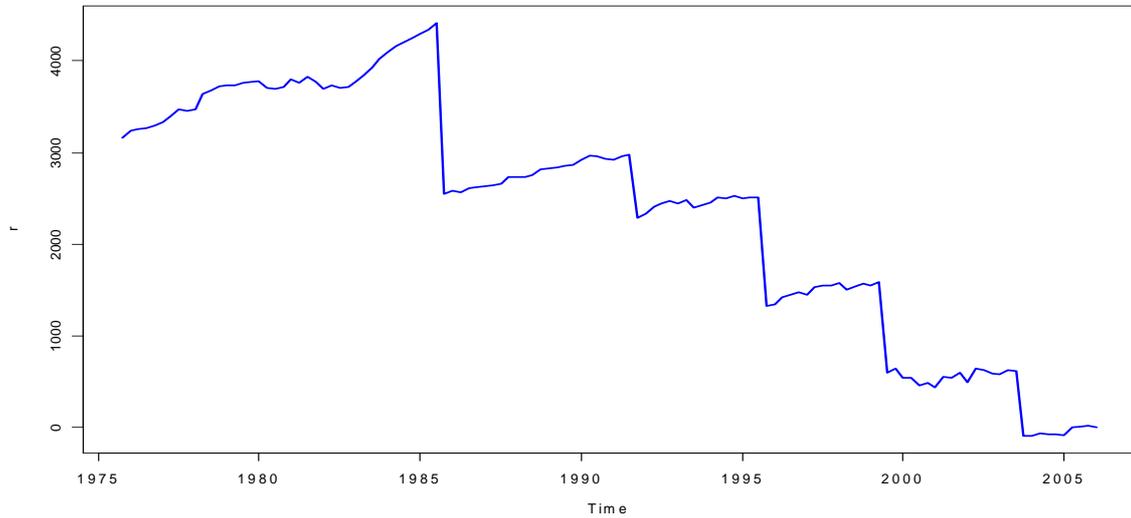
Il valore del test ottenuto è superiore al valor di soglia al livello 5% (4.71) e questo significa il rifiuto dell'ipotesi nulla. Il test per γ è statisticamente non significativo, pertanto si può concludere che la serie da considerare ha una radice unitaria ed nel modello finale contiene il termine costante.

Il modello finale è del tipo

$$\Delta y_t = 46.425 + 0.007 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

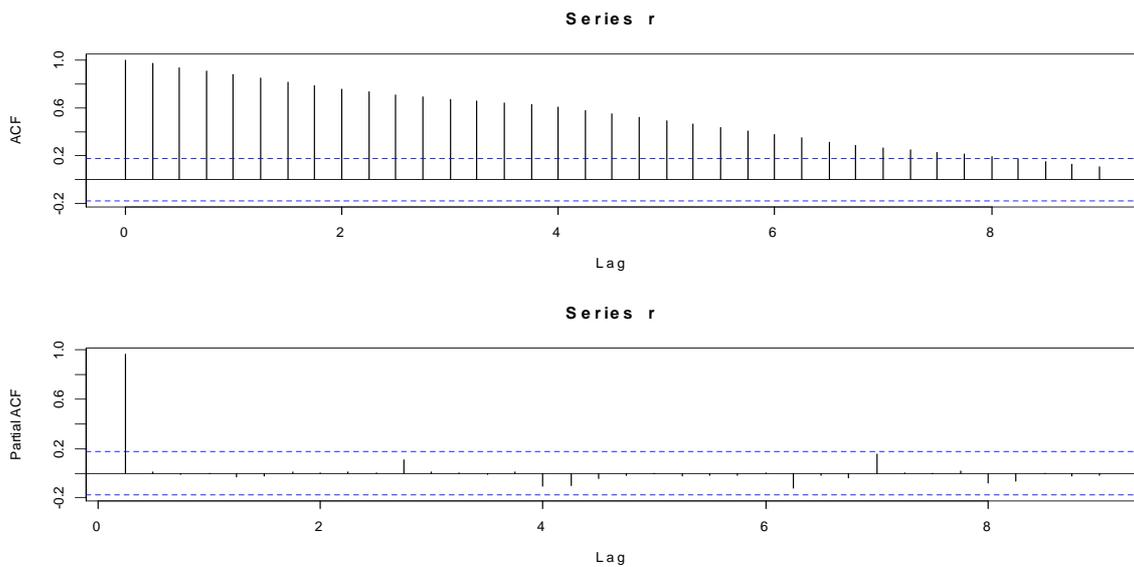
Consideriamo ora la serie revisionata $R_t = y_t^l - y_t^f$. Si procede ad analizzare la serie R_t .

Figura 5.2.7 Grafico: First estimate y_t^f



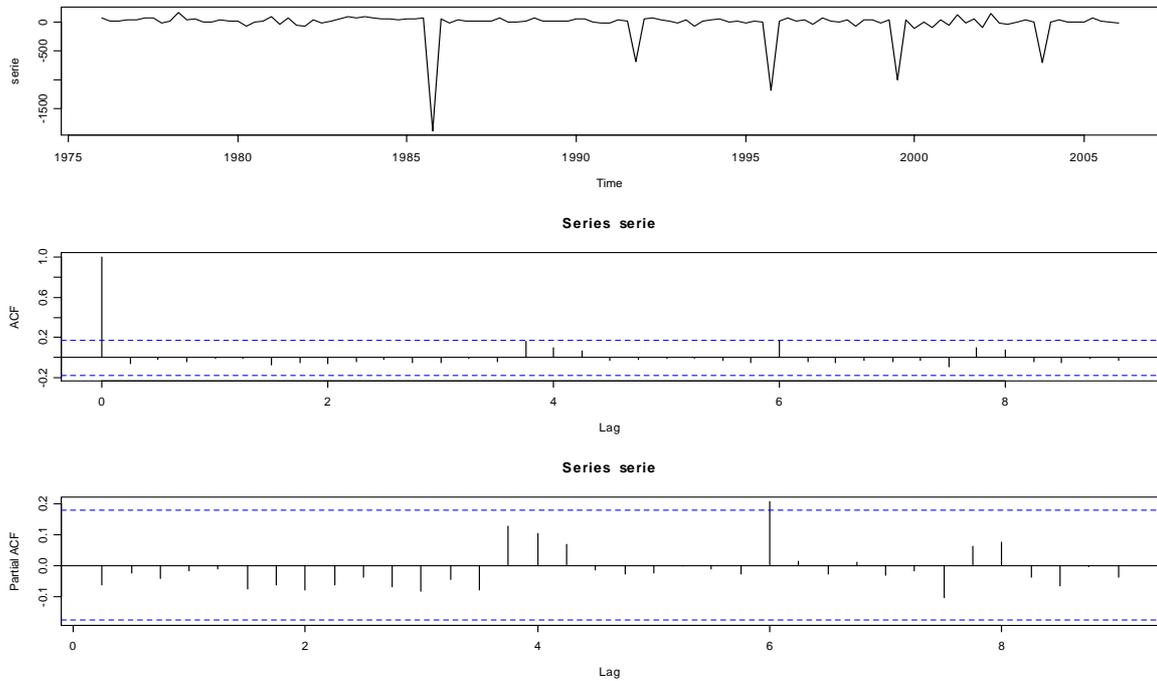
Come si può notare dal grafico, la serie mostra un andamento decrescente con varie cambiamenti di struttura. La serie R_t non è stazionaria. Si verifica i ritardi delle autocorrelazioni.

Figura 5.2.8 Correlogramma globale e parziale della serie R_t



I ritardi di ACF decresce a zero molto lentamente: condizione sufficiente per dire che la serie non è stazionaria in trend.

Figura 5.2.9 Correlogramma globale e parziale della serie R_t dopo aver differenziato



La serie R_t differenziata di ordine 1 è stazionaria. Il modello adeguato potrebbe essere un ARIMA(0,1,0). Procedo a stimare modello.

Figura 5.2.10 Correlogramma dei residui della serie y_i^f

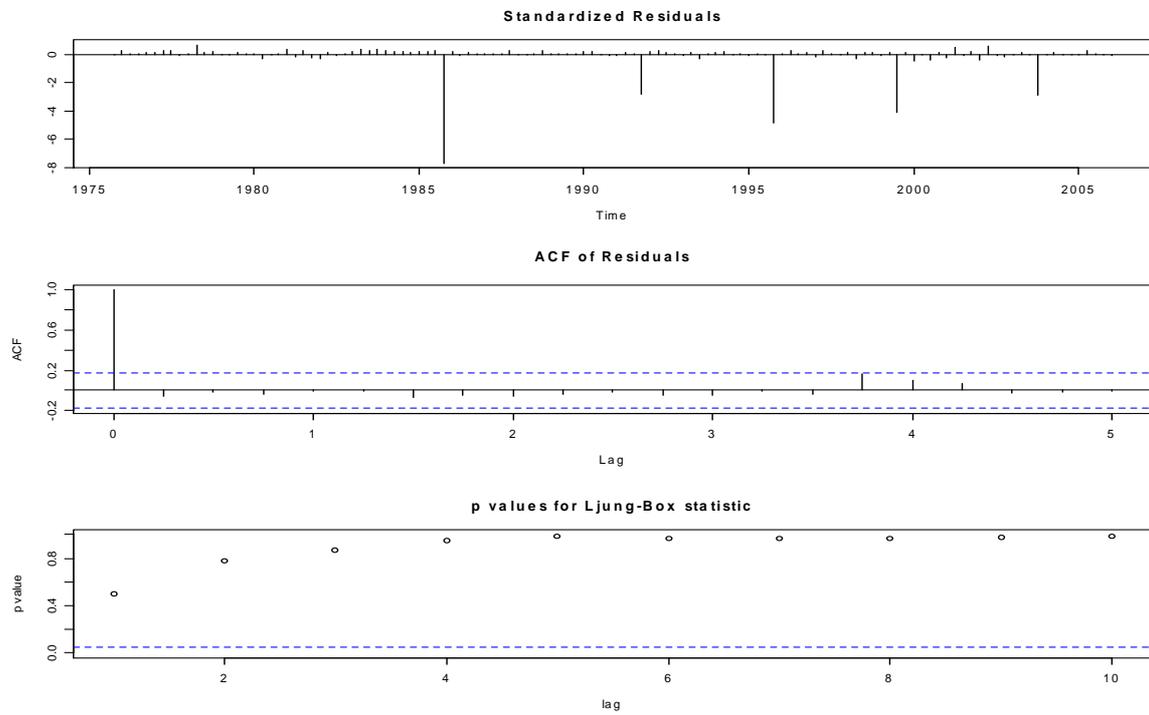
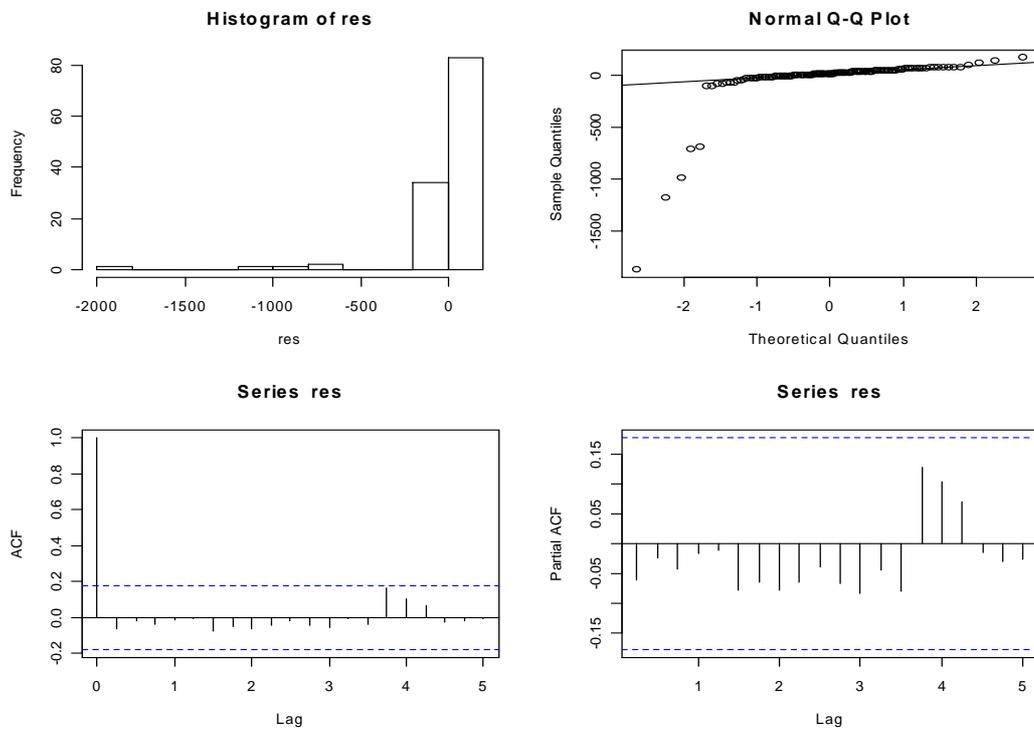


Figura 5.2.11 Grafici dei residui



I residui sono un white noise in quanto i ritardi di ACF e PACF sono all'interno alla banda di confidenza. Nel grafico di normalità è presente 5 valori anomali dovuti ai cambiamenti di struttura.

Test Unit Root

Si considera il modello nella forma generale

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t$$

Tabella 5.2.4 Test Unit Root della serie R_t con costante

Null Hypothesis: REV has a unit root

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.309563	0.9191
Test critical values:		
1% level	-3.485115	
5% level	-2.885450	
10% level	-2.579598	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(REV)
 Method: Least Squares
 Date: 03/07/07 Time: 15:11
 Sample(adjusted): 1976:1 2006:1
 Included observations: 121 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
REV(-1)	-0.005283	0.017065	-0.309563	0.7574
C	-13.65528	46.11893	-0.296088	0.7677
R-squared	0.000805	Mean dependent var		-26.18182
Adjusted R-squared	-0.007592	S.D. dependent var		242.4584
S.E. of regression	243.3770	Akaike info criterion		13.84349
Sum squared resid	7048653	Schwarz criterion		13.88970
Log likelihood	-835.5312	F-statistic		0.095830
Durbin-Watson stat	2.111617	Prob(F-statistic)		0.757434

L'ipotesi nulla $\gamma = 0$ non viene rifiutata: il modello contiene una radice unitaria. Si procede allora alla verifica dell'ipotesi nulla $a_0 = \gamma = 0$ utilizzando il test ϕ_1 .

$$\phi_1 = \frac{(7053846 - 7048653) / 2}{7048653 / (121 - 3)} = 0.043$$

Il risultato ottenuto porta ad accettare l'ipotesi nulla $a_0 = \gamma = 0$. Si stima il modello senza la costante.

Tabella 5.2.5 Test Unit Root della serie R_t senza costante

Null Hypothesis: REV has a unit root

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.191330	0.2127
Test critical values: 1% level	-2.584214	
5% level	-1.943494	
10% level	-1.614970	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(REV)
 Method: Least Squares
 Date: 03/07/07 Time: 15:19
 Sample(adjusted): 1976:1 2006:1
 Included observations: 121 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
REV(-1)	-0.009716	0.008155	-1.191330	0.2359
R-squared	0.000069	Mean dependent var	-26.18182	
Adjusted R-squared	0.000069	S.D. dependent var	242.4584	
S.E. of regression	242.4501	Akaike info criterion	13.82770	
Sum squared resid	7053846	Schwarz criterion	13.85080	
Log likelihood	-835.5758	Durbin-Watson stat	2.100723	

Il modello finale, senza trend ed intercetta, presenta una radice unitaria in quanto accetta l'ipotesi nulla (0.2359). Il modello finale è nella forma

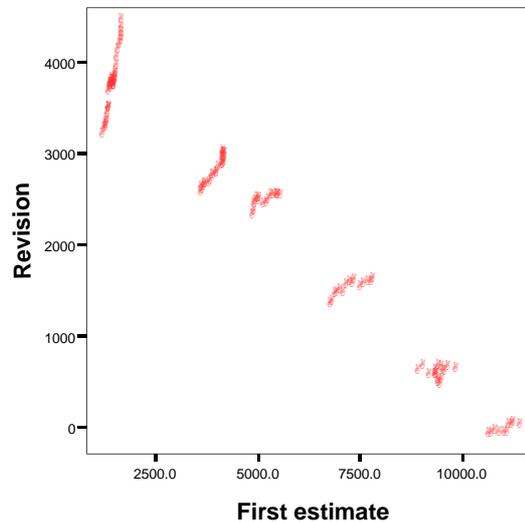
$$\Delta y_t = -0.009y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Le serie y_t^f e R_t sono entrambe I(1)

$$\begin{matrix} R_t \sim I(1) \\ y_t^f \sim I(1) \end{matrix} \Rightarrow \alpha R_t + \beta y_t^f \sim I(0) \Rightarrow R_t, y_t^f \sim CI(1,1)$$

La combinazione lineare di due serie è stazionario e CI(1,1) indica l'ordine di cointegrazione.

Figura 5.2.12 Grafico di dispersione tra la revisione e la stima iniziale



come si può notare dal grafico di dispersione, le due serie hanno trend in comune. Più specifico un trend lineare decrescente.

Si considera la relazione $R_t = \alpha + \beta y_t^f + \varepsilon_t$ detto anche “long-run equilibrium equation” oppure “regressione cointegrata”. Si analizza i coefficienti.

Tabella 5.2.6 Stima dei coefficienti

Stima dei coefficienti

Modello	Coefficienti non standardizzati		Coefficienti standardizzati	t	Sig.
	B	Errore std.	Beta		
1	(Costante)	4336.148	43.023	100.787	.000
	First estimate	-.394	.007	-54.930	.000

a Variabile dipendente: Revision

$$R_t = 4336.148 - 0.394y_t^f + \varepsilon_t$$

Entrambi i parametri sono significativi. Sebbene i coefficienti stimati sono una stima consistente per i veri valori, questo non è detto per le stime degli standard error.

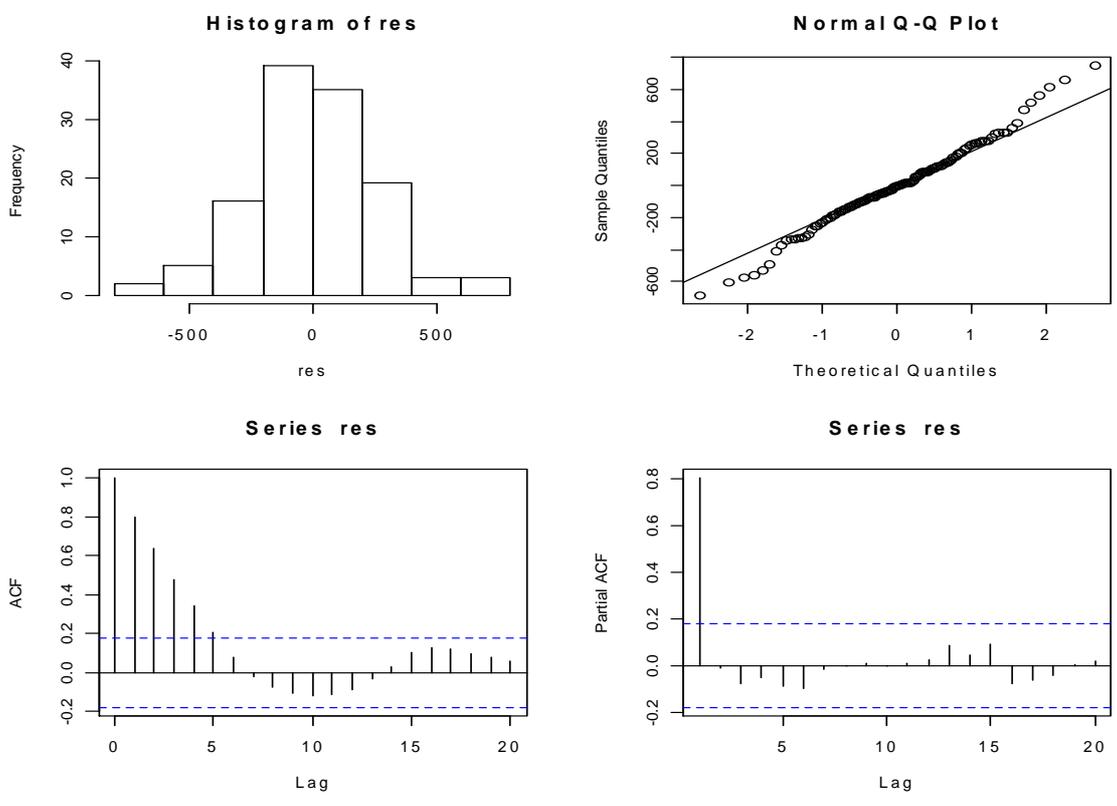
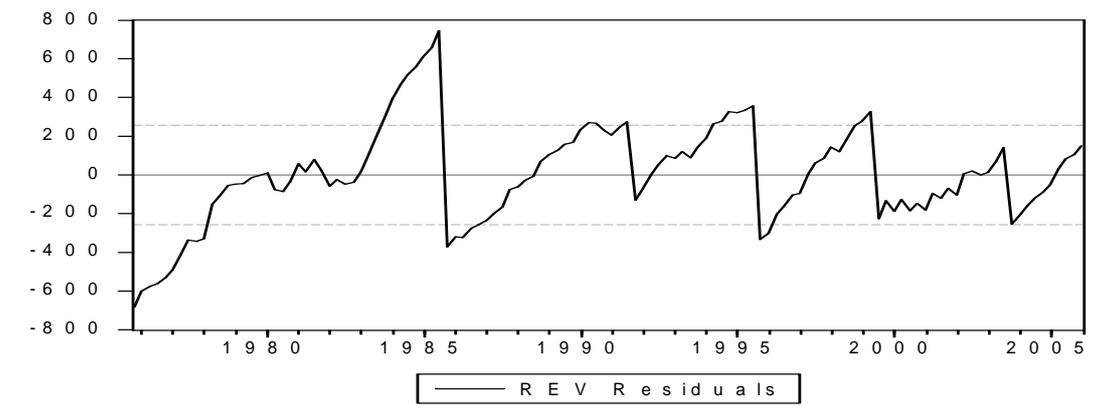
L'errore di equilibrio è dato dall'equazione

$$\varepsilon_t = R_t - \alpha - \beta y_t^f$$

La serie è stazionaria quando $\varepsilon_t \sim I(0)$ e $E(\varepsilon_t) = 0$.

Le serie, y_t^f e R_t , sono cointegrate quando l'errore di equilibrio è stazionario, ossia $\varepsilon_t \sim I(0)$. Per verificare la stazionarietà viene utilizzato il test unit root sui residui della regressione stimata.

Figura 5.2.13 Grafico dei residui della serie R_t



Come si può vedere dai grafici, i residui non sono un white noise. ACF decresce velocemente a zero, mentre PACF presenta un solo ritardo significativo: potrebbe essere un AR(1). C'è presenza di correlazione seriale nei residui.

Si utilizza il test di Dickey-Fuller per determinare l'ordine di integrazione. Si considera l'autoregressione dei residui:

$$\Delta \hat{\epsilon} = a \hat{\epsilon}_{t-1} + u_t$$

Bisogna notare che il modello non include la costante perché la costruzione della regressione dei residui è centrato attorno allo zero.

Nel caso in cui si accetta l'ipotesi nulla $H_0 : a = 0$, si può concludere che la serie contiene una radice unitaria. Pertanto, le serie y_t^f e R_t non saranno cointegrate.

Tabella 5.2.6 Test Unit Root dei residui della serie R_t

Null Hypothesis: RES_FIT has a unit root

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.942498	0.0001
Test critical values: 1% level	-2.584214	
5% level	-1.943494	
10% level	-1.614970	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(RES_FIT)

Method: Least Squares

Date: 03/08/07 Time: 14:28

Sample(adjusted): 1976:1 2006:1

Included observations: 121 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RES_FIT(-1)	-0.196825	0.049924	-3.942498	0.0001
R-squared	0.112787	Mean dependent var		6.880362
Adjusted R-squared	0.112787	S.D. dependent var		149.6449
S.E. of regression	140.9535	Akaike info criterion		12.74297
Sum squared resid	2384146	Schwarz criterion		12.76607
Log likelihood	-769.9495	Durbin-Watson stat		2.003563

Il test unitroot dei residui rifiuta l'ipotesi nulla: si può fare cointegrazione tra y_t^f e R_t .

Stima ECM

y_t^f e R_t sono cointegrati. I residui di equilibrio possono essere utilizzati per stimare modello di correzione degli errori (ECM).

La forma ECM per le serie y_t^f e R_t è la seguente

$$\begin{aligned}\Delta R_t &= \alpha_1 + \lambda_R (R_{t-1} - \beta y_{t-1}) + \alpha_{11} \Delta R_{t-1} + \alpha_{12} \Delta y_{t-1} + u_t \\ \Delta y_t &= \alpha_2 + \lambda_y (R_{t-1} - \beta y_{t-1}) + \alpha_{21} \Delta R_{t-1} + \alpha_{22} \Delta y_{t-1} + u_t\end{aligned}$$

dove $\hat{\varepsilon}_t = y_{t-1} - \beta R_t$ e u_t è un white noise. I due modelli diventano

$$\begin{aligned}\Delta R_t &= \alpha_1 + \lambda_y \hat{\varepsilon}_{t-1} + \alpha_{11} \Delta R_{t-1} + \alpha_{12} \Delta y_{t-1} + u_t \\ \Delta y_t &= \alpha_2 + \lambda_R \hat{\varepsilon}_{t-1} + \alpha_{21} \Delta R_{t-1} + \alpha_{22} \Delta y_{t-1} + u_t\end{aligned}$$

Tabella 5.2.7 Stima dei coefficienti del modello ECM

Vector Error Correction Estimates		
Sample(adjusted): 1976:3 2006:1		
Cointegrating Eq:	CointEq1	
REV(-1)	1.000000	
F(-1)	0.404261	
	(0.02024)	
	[19.9700]	
C	-4397.062	
Error Correction:	D(REV)	D(F)
CointEq1 (λ)	-0.355408	0.350633
	(0.09236)	(0.09242)
	[-3.84804]*	[3.79379]*
D(REV(-1))	-0.512228	0.762641
	(0.46388)	(0.46419)
	[-1.10422]	[1.64293]
D(REV(-2))	0.492611	-0.269929
	(0.45850)	(0.45880)
	[1.07441]	[-0.58833]
D(F(-1))	-0.559232	0.829103
	(0.46191)	(0.46222)
	[-1.21070]	[1.79375]
D(F(-2))	0.462363	-0.239259
	(0.45852)	(0.45883)
	[1.00837]	[-0.52145]
C	-20.01771	48.98283
	(36.6045)	(36.6291)
	[-0.54687]	[1.33727]
R-squared	0.139251	0.150017
Adj. R-squared	0.101164	0.112407
Sum sq. resids	6061747.	6069911.
S.E. equation	231.6113	231.7672
F-statistic	3.656193	3.988776
Log likelihood	-813.7376	-813.8177

Akaike AIC	13.77710	13.77845
Schwarz SC	13.91723	13.91857
Mean dependent	-27.38487	84.95714
S.D. dependent	244.2978	246.0057
Determinant Residual Covariance		1.18E+08
Log Likelihood		-1437.351
Log Likelihood (d.f. adjusted)		-1443.507
Akaike Information Criteria		24.49592
Schwarz Criteria		24.82288

Riepilogo dei modelli stimati

$$R_t = 4397.06 - 0.40y_t^f + \varepsilon_t$$

$$\Delta R_t = -20.01 - 0.35(R_{t-1} + 0.40y_{t-1} - 4397.06) - 0.51\Delta R_{t-1} + 0.49\Delta R_{t-2} - 0.55\Delta y_{t-1} + 0.46\Delta y_{t-2} + u_t$$

$$\Delta y_t = 48.98 + 0.35(R_{t-1} + 0.40y_{t-1} - 4397.06) + 0.76\Delta R_{t-1} + 0.26\Delta R_{t-2} + 0.82\Delta y_{t-1} - 0.23\Delta y_{t-2} + u_t$$

I test statistici utilizzati nei modelli VECM sono appropriati quando tutti i coefficienti sono stazionari, ossia ΔR_t e i suoi ritardi, Δy_t e i suoi ritardi, e $\hat{\varepsilon}_{t-1}$ sono $I(0)$. Come viene affermato dai grafici di autocorrelazioni, i coefficienti sono stazionari. Nel caso in cui i residui sono correlati serialmente

Figura 5.2.14 Grafici dei autocorrelazioni seriali

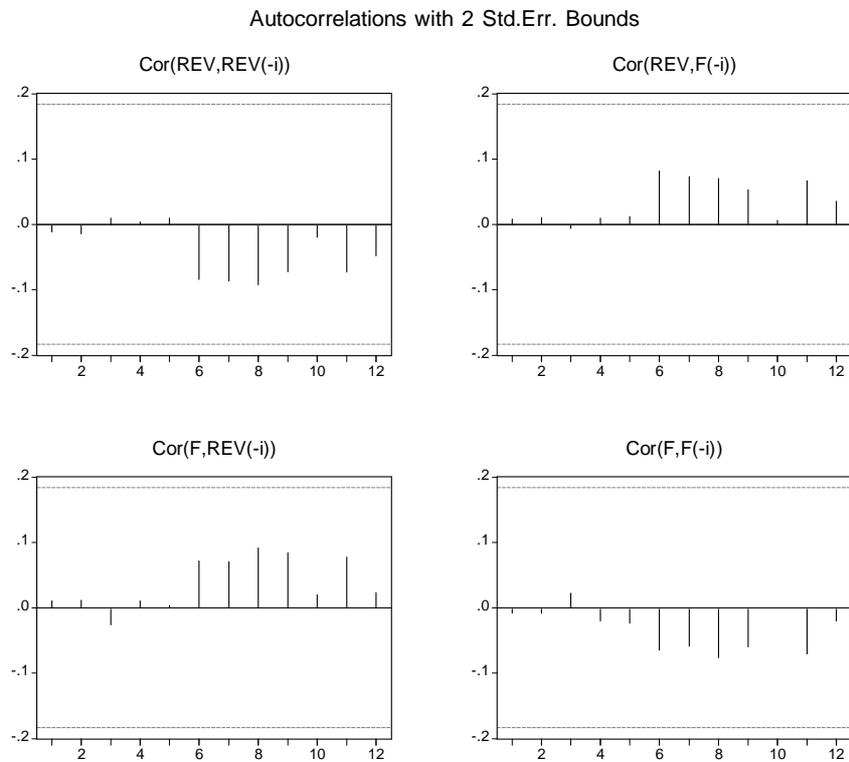


Tabella 5.2.8: Test LM per la verifica di autocorrelazioni seriali nei residui

VEC Residual Serial Correlation LM Tests

H0: no serial correlation at lag order h

Date: 03/12/07 Time: 15:53

Sample: 1975:4 2006:1

Included observations: 119

Lags	LM-Stat	Prob
1	1.328810	0.8565
2	2.226686	0.6941
3	1.176310	0.8820
4	1.573546	0.8135
5	1.772003	0.7776
6	2.275477	0.6852
7	2.143952	0.7093
8	6.568183	0.1605
9	3.885485	0.4217
10	4.173413	0.3830
11	0.853607	0.9311
12	9.291876	0.0542

Probs from chi-square with 4 df.

E' importante chiarire la relazione tra cointegrazione ed efficienza. Il vintage preliminare può essere un predittore distorto ed inefficiente del vintage finale, ma i due possono essere cointegrati. Pertanto la cointegrazione è necessaria, ma non sufficiente per la distorsione e l'efficienza. Per risolvere questo problema bisogna investigare sulla similarità tra i vintages in termine di di "serial correlation common factor" (SCCF). I successivi vintage hanno SCCF se è possibile definire una combinazione lineare dei loro cicli. In altre parole si vuole verificare se una combinazione dei vintage è un white noise. Il test per la verifica di correlazioni seriali nei residui non risulta significativo per nessun ritardo e quindi possiamo affermare che la combinazione lineare tra i vintage è un white noise.

Tabella 5.2.9: Causalità di Granger

VEC Granger Causality/Block Exogeneity Wald Tests

Date: 03/10/07 Time: 21:23

Sample: 1975Q4 2006Q1

Included observations: 119

Dependent variable: D(REV)

Excluded	Chi-sq	Df	Prob.
D(F)	1.856527	2	0.3952
All	1.856527	2	0.3952

Dependent variable: D(F)

Excluded	Chi-sq	Df	Prob.
D(REV)	2.716744	2	0.2571
All	2.716744	2	0.2571

Il test di Wald non rigetta l'ipotesi nulla: R_t non causa y_t^f e viceversa.

6. CAMBIAMENTO DI STRUTTURA

Per una corretta analisi del test unit root ha una grande importanza considerare il cambiamento di struttura delle serie storiche. Infatti, quando si presentano break strutturali nel modello, il test DF risulta distorto.

Perron (1989) ha sviluppato una procedura per verificare la presenza di radici unitarie in condizione di cambiamenti strutturali al tempo $t = \tau + 1$. Egli considera l'ipotesi nulla di un salto di livello in processo unit root contro l'alternativa di un cambiamento nell'intercetta di un processo stazionario con trend.

$$\begin{aligned}H_0 : y_t &= a_0 + y_{t-1} + u_1 D_p + \varepsilon_t \\H_1 : y_t &= a_0 + a_2 t + u_2 D_L + \varepsilon_t\end{aligned}$$

dove D_p rappresenta una variabile dummy (*pulse*) tale che $D_p = 1$ se $t = \tau + 1$ e zero altrimenti, e D_L rappresenta una variabile dummy (*level*) tale che $D_L = 1$ se $t > \tau$ e zero altrimenti.

Sotto l'ipotesi nulla, y_t è un processo unit root con un salto in livello della sequenza in periodo $t = \tau + 1$. Sotto l'ipotesi alternativa, y_t è un processo trend stazionario con un salto in intercetta. La tecnica di Perron può essere implementata in quattro passi:

Passo 1:

Eliminare il trend del modello stimato e chiamare i residui \hat{y}_t . Così ogni valore di \hat{y}_t sono i residui della regressione $y_t = a_0 + a_2 t + u_2 D_L + \hat{y}_t$.

Passo 2:

Stimare la regressione $\hat{y}_t = a_1 \hat{y}_{t-1} + \hat{\varepsilon}_t$. Sotto l'ipotesi nulla di una radice unitaria, il valore di a_1 è unitario. Perron ha dimostrato che quando i residui sono identicamente e indipendentemente distribuiti, la distribuzione di a_1 dipende dalla proporzione delle

osservazioni fino al break. Denota questa proporzione con $\lambda = \tau/T$, dove T è numero totale delle osservazioni.

Passo 3:

Controllo diagnostico per determinare se i residui del *Passo 2* sono correlati serialmente. Se c'è una correlazione seriale, si utilizza la seguente regressione:

$$\hat{y}_t = a_1 \hat{y}_{t-1} + \sum_{i=1}^k \beta_i \Delta \hat{y}_{t-i} + \varepsilon_t$$

Passo 4:

calcolare test-t per la verifica dell'ipotesi nulla $H_0 : a_1 = 1$. Il risultato può essere comparato con il valore critico calcolato da Perron. Il valore critico è identico a quello di Dickey-Fuller quando $\lambda = 0$ e $\lambda = 1$. Non c'è cambiamento strutturale a meno che $0 < \lambda < 1$. La massima differenza è quando $\lambda = 0.5$. Quando un test statistico è più grande del valore critico è possibile rifiutare l'ipotesi nulla della presenza di una radice unitaria.

I risultati ottenuti dal lavoro di Perron (1989) indica che la maggior parte delle variabili macroeconomiche non sono caratterizzate dal processo unit root. Mentre le variabili appaiono essere serie storiche con insiemi di break strutturali.

Bai e Perron (1998) hanno presentano, invece, una teoria relativa alla distribuzione degli stimatori e test statistici nei modelli lineari con cambiamenti multipli di struttura.

In primo luogo, hanno considerato il problema di stima nei break strutturali e hanno presentato un algoritmo per ottenere un minimizzatore globale della somma quadratica dei residui. Questi algoritmi è basato sul principio della programmazione dinamico e richiede molte operazioni di minimi quadrati per ogni numero di break.

In secondo luogo, hanno considerato il problema della forma degli intervalli di confidenza per ogni break sotto varie ipotesi di struttura dei dati e degli errori. Terzo, hanno verificato il cambiamento di struttura sotto vari condizioni generali sui dati e sugli errori. Infine, hanno stimato i numeri dei break.

6.1 Il modello

Si considera una regressione lineare multipla con m break:

$$\begin{aligned}
 y_t &= x_t^T \beta + z_t^T \delta_1 + u_t & t = 1, \dots, T_1 \\
 y_t &= x_t^T \beta + z_t^T \delta_2 + u_t & t = T_1 + 1, \dots, T_2 \\
 &\cdot \\
 &\cdot \\
 y_t &= x_t^T \beta + z_t^T \delta_{m+1} + u_t & t = T_m + 1, \dots, T
 \end{aligned}$$

In questo modello, y_t è la variabile dipendente al tempo t ; x_t ($p \times 1$) e z_t ($q \times 1$) sono vettori di covarianza e β e δ_j ($j = 1, \dots, m+1$) sono corrispondenti vettori di coefficienti; u_t è il componente di disturbo al tempo t . Gli indici (T_1, \dots, T_m), o break points, sono trattati come non noti. Quando $p=0$, si ottiene un puro modello con il cambiamento di struttura dove tutti i coefficienti sono soggetti al cambiamento. La varianza di u_t è costante. I break in varianza si verificano quando ci sono i break nei parametri di regressione.

La regressione lineare multipla può essere espressa in forma matriciale come

$$Y = X\beta + \bar{Z}\delta + U$$

dove $Y = (y_1, \dots, y_T)^T$, $X = (x_1, \dots, x_T)^T$, $U = (u_1, \dots, u_T)^T$, $\delta = (\delta_1^T, \dots, \delta_{m+1}^T)$ e $\bar{Z} = \text{diag}(Z_1, \dots, Z_{m+1})$ con $Z = z_{T_{j-1}+1}, \dots, z_{T_j}$. Il metodo di stima considerato è basato principalmente sui minimi quadrati. Per ogni ripartizione m (T_1, \dots, T_m), le stime dei minimi quadrati di β e δ_j sono ottenuti minimizzando la somma dei quadrati dei residui

$$(Y - X\beta - \bar{Z}\delta)^T (Y - X\beta - \bar{Z}\delta) = \sum_{i=1}^{m+1} \sum_{t=T_{i-1}+1}^{T_i} [y_t - x_t^T \beta - z_t^T \delta_i]^2$$

Per eliminare l'analisi asintotica, bisogna imporre una restrizione sui dati di break. In particolare, ogni break deve essere asintoticamente distinto e limitato dal confine del

campione. In modo formale $\lambda_i = T_i / T$ ($i = 1, \dots, m$) e definire $\varepsilon = h/T$ un parametro di taglio il quale impone una lunghezza minima per un segmento.

$$\varepsilon : \Lambda_\varepsilon = \{(\lambda_1, \dots, \lambda_m); |\lambda_{i+1} - \lambda_i| \geq \varepsilon, \lambda_1 \geq \varepsilon, \lambda_m \leq 1 - \varepsilon\}$$

Per ogni m partizione (T_1, \dots, T_m) , denotato $\{T_j\}$, le stime minimi quadrati di β e δ_j

sono ottenute minimizzando la somma quadratica dei residui $\sum_{i=1}^{m+1} \sum_{t=T_{i-1}+1}^{T_i} (y_t - x_t' \beta - z_t' \delta_i)^2$

dove $T_0 = 0$ e $T_{m+1} = T$. $\hat{\beta}(\{T_j\})$ e $\hat{\delta}(\{T_j\})$ indicano i risultati stimati. Si denota la somma quadratica dei residui come $S_T(T_1, \dots, T_m)$, e quindi i punti di break stimati sono tali che

$$(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_m) = \arg \min_{(T_1, \dots, T_m)} S_T(T_1, \dots, T_m)$$

dove la minimizzazione rileva tutte partizioni (T_1, \dots, T_m) tale che $T_i - T_{i-1} \geq h$. Notare che h è il numero minimo di osservazioni in ogni segmento ($h \geq q$, non dipende da T). pertanto, gli stimatori break-points sono minimizzatori globali della funzione. Infine, i parametri stimati della regressione sono stime dei minimi quadrati associati al partizione m $\{\hat{T}_j\}$, dove $\hat{\beta} = \hat{\beta}(\{\hat{T}_j\})$ e $\hat{\delta} = \hat{\delta}(\{\hat{T}_j\})$.

6.2 Test per stabilità e break strutturale

Nella letteratura economica ci sono varie test per verificare la presenza di break strutturali. Queste test possono essere classificate in due gruppi:

- a) test per un singolo cambiamento di struttura (Chow, 1960)
- b) test per multipli cambiamenti di struttura (Bai e Perron, 1998)

6.2.1 Caso di un singolo cambiamento di struttura

Chow (1960) considera un test per un singolo cambiamento strutturale il quale impone che il break strutturale deve essere noto a priori e utilizza il test F. Il fatto di considerare un break noto a priori per questo test implica che si va incontro a due scelte: a) sceglie un

break arbitrario; o b) scegliere un break basato qualche caratteristica noto della serie. Di conseguenza i risultati possono essere sensibili per queste scelte arbitrarie, e pertanto, il ricercatore può facilmente arrivare alla conclusione.

Nel caso in cui i break strutturali non sono noti a priori, il problema diventa complicato nel senso che questo break è un parametro che è presente solamente sotto l'ipotesi alternativa del break strutturale.

Nel nostro caso di studio, visto che si utilizza la regressione lineare $R_t = \alpha + \beta X_t^p + \varepsilon_t$ è consigliabile utilizzare il test di Wald per la verifica dei break di struttura. Wald test è costruito con la forma omoschedastico della matrice di covarianza dei residui

$$\sup W_T = \sup_{T_1 \in [\pi T_1(1-\pi)T]} W_T(T_1)$$

dove $\pi \in (0,0.5)$

$$W_T(T_1) = \frac{\bar{S}_T - S_T(T_1)}{S_T(T_1)/(T - p - q)}$$

\bar{S}_T è la somma quadratica dei residui sotto l'ipotesi nulla e $S_T(T_1)$ è la somma quadratica dei residui sotto l'ipotesi alternativa, la quale dipende solamente dal break-point T_1 . Per un procedimento asintotico si può utilizzare \hat{T}_1 per ottenere la minimizzazione della somma quadratica dei residui. Il test è allora

$$\sup W_T = W_T(\hat{T}_1)$$

dove \hat{T}_1 è ottenibile anche dalla massimizzazione della statistica $W_T(T_1)$.

Test di Chow in pratica

Il test di Chow è progettato per verificare la stabilità dei parametri. Lo scopo dell'analisi

è vedere se i parametri del modello sono stati costati più volte nel periodo di studio. Si suppone che ci sono n osservazioni disponibili e l'idea di un break strutturale accade alla fine del periodo n_1 . Il break di struttura divide il data set in n_1 osservazioni prima del break e n_2 osservazioni dopo il break, dove $n_1 + n_2 = n$, il numero totale delle osservazioni.

Il test di Chow funziona in modo seguente:

1. Stimare il modello con il metodo dei minimi quadrati ordinari (OLS) utilizzando n osservazioni per generare la somma quadratica dei residui (RSS).
2. Stimare il modello con OLS utilizzando n_1 osservazioni per generare RSS_1 per il periodo prima del break.
3. Stimare il modello con OLS utilizzando n_2 osservazioni per generare RSS_2 per il periodo dopo il break.

Chow considera, in assenza di break strutturale, la somma quadratica dei residui è approssimabile come $RSS \cong RSS_1 + RSS_2$, oppure semplicemente la differenza $RSS - (RSS_1 + RSS_2)$. Quindi la statistica test F è data nel seguente forma:

$$F = \frac{RSS - (RSS_1 + RSS_2) / K}{(RSS_1 + RSS_2) / n - 2K} \sim F(K, n - 2k)$$

dove il numeratore ha una distribuzione chi-quadrato con K gradi di libertà e il denominatore ha una distribuzione chi-quadrato con $n - 2k$ gradi di libertà. K indica il numero dei parametri del modello (incluso intercetta) e n è il numero delle osservazioni. Il test F viene utilizzato per verificare la stabilità dei parametri di regressione ed è affidabile quando la varianza dell'errore rimane invariato. In altre parole, quando l'errore si comporta come un white noise. Quindi, prima di utilizzare il test di Chow bisogna controllare la varianza dell'errore.

Si considera il seguente modello di regressione:

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{2t} + u_t$$

$$u_t \sim iid(0, \sigma_2^2)$$

$$t = 1, 2, \dots, n$$

si suppone che un possibile break si verifica alla fine del periodo n_1 . La regressione per il periodo n_1+1, \dots, n , può essere espressa con nuovi parametri

$$\begin{aligned} Y_t &= \alpha_1 + \alpha_2 X_{2t} + u_t \\ u_t &\sim iid(0, \sigma_2^2) \\ t &= n+1, \dots, n \end{aligned}$$

Il test di Chow verifica la seguente ipotesi:

$$\begin{cases} H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 \\ H_1 : \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2 \end{cases}$$

quando l'ipotesi nulla viene accettata, i parametri sono stabili. Il test statistico è basato sulla stima della varianza d'errore utilizzando n_1 e n_2 osservazioni.

$$F = \frac{RSS_2 / n_2 - k}{RSS_1 / n_1 - k} \sim F(n_2 - k, n_1 - k)$$

Se $F > F_{n_2-k, n_1-k}^\alpha$, si rifiuta ipotesi nulla. Nel caso in cui l'ipotesi nulla viene accettata si procede a stimare il test di Chow.

$$\begin{cases} H_0 : \beta_1 = \alpha_1; \beta_2 = \alpha_2 \\ H_1 : \text{altrimenti} \end{cases}$$

Può accadere che il break point non fornisca gradi di libertà sufficienti per separare due regressioni e questo succede quando $n_1 < K$ o $n_2 < K$. Si suppone che $n_2 < K$, il test di Chow può essere eseguito nel seguente modo:

$$HF(n_2) = 1 / \frac{RSS_1}{n_1 - K} \sum_{t=1}^{n_2} e_{2t}^2 \sim \chi_{n_2}^2$$

dove $\sum_{t=1}^{n_2} e_{2t}^2$ è la somma quadratica dei errori di previsione ad un passo in avanti. Per

ottenere e_{2t} , bisogna stimare la regressione OLS oltre n_1 sotto campioni. Poi si utilizza questi parametri stimati insieme ai valori di regressori in ogni periodo oltre n_{1+1}, \dots, n per ottenere un errore di previsione ad un passo in avanti.

Se $HF(n_2) > \chi_{n_2}^{2(\alpha)}$ si rifiuta l'ipotesi nulla. Questo test è detto anche test di *Hendry forecast (HF)*. Se l'ipotesi nulle viene accettata si va al secondo passo

$$\begin{cases} H_0 : \beta_1 = \alpha_1; \beta_2 = \alpha_2 \\ H_1 : \text{altrimenti} \end{cases}$$

$$F = \left(\frac{RSS - RSS_1}{RSS_1} \right) \left(\frac{n_1 - K}{n_2} \right)$$

Se $F > F_{n_2-k, n_1-k}^\alpha$ si rifiuta l'ipotesi nulla, e quindi si conclude che l'ipotesi nulla non è consistente per i dati.

6.2.2 Caso di multipli cambiamenti strutturali

La maggior parte dei casi, una serie storica contiene più di un break strutturale. Bai e Perron (1998) hanno lavorato sulle analisi dei test la quale preclude la presenza dei regressori deterministici.

Un test di stabilità strutturale contro un numero fisso di break

Bai e Perron (1998) considerano sotto l'ipotesi nulla l'assenza di cambiamenti strutturali ($m=0$) contro l'alternativa ipotesi che c'è un numero fisso di break ($m=k$):

$$F_T(\lambda_1, \dots, \lambda_k; q) = \frac{1}{T} \left(\frac{T - (k+1)q - p}{kq} \right) \frac{\hat{\delta}' R' \left(R(\bar{Z}' M_X \bar{Z})^{-1} R' \right)^{-1} R \hat{\delta}}{SSR_k},$$

dove R è la matrice convenzionale tale che $(R\delta)' = (\delta'_1 - \delta'_2, \dots, \delta'_k - \delta'_{k+1})$, $M_X = 1 - X(X'X)^{-1}X'$ e SSR_k è la somma quadratica dei residui sotto l'ipotesi

alternativa, quale dipende dal dato di break (T_1, \dots, T_k) . Il test F è definito come

$$F_T(k; q) = \sup_{(\lambda_1, \dots, \lambda_k) \in A} F_T(\hat{\lambda}_1, \dots, \hat{\lambda}_k; q). \text{ Si può comunque ottenere equivalente versione}$$

asintotica utilizzando il data break di stima ottenuto dalla minimizzazione della somma quadratica dei residui. Il test allora è definito come

$$\sup F_T(k; q) = F_T(\hat{\lambda}_1, \dots, \hat{\lambda}_k; q),$$

dove le frazioni di break stimati $(\hat{\lambda}_1, \dots, \hat{\lambda}_k)$ sono ottenuti anche dalla massimizzazione della statistica F poiché gli stimatori di break sono consistenti in presenza di correlazioni seriali:

$$F_T(\lambda_1, \dots, \lambda_k; q) = \frac{1}{T} \left(\frac{T - (k+1)q - p}{kq} \right) \hat{\delta}' R' (R \hat{V}(\hat{\delta}) R')^{-1} R \hat{\delta},$$

dove $\hat{V}(\hat{\delta}) = (\bar{Z}' M_X \bar{Z} / T)^{-1}$ è la matrice di covarianza di $\hat{\delta}$.

Un test per la stabilità strutturale contro un ignoto numero di break

Il test è chiamato “*Double maximum*” ed è definito per i pesi fissati $\{a_1, \dots, a_M\}$:

$$D \max F_T(M, q, a_1, \dots, a_M) = \max_{1 \leq m \leq M} a_m \sup_{(\lambda_1, \dots, \lambda_m) \in A} F_T(\lambda_1, \dots, \lambda_m; q).$$

La versione asintotica equivalente è nella forma

$$D \max F_T(M, q, a_1, \dots, a_M) = \max_{1 \leq m \leq M} a_m F_T(\lambda_1, \dots, \lambda_m; q).$$

Bai e Perron (1998) fissa i pesi pari a 1 ($a_m = 1$) ed etichetta questa versione di test come $UD \max F_T(M, q)$. I pesi sono definiti come $a_1 = 1$ e per $m > 1$ come

$a_m = c(q, \alpha, 1) / c(q, \alpha, m)$, dove α è il livello di significatività del test e $c(q, \alpha, m)$ è il valore critico asintotico del test $\sup_{(\lambda_1, \dots, \lambda_m) \in A} F_T(\lambda_1, \dots, \lambda_m; q)$. Questa versione del test è denotata come $WD \max F_T(M, q)$.

Da notare che la significatività dei test $\sup F_T(k; q)$, $UD \max F_T(M, q)$ e $WD \max F_T(M, q)$ non forniscono abbastanza informazioni sull'esatto numero di break, ma indicano che è presente almeno un break.

Un test di l contro $(l+1)$ break

L'ultimo test sviluppato da Bai e Perron è il test di l contro $(l+1)$ break strutturali:

$$\sup F_T(l+1|l) = \left\{ S_T(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_l) - \min_{l \leq i \leq l+1} - \inf_{\tau \in A_{i,\varepsilon}} S_T(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_{i-1}, \tau, \hat{T}_i, \dots, \hat{T}_l) \right\} / \hat{\sigma}^2$$

dove $A_{i,\varepsilon} = \{\tau; \hat{T}_{i-1} + (\hat{T}_i - \hat{T}_{i-1})\varepsilon \leq \tau \leq \hat{T}_i - (\hat{T}_i - \hat{T}_{i-1})\varepsilon\}$, $S_T(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_{i-1}, \tau, \hat{T}_i, \dots, \hat{T}_l)$ è la somma quadratica dei residui risultato dalla stima dei minimi quadrati da ogni m partizioni (T_1, \dots, T_m) e $\hat{\sigma}^2$ è uno stimatore consistente sotto l'ipotesi nulla. Nel calcolo di questo test, considera $(l+1)$ sotto ipotesi nulla di stabilità contro l'alternativa ipotesi di un singolo break strutturale.

Si rifiuta l'ipotesi nulla e si conclude in favore del modello con $(l+1)$ cambiamenti strutturali se la somma quadratica dei residui ottenuta dalla stima del modello con l cambiamenti strutturali è sufficientemente grande dei valori minimali della somma quadratica dei residui. Pertanto il break point selezionato è complessivamente minimo. In altre parole, si conclude in favore del modello con $(l+1)$ cambiamenti strutturali se il massimo valore di $\sup F_T(l; q)$ è sufficientemente grande e il break scelto è complessivamente il massimo.

6.3 Stima del numero di break

Per lo studio e l'analisi del cambiamento strutturale del modello, la stima del numero di break ha un ruolo importante nella ricerca. Vengono illustrati la procedura basata su una sequenza di test e il criterio di scelta del modello.

La procedura sequenziale

Bai e Perron (1998) hanno suggerito un metodo basato su un'applicazione sequenziale del test $\sup F_T(l; q)$. La procedura sequenziale di stima del numero di break avviene in seguente modo:

1. Si stima il modello con un piccolo numero di break (il modello può non avere nessun break) utilizzando la minimizzazione globale della somma quadratica dei residui.
2. Si verifica la significatività del parametro per ogni sottocampioni utilizzando il test $\sup F_T(l; q)$.
3. Il processo viene ripetuto incrementando l sequenzialmente finché il test $\sup F_T(l; q)$ fallisce al rifiuto di assenza di cambiamenti strutturali.

Il numero finale del break è pertanto pari al numero di rifiuto ottenuto tramite il test $\sup F_T(l; q)$ più il numero di cambiamenti strutturali utilizzato nel passo iniziale.

Bai e Perron (2003, 2004) hanno mostrato che si può migliorare la prestazione della procedura sequenziale in stima del numero di break. Hanno preferito il test $\max UD$ o il test $\max WD$ per vedere se esiste almeno un break strutturale. Si può allora decidere il numero di break basato sul test $\sup F_T(l; q)$ utilizzando il break stimato ottenuto dalla minimizzazione globale della somma quadratica dei residui. Si seleziona m break tale che i test $\sup F_T(l; q)$ non sono significativi per ogni $l \geq m$.

Il criterio di selezione del modello

Il criterio di Schwartz (1978) è definito come

$$SIC(m) = \ln(S_T(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_m) / (T - m)) + 2p^* \ln(T) / T ,$$

dove $p^* = (m + 1)q + m + p$ è il numero dei parametri ignoti. Yao (1988) suggerisce di utilizzare il criterio basato sull'informazione Bayesiana:

$$BIC(m) = \ln(S_T(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_m) / T) + p^* \ln(T) / T .$$

Yao ha mostrato che lo stimatore del numero di break \hat{m} converge al suo vero valore del m^0 , tenendo conto che $m^0 \leq M$.

Yao e Au (1989) propongono il criterio

$$YIC(m) = \ln(S_T(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_m) / T) + mC_T / T ,$$

dove C_T è qualsiasi sequenza che soddisfa $C_T T^{-2/\nu} \rightarrow \infty$ e $C_T / T \rightarrow 0$ per $T \rightarrow \infty$ e ν positivo. Invece Liu (1997) ha fatto una modificazione del criterio di Schwarz:

$$MIC(m) = \ln(S_T(\hat{T}_1, \dots, \hat{T}_m) / (T - p^*)) + p^* c_0 [\ln(T)]^{2+\delta_0} / T$$

Liu ha suggerito di usare $c_0 = 0.299$ e $\delta_0 = 0.1$. Il numero di break stimati, \hat{m} , è ottenuto dai valori minimi dei criteri citati sopra.

Nunes (1996) mostra che il criterio BIC tende a selezionare il massimo numero possibile di cambiamenti strutturali per ogni processo integrato di ordine 1. Perron (1997), invece, studia il comportamento dei criteri BIC e MIC nel contesto della stima di numero dei break nelle serie che presentano correlazioni. Questi criteri sono ragionevoli quando gli errori sono incorrelati, ma scelgono un numero di cambiamenti strutturali più grande del vero valore quando è presente la correlazione seriale nella serie. Quando gli errori sono incorrelati, ma è presente un ritardo nella variabile dipendente, il criterio BIC funziona male quanto grande è il coefficiente di ritardo. In tali casi, il criterio MIC funziona

miglior sotto l'ipotesi di assenza di break, ma sottostima il numero di break strutturali quando essi sono presenti.

Il vantaggio del metodo Bai e Perron (1998) è che, a differenza di criteri informativi, esso tiene conto direttamente della presenza di correlazione seriale degli errori e dell'eterogeneità in varianza dei segmenti della serie storica. Il metodo da loro proposto è il test $\sup F_7(l+1|l)$ il quale sembra essere migliore dei criteri informativi.

6.4 Stima dei punti di break

Un importante aspetto dello studio di cambiamenti strutturali nel modello è sapere quando accadono i break strutturali. Nella regressione lineare, il metodo di stima appropriato è basato sul principio dei minimi quadrati.

Bai (1994) considera il caso di un singolo break derivando la distribuzione asintotica dello stimatore di break point. Permettendo così la costruzione degli intervalli di confidenza per la quale indica l'accuratezza di stima.

Bai e Perron (1998) estende l'analisi sui multipli cambiamenti di struttura. Stabiliscono il limite di distribuzione dello stimatore di break per diminuire la dimensione. Si può costruire gli intervalli di confidenza per le stime di break sotto varie assunzioni sulla struttura dei regressori e degli errori in diversi segmenti.

L'idea sostanziale è che la somma quadratica di residui possono avere una locazione minima vicino ogni break quando ci sono multipli cambiamenti strutturali. Il minimo globale può pertanto essere utilizzato come uno stimatore di break point, mentre altre locazione minima può essere visto come candidati stimatori di break point.

Bai (1997) mostra un importante miglioramento ottenuto ristimando i punti di break: se un campione o un sottocampione contiene più di un break strutturale allora una stima ottenuta dal cambiamento dovrebbe essere ristimata. Per esempio, si suppone di avere due break strutturali \hat{T}_1 e \hat{T}_2 in una serie. Se \hat{T}_1 è definito per primo, allora \hat{T}_1 dovrebbe essere ristimato utilizzando il sottocampione $[1, \hat{T}_2]$. Altrimenti, se \hat{T}_2 è definito in avanti di \hat{T}_1 , allora \hat{T}_2 dovrebbe essere re-stimato utilizzando il sottocampione $[\hat{T}_1, T]$.

Caso 1: un singolo break strutturale

Ci interessa verificare la presenza di cambiamenti strutturali utilizzando il test di Chow ed il test di Wald e stimare il break utilizzando il principio dei minimi quadrati ordinari.

Caso 2: multipli break strutturali

Si verifica la presenza di multipli cambiamenti strutturali utilizzando la procedura sviluppata da Bai e Perron (1998), più precisamente si stima il numero di break e le sue locazioni.

6.5 Caso USA

L'analisi in R con il pacchetto "strucchange" per verificare i cambiamenti di struttura fornisce il seguente risultato:

Breakpoints at observation number:

```
m = 1      40
m = 2      40 64
m = 3      40 58 86
m = 4      40 58 86 104
m = 5      20 40 58 86 104
```

Corresponding to breakdates:

```
m = 1      1985(3)
m = 2      1985(3) 1991(3)
m = 3      1985(3) 1990(1) 1997(1)
m = 4      1985(3) 1990(1) 1997(1) 2001(3)
m = 5      1980(3) 1985(3) 1990(1) 1997(1) 2001(3)
```

Fit:

m	0	1	2	3	4	5
RSS	7993608.312	3027775.381	1732757.615	1465256.881	1233122.531	1108376.571
BIC	1713.629	1609.602	1555.924	1549.879	1543.248	1544.648

Quest'analisi conferma la presenza di cinque cambiamenti di struttura: 3° trimestre del 1980, 3° trimestre del 1985, 1° trimestre del 1990, 1° trimestre del 1997 e 3° trimestre del 2001.

7. CONCLUSIONI

I principali argomenti che sono stati trattati sono la qualità dei dati economici e l'analisi di correttezza ed efficienza tramite l'analisi statistica e l'analisi econometrica delle revisioni. Il lavoro di analisi è stato suddiviso in due principali macro sezioni: analisi statistica delle revisioni e analisi econometrica.

L'analisi statistica è concentrata sullo studio dell'efficienza tra la stima iniziale e la stima finale. I risultati ottenuti evidenziano che solamente due del totale dei Paesi G7, in particolare Francia e Stati Uniti, hanno revisioni efficienti e quindi previsioni razionali. Secondo la teoria esposta nel lavoro di Mankiw et al. (1984), le revisioni della Francia e degli Stati Uniti portano a individuare previsioni razionali (efficienti) a conferma dell'ipotesi *news*.

Per quanto riguarda gli altri Stati membri del G7, le revisioni risultano essere affette da errori di misura che portano ad accettare l'ipotesi *noise* (per una maggior chiarezza sullo studio di *news* e *noise* sono stati riportati i grafici di dispersione di ogni Paese).

Nel caso di validità della condizione *noise*, le stime preliminari sono riviste verso il basso mentre le basse stime preliminari sono riviste sistematicamente verso l'alto. Francia e Stati Uniti sono gli unici Stati che hanno i punti di dispersione concentrati attorno allo zero. Inoltre, le stime efficienti di questi due Paesi sono confermate anche dal test di correttezza, ossia dal test di Wald, che porta ad accettare le ipotesi nulle.

I residui dei modelli analizzati sono complessivamente normali ed omoschedastici.

Il test LM per la verifica della presenza di correlazioni seriali nei residui risulta sempre non significativo, ad indicare ancora una volta l'omoschedasticità nei residui.

Per quanto riguarda invece i confronti delle medie assolute nei sette Paesi, tra le stime preliminari iniziali e le stime riviste, si nota come le revisioni sembrano avere una dimensione simile. Fatta eccezione per il Giappone (1,03), il confronto tra la stima preliminare e finale varia tra 0,2 e 0,4 punti per tutti i altri Paesi presi in considerazione. Un altro risultato importante è dato dalla significativa presenza di correlazione nella revisione media assoluta dei Paesi G7 tra la stima preliminare e quella successiva.

L'Italia possiede un valore di stima preliminare che correla con la stima effettuata due anni dopo mentre, gli Stati Uniti hanno la stima preliminare che correla con la stima effettuata un anno dopo. Solamente la Gran Bretagna ha la stima preliminare che correla con tutte le sue stime successive a differenza del Canada, il quale possiede un valore di stima preliminare che correla con la stima finale.

L'approccio econometrico alle analisi di revisione, si è concentrato sullo studio del caso degli Stati Uniti. L'obiettivo dell'analisi in oggetto è quello di verificare se le stime iniziali sono indicatori sufficientemente affidabili delle stime finali. A differenza dell'analisi statistica delle revisioni, nell'approccio econometrico si sono considerati i dati di livello aggregato e non i dati del tasso di crescita. Sono state per questo analizzate due serie storiche separatamente: la stima finale e la serie revisionata.

I dati GDP degli Stati Uniti mostrano avere un andamento tendenzialmente crescente e di tipo deterministico.

Dalle analisi dei correlogrammi, si nota che entrambe le serie storiche non sono, in media, stazionarie, e presentano radici unitarie, come confermato dal test DF. Entrambe le serie, quindi, hanno lo stesso ordine di integrazione, $I(1)$. Lo si può notare anche dal grafico di dispersione (Figura 6.2.12), entrambe le serie hanno un andamento simile e di tipo decrescente. Inoltre, le stime ottenute dalla regressione lineare sono significative con la serie degli errori di stima che risulta essere stazionaria, $\varepsilon_t \sim I(0)$. Il test DF rifiuta la presenza di una radice unitaria nei residui e quindi conferma che ε_t è white noise. Inoltre non sono presenti correlazioni seriali nei residui (verificato tramite il test LM). Le serie y_t^f e R_t della regressione lineare $R_t = \alpha + \beta y_t^f + \varepsilon_t$ sono cointegrate.

L'utilizzo del modello ECM risulta essere appropriato visto che non sembra esserci presenza di autocorrelazioni seriali nei residui.

Il grafico delle autocorrelazioni seriali (Figura 6.2.14) confermano il test LM.

Una particolare attenzione è rivolta al concetto di cointegrazione e di efficienza: una stima preliminare potrebbe essere inefficiente anche se le due serie dovessero essere cointegrate. Per ottenere l'efficienza della stima preliminare, rispetto alla revisione, bisogna focalizzarsi sulla similarità tra i vintage, ossia verificare che una combinazione dei vintage sia un white noise.

Nel caso degli Stati Uniti si può affermare che la stima preliminare è efficiente, visto che non esiste nessuna correlazione seriale nei residui del modello ECM.

L'approccio econometrico sullo studio del caso USA conferma i risultati ottenuti con l'approccio statistico: la revisione degli Stati Uniti è efficiente.

BIBLIOGRAFIA

Bai, J. e P. Perron (1998). *Estimating and testing linear models with multiple structural changes*. *Econometrica* 66, 47–78.

Bai, J. e P. Perron (2003). *Critical values for multiple structural change tests*. *Econometrics Journal* 6, 71–78.

Bermingham C. (2006), *An Examination of Data Revisions in the Quarterly National Accounts*, Central Bank and Financial Services Authority of Ireland.

Carson C.S. e L. Laliberté (2002), *Assessing accuracy and reliability: A note based on approaches used in National Accounts and Balance of Payments statistics*, IMF working paper 02/24.

Di Fonzo T. (2005), *The OECD project on revisions analysis: first element for discussion*, documento presentato al meeting organizzato dal gruppo STESEG, OECD, Parigi 27-28 giugno 2005.

Enders W. (2004), *Applied econometric time series*, Wiley.

Engle, R.F. e Granger, C.W.J. (1987). *Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing*. *Econometrica*, 55, 251–276.

Faust J., J.H. Rogers and J. Wright (2005), *News and noise in G-7 GDP announcements*, *Journal of Money Credit and Banking*, 37: 403-420.

Filmiani C., Marini M. e Massari S. (2006), *Analisi delle revisioni dei principali aggregati*, ISTAT – Direzione Centrale della Contabilità Nazionale.

Garratt A. e Vahey S.P. (2006), *UK Realtime Macro Data Characteristics*, The Economic Journal, 116, 119-135.

Granger C.W.J e Newbold P. (1974), *Spurious Regressions in Econometrics*, Journal of Econometrics, Issue 2, pp. 111-120.

Harvey A.C., C.R. McKenzie, D.P.C. Blake, and M.J. Desai (1983), *Irregular Data Revision* in A. Zellner, ed., *Applied Time Series Analysis of Economic Data*. Washington, D.C., U.S. Department of Commerce, Economic Research Report ER-5, 1981, pp. 329-39.

Jouini J. e Boutahar M. (2005), *Evidence structural changes in U.S. time series*, Economic Modelling, 22, 391-422.

Mankiw, N.G., D. Runkle e M. Shapiro (1984), *Are Preliminary Announcements of the Money Stock Rational Forecasts*, Journal of Monetary Economics, Vol. 14, pp. 15-27.

Mankiw, N.G. e M. Shapiro (1986), *News or Noise: An Analysis of GDP Revisions*, Survey of Current Business, May 1986, pp. 20-25.

Newey W.K. and K.D. West (1987), *A simple positive semidefinite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix*, Econometrica, 55: 703-708.

Patterson, K.D. e Heravi, S.M. (1991a). *Are Different Vintages of Data on the Components of GDP Cointegrated?* Economic Letters, 35, 409-413.

Patterson, K.D. e Heravi, S.M. (1991b). *Data Revisions and the Expenditure Components of GDP*. Economic Journal, 101, 877-901.

Patterson, K.D. e Heravi, S.M. (1992). *Efficient Forecasts or Measurement Errors? Some Evidence for Revisions to the United Kingdom Growth Rates*. Manchester School, 60, 249–263.

Patterson, K. D. (2000), *Which Vintage of Data to Use When There Are Multiple Vintages of Data? Cointegration, Weak Exogeneity and Common Factors*, Economics Letters 69: 115-121.

Patterson, K. D. (2002), *The Data Measurement Process for UK GNP: Stochastic Trends, Long Memory, and Unit Roots*, Journal of Forecasting 21: 245-264.

Patterson, K. D. (2003), *Exploiting Information in Vintages of Time-Series Data*, International Journal of Forecasting 19: 267-281.

Patterson, K. D. e Saeed M. Heravi (1991), *Data Revisions and the Expenditure Components of GDP*, Economic Journal 101: 887-901.

Patterson, K. D. (2000), *An introduction to applied econometrics a time series approach*, Palgrave.

Richardson C. e Mai N., *Using Revisions Information to Improve the National Accounts: A Discussion Paper*, Economic Analysis and Satellite Accounts Division, ONS, UK.

Seddighi H. R., Lawler K. A. e Katos A. V. (2002), *Econometrics a practical approach*, Routledge.

Sleeman C. (2006), *Analysis of revisions to quarterly GDP. A real time database*, Reserve Bank of New Zealand, Vol. 69, No. 1.

Swanson, Norman R., Eric Ghysels, and Myles Callan (1999). *A Multivariate Time Series Analysis of the Data Revision Process for Industrial Production and the Composite*

Leading Indicator, in Robert F. Engle and Halbert White, eds., *Cointegration, Causality, and Forecasting*. Oxford: Oxford University Press, 1999.

Swanson N.R. e Van Dijk D.J.C. (2002), *Are statistical reporting agencies getting it right? Data rationality and business cycle asymmetry*, Econometric Institute Report 230, Erasmus University Rotterdam, Econometric Institute.

Zellner Arnold (1958), *A Statistical Analysis of Provisional Estimates of Gross National Product and Its Components, of Selected National Income Components, and of Personal Saving*, *Journal of the American Statistical Association*, 53 (281), pp. 54-65.

APPENDICE

ANALISI DI REVISIONE: APPROCCIO ECONOMETRICO

Nel maggior parte dei casi, le serie storiche economiche di dati economici non sono stazionarie (per esempio PIL, consumi, capitale, indici di prezzo); più precisamente non stazionarie in trend: spesso le medie campionarie non sono costanti o invarianti nel tempo.

Quando viene utilizzata il termine “stazionaria” in questa tesi si riferisce alla stazionarietà debole. Un processo stocastico è stazionario se le medie e le varianze sono costanti per tutto il periodo t e le covarianze tra t e $t+k$ dipendono solamente dalla distanza k e questi due periodi, ma non solamente da t .

Prima di trattare l'analisi di cointegrazione è utile tenere presente il concetto di stazionarietà delle serie storiche ed il concetto di relazione spuria.

A.1 Stazionarietà

Si consideri una serie temporale, Y_t dove $t=1, \dots, T$

Un processo stocastico Y_t è definito stazionario se soddisfa le seguenti condizioni:

1. $E(Y_t)=\mu$, dove μ è una costante che non dipende da t
Una serie stazionaria deve avere media costante e deve tendere ad una media costante. Il valore atteso è invariante nel tempo.
2. $Var(Y_t)=\sigma^2$, dove σ^2 una costante che non dipende da t
Una serie stazionaria deve avere varianza costante; infatti una serie non stazionaria ha una varianza che tende all'infinito.
3. $Cov(Y_t, Y_{t+k})=E[(Y_t-\mu)(Y_{t+k}-\mu)]=\gamma_k$ è costante per tutti valori di t e $k \neq 0$
La covarianza non tende a crescere o a decrescere con t .

Una serie stazionaria integrata di ordine 0 è definito anche come $I(0)$. Per rendere una serie stazionaria, Y_t può essere integrata di ordine d e quindi resa $I(0)$ dopo d differenziazioni.

Va notato che le serie di natura macroeconomiche e finanziarie sono spesso di tipo I(1) e queste serie differenziate una volta portano a variabili stazionarie.

A.2 Regressione spuria

Granger e Newbold (1973) introducono la nozione di regressione spuria. Essi puntualizzano il fatto che i ricercatori spesso ignoravano le conseguenze di un'altissima correlazione tra i residui in modelli di regressione. Ci sono, infatti, tre maggiori conseguenze di errori autocorrelati in analisi di regressione:

1. le stime dei coefficienti di regressione sono inefficienti
2. le previsioni basate sugli equazioni di regressioni non sono ottimali
3. i test usuali per verificare la significatività sono invalidi.

Nel terzo punto, sostennero che i dati macroeconomici coinvolgono serie spesso non stazionarie (o integrate) e che le regressioni che usavano i test standard portavano a inferenze false. Dimostrarono che i test convenzionali t e F tendevano a non rifiutare l'ipotesi di relazione stocastica fra le variabili anche quando tale relazione non era presente.

La regressione spuria si verifica quando l'errore della regressione non è stazionario, ossia dato la regressione $Y_t = \beta X_t + u_t$ la regressione è detta spuria quando $u_t = Y_t - \beta X_t$ è non stazionario.

Si suppone di avere due processi random walk , integrati di ordine uno, I(1), ed indipendenti

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$x_t = x_{t-1} + e_t$$

dove $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ e $e_t \sim N(0, \sigma_e^2)$ sono indipendenti l'uno dall'altro. Per l'indipendenza tra i processi generatori il vero valore di β è zero. In altre parole, regredendo y_t su x_t si aspetta che il coefficiente di x converga a zero quando il numero di osservazioni aumenta, tuttavia non sempre avviene.

In generale, si verifica la relazione spuria quando i valori t sono altamente significativi con R^2 elevato, mentre la statistica test di DW ha valore basso.

Come citato in precedenza, le serie storiche economiche sono spesso non stazionarie e si evolvono attorno ad un trend, piuttosto che attorno ad una costante. In altri termini, la serie storica non è generata da un processo stazionario, ma da un processo integrato, ossia un processo che presenta almeno una radice unitaria.

I tre casi di serie non stazionarie in trend:

si considera il modello

$$Y_t = \alpha + \beta t + \varphi Y_{t-1} + \varepsilon_t \text{ con } \alpha \neq 0 \quad (\text{A.2.1})$$

dove ε_t è un white noise

Caso 1: trend stocastico

Questo è il caso dove $\beta=0$ e $\varphi=1$. Il modello (1) diventa

$$Y_t = \alpha + X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (\text{A.2.2})$$

Il modello (A.2.2) è chiamato anche “difference-stationary process (DSP)” perché la non stazionarietà in Y_t può essere eliminata con la differenziazione prima (Nelson e Plosser, 1982).

Caso 2: trend deterministico

Questo è il caso dove $\beta \neq 0$ e $\varphi=0$. Il modello (A.2.1) diventa

$$Y_t = \alpha + \beta t + \varepsilon_t \quad (\text{A.2.3})$$

Il modello (A.2.3) è chiamato anche “trend-stationary process (TSP)” perché la non stazionarietà in Y_t può essere eliminato con detraendo il trend ($\alpha+\beta t$) dalle serie storiche.

Caso 3: combinazione tra trend stocastico e deterministico

Questo è il caso dove $\beta \neq 0$ e $\varphi=1$. Il modello (A.2.1) diventa

$$Y_t = \alpha + \beta t + Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (\text{A.2.4})$$

A.3 Serie integrate

Una serie random walk, $\Delta X_t = X_t - X_{t-1}$, differenziata una volta risulta stazionaria. In questo caso si dice che la serie originale X_t è integrata di ordine 1. Analogamente, una serie non stazionaria, $\Delta^2 X_t = \Delta X_t - \Delta X_{t-1}$, differenziata due volte per renderla stazionaria la serie originaria è integrata di ordine 2. Una serie non stazionaria differenziata d volte per renderla stazionaria, la serie originaria è integrata di ordine d . per definizione $I(0)$ indica una serie stazionaria.

Le proprietà di serie integrate

$$X_t \sim I(d)$$

1. se $X_t \sim I(0)$ e $Y_t \sim I(d)$ allora $Z_t = (X_t + Y_t) \sim I(1)$
2. se $X_t \sim I(d)$ allora $Z_t = (a + bX_t) \sim I(d)$, dove a e b sono costanti
3. se $X_t \sim I(0)$ allora $Z_t = (a + bX_t) \sim I(0)$
4. se $X_t \sim I(d_1)$ e $Y_t \sim I(d_2)$, allora $Z_t = (aX_t + bY_t) \sim I(d_2)$, dove $d_1 < d_2$

A.4 Cointegrazione

5.4.1 Il concetto

Le variabili cointegrati sono variabili non stazionarie che si muovono insieme secondo una relazione lineare. Nel lavoro di Enger e Granger (1987) definiscono il processo di revisione seguendo la combinazione lineare

$$Z_t^j = Y_t^m - aY_t^j \quad \text{dove } j=1, \dots, m \text{ con } j < m$$

indicando la serie Y_{it}^j con j -esimo vintage della variabile i per t -esimo periodo. Inoltre stabiliscono se Y_t^m e Y_t^j sono entrambi integrati di ordine 1, ossia $I(1)$, esiste un equilibrio relazionale se (e solo se) Z_t^j è $I(0)$; in tal caso Y_t^m e Y_t^j sono detti *cointegrati*. Se Z_t^j è un $I(1)$ allora la sua varianza tende all'infinito per t che tende all'infinito. Le autocorrelazioni teoriche, ρ_k , non tendono a zero per t che tende all'infinito per ogni valore di k . Notare che per rendere Z_t^j stazionaria può essere necessario introdurre un fattore, detto *coefficiente di cointegrazione*. Tuttavia Y_t^j è uno stimatore distorto di Y_t^m ,

ma un'opportuna differenziazione può renderla stazionaria. Se Z_t^j è I(1) non c'è equilibrio relazionale tra Y_t^m e Y_t^j , e pertanto l'utilizzo di questi per prevedere Y_t^m risulterà imperfetta; comunque, la speranza sta nell'esistenza di un'altra variabile o set di variabili tale che la combinazione di Y_t^m e Y_t^j producono una serie stazionaria.

Per vedere se Y_t^m e Y_t^j sono cointegrati bisogna stabilire prima l'ordine di integrazione, considerando ogni serie separatamente. Si utilizza Dickey-Fuller test, detto ADF test, e la versione di Phillips e Perron del ADF test, detto $Z(t_\alpha)$, quali permettono di verificare la dipendenza debole e eterogeneità in distribuzione delle serie storiche.

A.5 Test Unit root: Dickey-Fuller (DF)

Per poter applicare l'analisi di cointegrazione bisogna prima verificare l'ordine di cointegrazione delle serie. Più precisamente si vuole verificare se le serie vintage, Y_t^m e Y_t^j , sono integrate di ordine uno, I(1). Inoltre si chiede se i differenti vintage dei dati dello stesso variabile sono cointegrati. La domanda proposta da Patterson e Heravi (1991b) è importante per due ragioni:

1. se si accetta l'ipotesi che i residui di una regressione cointegrata tra vintage preliminare e finale di una serie sono I(1) invece che I(0), implica che una variabile I(1) è stato omissa.
2. se i residui della regressione cointegrata di Y_t^m su Y_t^j sono consistenti con un processo I(1), allora la revisione associata $Y_t^m - Y_t^j$ deve anche essere non stazionaria affinché le restrizioni congiunte non ha costante pari a zero e il coefficiente di cointegrazione pari a uno.

Il test ADF va applicato ai singoli vintage presi separatamente e ha la forma:

$$\Delta y_t = \gamma_0 + (\rho - 1)y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \gamma_i \Delta y_{t-1} + u_t \quad (\text{A.5.1})$$

la serie d'interesse, y_t , corrisponde al generico vintage j e p è il numero di ritardi per Δy_t .

Il primo stadio del test è assicurarsi se le serie relative ai vari vintage sono tutte cointegrate di ordine uno, I(1), e quindi tali serie si evolvono attorno ad un trend stocastico. Si sottopone al test l'ipotesi nulla

$$H_0: \rho=1$$

Accettare l'ipotesi nulla implica la presenza di una radice unitaria nel processo che genera la serie.

Applicazione del test ADF in due passi

Si considera il modello autoregressivo di ordine 1, AR(1).

$$X_t = \varphi X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (\text{A.5.2})$$

sottraendo l'equazione (5) entrambi i lati, $X_t - X_{t-1} = \varphi X_t - X_{t-1} + \varepsilon_t$, si ottiene

$$\Delta X_t = \delta X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (\text{A.5.3})$$

dove $\delta = \varphi - 1$ e Δ operatore di differenza. Si assume che φ sia positivo (vero per maggior parte delle serie economiche), l'ipotesi per la verifica della stazionarietà può essere scritto come

$$\begin{cases} H_0 : \delta \geq 0 \\ H_1 : \delta < 0 \end{cases}$$

accettare l'ipotesi nulla, ossia $\delta=0$ ($\varphi=1$), implica non stazionarietà della serie, viceversa accettare l'ipotesi alternativa implica stazionarietà della serie.

Per la verifica d'ipotesi si utilizza il test t

$$t_\varphi = \frac{\hat{\varphi} - 1}{s_{\hat{\varphi}}} \quad \text{oppure} \quad t_\delta = \frac{\hat{\delta}}{s_{\hat{\delta}}}$$

dove $s_{\hat{\varphi}}$ e $s_{\hat{\delta}}$ indicano standard error dei rispettivi parametri $\hat{\varphi}$ e $\hat{\delta}$. Sotto ipotesi nulla di non stazionarietà il risultato del test non segue la distribuzione t di Student, ma segue una distribuzione asimmetrica.

Passo 1

Si studia la regressione (A.5.3) e si calcola il test t_δ .

Passo 2

Si accetta (non stazionarietà, $t_\delta > \tau$) o si rifiuta (stazionarietà, $t_\delta < \tau$) l'ipotesi nulla in base al valore critico τ di Dickey-Fuller.

A.5.1 Test di cointegrazione (2 variabili): approccio Engle-Granger

Si suppone che X_t e Y_t siano cointegrate. Questo approccio suggerisce i seguenti passi:

Passo 1

Calcolare l'ordine di cointegrazione utilizzando il metodo unit root (per esempio ADF test). I risultati ottenuti possono essere tre:

1. se l'ordine di integrazione di due variabili sono uguali, essi sono cointegrati e si prosegue al passo successivo.
2. se l'ordine di integrazione sono diversi, si conclude che le variabili non sono cointegrati.
3. se due variabili sono stazionari l'intero processo si ferma perché si può utilizzare la tecnica di regressione standard per variabili stazionari.

Passo 2

Se le due variabili sono cointegrati dello stesso ordine, diciamo I(1), stimare con OLS l'equazione di equilibrio

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t$$

la quale è chiamata la regressione di cointegrazione. Sebbene la stima del vettore cointegrato è una stima consistente del vero valore, questo non è vero per la stima degli standard error.

Passo 3

Le due variabili sono cointegrati se gli errori sono stazionari. Per la verifica di stazionarietà si applica il test ADF citato in precedenza. Questo test va applicato ai singoli vintage (serie) presi separatamente e ha la forma:

$$\Delta Y_t = \gamma_0 + \delta Y_{t-1} + \sum_{j=2}^q \delta_j \Delta Y_{t-j+1} + v_t \quad (\text{A.5.1.1})$$

Nel caso in cui i residui della regressione OLS sono concentrati attorno allo zero, l'equazione (A.5.1.1) non includerà la costante γ_0 .

La statistica test Dickey-Fuller τ non è appropriata quando la stima di δ è distorta.

Passo 4

$$\begin{cases} H_0 : \delta = 0 \\ H_1 : \delta < 0 \end{cases}$$

accettare H_0 per la non stazionarietà di Y_t e per la non cointegrazione, se $t_\delta > \tau$; viceversa, accettare H_1 per la stazionarietà di Y_t e per la cointegrazione, se $t_\delta < \tau$.

A.6 Modello ECM (Error Correction Model)

Il teorema di rappresentazione di Granger (1987) dice che ogni coppia di variabili cointegrate può essere espressa come ECM. Un vantaggio nell'utilizzo di modelli ECM è che tutte le variabili sono stazionarie. Secondo questo teorema, se le due variabili Y_t e X_t sono cointegrati allora c'è una relazione di lungo periodo tra di loro. Naturalmente, nel breve periodo queste variabili possono essere in disequilibrio. Le dinamiche della relazione di corto periodo possono essere sempre descritte come un Error Correction Model (ECM).

Il modello di correzione dell'errore il quale connette il breve con il lungo periodo tra due variabili è dato da

$$\Delta Y_t = \text{lagged}(\Delta Y_t, \Delta X_t) + \lambda \varepsilon_t + v_t \quad -1 < \lambda < 0 \quad (\text{A.6.1})$$

dove $Y_t \sim I(1)$, $X_t \sim I(1)$, $X_t \sim CI(1,1)$, $\varepsilon_t = Y_t - \beta_0 - \beta_1 X_t \sim I(0)$, v_t è un white noise e λ coefficiente di aggiustamento del breve periodo. $\text{lagged}(\Delta Y_t, \Delta X_t)$ indica che questi sono termini nelle differenze ritardate nel tempo.

Tutte le variabili sono stazionarie perché Y_t e X_t sono integrati di ordine 1 ed inoltre l'errore ε_t è $I(0)$ perché Y_t e X_t sono cointegrati. In altre parole, l'equazione (A.6.1) può essere stimato con OLS.

Engle e Granger (1987) propongono una metodologia di stima in due passi.

Passo 1

La regressione di cointegrazione $Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t$ produce una stima consistente del vettore $[1 \quad -b_0 \quad -b_1]$ ed si utilizza questo per stimare l'errore di equilibrio $e_t = Y_t - b_0 - b_1 X_t$.

Passo 2

Stimare l'equazione seguente con il metodo dei minimi quadrati (OLS):

$$\Delta Y_t = \text{lagged}(\Delta Y_t, \Delta X_t) + \lambda e_t + v_t$$

1. utilizzo delle statistiche AIC e SC per stabilire l'ordine di differenziazione.

2. Includere nell'equazione altri variabili esogeni differenziate grande quanto essi sono integrati di ordine 1 per migliorare la stima.
3. Per migliorare la stima, includere nell'equazione altri variabili esogeni differenziati.

A.7 Cointegrazione in pratica

Ci sono diversi approcci per testare se le variabili X_t e Y_t sono cointegrate, ossia se esistono a e b tali che $aX_t + bY_t \sim I(0)$ e stimare il corrispondente modello ECM.

Se a e b sono noti si procede a testare la stazionarietà della serie $aX_t + bY_t$ utilizzando ADF test. In caso in cui a e b non sono noti, essi devono essere stimati. Un approccio è quello di stimare a/b regredendo X_t su Y_t (o b/a regredendo Y_t su X_t) e applicare ADF test ai residui OLS.

Se c'è cointegrazione, si stima il modello ECM corrispondente sostituendo alla componente di breve periodo (e_{t-1}) la serie dei residui OLS dal primo stadio ritardati di un periodo.

$$\begin{aligned}\Delta Y_t &= \text{lagged}(\Delta Y_t, \Delta X_t) + \lambda_y e_{t-1} + v_{Yt} \\ \Delta X_t &= \text{lagged}(\Delta Y_t, \Delta X_t) + \lambda_x e_{t-1} + v_{Xt}\end{aligned}$$

Il collegamento tra cointegrazione e ECM suggerisce un'altra via per testare la cointegrazione. Se X_t e Y_t sono $I(1)$ e cointegrati allora il minimo tra λ_y e λ_x dovrebbe essere diverso da zero, pertanto un test di cointegrazione potrebbe basarsi sulla significatività di questi coefficienti (Patterson, 2000)

Si suppone che analisi di una singola equazione per l'equazione ΔX_t è valida. Questo richiede che Y_t sia debolmente esogena per X_t .

A.8 Causalità di Granger

Quando in una regressione lineare si dice che la variabile esplicativa x_t "spiega" la variabile dipendente y_t , si accetta implicitamente che la variabile x_t causa la variabile y_t . Questo è il concetto di *causalità*. La direzione di causalità può essere distinta nel seguente modo:

1. Causalità *unidirezionale*: quando x_t causa y_t , ma y_t non causa x_t .
2. Causalità *bilaterale* (o *feedback*): quando x_t e y_t sono determinati congiuntamente.

In molti casi la direzione di casualità non è nota, vari test hanno suggerito di identificare queste direzioni. Il più famoso test è proposto da Granger (1969). Il test di basata sulla premessa che “il futuro non può causare il presente o il passato” utilizza il concetto di modelli VAR. Si considera due variabili, x_t e y_t , modelli VAR(k).

$$y_t = \alpha_{10} + \sum_{j=1}^k \alpha_{1j} x_{t-j} + \sum_{j=1}^k \beta_{1j} y_{t-j} + \varepsilon_{1t}$$

$$x_t = \alpha_{20} + \sum_{j=1}^k \alpha_{2j} x_{t-j} + \sum_{j=1}^k \beta_{2j} y_{t-j} + \varepsilon_{2t}$$

1. Se $\{\alpha_{11}, \alpha_{12}, \dots, \alpha_{1k}\} \neq 0$ e $\{\beta_{21}, \beta_{22}, \dots, \beta_{2k}\} = 0$, esiste una causalità unidirezionale da x_t a y_t , denotato come $x_t \rightarrow y_t$.
2. Se $\{\alpha_{11}, \alpha_{12}, \dots, \alpha_{1k}\} = 0$ e $\{\beta_{21}, \beta_{22}, \dots, \beta_{2k}\} \neq 0$, esiste una causalità unidirezionale da x_t a y_t , denotato come $y_t \rightarrow x_t$.
3. Se $\{\alpha_{11}, \alpha_{12}, \dots, \alpha_{1k}\} \neq 0$ e $\{\beta_{21}, \beta_{22}, \dots, \beta_{2k}\} \neq 0$, esiste una causalità bilaterale tra x_t e y_t , denotato come $x_t \Leftrightarrow y_t$.

Il test non è altro che una verifica se i coefficienti del modello VAR sono significativi o meno utilizzando test F di Wald.

$$F^{oss} = \frac{(SSR_r - SSR_u) / k}{SSR_u / (n - 2k - 1)} \sim F(k, n - 2k - 1)$$

dove: SSR_u = somma dei quadrati dei residui del modello completo

SSR_r = somma dei quadrati dei residui del modello ridotto

Le ipotesi di questo test può essere formulato nel seguente modo:

$$\begin{cases} H_0 : F^{oss} < F \\ H_1 : F^{oss} > F \end{cases}$$

Accettare l'ipotesi nulla significa che $\{\alpha_{11}, \alpha_{12}, \dots, \alpha_{1k}\} = 0$ e quindi x_t non causa y_t , altrimenti $\{\alpha_{11}, \alpha_{12}, \dots, \alpha_{1k}\} \neq 0$ e quindi x_t causa y_t .

Accettare l'ipotesi nulla significa anche che $\{\beta_{21}, \beta_{22}, \dots, \beta_{2k}\} = 0$ e quindi y_t non causa x_t , altrimenti $\{\beta_{21}, \beta_{22}, \dots, \beta_{2k}\} \neq 0$ e quindi y_t causa x_t .

La validità del test dipende dall'ordine del modello VAR e sulla stazionarietà delle variabili. Tuttavia, il test è valido se le variabili coinvolte non sono stazionarie.

A.9 Modelli con trend

La funzione di autocorrelazione è uno strumento importante per valutare se in un modello è presente il trend. Quando i ritardi del ACF decade lentamente a zero significa che siamo in presenza di una radice unitaria e quindi il modello dato può essere considerato non stazionario. I test possono aiutare a capire se il modello contiene un trend e se il trend è deterministico oppure stocastico.

I principali metodi per eliminare il trend sono differenziazione e detrazione. Una serie che contiene una radice unitaria può essere reso stazionario mediante la differenziazione. Infatti, mediante d differenziazioni il modello diventa stazionario.

A.10 Potenza del test e regressori deterministici

I test di unit root non sono così adeguati nella distinzione tra una serie con una radice che è vicina a uno e una vera radice del processo. Una parte del problema è dovuta alla potenza del test e alla presenza del regressore deterministico nell'equazione di stima.

Per definizione, la potenza del test è la probabilità di rifiutare ipotesi nulla quando essa è falsa (errore di secondo tipo). Le simulazioni di Monte Carlo hanno mostrato che la potenza di test di Dickey – Fuller può essere molto bassa. Infatti, questi test indicheranno

spesso che una serie contiene una radice unitaria. Qualsiasi processo stazionario può essere interpretato come un processo unitario, e un processo unitario può essere interpretato come un processo stazionario.

Regressore deterministico

Si considera la formulazione generale:

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + a_2 t + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (\text{A.10.1})$$

Nel caso in cui il processo è un random walk, questa regressione ha $a_0 = a_1 = \gamma = 0$. Il primo problema dovuto a questo vincolo è che la stima dei parametri riduce i gradi di libertà e la potenza del test. La riduzione della potenza del test significa che il ricercatore non sarà in grado di rigettare l'ipotesi nulla del test unit root quando nessuna radice unitaria è presente. Il secondo problema è che gli statistici test appropriati per verificare $\gamma = 0$ dipendono dai regressori inclusi nel modello. Tuttavia, quando la serie y_t è stazionaria la distribuzione della statistica test t non dipende dalla presenza dei regressori. Inserire nel modello un ulteriore regressore comporta un incremento della soglia critica che potrebbe fallire rigettando l'ipotesi nulla di una radice unitaria.

Come sapere se includere o meno nel test un trend? La chiave del problema è che i test per unit root sono condizionati dalla presenza del regressore deterministico ed i test per la presenza del regressore deterministico sono condizionati dalla presenza di una radice unitaria.

Campbell e Perron (1991) riportano i seguenti risultati relativi al test unit root:

1. Quando la stima di regressione include il minimo valore degli elementi deterministici in processore generatrice di dati, la distribuzione di γ è non normale sotto l'ipotesi nulla del test unit root. La distribuzione varia a seconda dei parametri inclusi nell'equazione di stima.
2. Se nella stima della regressione include regressori deterministici che non sono nel processo generatrice dei dati, la potenza del test unit root contro un processo stazionario decresce all'aumentare dei regressori deterministici che si inserisce nel modello. Pertanto, non si vuole includere regressori che non sono nel processo generatrice dei dati.

3. Se la regressione stimata omette un importante trend deterministico presente nel processo generatrice dei dati, la potenza del t-test tende a zero all'aumentare della dimensione del modello (A.10.1). Se la regressione stimata omette una variabile non-trend (come l'intercetta), il test-t è consistente, ma la potenza decresce quanto alla grandezza del coefficiente omissso. Pertanto non si vuole omettere regressori che sono presenti del processo generatrice dei dati.

Tuttavia non si vuole perdere la potenza del test unit root quando si include un regressore deterministico. Omettere un regressore che è presente nel processo generatrice dei dati conduce ad un errata specificazione del modello.

A.11 Test Unit Root in pratica

*“Se il processo generatrice dei dati contiene qualche regressore deterministico (ad esempio un intercetta o un trend) e l'equazione di stima contiene questi regressori deterministici, inferenza su tutti i coefficienti può essere condotta utilizzando un t-test o un F-test.”.*⁶

Dolado, Jenkinson e Sosvilla-Riviero (1990) suggeriscono una procedura per verificare radice unitaria quando la forma del processo generatrice di dati è completamente ignoto.

Si considera il modello

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + a_2 t + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t \quad (\text{A.11})$$

Passo 1

Si verifica l'ipotesi nulla sia che $\gamma = 0$. Il test unit root ha bassa potenza per rifiutare l'ipotesi nulla; pertanto, se l'ipotesi nulla viene rifiutata non c'è bisogno di procedere. Si conclude che la serie y_t non contiene una radice unitaria.

Passo 2

Se l'ipotesi nulla non viene rifiutata è necessario determinare se troppi regressori sono inclusi nella passo 1. la presenza di questi regressori può aver ridotto la potenza del test.

⁶Stock e Watson (1990)

In quanto tale, si può testare la significatività del termine del trend imponendo come ipotesi nulla $a_2 = \gamma = 0$. Se il trend non è significativo, si procede al passo 3. altrimenti, se il trend è significativo, rifare il test per la presenza di una radice unitaria utilizzando la distribuzione normale standardizzata. Dopotutto, se un trend è presente nel GDP, la distribuzione limitata di γ è una normale standardizzata. Se l'ipotesi nulla del test unit root viene rifiutata, ci si ferma. Si conclude che la serie y_t non contiene una radice unitaria, altrimenti si conclude che la serie y_t contiene una radice unitaria.

Passo 3

Stimare un modello senza il trend (quando $a_2 = 0$). Se l'ipotesi nulla $\gamma = 0$ viene rifiutata, si conclude che il modello non contiene una radice unitaria. Se, invece, l'ipotesi nulla non viene rifiutata, si testa la significatività della costante imponendo come l'ipotesi nulla $a_0 = \gamma = 0$. Se il trend non è significativo, stimare un equazione nella forma

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t$$

e procedere al passo 4. se il trend è significativo, testare la presenza di una radice unitaria utilizzando la normale standardizzata. Se l'ipotesi nulla viene rifiutata, si conclude che la serie y_t non contiene una radice unitaria. Altrimenti, si conclude che la serie y_t contiene una radice unitaria.

Passo 4

Stimare (A.11) senza il trend e senza la costante, cioè si considera il seguente modello

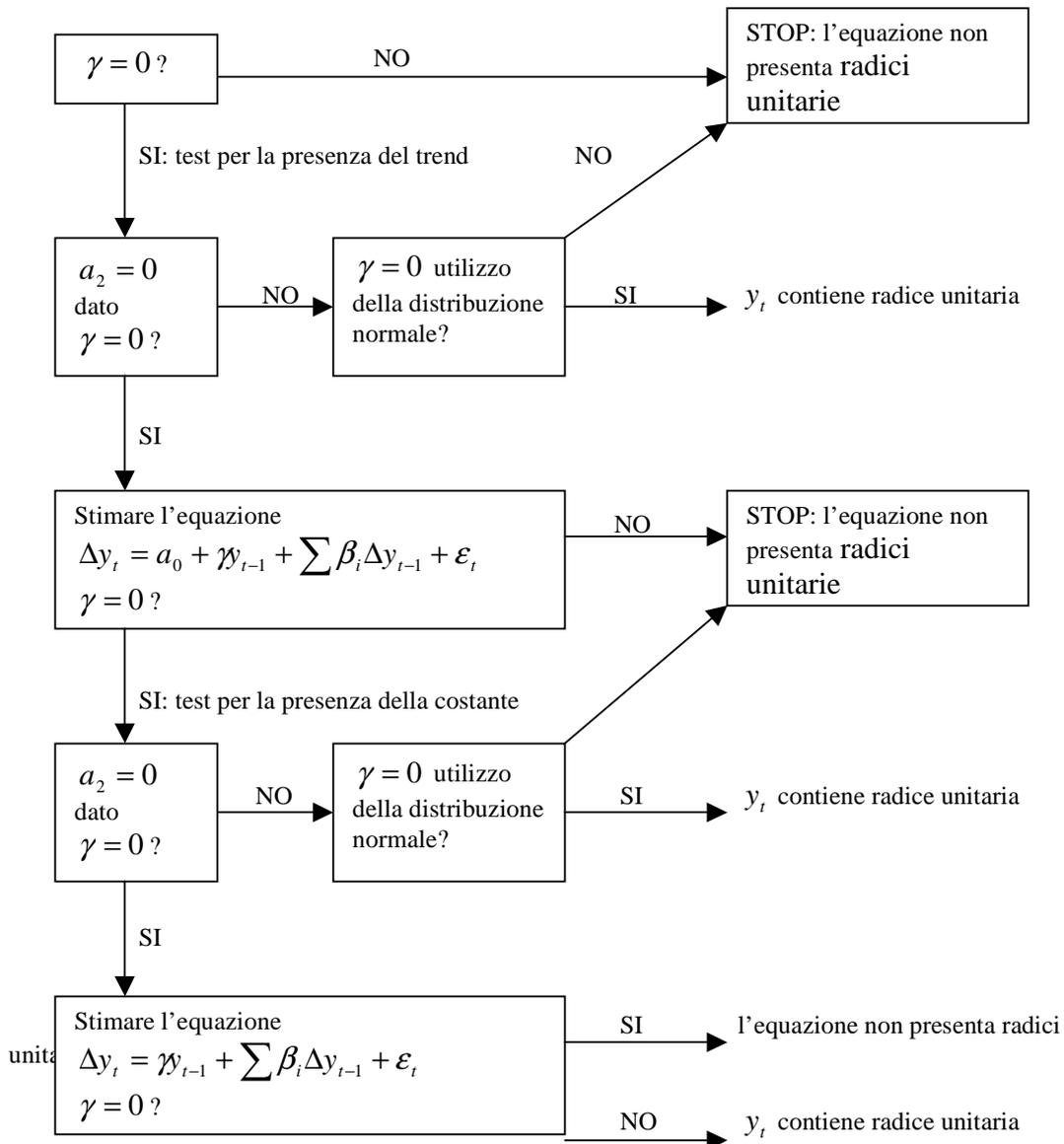
$$\Delta y_t = \gamma_{t-1} + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i+1} + \varepsilon_t$$

Utilizzare il test τ per la presenza della radice unitaria. Se l'ipotesi nulla $\gamma = 0$ viene rifiutata, si conclude che la serie y_t non contiene una radice unitaria, altrimenti la serie y_t contiene una radice unitaria.

Una procedura per il test Unit Root

$$\Delta y_t = a_0 + \gamma y_{t-1} + a_2 t + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

Figura A.11 Procedura Unit Root



Fonte: *Applied econometric time series* – W. Enders (2004)