

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA
FACOLTÀ DI SCIENZE STATISTICHE
CORSO DI LAUREA SPECIALISTICA IN SCIENZE
STATISTICHE, ECONOMICHE, FINANZIARIE E AZIENDALI



RELAZIONE FINALE

**IL RUOLO DEGLI SHOCK FINANZIARI PER
IL CICLO ECONOMICO USA: UNA VERIFICA
EMPIRICA CON I MODELLI VAR**

Relatore: Prof. Efrem Castelnovo

Laureanda: Anna Marzaro

584640-SEA

ANNO ACCADEMICO 2009/2010

INDICE

INTRODUZIONE.....	1
CAPITOLO I – Il modello vettoriale autoregressivo (VAR).....	3
1.1 Analisi di causalità secondo Granger.....	5
1.2 Funzione di risposta d’impulso.....	7
1.3 Scomposizione della varianza.....	8
1.4 VAR strutturale e identificazione.....	9
1.5 Identificazione tramite triangolarizzazione o scomposizione di Cholesky.....	11
CAPITOLO II – Analisi dei dati.....	15
2.1 S&P 500.....	16
2.2 Inflazione.....	20
2.3 Reddito.....	23
2.4 Tasso d’interesse nominale.....	24
CAPITOLO III – Stima dei modelli VAR e interpretazione dei risultati....	27
3.1 VAR sull’intero campione (1954:3 – 2008:2).....	28
3.1.1 Analisi dei residui.....	29
3.1.2 Funzioni di risposta d’impulso e decomposizione della varianza	31
3.2 VAR sul primo sottocampione (1954:3 – 1979:2).....	35

3.2.1	Analisi dei residui.....	36
3.2.2	Funzioni di risposta d'impulso e decomposizione della varianza	38
3.3	VAR sul secondo sottocampione (1985:1 – 2008:2).....	41
3.3.1	Analisi dei residui.....	42
3.3.2	Funzioni di risposta d'impulso e decomposizione della varianza	45
3.4	Funzioni di risposta d'impulso stimate con i tre modelli VAR a confronto.....	47
CONCLUSIONI.....		53
APPENDICE.....		54
BIBLIOGRAFIA.....		69

INTRODUZIONE

In questa tesi, attraverso la stima di modelli vettoriali autoregressivi (VAR), si studiano gli effetti di shock finanziari e di shock di politica monetaria sul ciclo economico USA. Le variabili considerate nell'analisi sono: l'indice finanziario S&P 500, inflazione, reddito, tasso d'interesse nominale.

Si è dapprima analizzato il campione che va dal terzo trimestre del 1954 al secondo trimestre del 2008 e poi si è ripetuta l'analisi in due sottocampioni per verificare se effettivamente nel 1979 si sono verificati cambiamenti nella conduzione della politica monetaria statunitense, come è noto dalla letteratura.

Nella letteratura sulla politica monetaria vi sono infatti numerosi contributi che mostrano che la politica monetaria degli Stati Uniti prima e dopo quella data ha subito un cambiamento (alcuni sono: Judd and Rudebusch, 1998; Clarida et al., 2000; Boivin and Giannoni, 2006; Lubik and Schorfheide, 2004; Cogley and Sargent, 2005).

L'obiettivo di questa tesi è quindi quello di verificare e analizzare se nei due sottoperiodi, rispettivamente 1954:3 – 1979:2 e 1985:1 – 2008:2, gli impatti degli shock sul ciclo economico sono stati differenti.

Quello che ne è emerso è che effettivamente questa differenza c'è: nel periodo dopo il 1979 la banca centrale ha effettuato una politica monetaria più aggressiva, stabilizzando l'economia in modo più efficace.

I modelli VAR sono ampiamente usati per misurare e comprendere gli effetti di cambiamenti di politica monetaria sull'intera economia. Nella maggior parte dei casi esposti nella letteratura sui VAR i risultati sono in linea con la logica economica e con la teoria macroeconomica, tuttavia, in alcuni casi ciò non avviene e non si riesce a spiegare la tipica reazione positiva e significativa del

livello dei prezzi all'impatto di uno shock di politica monetaria. Abbiamo cioè riscontrato il fenomeno del "*price puzzle*".

Il mio elaborato si articola in questo modo: nel primo capitolo viene presentata la metodologia VAR, nel secondo capitolo vengono descritte le variabili oggetto dell'analisi e nel terzo capitolo vengono presentate le stime dei modelli e l'interpretazione dei risultati.

CAPITOLO I

Il modello vettoriale autoregressivo (VAR)

Variabili economiche, finanziarie e aziendali sono non solo autocorrelate, ma spesso anche cross-correlate per vari ritardi temporali. Vi è quindi l'esigenza di studiare modelli che tengano conto delle relazioni intertemporali tra le variabili. Nell'analisi di serie storiche multivariate viene fatto ampio uso del modello autoregressivo vettoriale o modello VAR. Storicamente l'approccio VAR fu proposto da Sims nel 1980, come alternativa ai modelli ad equazioni simultanee (SEM), allora il principale strumento di analisi macroeconomica, che però presentavano problemi in fase di identificazione.

Da un punto di vista concettuale i processi VAR sono la generalizzazione multivariata dei processi autoregressivi (AR). Un processo VAR è quindi un sistema in cui ogni variabile è regredita su un insieme di variabili deterministiche (costante e/o trend sono omessi dalla rappresentazione che segue, per semplicità), su p ritardi di se stessa e di ognuna delle altre variabili incluse nel sistema.

L'attenzione si concentra, inizialmente, sulla forma ridotta che viene rappresentata come un sistema chiuso, in cui tutte le variabili vengono esplicitamente modellate:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t = \sum_{i=1}^p A_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1.1)$$

dove:

$$(\varepsilon_t | \mathfrak{J}_t) \sim N(0, \Omega)$$

$$\mathfrak{J}_t = (y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p})$$

Tipicamente le rappresentazioni VAR si concentrano su di un numero limitato di variabili ed è importante prestare attenzione alla dinamica delle variabili incluse per cogliere gli effetti delle variabili omesse. La scorretta specificazione della (1.1) può avere effetti devastanti sull'inferenza. Si ricorda inoltre che non esiste alcun problema di simultaneità nella stima della (1.1) e, dato che ogni regressione contiene lo stesso insieme di variabili esplicative, non esiste alcuna differenza tra le stime SURE e le stime OLS equazione per equazione.

Immediatamente si nota che l'applicazione di tutte le metodologie di analisi in ambito VAR richiede come *condizione necessaria* la *stazionarietà* della rappresentazione autoregressiva. Riscriviamo in forma matriciale il generico VAR di ordine p :

$$Y_t = A(L)Y_{t-i} + \varepsilon_t$$

la condizione di stazionarietà è verificata se e solo se $|A - \lambda I| = 0$, cioè se i valori di λ sono in modulo minori di 1. Nella mia analisi ho effettuato questa verifica graficamente: tutti gli autovalori vengono rappresentati come punti sul piano complesso e, per soddisfare la condizione di stazionarietà, devono essere compresi nel cerchio di raggio unitario.

Il modello generale VAR(p) contiene molti parametri che può risultare difficile interpretare, a causa di complesse interazioni e feedback tra le variabili del modello. Pertanto, le proprietà dinamiche di un VAR(p) sono spesso sintetizzate attraverso vari tipi di analisi strutturale. Le tre principali sono: (1) analisi di causalità; (2) funzioni di risposta impulsiva (irf: *impulse response function*); (3) decomposizione della varianza dell'errore di previsione.

1.1 Analisi di causalità secondo Granger

I modelli VAR sono molto usati per l'analisi della causalità. In generale, in analisi empiriche di dati economici, le relazioni di causa-effetto sono molto complesse da stabilire. Se due variabili X ed Y presentano un'elevata correlazione possiamo dire che hanno una evidente tendenza a muoversi insieme, ma, in mancanza di ulteriori informazioni, non possiamo aggiungere altro riguardo alla direzione di causalità. Non si può cioè affermare con certezza quali siano i nessi causali sottostanti; potrebbe essere che una variabile causi l'andamento dell'altra o viceversa o che vi sia una terza variabile Z , non osservabile, che sia la causa di entrambe.

Data la stima del sistema (1.1) un test per verificare se la variabile y_{1t} causa la variabile y_{2t} può essere condotto verificando la significatività congiunta della struttura dei ritardi di y_{1t} nell'equazione che spiega y_{2t} . Il test viene realizzato considerando un rapporto di verosimiglianza o, alternativamente, una semplice statistica F . Questo tipo di verifica ha goduto di una certa notorietà in passato, tuttavia sembra difficile dare un'interpretazione strutturale ai risultati. Il modo più corretto di interpretare questi test è di considerarli alla stregua di analisi grafiche in cui si cerca di vedere se l'andamento di una variabile precede quello di un'altra. Sorgono però spesso problemi interpretativi, come nel caso, molto frequente, in cui le variabili analizzate siano moneta e reddito o credito e reddito. Gli aggregati monetari e creditizi potrebbero causare l'attività reale, sia perché la politica monetaria è efficace, sia perché, in un modello puro di business cycle, anticipazioni di espansione dell'attività reale si riflettono in una più alta domanda di moneta e di credito.

In generale si può affermare che i problemi interpretativi nascono dal fatto che la (1.1) è una rappresentazione in forma ridotta che, per sua natura, male si presta a dare supporto a considerazioni di tipo strutturale. In un ambito VAR le considerazioni di tipo strutturale vengono solitamente basate sull'analisi delle funzioni di risposta d'impulso e di scomposizione della varianza. Prima di passare a questi due aspetti analizziamo meglio la causalità di Granger.

L'analisi di causalità di Granger ha lo scopo di valutare la capacità previsiva di una variabile per le altre variabili del sistema. Se una variabile, o un gruppo di variabili, y_1 , è di ausilio nel migliorare le previsioni di un'altra variabile, o gruppo di variabili, y_2 , allora y_1 causa secondo Granger y_2 .

Formalmente:

- sia $y_t = \begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix}$ una serie storica multivariata in cui le K componenti sono divise nei due gruppi y_{1t} e y_{2t} ;
- sia, inoltre, $F_t = \{y_t, y_{t-1}, y_{t-2}, \dots\}$ l'insieme delle osservazioni fino al tempo t ;
- indichiamo con $y_{2,t+h|t}$ il previsore ottimale di $y_{2,t+h}$ basato su F_t e con $\Sigma_2(h | F_t)$ il suo MSE;
- allora y_{1t} causa secondo Granger y_{2t} se $\Sigma_2(h | F_t) < \Sigma_2(h | F_t \setminus \{y_{1s} | s \leq t\})$ per almeno un $h=1,2,\dots$

Consideriamo ad esempio il VAR(p) stazionario seguente:

$$\begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{11,1} & \phi_{12,1} \\ \phi_{21,1} & \phi_{22,1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1,t-1} \\ y_{2,t-1} \end{bmatrix} + \dots + \begin{bmatrix} \phi_{11,p} & \phi_{12,p} \\ \phi_{21,p} & \phi_{22,p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1,t-p} \\ y_{2,t-p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{bmatrix}$$

con $u_t \sim WN(0, \Sigma)$ e Σ non singolare, allora $\Sigma_2(h | F_t) < \Sigma_2(h | F_t \setminus \{y_{1s} | s \leq t\})$, $h=1,2,\dots \Leftrightarrow \phi_{21,i} = 0$. Allora y_{1t} non causa secondo Granger y_{2t} se $\phi_{21,i} = 0$ per $i=1,2,\dots,p$. Analogamente, se $\phi_{12,i} = 0$ per $i=1,2,\dots,p$, y_{2t} non causa secondo Granger y_{1t} .

1.2 Funzione di risposta d'impulso

Per illustrare il concetto di funzione di risposta d'impulso possiamo riscrivere il sistema (1.1) in forma compatta come segue, dove L è l'*operatore ritardo*:

$$\begin{aligned} y_t &= A(L)y_t + \varepsilon_t \\ A(L) &= A_1L + A_2L^2 + \dots + A_pL^p \end{aligned} \quad (1.2)$$

Ipotizzando che $I-A(L)$ sia invertibile, con $B(L) = (I-A(L))^{-1}$, possiamo ottenere la rappresentazione a media mobile del processo vettoriale autoregressivo:

$$y_t = \varepsilon_t + B_1\varepsilon_{t-1} + B_2\varepsilon_{t-2} + \dots + B_s\varepsilon_{t-s} \quad (1.3)$$

Possiamo quindi interpretare come segue a matrice B_s :

$$B_s = \frac{\partial y_{t+s}}{\partial \varepsilon_t}$$

In altre parole l'elemento ij di B_s identifica le conseguenze di un incremento di un'unità nelle innovazioni sulla j -esima variabile del VAR sul valore della i -esima variabile del VAR al tempo $t+s$, mantenendo pari a zero tutte le altre innovazioni a tutte le possibili date tra t e $t+s$. Tale derivata parziale ha senso solo se è possibile ipotizzare che gli shock sulle diverse variabili non siano tra loro correlati. Nel caso contrario, cioè se le variabili sono correlate, si avrebbe una matrice di varianze e covarianze degli errori non diagonale e quindi risultati distorti.

La funzione di risposta d'impulso descrive gli effetti di uno shock temporaneo (della durata di un periodo) alla variabile j del VAR sulla variabile i . Per ottenere gli effetti di uno shock permanente occorre cumulare i coefficienti delle funzioni di risposta d'impulso sopra descritte. Nel caso in cui il VAR sia specificato sulle differenze prime delle variabili, la funzione di risposta d'impulso cumulata fornisce la funzione di risposta di impulso dei livelli delle variabili a uno shock temporaneo (della durata di un periodo).

1.3 Scomposizione della varianza

La scomposizione della varianza mostra quale proporzione della varianza degli errori di previsione sulla j -esima variabile del sistema a un determinato orizzonte s possa essere attribuita a innovazioni nelle variabili considerate. L'equazione (1.4) ci permette di identificare l'errore nel prevedere un VAR, s periodi nel futuro:

$$(y_{t+s} - E[y_{t+s}]) = \varepsilon_{t+s} + B_1 \varepsilon_{t+s-1} + B_2 \varepsilon_{t+s-2} + \dots + B_{s-1} \varepsilon_{t+1} \quad (1.4)$$

La varianza di questo errore di previsione s -periodi nel futuro è dunque:

$$\text{var}(y_{t+s} - E[y_{t+s}]) = \Omega + B_1 \Omega B_1' + B_2 \Omega B_2' + \dots + B_{s-1} \Omega B_{s-1}' \quad (1.5)$$

La scomposizione della varianza indica quale proporzione della varianza dell'errore di previsione per una data variabile sia attribuibile alle diverse varianze in Ω . Affinché l'operazione abbia senso, è necessario che la varianza totale dell'errore di previsione sia unicamente funzione di varianze e non di covarianze. Come per il caso della funzione di risposta d'impulso, la scomposizione della varianza richiede shock tra loro ortogonali. Dato che il VAR è una forma ridotta di un sistema chiuso, è difficile ipotizzare che i residui del VAR siano tra loro ortogonali. Si deve perciò procedere con qualche trasformazione sui residui del VAR in modo tale da renderli ortogonali.

Si considera quindi la forma strutturale, riuscendo ad ovviare al problema dei residui correlati.

1.4 VAR strutturale e identificazione

Per analizzare il problema dell'identificazione nell'approccio VAR consideriamo la forma strutturale di cui il sistema (1.1) può essere considerato come forma ridotta:

$$y_t = \sum_{i=0}^p C_i y_{t-i} + B u_t \quad (1.6)$$

$$(u_t | \mathfrak{S}_t) \sim N(0, I)$$

$$\mathfrak{S}_t = (y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p})$$

Qui gli shock sono tra loro ortogonali, dunque si possono calcolare e interpretare correttamente le funzioni di risposta d'impulso e la scomposizione della varianza. Gli u_t vengono interpretati come shock "primitivi", privi di cause comuni, e non correlati tra loro. Tuttavia non si impone la restrizione che i singoli shock entrino in una e una sola equazione: la matrice B può essere non diagonale. Questa interpretazione specifica un modello strutturale con caratteristiche tradizionali, infatti le componenti stocastiche delle varie equazioni possono essere tra loro correlate. Tale correlazione è generata dal fatto che diverse equazioni hanno uno o più shock in comune. Gli u_t sono gli shock di interesse dal punto di vista economico e statistico, infatti è la risposta a queste innovazioni che è di interesse per l'economista, ed è solo rispetto a queste innovazioni, tra loro ortogonali, che ha senso analizzare la scomposizione della varianza e le funzioni di risposta di impulso.

Il problema fondamentale risiede nel fatto che tutto ciò che l'econometrico ha a disposizione sono i residui del VAR che, essendo correlati, non sono interessanti per la derivazione delle funzioni di risposta di impulso e per la scomposizione della varianza. Esiste tuttavia una relazione tra i residui osservabili del VAR e gli shock primitivi non osservabili della forma strutturale. Infatti, se interpretiamo la (1.1) come la forma ridotta della (1.6), allora devono valere le seguenti relazioni:

$$\begin{aligned} A_i &= [I - C_0]^{-1} C_i \\ [I - C_0] \varepsilon_t &= B u_t \end{aligned} \quad (1.7)$$

Il problema è quello di identificare i parametri in B e C_i e le variazioni degli shock strutturali, data la matrice di varianza e covarianza delle innovazioni nel VAR.

Si ricava u_t dalla seconda equazione ottenendo:

$$u_t = B^{-1} [I - C_0] \varepsilon_t$$

Il problema di identificazione può essere descritto considerando l'approccio di stima del metodo dei momenti. Date le restrizioni che legano gli shock primitivi ai residui del VAR si può scrivere:

$$u_t u_t' = B^{-1} (I - C_0) \varepsilon_t \varepsilon_t' (I - C_0)' (B^{-1})' \quad (1.8)$$

Uguagliando i momenti campionari ai momenti teorici otteniamo:

$$I = \hat{B}^{-1} (I - \hat{C}_0) \hat{\Omega} (I - \hat{C}_0)' (\hat{B}^{-1})' \quad (1.9)$$

che permette di derivare unicamente i parametri di interesse qualora il sistema sia identificato.

La condizione necessaria per l'identificazione è che il numero delle equazioni nella (1.9) sia almeno uguale al numero dei parametri da stimare. Se il VAR è di lunghezza n , allora la matrice di varianza-covarianza del VAR contiene $n(n+1)/2$ parametri liberi. Quindi il numero massimo di parametri da stimare nelle matrici B e C_i è $n(n+1)/2$. Possiamo quindi distinguere tra i tradizionali casi di non identificazione, esatta identificazione e sovra identificazione.

1.5 Identificazione tramite triangolarizzazione o scomposizione di Cholesky

La soluzione proposta da Sims (1980) al problema dell'identificazione è quella di considerare $B = I$ e $[I - C_0]^{-1}$ triangolare inferiore, riuscendo ad avere così esatta identificazione del VAR. Questa ipotesi ha forti implicazioni sia dal punto di vista economico sia dal punto di vista statistico. Dal punto di vista economico si assume che l'economia abbia una struttura ricorsiva, dal punto di vista statistico si rendono le funzioni di risposta di impulso e di scomposizione della varianza dipendenti dall'ordinamento delle variabili nel VAR.

Semplifichiamo ulteriormente il sistema (1.1) considerando un VAR autoregressivo di ordine 1:

$$\begin{bmatrix} y_t \\ x_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ x_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix} \quad (1.10)$$

con:

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix} \Big| \mathfrak{J}_t \sim N \left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{pmatrix} \right]$$

$$\mathfrak{J}_t = (x_{t-1}, y_{t-1})$$

Essendo σ_{12} e σ_{21} diversi da zero, i residui ε non possono essere considerati shock strutturali, rispetto a cui calcolare le scomposizioni della varianza e le funzioni di risposta d'impulso. Una forma strutturale generale, di cui la (1.10) è una possibile forma ridotta, è la seguente:

$$\begin{bmatrix} y_t \\ x_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{01} & c_{02} & c_{11} & c_{12} \\ c_{03} & c_{04} & c_{21} & c_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_t \\ x_t \\ y_{t-1} \\ x_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

con:

$$\begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{bmatrix} \Big| \mathfrak{F}_t \sim \mathbf{N} \left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \right]$$

Dunque in questo caso, la relazione tra gli shock della forma strutturale e i residui della forma ridotta assume la forma seguente:

$$[\mathbf{I} - \mathbf{C}_0] \varepsilon_t = \mathbf{B} u_t \quad (1.12)$$

$$\mathbf{C}_0 = \begin{pmatrix} c_{01} & c_{02} \\ c_{03} & c_{04} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{B} = \mathbf{I}$$

La forma strutturale non è identificata. Si può ottenere l'identificazione tramite triangolarizzazione in due modi alternativi: o assumendo $c_{02} = 0$ oppure assumendo $c_{03} = 0$. Il primo modo ha il significato statistico di ordinare il VAR mettendo y in testa e x a seguire, e il significato economico di ipotizzare che non esiste nessun effetto contemporaneo di x su y . Procedendo con il secondo metodo invece si porrebbe x in testa e y a seguire.

Ipotizzando di procedere nel primo modo, cioè con una struttura triangolare inferiore per \mathbf{C}_0 , la relazione tra i residui della forma ridotta e i residui strutturali viene rappresentata come segue:

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix} = [\mathbf{I} - \mathbf{C}_0]^{-1} \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{11} & 0 \\ k_{21} & k_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

con u_{1t} ottenuto ipotizzando che i residui della prima equazione del VAR coincidano con le innovazioni strutturali, mentre u_{2t} è ottenuto come il residuo di una regressione OLS di ε_{2t} su u_{1t} ed è quindi, per costruzione, ortogonale a u_{2t} .

Per derivare funzioni di risposta d'impulso e scomposizione della varianza si considera la seguente rappresentazione autoregressiva:

$$\begin{bmatrix} y_t \\ x_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ x_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} k_{11} & 0 \\ k_{21} & k_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{bmatrix} \quad (1.14)$$

con:

$$\begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{bmatrix} \Big| \mathfrak{S}_t \sim \mathbf{N} \left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \right]$$

La triangolarizzazione (scomposizione de Cholesky) è un caso particolare di identificazione, ma sono possibili altre identificazioni alternative, basate su specificazioni più generali delle matrici $(I - C_0)$ e B , senza imporre una struttura triangolare inferiore per $(I - C_0)$ e una struttura diagonale per B . È importante notare che la non diagonalità di B , pur mantenendo l'ipotesi della reciproca ortogonalità degli shock strutturali, consente di replicare un modello strutturale con proprietà "tradizionali". Infatti le componenti stocastiche delle varie equazioni possono essere tra loro correlate, nonostante la matrice di varianza-covarianza degli ε sia diagonale. Tale correlazione è generata dal fatto che diverse equazioni hanno uno o più shock primitivi in comune, quindi la matrice B non è diagonale.

CAPITOLO II - Analisi dei dati

In questo capitolo vengono presentate le variabili usate in questa tesi. I dati su cui si è svolta l'analisi si riferiscono agli Stati Uniti d'America e sono stati reperiti nel sito della Federal Reserve (banca centrale degli Stati Uniti).

Tutte le serie storiche analizzate sono serie trimestrali e il campione di osservazione va dal terzo trimestre del 1954 al secondo trimestre del 2008.

Si è poi ripetuta l'analisi in due sottocampioni che comprendono rispettivamente il periodo 1954:3 – 1979:2 e il periodo 1985:1 – 2008:2.

I programmi usati per la ricerca sono R ed E-Views, adatti a gestire ed analizzare serie temporali, sia economiche che finanziarie.

Le serie storiche prese in considerazione in quest'analisi sono:

- S&P 500
- Inflazione
- Reddito
- Tasso d'interesse nominale.

2.1 S&P 500

L'indice S&P 500 è stato realizzato da *Standard & Poor's*¹ nel 1957 e segue l'andamento di un paniere azionario formato dalle 500 aziende statunitensi a maggiore capitalizzazione. Il peso attribuito a ciascuna azienda è direttamente proporzionale al valore di mercato della stessa.

Fanno parte di questo paniere le azioni di grandi aziende contrattate al *New York Stock Exchange* (Nyse), all'*American Stock Exchange* (Amex) e al *Nasdaq*.

Questo indice è il più usato per misurare l'andamento del mercato azionario statunitense ed è ormai riconosciuto come *banchmark* per le performance di portafoglio.

Sebbene l'S&P 500 si concentri sul segmento *large cap* (a maggiore capitalizzazione) del mercato, con circa il 75% di copertura di titoli USA, è anche un *proxy* ideale per il mercato totale. L'S&P 500 fa parte di una serie di indici americani S&P che possono essere utilizzati come "mattoni" per la costruzione del portafoglio.

L'S&P 500 è gestito dall' *S&P Index Committee*, un team di economisti e analisti di Standard & Poor's che si incontrano su base regolare. L'obiettivo dell' *Index Committee* è di garantire che l'S&P 500 rimanga un indicatore importante di azioni statunitensi, che riflette caratteristiche di rischio e rendimento del più ampio universo a grande capitalizzazione, su base in corso. L' *Index Committee* monitora anche la componente di liquidità per garantire una negoziazione di portafoglio efficiente, mantenendo un indice di fatturato minimo.

Di seguito è riportato il grafico che indica la ripartizione settoriale del paniere delle 500 aziende.

¹ Standard and Poor's Corporation (S&P), una sussidiaria di [McGraw-Hill](#), è una società che realizza ricerche finanziarie e analisi su titoli azionari e obbligazioni, fra le prime tre al mondo insieme a [Moody's](#) e [Fitch Ratings](#).

Sector Breakdown

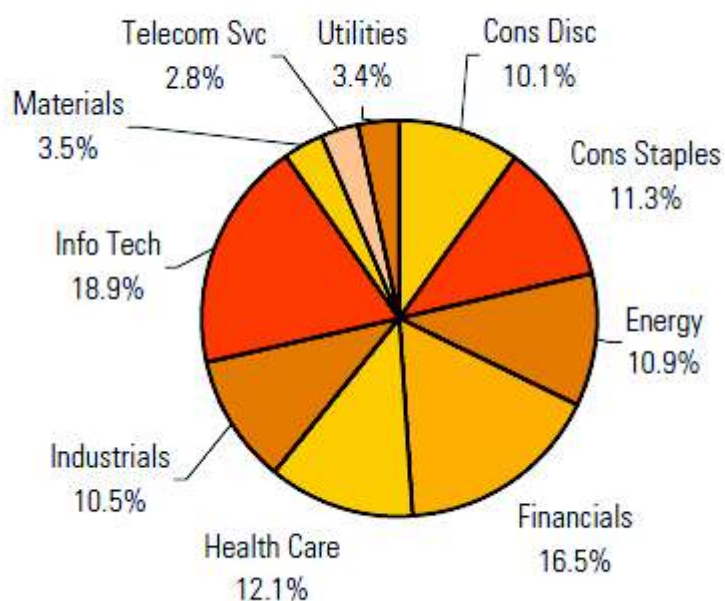


Grafico 1

Nella tabella sottostante sono riportate le 10 maggiori aziende considerate nell'indice S&P 500.

Top 10 Companies By Weight						
Country	Company	Float Adjusted Market Cap (\$ Million)	Index Weight	Sector Weight	Investable Weight Factor	GICS® Sector
United States	Exxon Mobil Corp	316,230.9	2.99%	27.52%	1.00	Energy
United States	Microsoft Corp	223,338.9	2.11%	11.21%	0.87	Information Technology
United States	Apple Inc.	213,033.3	2.02%	10.69%	1.00	Information Technology
United States	General Electric Co	194,190.7	1.84%	17.51%	1.00	Industrials
United States	Procter & Gamble	183,773.6	1.74%	15.46%	1.00	Consumer Staples
United States	Johnson & Johnson	179,425.6	1.70%	13.98%	1.00	Health Care
United States	Bank of America Corp	179,071.3	1.70%	10.27%	1.00	Financials
United States	JP Morgan Chase & Co	177,792.2	1.68%	10.20%	1.00	Financials
United States	Intl Business Machines Corp	166,597.1	1.58%	8.36%	1.00	Information Technology
United States	Wells Fargo & Co	161,224.3	1.53%	9.25%	1.00	Financials

Tabella 1

Metodologia dell'Indice

L' *S&P Index Committee* segue una serie di linee guida per mantenere l'indice. Informazioni complete e dettagliate riguardo a queste linee guida, inclusi i criteri per le aggiunte e le rimozioni, dichiarazioni politiche, e di ricerca sono disponibili sul sito web all'indirizzo www.indices.standardandpoors.com. Queste linee guida forniscono la trasparenza e l'equità necessarie per consentire agli investitori di replicare l'indice e ottenere le stesse prestazioni dell'S&P 500.

Criteri per le aggiunte

- *U.S. Company*. Fattori determinanti sono la posizione della società, i beni e le entrate, la sua struttura societaria, e le sue liste di scambio.
- *Market Capitalization*. Le società con capitalizzazione di mercato in eccesso di 3,5 miliardi di dollari. Questo minimo è rivisto di volta in volta per garantire la coerenza con le condizioni di mercato.
- *Public Float*. Ci deve essere circolante pubblico di almeno il 50%.
- *Financial Viability*. Le imprese dovrebbero avere quattro quarti consecutivi di guadagni positivi come riportato, dove i guadagni sono definiti come il reddito netto su base GAAP escluse le attività operative cessate e le componenti straordinarie.
- *Adequate Liquidity and Reasonable Price*. Il rapporto del valore annuale del dollaro scambiato sul mercato regolare per la società dovrebbe essere di 1,0 o superiore. I prezzi delle azioni possono influenzare molto poco la liquidità di un titolo.
- *Sector Representation*. Le aziende classificate del settore contribuiscono al mantenimento di un equilibrio nel settore che è in linea con la composizione del settore dell'universo delle società idonee con capitalizzazione di mercato superiore a 3,5 miliardi di dollari.
- *Company Type*. Tutti i comuni titoli USA quotati al NYSE (Compresi NYSE Arca e NYSE Amex) e al NASDAQ. Anche REIT (esclusi i *mortgage REITs*) e società di sviluppo delle imprese (BDC) sono ammessi all'inclusione. Fondi

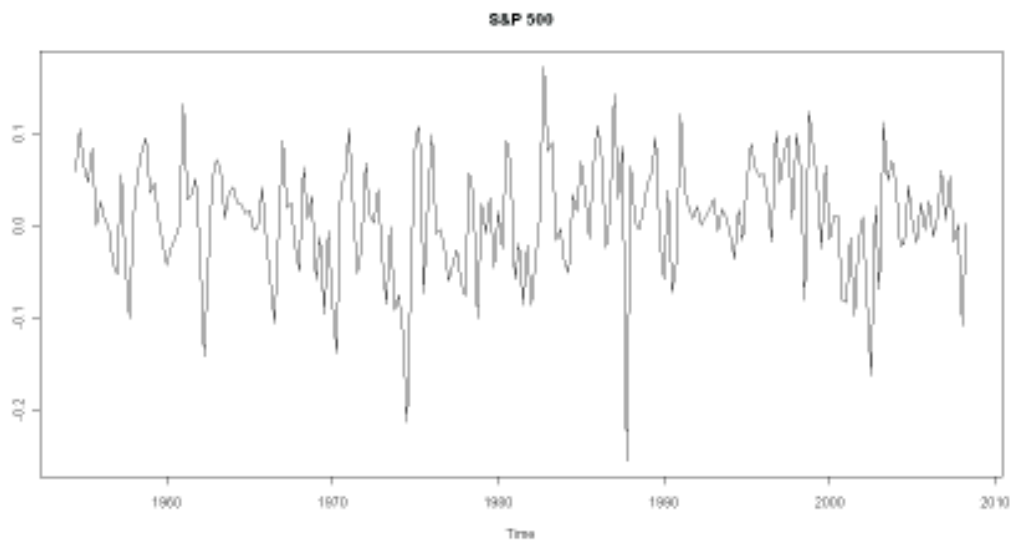
chiusi, ETF, ADR, ADS e alcuni altri tipi di strumenti finanziari non sono ammissibili per l'inclusione.

Criteri per l'esclusione

- Le imprese che violano sostanzialmente uno o più dei criteri per l'inclusione nell'indice.
- Le società coinvolte nella fusione, acquisizione, o ristrutturazione significativa che non soddisfino più i criteri di inclusione.

Di seguito è riportato il grafico della serie trimestrale del tasso di crescita dell'indice S&P 500 considerata in questa analisi, relativa al periodo 1954:3 – 2008:2². Il tasso di crescita è così calcolato:

$$\gamma_{S\&P_t} = \left(\frac{S \& P500_t - S \& P500_{t-1}}{S \& P500_{t-1}} \right)$$



² Sebbene l'indice S&P 500 sia stato creato nel 1957, è possibile considerare valori antecedenti a quella data, facendo riferimento all'indice che veniva calcolato prima della sua creazione, ovvero un indice analogo che però comprendeva solamente 90 aziende.

Il range in cui varia la serie è (-0.2559, 0.1733).

Dal grafico vediamo chiaramente che non vi è presenza di un trend e che la serie è stazionaria in media. Effettuando il test di radice unitaria viene rifiutata l'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria e si può quindi concludere che la serie è stazionaria.

2.2 Inflazione

Il termine inflazione, dal latino *inflatus* (gonfiato), indica un generale aumento dei prezzi di beni e servizi in un dato periodo di tempo che genera una diminuzione del potere di acquisto della moneta. Con la stessa quantità di denaro si può cioè acquistare una minore quantità di beni e servizi. Ad esempio nel 1970 il *New York Times* costava 15 centesimi di dollaro, il prezzo medio di una casa unifamiliare era di 23.400 dollari e la paga oraria media nell'industria era di 3,36 dollari. Nel 2000 il *Times* costava 75 centesimi, il prezzo medio della stessa casa unifamiliare era di 166 mila dollari e la paga oraria media nell'industria era di 14,26 dollari.

Negli Stati Uniti il problema dell'inflazione è stato preoccupante negli anni 1970, ma non ha mai avuto le dimensioni e la portata degli episodi di inflazione straordinariamente elevata, detti di *iperinflazione*, sperimentati occasionalmente da altri paesi.

Vi sono diverse possibili cause dell'inflazione: in periodi di espansione economica vi è un aumento della domanda aggregata a cui segue un aumento dei prezzi; invece, in periodi di recessione, vi è una diminuzione della domanda aggregata che comporta un decremento dei prezzi (deflazione). Altre possibili cause di aumento dell'inflazione sono la crescita dei prezzi dei beni importati, l'incremento dei fattori produttivi e dei beni intermedi, dovuto all'aumento della relativa domanda o all'aumento del costo della forza lavoro.

Se l'inflazione sale, mostra la diminuzione del potere d'acquisto della moneta, mentre se scende ne causa un aumento. In generale una crescita economica è sempre accompagnata da un andamento moderatamente in rialzo dell'inflazione.

Per mantenere l'inflazione contenuta e controllata, le banche centrali attuano diverse politiche monetarie a fine di variare la quantità di moneta circolante. In genere in periodi di espansione economica si attua una politica monetaria restrittiva, mentre in periodi di recessione si attua una politica monetaria espansiva.

Tuttavia bisogna riconoscere che il fenomeno dell'inflazione permette al sistema di raggiungere alcuni obiettivi importanti ai fini dell'equilibrio economico. Generalmente, infatti, questo processo risulta vantaggioso per i soggetti in posizione debitoria, ed in particolare per le imprese (che frequentemente attingono capitali per finanziamenti) ed anche per lo Stato, che trae beneficio poiché lo stesso denaro avuto in prestito in precedenza, al momento di effettuare la restituzione, ha un valore reale minore.

L'inflazione è misurata in due modi: attraverso il Consumer Price Index (CPI) o attraverso il Deflatore del PIL. Il primo è un indice generale dei prezzi di un determinato campione di beni e servizi, il secondo è dato dal rapporto tra il PIL nominale (calcolato a prezzi correnti) e quello reale (calcolato a prezzi costanti). Questi due indici si muovono nella stessa direzione e differiscono per meno di un punto percentuale.

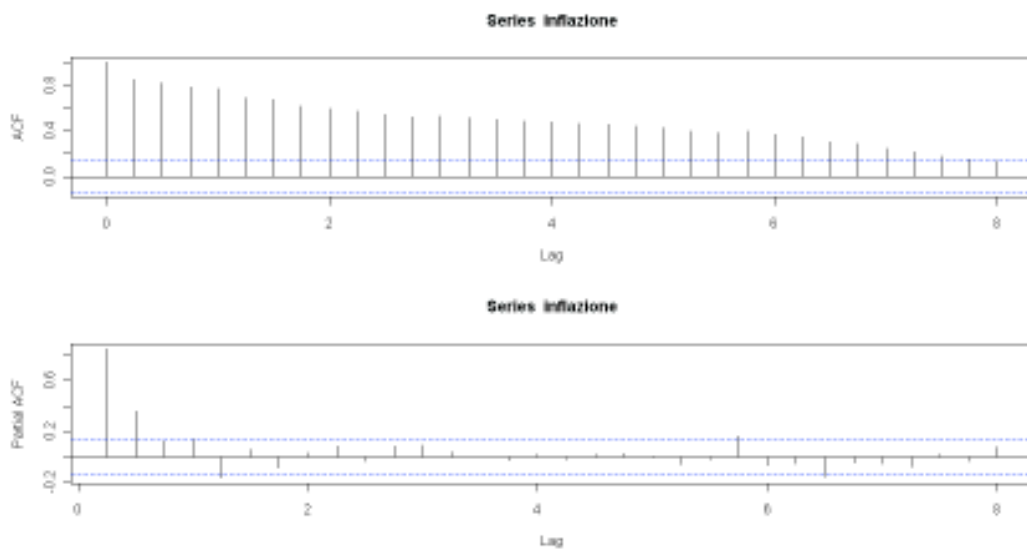
Nella mia analisi il tasso d'inflazione trimestrale annualizzato π_t è ottenuto partendo dal deflatore implicito dei prezzi aggiustato stagionalmente dal *Gross Domestic Product* (GDP) ed è stato calcolato come segue:

$$\pi_t = 400 \left(\frac{GDP_t - GDP_{t-1}}{GDP_{t-1}} \right)$$

Di seguito è riportato il grafico della serie del tasso d'inflazione così calcolato nel periodo considerato:



La serie varia nel range (0.023, 11.952) e sembra essere non stazionaria in media. Fino ai primi anni '80 pare esserci un trend crescente e successivamente decrescente. Effettuando il test di radice unitaria viene accettata l'ipotesi nulla di presenza di una radice unitaria, quindi la serie risulta essere non stazionaria. Infatti, dai grafici delle funzioni di autocorrelazione riportate nel grafico seguente, vediamo che l'autocorrelazione globale decresce a zero molto lentamente, segnale questo di non stazionarietà.



Nella stima dei modelli VAR del Capitolo 3 ho comunque usato questa serie e non la serie differenziata una volta poiché, una volta stimati i modelli VAR e verificatane la stazionarietà, risultavano stazionari. Le stime dei VAR ottenute sono comunque consistenti, ma non necessariamente anche efficienti.

2.3 Reddito

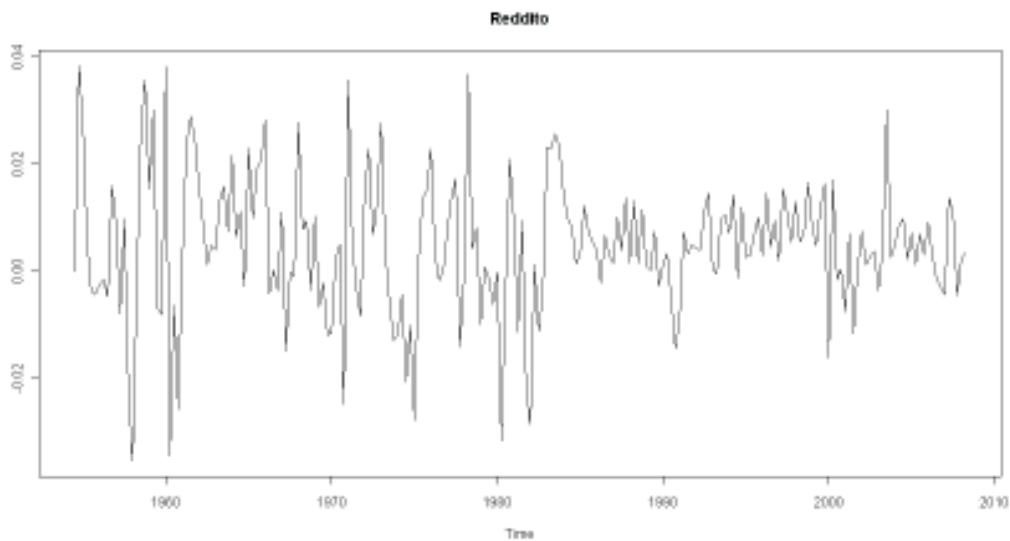
Per quanto riguarda il reddito, si è considerata la serie trimestrale del tasso di crescita del reddito reale pro capite.

Una misura del reddito è il PIL (Prodotto Interno Lordo), che (oltre che come valore di mercato di tutti i beni e servizi prodotti da un sistema economico in un determinato periodo di tempo) può essere computato come sommatoria di tutti i redditi da lavoro (salari) e da capitale (rendite, profitti) guadagnati all'interno della nazione nell'arco temporale considerato. Nel PIL si considerano solo beni e servizi finali per evitare sopravvalutazioni che si potrebbero verificare considerando prodotti che entrano nella produzione di altri beni.

Per evitare che la crescita del PIL nominale, determinata da un eccessivo aumento dei prezzi possa essere scambiata per una crescita reale della quantità dei beni prodotti, si fa riferimento a serie misurate a prezzi costanti.

Il PIL, e specificatamente il suo tasso di crescita, è considerato un indicatore del livello di benessere di un sistema economico, visto che misura un aumento della quantità di beni e servizi a disposizione dei consumatori per soddisfare i loro bisogni.

Il grafico sotto riportato rappresenta l'andamento del tasso di crescita trimestrale annualizzato del reddito reale pro capite nel periodo in esame.



La serie varia nel range $(-0.035, 0.038)$, non vi è la presenza di un trend e sembra essere stazionaria in media. Effettuando il test di radice unitaria rifiutiamo l'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria. La serie è quindi stazionaria.

2.4 Tasso d'interesse nominale

Il tasso d'interesse nominale è il tasso applicato in un atto o in un contratto di prestito, di mutuo o di finanziamento. In pratica, indica il prezzo teorico pagato da chi riceve capitali e incassato da chi li offre.

La distinzione del tasso nominale da quello effettivo si origina dalla pratica dei prestatori commerciali (banche, società finanziarie, etc.), i quali affiancano agli interessi nominalmente convenuti altri costi da sostenersi forfettariamente o percentualmente sul capitale erogato (commissioni, assicurazione, istruttoria, pratica, etc.), i quali costi incidono talvolta pesantemente sul concreto rapporto economico fra le parti.

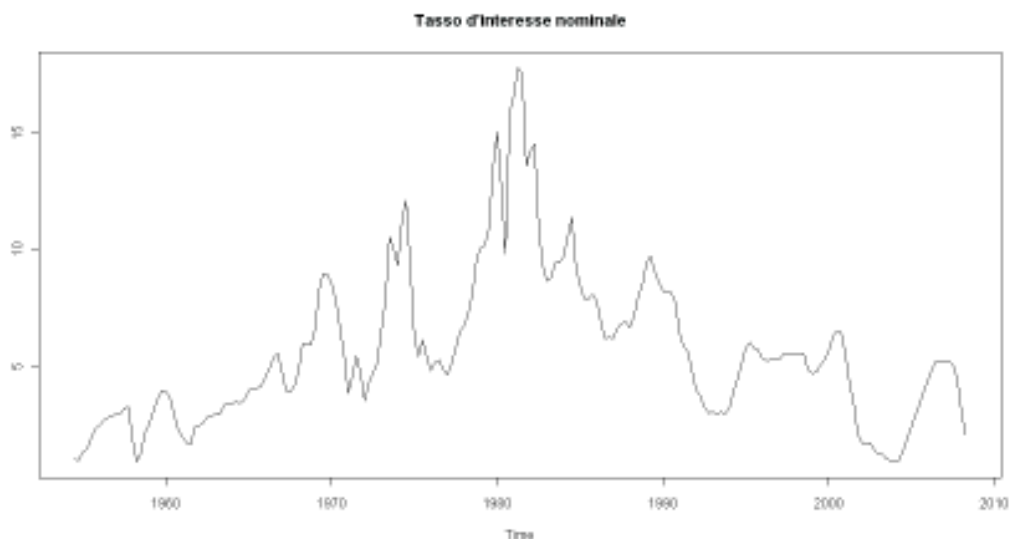
Il tasso d'interesse nominale si ricava dall'equazione di Taylor:

$$i_t = i^* + \alpha (\pi_t - \pi^*) + \beta y_t + \varepsilon_t$$

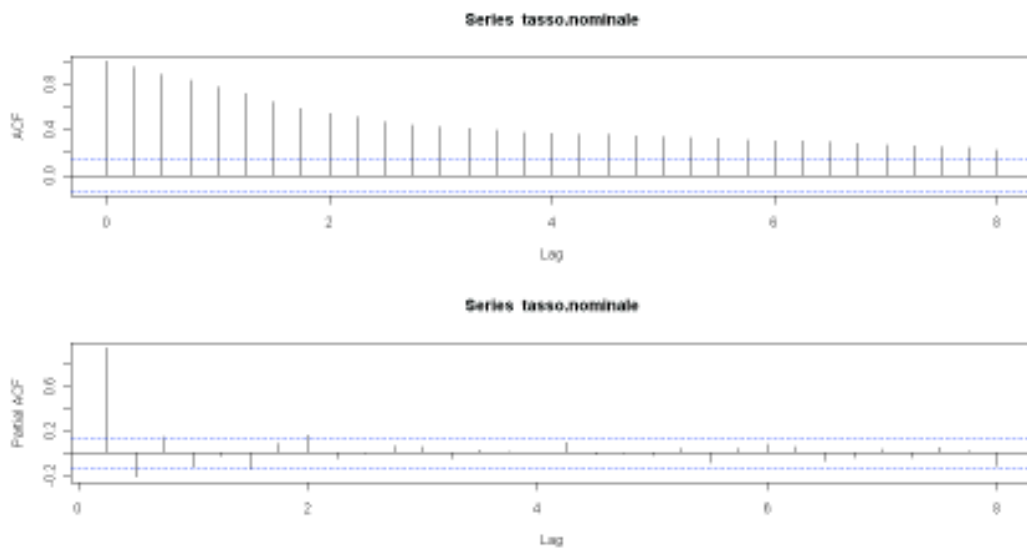
Dove compaiono:

- π_t : tasso d'inflazione al tempo t , misurato solitamente attraverso il deflatore del PIL
- i^* : tasso d'interesse nominale obiettivo, che può essere scomposto come segue: $i^* = (\pi^* + r^*)$, ossia nella somma tra tasso d'inflazione corrente e tasso d'interesse reale naturale (che Taylor assume costante al 2% per il caso statunitense)
- y_t : produzione corrente, è l'output gap misurato come deviazione del PIL reale dal suo livello potenziale
- i_t : il tasso d'interesse, cioè la nostra variabile d'interesse
- ε_t : l'errore, che si suppone distribuirsi come un White Noise con media nulla e varianza costante.

Il grafico sotto riportato è relativo alla serie del tasso d'interesse nominale nel periodo considerato.



La serie varia nel range (0.94, 17.78) e sembra avere un andamento crescente fino ai primi anni '80 e decrescente successivamente. Ho effettuato un test di radice unitaria, concludendo che la serie non è stazionaria. Ciò è confermato dai grafici delle funzioni di autocorrelazione riportate di seguito, in cui vediamo che l'autocorrelazione globale decresce a zero molto lentamente, segnale questo di non stazionarietà.



Anche in questo caso, come per la serie dell'inflazione, ho usato la serie di partenza, e non la serie differenziata una volta, nella stima dei modelli VAR del terzo capitolo, poiché, una volta stimati i modelli VAR e verificatane la stazionarietà, risultavano stazionari. Le stime così ottenute sono comunque consistenti, ma non necessariamente efficienti.

CAPITOLO III

Stima dei modelli VAR e interpretazione dei risultati

In questo terzo capitolo vengono analizzate le relazioni tra le variabili descritte nel capitolo precedente, utilizzando la metodologia VAR, attraverso la quale ogni variabile viene regredita su p ritardi di se stessa e su p ritardi delle altre variabili.

Obiettivo dell'analisi è vedere quanto e come uno shock all'indice borsistico e uno shock di politica monetaria incidono sul ciclo economico. Dapprima ho stimato un VAR sul campione intero (1954:3 – 2008:2), poi ho ripetuto l'analisi su due sottocampioni (rispettivamente: 1954:3 – 1979:2 e 1985:1 – 2008:2) per vedere se vi sono state sostanziali differenze nelle risposte delle variabili a shock finanziari e di politica monetaria nei due sottoperiodi.

Tutti i VAR stimati considerano tutte le variabili descritte nel secondo capitolo (S&P 500, inflazione, reddito, tasso d'interesse nominale). Per la scelta ottimale dell'ordine del modello, cioè del numero massimo di ritardi da includere, ho fatto riferimento al criterio che subordina tale scelta alla minimizzazione dell'indice di Akaike (AIC).

Per passare dalla forma ridotta alla forma strutturale del VAR, per poter stimare correttamente le funzioni di risposta d'impulso e la decomposizione della varianza si è imposta la scomposizione di Cholesky, considerando $B = I$ e $[I - C_0]^{-1}$ triangolare inferiore.

Infine, per poter affermare che le stime dei modelli sono affidabili, ho condotto un'analisi sui residui, testandone omoschedasticità e incorrelazione. Per l'omoschedasticità ho effettuato il test di White, mentre per l'assenza di correlazione ho effettuato il test LM.

3.1 VAR sull'intero campione (1954:3 – 2008:2)

Il modello VAR che stimiamo sull'intero campione è un VAR di ordine 5, come suggerito dal criterio di Akaike. Di seguito è riportato l'output del test effettuato per determinare l'ordine del modello:

VAR Lag Order Selection Criteria
 Endogenous variables: SP INFL REDDITO TASSO_NOMINALE
 Exogenous variables: C
 Date: 06/09/10 Time: 14:35
 Sample: 1954:3 2008:2
 Included observations: 208

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-45.57363	NA	1.89E-05	0.476670	0.540853	0.502622
1	338.1791	749.0557	5.51E-07	-3.059414	-2.738497*	-2.929652
2	372.0980	64.90248	4.64E-07	-3.231711	-2.654060	-2.998139*
3	395.4576	43.79935	4.33E-07	-3.302477	-2.468092	-2.965095
4	412.2710	30.87852	4.30E-07	-3.310299	-2.219180	-2.869106
5	430.9283	33.54726*	4.19E-07*	-3.335849*	-1.987998	-2.790847
6	443.7366	22.53761	4.33E-07	-3.305160	-1.700574	-2.656348
7	451.6005	13.53492	4.70E-07	-3.226928	-1.365608	-2.474306
8	457.8096	10.44807	5.18E-07	-3.132785	-1.014732	-2.276353

* Indicates lag order selected by the criterion
 LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)
 FPE: Final prediction error
 AIC: Akaike information criterion
 SC: Schwarz information criterion
 HQ: Hannan-Quinn information criterion

Scritto in forma matriciale, dunque, il nostro VAR(5) risulta essere:

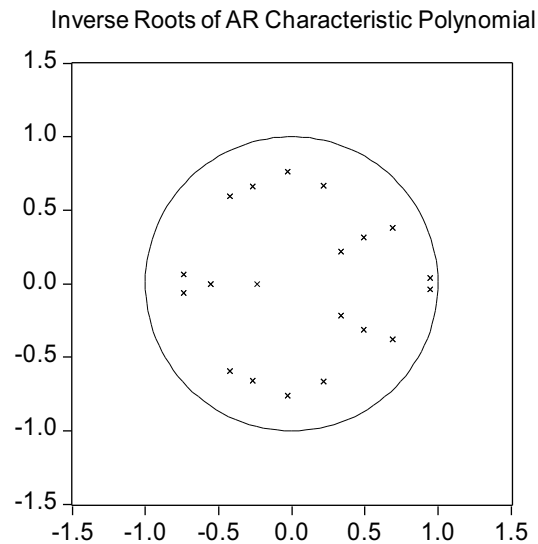
$$\begin{bmatrix} SP_t \\ \pi_t \\ Y_t \\ i_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \\ c_4 \end{bmatrix} + A_1 \begin{bmatrix} SP_{t-1} \\ \pi_{t-1} \\ Y_{t-1} \\ i_{t-1} \end{bmatrix} + \dots + A_5 \begin{bmatrix} SP_{t-5} \\ \pi_{t-5} \\ Y_{t-5} \\ i_{t-5} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \\ \varepsilon_{3t} \\ \varepsilon_{4t} \end{bmatrix}$$

dove le variabili che compaiono sono nell'ordine: S&P 500, inflazione, reddito, tasso d'interesse nominale e A_1, \dots, A_5 sono le matrici (4×4) di coefficienti AR.

In forma compatta il modello diventa:

$$X_t = C + \sum_{i=1}^5 A_i X_{t-i} + \varepsilon_t$$

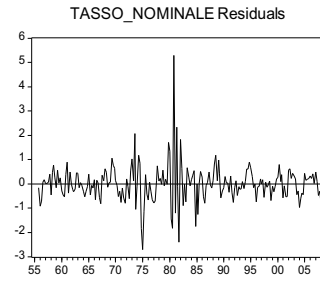
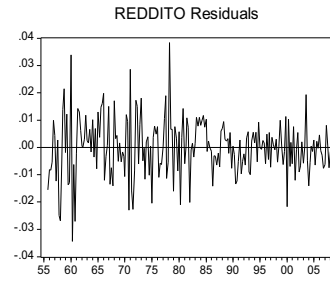
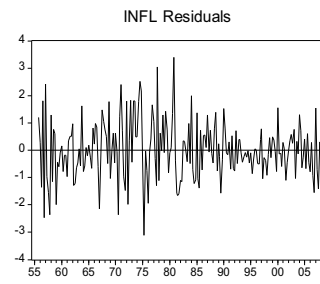
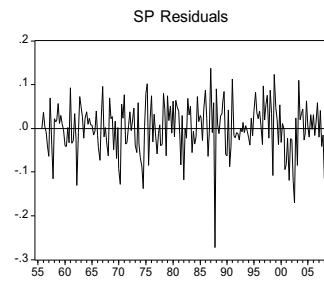
L'output del modello è riportato in appendice. Per indagarne stabilità e stazionarietà dobbiamo verificare che le radici del polinomio caratteristico siano tutte contenute nel cerchio di raggio unitario.



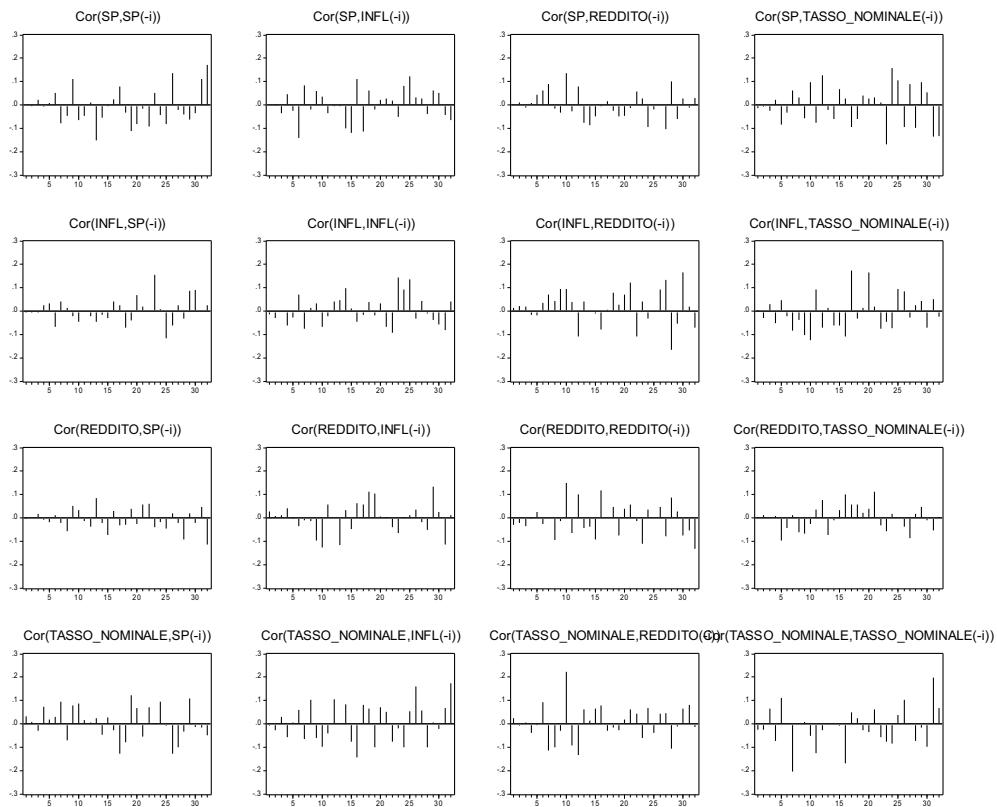
Come si vede dal grafico ciò avviene, quindi il modello VAR(5) stimato è stazionario.

3.1.1 Analisi dei residui

Di seguito sono riportati i grafici dei residui del modello e delle funzioni di autocorrelazione degli stessi. Vediamo che le funzioni di autocorrelazione escono dalle bande di confidenza solo per alcuni ritardi e possiamo concludere che i residui si distribuiscono in modo casuale.



Autocorrelations with 2 Std.Err. Bounds



Inoltre, andando a testare la presenza di correlazione seriale, tramite il test LM, possiamo dire che i residui non sono autocorrelati. L'ipotesi nulla di assenza di correlazione viene sempre accettata a qualsiasi livello di confidenza.

VAR Residual Serial Correlation LM Test
H0: no serial correlation at lag order h
Date: 06/09/10 Time: 14:40
Sample: 1954:3 2008:2
Included observations: 211

Lags	LM-Stat	Prob
1	15.75907	0.4699
2	13.13845	0.6626
3	13.79733	0.6138
4	20.58603	0.1950
5	13.52870	0.6338
6	11.59963	0.7711
7	21.43345	0.1624
8	9.922148	0.8707

Probs from chi-square with 16 df.

3.1.2 Funzioni di risposta d'impulso e decomposizione della varianza

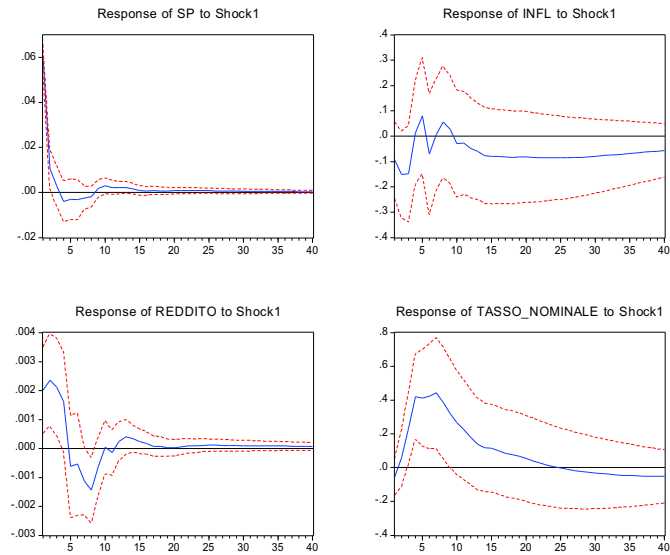
Per poter proseguire e interpretare correttamente le funzioni di risposta d'impulso e la decomposizione della varianza dobbiamo considerare la forma strutturale che permette di ottenere shock ortogonali fra loro.

Per fare ciò abbiamo operato la scomposizione di Cholesky come descritto in precedenza nel paragrafo 1.5.

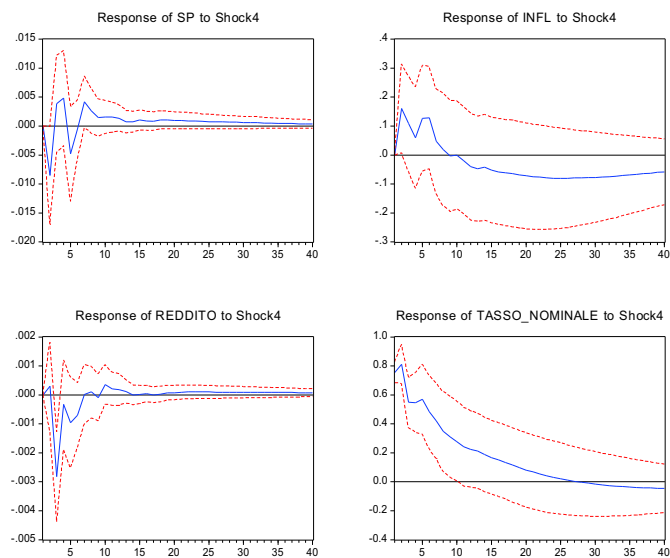
La scomposizione di Cholesky impone un ordinamento ricorsivo degli shock identificati. Nel nostro caso il tasso d'interesse nominale compare per ultimo, il che implica che reagisce contemporaneamente a tutti gli altri shock, mentre l'S&P500 che compare come prima variabile, reagisce con ritardo.

Le funzioni di risposta d'impulso sono riportate nei grafici seguenti e riguardano le risposte d'impulso delle variabili a shock all'indice borsistico (i primi quattro grafici) e a shock di politica monetaria (gli ultimi quattro).

Response to Structural One S.D. Innovations ± 2 S.E.

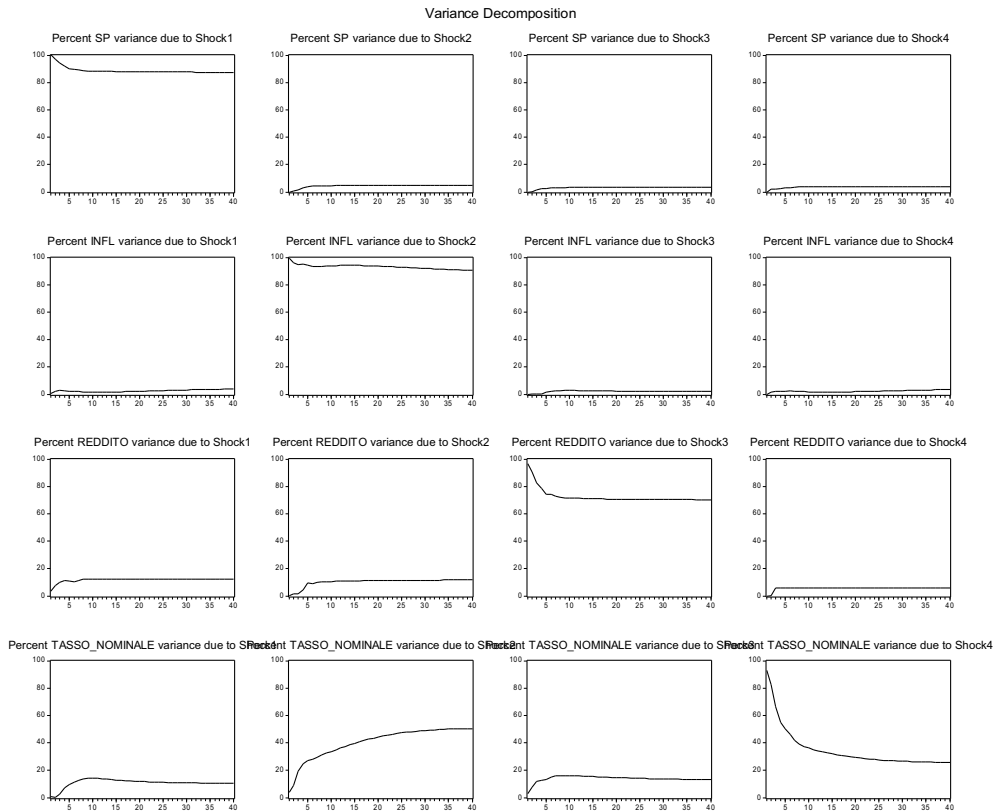


Response to Structural One S.D. Innovations ± 2 S.E.



Per quanto riguarda l'interpretazione di questi risultati si rimanda al paragrafo 3.4 in cui queste risposte d'impulso vengono messe a confronto con quelle calcolate stimando altri modelli VAR sui due sottocampioni.

Effettuando la scomposizione della varianza si va ad investigare quanto effettivamente incide uno shock di una variabile sulla variabilità delle altre. Ho riportato i grafici che illustrano tali percentuali e poi i valori numerici relativi solamente all'ottavo ritardo, cioè a distanza di due anni dagli shock, e solo per i due shock di interesse.



Variance Decomposition of SP:			
Period	S.E.	Shock SP	Shock TASSO_NOMINALE
8	0,06515	88,59045	3,73343

Variance Decomposition of INFL:			
Period	S.E.	Shock SP	Shock TASSO_NOMINALE
8	1,93869	1,83512	2,01936

Variance Decomposition of REDDITO:			
Period	S.E.	Shock SP	Shock TASSO_NOMINALE
8	0,01308	12,09096	5,63624

Variance Decomp. of TASSO_NOMINALE:			
Period	S.E.	Shock SP	Shock TASSO_NOMINALE
8	2,61841	13,59921	39,03729

Notiamo che dopo 8 ritardi uno shock all'indice borsistico incide ancora abbastanza sulla varianza del reddito (12%) e sulla varianza del tasso nominale (13,6%). Mentre uno shock di politica monetaria ha effetti più contenuti sulla variabilità delle altre variabili: al massimo incide sulla varianza del reddito per il 5,6%.

Infine notiamo che sia uno shock all'indice borsistico, sia uno shock di politica monetaria, dopo 8 ritardi, incidono poco sulla varianza dell'inflazione.

3.2 VAR sul primo sottocampione (1954:3 – 1979:2)

Ripetiamo ora la stessa analisi facendo riferimento alle stesse variabili considerate in precedenza, ma restringendo il campione al sottoperiodo che va dal terzo trimestre del 1954 al secondo trimestre del 1979.

Il criterio di Akaike ora suggerisce di stimare un VAR di ordine 2.

VAR Lag Order Selection Criteria
 Endogenous variables: SP INFL REDDITO TASSO_NOMINALE
 Exogenous variables: C
 Date: 06/09/10 Time: 16:17
 Sample: 1954:3 1979:2
 Included observations: 92

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	6.532820	NA	1.11E-05	-0.055061	0.054582	-0.010808
1	148.7364	268.9502	7.16E-07	-2.798617	-2.250402*	-2.577352
2	173.3626	44.43425	5.95E-07*	-2.986143*	-1.999356	-2.587867*
3	184.6563	19.39578	6.62E-07	-2.883833	-1.458474	-2.308546
4	202.5654	29.19961*	6.41E-07	-2.925335	-1.061405	-2.173037
5	217.3518	22.82241	6.69E-07	-2.898952	-0.596449	-1.969642
6	222.4160	7.376102	8.68E-07	-2.661217	0.079858	-1.554896
7	228.2265	7.957886	1.12E-06	-2.439706	0.739940	-1.156374
8	237.9655	12.49133	1.34E-06	-2.303597	1.314621	-0.843254

* indicates lag order selected by the criterion
 LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)
 FPE: Final prediction error
 AIC: Akaike information criterion
 SC: Schwarz information criterion
 HQ: Hannan-Quinn information criterion

In forma matriciale il VAR(2) risulta essere:

$$\begin{bmatrix} SP_t \\ \pi_t \\ Y_t \\ i_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \\ c_4 \end{bmatrix} + A_1 \begin{bmatrix} SP_{t-1} \\ \pi_{t-1} \\ Y_{t-1} \\ i_{t-1} \end{bmatrix} + A_2 \begin{bmatrix} SP_{t-2} \\ \pi_{t-2} \\ Y_{t-2} \\ i_{t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \\ \varepsilon_{3t} \\ \varepsilon_{4t} \end{bmatrix}$$

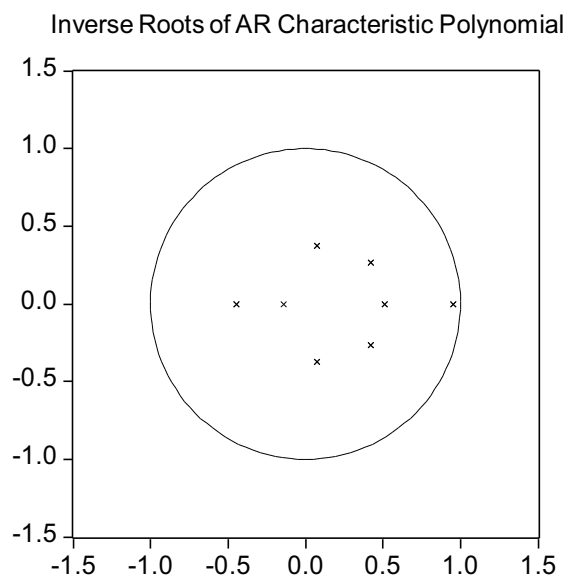
Anche qui le variabili compaiono nell'ordine: S&P 500, inflazione, reddito, tasso d'interesse nominale. Le matrici A_1 e A_2 sono le matrici (4×4) di coefficienti AR.

In forma compatta il modello diventa:

$$X_t = C + \sum_{i=1}^2 A_i X_{t-i} + \varepsilon_t$$

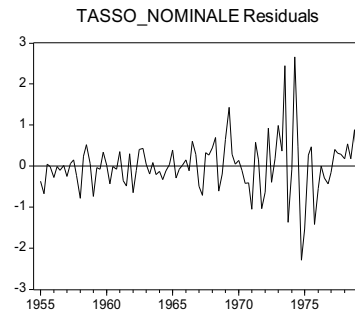
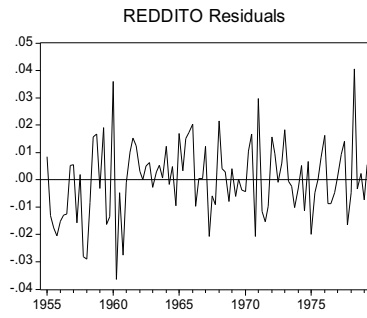
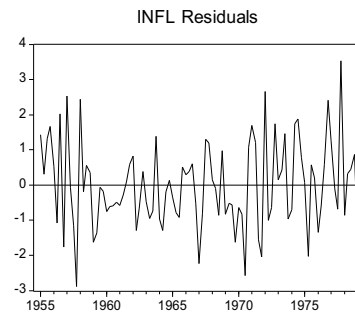
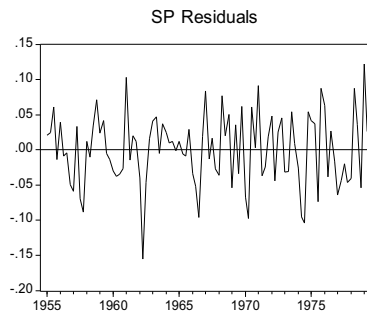
L'output del modello è riportato in appendice.

Anche in questo caso, se si va a guardare il grafico che raffigura le radici del polinomio caratteristico vediamo che sono tutte contenute all'interno del cerchio di raggio unitario, quindi possiamo concludere che il modello stimato è stabile e stazionario.

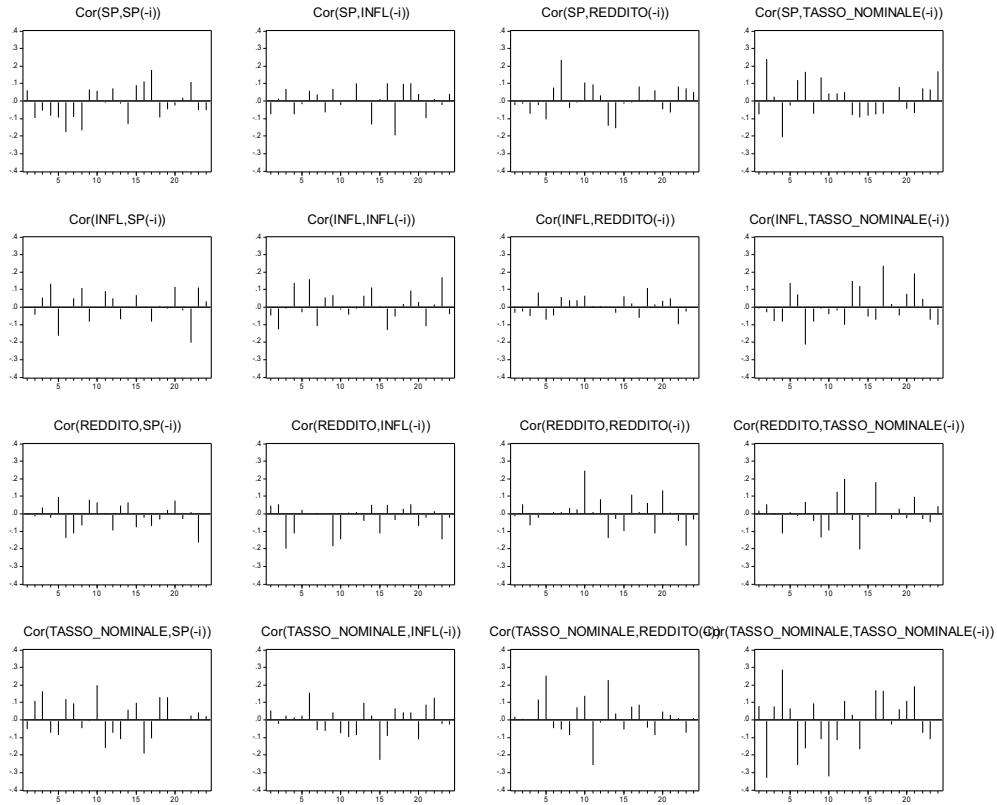


3.2.1 Analisi dei residui

Di seguito sono riportati i grafici dei residui del modello e delle funzioni di autocorrelazione degli stessi. Le funzioni di autocorrelazione escono dalle bande di confidenza solo per alcuni ritardi, portandoci così a concludere che i residui si distribuiscono in modo casuale.



Autocorrelations with 2 Std.Err. Bounds



Inoltre, andando a testare la presenza di correlazione seriale, tramite il test LM, possiamo dire che i residui non sono autocorrelati. L'ipotesi nulla di assenza di correlazione viene sempre accettata a qualsiasi livello di confidenza, tranne per il quarto ritardo in cui accettiamo al 5%. C'è un problema al secondo ritardo in cui rifiutiamo anche all'1%.

VAR Residual Serial Correlation LM Test
H0: no serial correlation at lag order h
Date: 06/09/10 Time: 16:19
Sample: 1954:3 1979:2
Included observations: 98

Lags	LM-Stat	Prob
1	14.20983	0.5831
2	34.18739	0.0051
3	13.17201	0.6601
4	23.90763	0.0915
5	17.87345	0.3314
6	20.19349	0.2116
7	18.14923	0.3152
8	11.73100	0.7623

Probs from chi-square with 16 df.

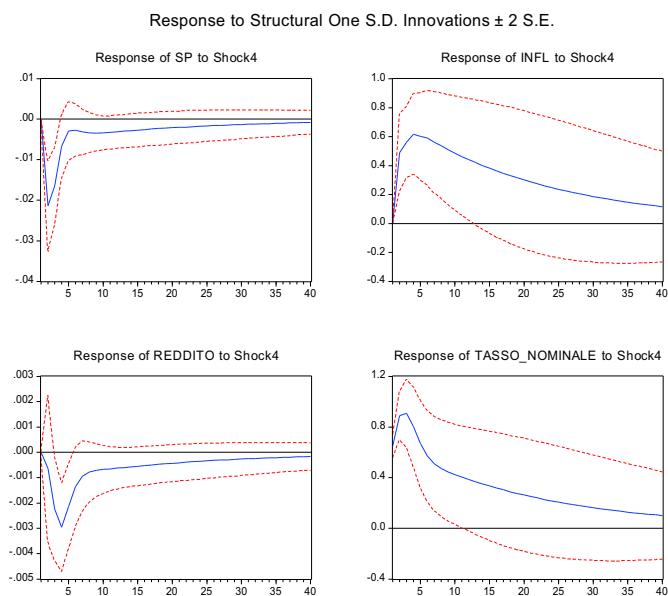
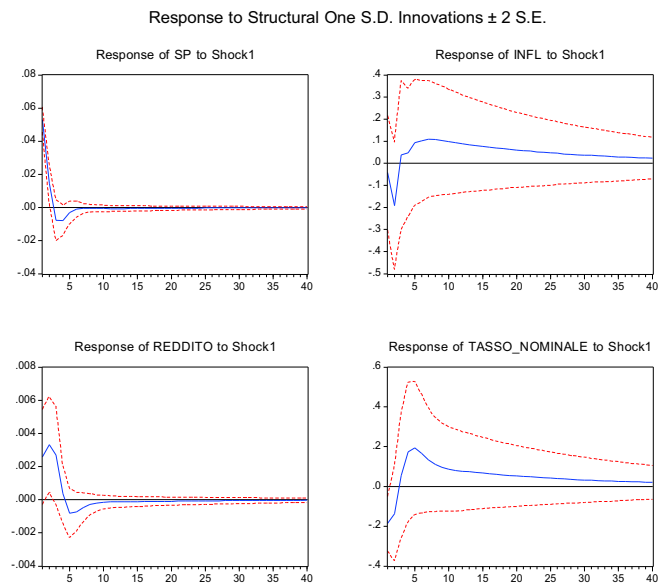
Per eliminare i problemi di correlazione e di eteroschedasticità (segnalata dal test di White) nei residui, ho stimato un VAR con più ritardi. I risultati sono riportati in appendice.

Così facendo, le funzioni di risposta d'impulso comunque non cambiano dal punto di vista qualitativo (segno, presenza/assenza di persistenza) e nel seguito si considerano le funzioni di risposta d'impulso ottenute stimando il VAR(2).

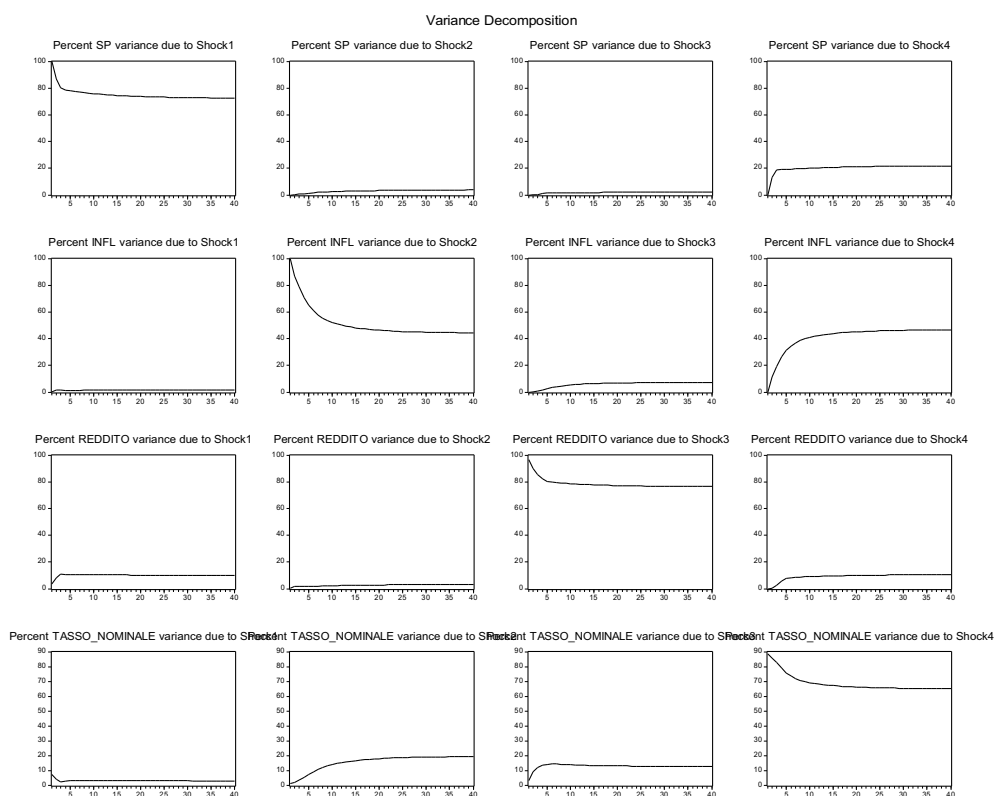
3.2.2 Funzioni di risposta d'impulso e decomposizione della varianza

Come per il primo modello, per poter proseguire e interpretare correttamente le funzioni di risposta d'impulso e la decomposizione della varianza, abbiamo operato la scomposizione di Cholesky, considerando la forma strutturale che permette di ottenere shock ortogonali fra loro.

Le funzioni di risposta d'impulso sono riportate nei grafici seguenti e, anche in questo caso, si è concentrata l'attenzione sulle risposte d'impulso delle variabili agli shock all'indice borsistico (primi 4 grafici) e di politica monetaria (ultimi 4).



Di seguito sono riportati i grafici relativi alla decomposizione della varianza e poi, per i due shock di interesse, i valori numerici relativi solamente all'ottavo ritardo, cioè a distanza di due anni dagli shock.



Notiamo che dopo 8 ritardi uno shock di politica monetaria incide ancora molto sulla varianza dell'inflazione (38,5%) e dell'indice borsistico (19,6%).

Mentre uno shock all'indice borsistico ha effetti rilevanti sulla variabilità del reddito (10,6%).

Variance Decomposition of SP:			
Period	S.E.	Shock SP	Shock TASSO_NOMINALE
8	0,06433	76,63931	19,64927

Variance Decomposition of INFL:			
Period	S.E.	Shock SP	Shock TASSO_NOMINALE
8	2,41134	1,46069	38,53452

Variance Decomposition of REDDITO:			
Period	S.E.	Shock SP	Shock TASSO_NOMINALE
8	0,01602	10,36485	8,63922

Variance Decom. of TASSO_NOMINALE:			
Period	S.E.	Shock SP	Shock TASSO_NOMINALE
8	2,35788	3,26988	70,73755

3.3 VAR sul secondo sottocampione (1985:1 – 2008:2)

Stimiamo ora un modello VAR nel secondo sottocampione che va dal primo trimestre del 1985 al secondo trimestre del 2008.

Il criterio di Akaike ora suggerisce di stimare un VAR di ordine 3

VAR Lag Order Selection Criteria
 Endogenous variables: SP INFL REDDITO TASSO_NOMINALE
 Exogenous variables: C
 Date: 06/09/10 Time: 16:42
 Sample: 1985:1 2008:2
 Included observations: 94

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	141.9520	NA	6.24E-07	-2.935148	-2.826923	-2.891433
1	318.9428	335.1528	2.03E-08	-6.360484	-5.819358	-6.141909
2	355.9823	66.98642	1.30E-08	-6.808134	-5.834107*	-6.414698*
3	374.7859	32.40619*	1.23E-08*	-6.867785*	-5.460856	-6.299489
4	385.9323	18.26112	1.38E-08	-6.764517	-4.924687	-6.021360
5	393.9764	12.49405	1.66E-08	-6.595243	-4.322511	-5.677226
6	407.7554	20.22869	1.77E-08	-6.547987	-3.842354	-5.455109
7	417.6628	13.70181	2.08E-08	-6.418358	-3.279824	-5.150620
8	430.0464	16.07232	2.35E-08	-6.341413	-2.769978	-4.898815

* indicates lag order selected by the criterion
 LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)
 FPE: Final prediction error
 AIC: Akaike information criterion
 SC: Schwarz information criterion
 HQ: Hannan-Quinn information criterion

In forma matriciale il VAR(3) risulta essere:

$$\begin{bmatrix} SP_t \\ \pi_t \\ Y_t \\ i_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \\ c_4 \end{bmatrix} + A_1 \begin{bmatrix} SP_{t-1} \\ \pi_{t-1} \\ Y_{t-1} \\ i_{t-1} \end{bmatrix} + A_2 \begin{bmatrix} SP_{t-2} \\ \pi_{t-2} \\ Y_{t-2} \\ i_{t-2} \end{bmatrix} + A_3 \begin{bmatrix} SP_{t-3} \\ \pi_{t-3} \\ Y_{t-3} \\ i_{t-3} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \\ \varepsilon_{3t} \\ \varepsilon_{4t} \end{bmatrix}$$

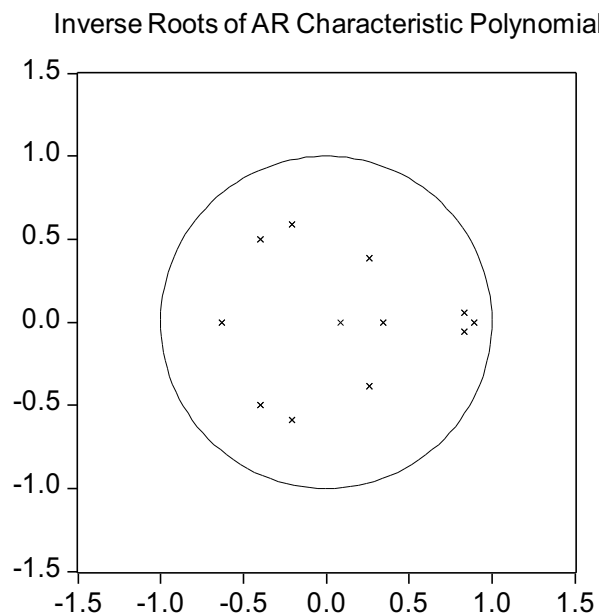
Anche qui le variabili compaiono nell'ordine: S&P 500, inflazione, reddito, tasso d'interesse nominale. Le matrici A_i sono le matrici (4×4) di coefficienti AR.

Scritto in forma compatta il modello diventa:

$$X_t = C + \sum_{i=1}^3 A_i X_{t-i} + \varepsilon_t$$

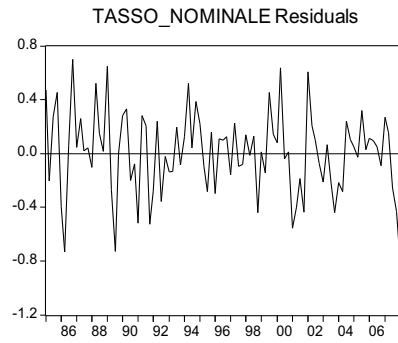
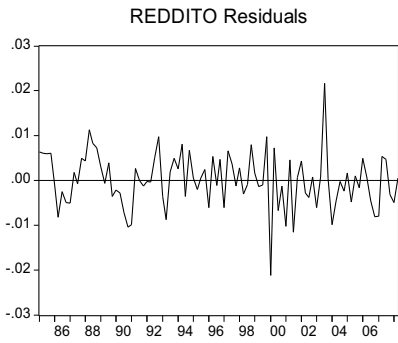
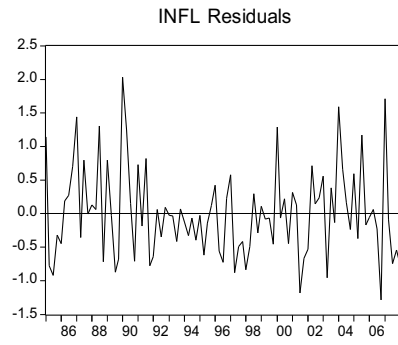
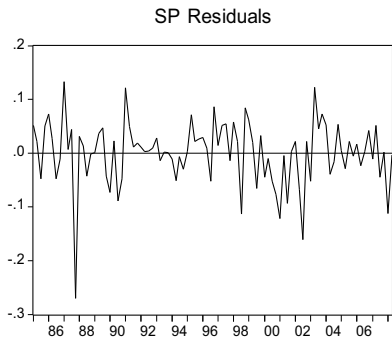
L'output del modello è riportato in appendice.

Andando ad analizzare il grafico che raffigura le radici del polinomio caratteristico vediamo che anche qui sono tutte contenute all'interno del cerchio di raggio unitario, quindi possiamo concludere a favore dell'ipotesi che il modello stimato sia stabile e stazionario.

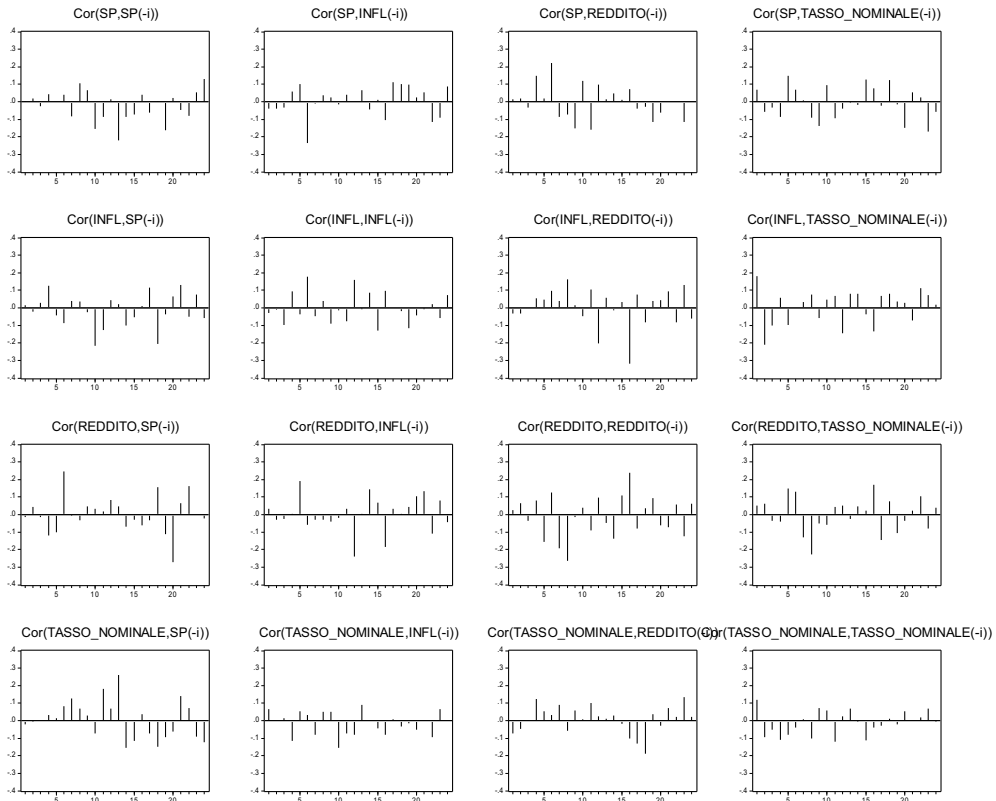


3.3.1 Analisi dei residui

L'analisi dei residui produce risultati analoghi ai due casi precedenti. Di seguito sono riportati i grafici dei residui del modello e delle funzioni di autocorrelazione. Queste escono dalle bande di confidenza soltanto per alcuni ritardi, quindi possiamo affermare che i residui del modello si distribuiscono in modo casuale.



Autocorrelations with 2 Std.Err. Bounds



Effettuando il test LM per testare l'eventuale presenza di correlazione seriale, possiamo dire che i residui non sono autocorrelati. L'ipotesi nulla di assenza di correlazione viene sempre accettata a qualsiasi livello di confidenza, tranne per il primo e il sesto ritardo in cui accettiamo al 5%, ma non al 10%.

VAR Residual Serial Correlation LM Test
H0: no serial correlation at lag order h
Date: 06/09/10 Time: 17:03
Sample: 1985:1 2008:2
Included observations: 94

Lags	LM-Stat	Prob
1	25.57426	0.0603
2	16.83464	0.3964
3	8.467059	0.9337
4	15.28987	0.5035
5	14.64496	0.5508
6	25.52893	0.0610
7	10.04743	0.8641
8	16.15632	0.4421
9	8.081579	0.9464
10	14.15534	0.5871
11	16.36614	0.4277
12	16.35172	0.4287

Probs from chi-square with 16 df.

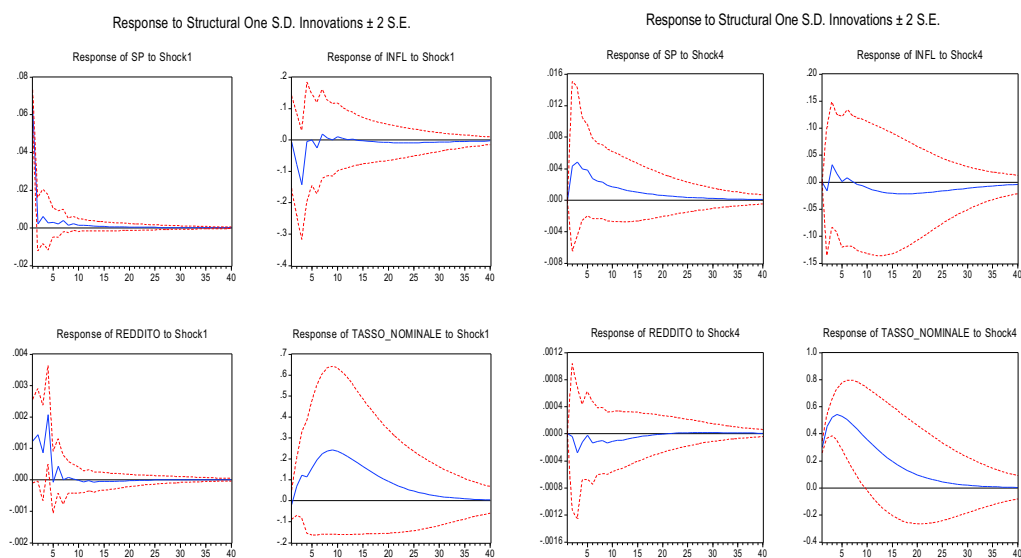
Stimando un VAR con più ritardi risolviamo i problemi di correlazione al primo e sesto ritardo. Inoltre si risolve anche il problema di eteroschedasticità, segnalata dal test di White. I risultati della stima del VAR(4) sul secondo sottocampione sono riportati in appendice.

Stimando un VAR con più ritardi, le funzioni di risposta d'impulso comunque non cambiano dal punto di vista qualitativo (segno, presenza/assenza di persistenza) e nel seguito si considero le funzioni di risposta d'impulso ottenute stimando il VAR(3).

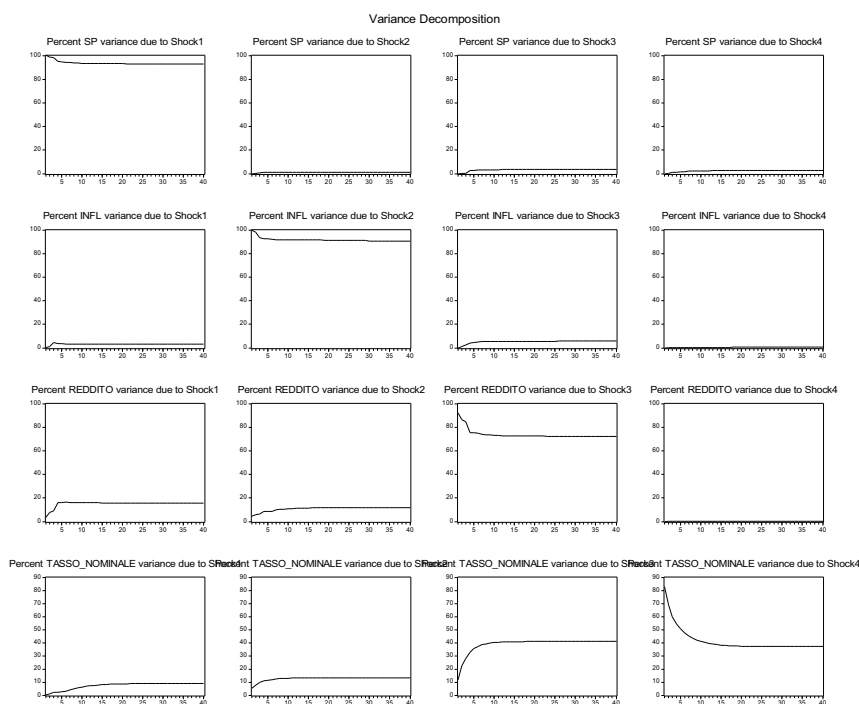
3.3.2 Funzioni di risposta d'impulso e decomposizione della varianza

Anche in questo caso, si è adottata la scomposizione di Cholesky, per poter calcolare e interpretare correttamente le funzioni di risposta d'impulso e la decomposizione della varianza.

Le funzioni di risposta d'impulso agli shock di politica monetaria e all'indice borsistico sono riportate nel grafico seguente. I commenti relativi a tali risposte sono nel paragrafo seguente in cui vengono messe a confronto congiuntamente le risposte d'impulso stimate con i tre modelli.



Di seguito sono riportati i grafici relativi alla decomposizione della varianza e i valori numerici delle percentuali soltanto all'ottavo ritardo, cioè a distanza di due anni dagli shock.



Dopo 8 ritardi uno shock di politica monetaria ha poca influenza sulla variabilità delle altre variabili. Al massimo incide per il 2% sulla varianza dell'indice borsistico. Mentre uno shock all'indice borsistico ha ancora effetti rilevanti sulla variabilità del reddito (16%) a due anni dallo shock.

Variance Decomposition of SP:			
Period	S.E.	Shock SP	Shock TASSO NOMINALE
8	0,06673	93,76904	2,06073

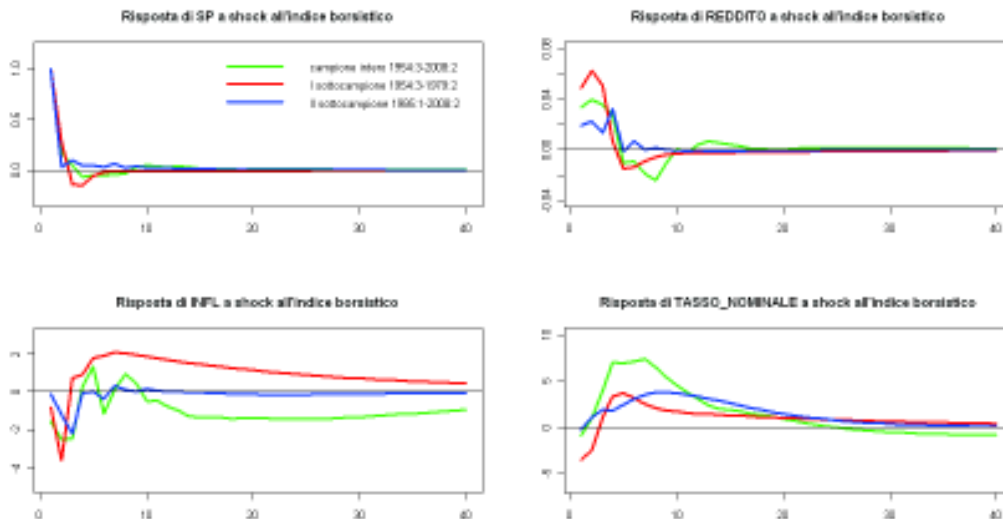
Variance Decomposition of INFL:			
Period	S.E.	Shock SP	Shock TASSO NOMINALE
8	0,959691	2,999623	0,177334

Variance Decomposition of REDDITO:			
Period	S.E.	Shock SP	Shock TASSO NOMINALE
8	0,00741	16,05249	0,24702

Variance Decomposition of TASSO NOMINALE:			
Period	S.E.	Shock SP	Shock TASSO NOMINALE
8	2,04446	4,86269	43,35951

3.4 Funzioni di risposta d'impulso stimate con i tre modelli VAR a confronto

Il grafico seguente propone una sovrapposizione delle funzioni di risposta d'impulso (irf) a uno shock dell'indice borsistico stimate con i tre modelli VAR e opportunamente normalizzate³. In verde abbiamo le irf stimate con il modello VAR(5) sul campione intero, in rosso le irf stimate con il VAR(2) sul primo sottocampione e in blu le irf stimate con il VAR(3) sul secondo sottocampione. In appendice ho riportato gli stessi grafici a dimensioni maggiori per facilitarne la lettura.

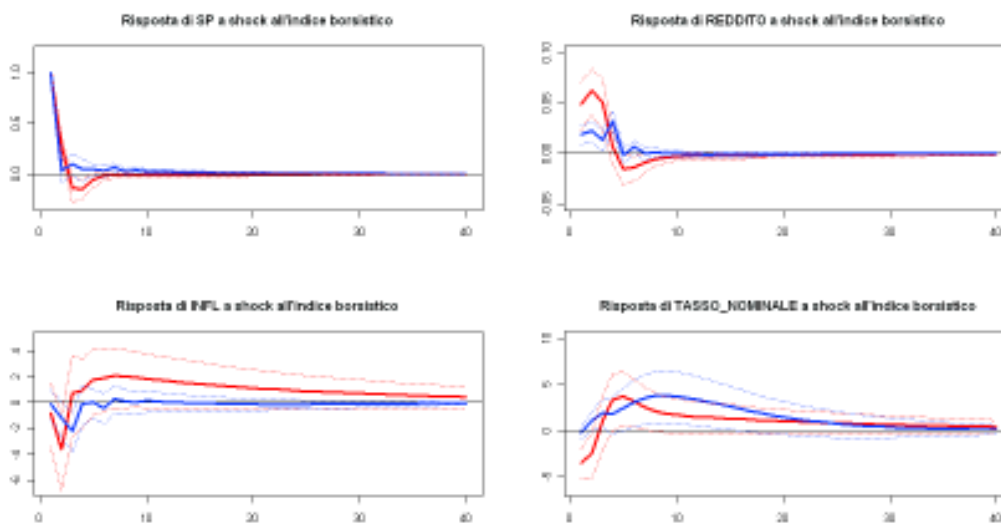


A uno shock positivo della Borsa ci aspettiamo che il reddito reagisca in modo positivo in quanto c'è maggiore ricchezza finanziaria. Dal grafico vediamo che ciò avviene: la risposta d'impulso del reddito è positiva per tutti e tre i campioni considerati. Dato che il reddito sale ci si aspetta che il tasso d'interesse nominale salga, ma questa reazione, almeno inizialmente, non è così positiva (soprattutto per il primo sottocampione). Il tasso d'interesse nominale comunque aumenta

³ Questi grafici sono diversi (in termini di magnitudo) da quelli proposti nei paragrafi precedenti, in quanto per poter rendere confrontabili le irf è necessario normalizzarle. Bisogna cioè fare in modo che le risposte proposte siano state create da uno shock che induce la stessa reazione in una delle variabili.

sostanzialmente per due motivi: o perché reagisce al reddito o perché di per sé la Banca Centrale può reagire alla Borsa, essendo che la Borsa è salita, la Banca centrale ha operato di conseguenza. D'altro canto, gli imprenditori, anticipando la reazione positiva della Borsa si aspettano che il tasso d'interesse nominale salga, che il reddito dopo un po' tenda a scendere, riducono così i prezzi e l'inflazione diminuisce.

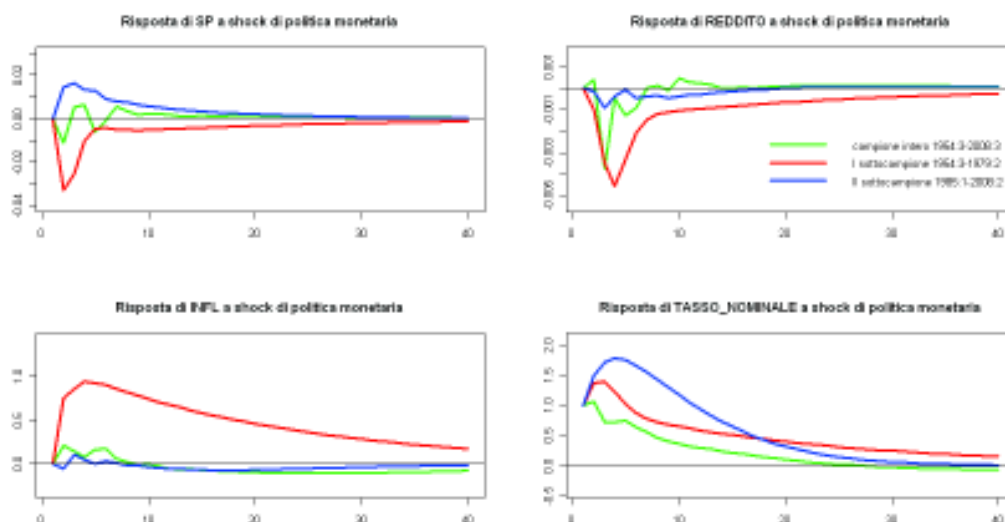
Questo per quanto riguarda l'aspetto qualitativo. Se vogliamo interpretare i risultati da un punto di vista quantitativo analizziamo le diverse risposte d'impulso ottenute stimando i VAR sui due sottocampioni che, ripetiamolo, sono relativi rispettivamente ai periodi 1954:3-1979:2 e 1985:1-2008:2. Nel grafico che segue le linee rosse rappresentano le irf ottenute stimando il VAR(2) sul primo sottocampione, le linee blu invece sono le irf ottenute stimando il VAR(3) sul secondo sottocampione. Inoltre vengono aggiunte le bande di confidenza al 68%.



Dall'analisi di questi grafici possiamo dire che la risposta del reddito è più significativa nel primo sottocampione, ciò perché la Banca Centrale reagisce in modo più aggressivo sul tasso d'interesse nominale nel secondo sottocampione rispetto al primo. Considerando le irf del tasso d'interesse nominale (grafico in basso a destra) vediamo che la risposta nel secondo sottoperiodo, a parità di

shock, è mediamente maggiore alla risposta ottenuta nel primo sottoperiodo. Questo perché, come già detto, la Banca Centrale ha reagito in modo più aggressivo nel secondo sottocampione. Un'ulteriore conferma si ha dal fatto che per il secondo sottocampione il ritorno alla fase pre-shock è più rapido: la linea blu si avvicina allo zero più velocemente della linea rossa.

Consideriamo ora la sovrapposizione delle funzioni di risposta d'impulso a uno shock di politica monetaria. Come prima, abbiamo: in verde le irf stimate con il modello VAR(5) sul campione intero, in rosso le irf stimate con il VAR(2) sul primo sottocampione e in blu le irf stimate con il VAR(3) sul secondo sottocampione.



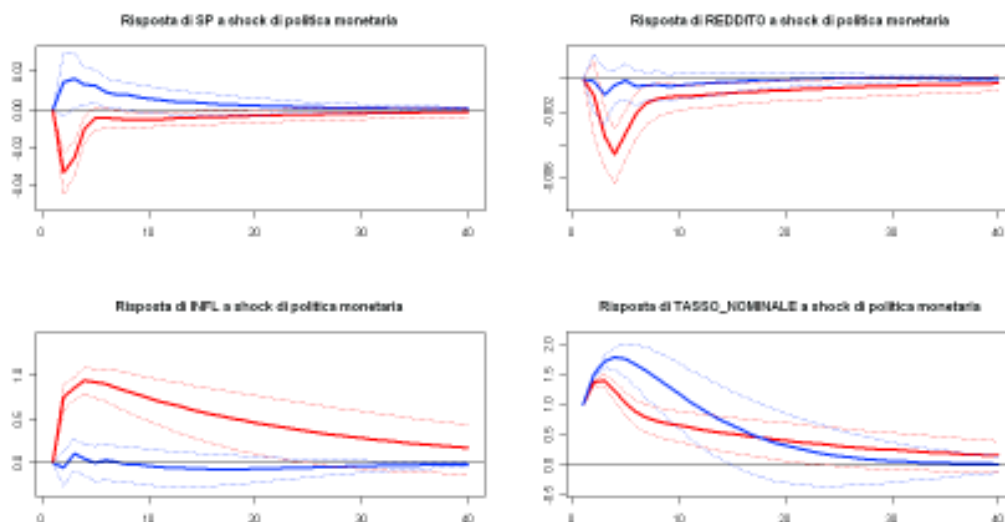
A uno shock positivo di politica monetaria ci si aspetta che la Borsa scenda. Nel nostro caso vediamo che il tasso d'interesse nominale sale, questo porta a una diminuzione di investimenti e consumi, quindi il reddito scende. A una diminuzione del reddito dovrebbe conseguire una diminuzione dell'inflazione. Qui invece notiamo che vi è un aumento, tra l'altro molto marcato nel caso del primo sottocampione, i prezzi cioè tendono a salire e non a scendere. Si tratta del cosiddetto "price puzzle", fenomeno generato dal fatto che la FED reagisce non

alle indicazioni provenienti dall'indice dei prezzi, bensì a quelle fornite da indicatori anticipatori dell'indice dei prezzi; la loro omissione causa l'osservazione di una correlazione positiva tra innovazioni di politica monetaria e andamento dei prezzi che non può certo ritenersi come un fenomeno strutturale bensì come un prodotto della scorretta specificazione del VAR.

Considerando il canale di offerta, se le imprese prendono a prestito e il tasso d'interesse nominale sale, pagano di più il prestito bancario e scaricheranno sui prezzi questo maggior costo marginale. Le imprese hanno cioè un incentivo ad aumentare i prezzi, che quindi saliranno, non scenderanno.

Dal lato della domanda, invece, un aumento del tasso d'interesse nominale porta a una diminuzione degli investimenti, quindi una diminuzione dei consumi, il reddito scende e di conseguenza i prezzi diminuiscono.

Si tratta di capire se prevalga il lato della domanda o dell'offerta. Per indagare meglio quest'aspetto consideriamo solo le irf ottenute nei due sottoperiodi (in rosso il primo, in blu il secondo e con linea tratteggiata le bande di confidenza al 68%).



Considerando il primo sottocampione, guardando la funzione di risposta d'impulso dell'inflazione, possiamo dire che o il canale di offerta è più forte o che

in questo periodo la politica monetaria è stata più lasca, meno aggressiva. Infatti non si è in grado di stabilizzare l'inflazione: dopo 40 ritardi lo shock non si è ancora del tutto riassorbito.

Guardando sempre l'irf dell'inflazione, ma nel secondo sottocampione (linea blu), abbiamo che non si muove di molto. Quindi in questo caso il canale di offerta ha lo stesso peso del canale di domanda.

Una considerazione importante da fare è che stiamo ipotizzando Cholesky anche se ha dei limiti: non sempre l'economia è rappresentabile tramite l'approccio alla Cholesky e si incorre nell'inconveniente di andare ad identificare uno shock, quando di fatto si stanno confondono molti shock. Quindi se stiamo confondendo degli shock che hanno effetti sull'inflazione troviamo uno zero dove non dovremmo averlo.

CONCLUSIONI

Questa tesi, tramite la stima di modelli VAR strutturali su dati trimestrali dal terzo trimestre del 1954 al secondo trimestre del 2008, studia gli effetti di shock all'indice borsistico e di shock di politica monetaria sul ciclo economico USA, con lo scopo di capire se vi siano state differenze in due sottoperiodi del campione considerato.

I VAR stimati includono due variabili che non sono stazionarie in media (inflazione e tasso d'interesse nominale). Le stime dei VAR sono comunque consistenti, ma non necessariamente efficienti.

I risultati ottenuti sono in linea con la logica: a uno shock positivo della borsa il reddito reagisce con una reazione positiva, sale anche il tasso d'interesse nominale e l'inflazione scende per il fatto che gli imprenditori, anticipando la reazione positiva della borsa, riducono i prezzi poiché si aspettano che il tasso d'interesse nominale salga e che il reddito dopo un po' tenda a scendere. Dal confronto degli effetti dello shock all'indice borsistico nei due sottoperiodi è emerso che la banca centrale ha effettuato una politica monetaria più aggressiva nel secondo periodo rispetto al primo.

Per quanto riguarda le risposte a shock di politica monetaria abbiamo che non avviene quello che è logico aspettarsi e si incorre nel fenomeno del "*price puzzle*". A un aumento del tasso d'interesse nominale, il reddito scende, dovrebbe esserci di conseguenza una diminuzione dell'inflazione, ma invece questa sale. Considerando le risposte nei due sottocampioni, in particolare la funzione di risposta d'impulso dell'inflazione, abbiamo una conferma di quanto notato in precedenza, ovvero che nel primo sottocampione la politica monetaria è stata meno aggressiva. Infatti dopo 40 ritardi l'inflazione non ha ancora riassorbito del tutto lo shock.

APPENDICE

Di seguito sono riportati gli output dei modelli VAR stimati.

VAR(5) sull'intero campione

Vector Autoregression Estimates

Vector Autoregression Estimates

Date: 06/03/10 Time: 14:51

Sample(adjusted): 1955:4 2008:2

Included observations: 211 after adjusting endpoints

Standard errors in () & t-statistics in []

	SP	INFL	REDDITO	TASSO_NOMI
SP(-1)	0.155314 (0.07338) [2.11663]	-1.605530 (1.34105) [-1.19722]	0.040572 (0.01337) [3.03490]	1.742586 (0.95814) [1.81872]
SP(-2)	0.059704 (0.07684) [0.77701]	-1.021108 (1.40428) [-0.72714]	0.024488 (0.01400) [1.74999]	1.813543 (1.00332) [1.80754]
SP(-3)	-0.041614 (0.07762) [-0.53612]	1.871413 (1.41858) [1.31921]	0.023216 (0.01414) [1.64171]	2.828084 (1.01354) [2.79130]
SP(-4)	-0.005243 (0.07785) [-0.06735]	1.258244 (1.42271) [0.88299]	-0.013585 (0.01418) [-0.95789]	-0.788628 (1.01649) [-0.77584]
SP(-5)	-0.011100 (0.07663) [-0.14485]	-2.385622 (1.40052) [-1.70338]	0.006363 (0.01396) [0.45574]	-0.029717 (1.00063) [-0.02970]
INFL(-1)	-0.003706 (0.00398) [-0.93041]	0.418205 (0.07279) [5.74559]	0.001298 (0.00073) [1.78568]	0.158891 (0.05200) [3.07458]
INFL(-2)	-0.002437 (0.00421) [-0.57908]	0.258910 (0.07692) [3.37914]	0.000332 (0.00077) [0.43311]	0.158055 (0.05485) [2.87612]
INFL(-3)	-0.001266 (0.00431) [-0.29362]	0.089278 (0.07883) [1.13253]	-0.001874 (0.00079) [-2.38509]	-0.041200 (0.05632) [-0.73152]
INFL(-4)	-0.001371 (0.00422) [-0.32511]	0.283293 (0.07708) [3.67528]	-0.001012 (0.00077) [-1.31755]	-0.061637 (0.05507) [-1.11920]
INFL(-5)	0.002011 (0.00407) [0.49362]	-0.117483 (0.07446) [-1.57772]	0.001226 (0.00074) [1.65209]	-0.030806 (0.05320) [-0.57905]
REDDITO(-1)	0.058630 (0.39748) [0.14750]	-2.176315 (7.26436) [-0.29659]	0.032827 (0.07242) [0.45055]	15.23816 (5.19017) [2.93558]
REDDITO(-2)	-0.682683 (0.40377) [-1.69078]	-0.520741 (7.37926) [-0.07057]	0.063395 (0.07356) [0.86181]	10.85001 (5.27226) [2.02001]
REDDITO(-3)	-0.436065 (0.39421) [-1.10617]	-2.282109 (7.20462) [-0.31676]	0.017240 (0.07182) [0.24004]	6.136952 (5.14748) [1.19222]

TASSO_NOMIN...	-0.011331 (0.00555) [-2.04153]	0.212629 (0.10143) [2.09626]	0.000387 (0.00101) [0.38305]	1.075586 (0.07247) [14.8417]
TASSO_NOMIN...	0.019803 (0.00802) [2.46821]	-0.192109 (0.14663) [-1.31012]	-0.003998 (0.00146) [-2.73523]	-0.452513 (0.10477) [-4.31927]
TASSO_NOMIN...	-0.005288 (0.00836) [-0.63211]	0.005065 (0.15288) [0.03313]	0.003479 (0.00152) [2.28301]	0.438113 (0.10923) [4.01106]
TASSO_NOMIN...	-0.010085 (0.00850) [-1.18691]	0.093548 (0.15528) [0.60243]	-0.002021 (0.00155) [-1.30559]	-0.136151 (0.11095) [-1.22718]
TASSO_NOMIN...	0.008396 (0.00559) [1.50105]	-0.135450 (0.10222) [-1.32504]	0.001536 (0.00102) [1.50691]	-0.014947 (0.07304) [-0.20466]
C	0.027315 (0.01210) [2.25677]	0.284448 (0.22120) [1.28593]	0.007786 (0.00221) [3.53117]	-0.402502 (0.15804) [-2.54682]
R-squared	0.171883	0.807452	0.318293	0.948029
Adj. R-squared	0.084712	0.787184	0.246534	0.942558
Sum sq. resids	0.683651	228.3467	0.022691	116.5636
S.E. equation	0.059985	1.096278	0.010928	0.783258
F-statistic	1.971803	39.83834	4.435600	173.2935
Log likelihood	305.3474	-307.7313	664.6233	-236.7901
Akaike AIC	-2.695236	3.115936	-6.100695	2.443508
Schwarz SC	-2.361639	3.449533	-5.767098	2.777105
Mean dependent	0.006136	3.571731	0.004503	5.763697
S.D. dependent	0.062699	2.376393	0.012590	3.268063
Determinant Residual Covariance	2.82E-07			
Log Likelihood (d.f. adjusted)	393.5284			
Akaike Information Criteria	-2.933918			
Schwarz Criteria	-1.599529			

VAR(2) sul primo sottocampione

Vector Autoregression Estimates

Vector Autoregression Estimates

Date: 06/03/10 Time: 16:18

Sample(adjusted): 1955:1 1979:2

Included observations: 98 after adjusting endpoints

Standard errors in () & t-statistics in []

	SP	INFL	REDDITO	TASSO_NOMI
SP(-1)	0.148269 (0.10806) [1.38130]	-0.232870 (2.61593) [-0.08902]	0.057570 (0.02916) [1.97402]	1.712538 (1.40319) [1.22046]
SP(-2)	-0.212043 (0.10777) [-1.96760]	3.500504 (2.60875) [1.34183]	0.028866 (0.02908) [0.99597]	1.945251 (1.39933) [1.39013]
INFL(-1)	0.000105 (0.00411) [0.02553]	0.295132 (0.09957) [2.96395]	0.001536 (0.00111) [1.38358]	0.032105 (0.05341) [0.60109]
INFL(-2)	-0.000674 (0.00398) [-0.16947]	0.357834 (0.09625) [3.71774]	-0.000123 (0.00107) [-0.11437]	0.043870 (0.05163) [0.84972]
REDDITO(-1)	0.255643 (0.38629) [0.64509]	-10.34891 (9.59313) [-1.07878]	0.057381 (0.10695) [0.53653]	11.66960 (5.14575) [2.26781]
REDDITO(-2)	0.267301 (0.39724) [0.67290]	-4.783930 (9.61599) [-0.49750]	0.007414 (0.10720) [0.06915]	0.069514 (5.15801) [0.01348]
TASSO_NOMINAL	-0.033022 (0.00825) [-4.00111]	0.752458 (0.19979) [3.76628]	-0.001000 (0.00223) [-0.44907]	1.371484 (0.10717) [12.7977]
TASSO_NOMINAL	0.024987 (0.00897) [2.78707]	-0.407111 (0.21702) [-1.87587]	-0.001291 (0.00242) [-0.53349]	-0.436250 (0.11641) [-3.74747]
C	0.038854 (0.01517) [2.56063]	-0.135286 (0.36731) [-0.36832]	0.009712 (0.00409) [2.37177]	0.007493 (0.19703) [0.03803]
R-squared	0.328510	0.788577	0.217753	0.930113
Adj. R-squared	0.268152	0.769573	0.147438	0.923831
Sum sq. resids	0.251258	147.2344	0.018300	42.36296
S.E. equation	0.053133	1.286204	0.014339	0.689919
F-statistic	5.442644	41.49466	3.096842	148.0601
Log likelihood	153.2899	-159.0019	281.6498	-97.96001
Akaike AIC	-2.944692	3.428609	-5.564281	2.182857
Schwarz SC	-2.707297	3.666004	-5.326886	2.420252
Mean dependent	-0.001326	4.005159	0.004770	4.866020
S.D. dependent	0.062109	2.679433	0.015530	2.499818
Determinant Residual Covariance		3.89E-07		
Log Likelihood (d.f. adjusted)		166.9704		
Akaike Information Criteria		-2.672866		
Schwarz Criteria		-1.723286		

VAR(3) sul secondo sottocampione

Vector Autoregression Estimates

Vector Autoregression Estimates

Date: 06/03/10 Time: 16:41

Sample: 1995:1 2008:2

Included observations: 94

Standard errors in () & t-statistics in []

	SP	INFL	REDDITO	TASSO_NOMI
SP(-1)	0.028005 (0.11216) [0.24970]	-1.461754 (1.24818) [-1.17111]	0.026208 (0.01135) [2.30846]	1.173490 (0.58242) [2.01484]
SP(-2)	0.073866 (0.11821) [0.62487]	-2.187776 (1.31554) [-1.66302]	0.018790 (0.01197) [1.57031]	-0.366915 (0.61386) [-0.59772]
SP(-3)	-0.001593 (0.11703) [-0.01361]	0.159200 (1.30238) [0.12224]	0.035543 (0.01185) [3.00048]	-0.863062 (0.60771) [-1.45312]
INFL(-1)	-0.004936 (0.00990) [-0.49870]	0.326579 (0.11014) [2.96514]	0.001022 (0.00100) [1.01970]	0.108065 (0.05139) [2.10309]
INFL(-2)	0.002494 (0.01028) [0.24254]	0.143737 (0.11442) [1.25626]	-0.000473 (0.00104) [-0.45419]	0.014460 (0.05339) [0.27083]
INFL(-3)	-0.006614 (0.00977) [-0.67704]	0.353118 (0.10872) [3.24782]	-0.001719 (0.00099) [-1.73875]	-0.025397 (0.05073) [-0.50060]
REDDITO(-1)	0.328701 (1.09889) [0.29912]	13.20380 (12.2293) [1.07969]	-0.192612 (0.11123) [-1.73162]	18.60367 (5.70643) [3.26016]
REDDITO(-2)	-0.507579 (1.13530) [-0.44709]	12.96235 (12.6345) [1.02595]	-0.044452 (0.11492) [-0.38681]	9.017719 (5.89553) [1.52959]
REDDITO(-3)	0.870254 (1.10543) [0.78725]	12.62940 (12.3021) [1.02661]	0.019110 (0.11189) [0.17078]	4.412917 (5.74041) [0.76875]
TASSO_NOMINAL	0.014274 (0.01773) [0.80499]	-0.053653 (0.19733) [-0.27190]	-0.000141 (0.00179) [-0.07863]	1.502367 (0.09208) [16.3164]
TASSO_NOMINAL	-0.005936 (0.02869) [-0.20693]	0.227821 (0.31927) [0.71358]	-0.001060 (0.00290) [-0.36490]	-0.540152 (0.14898) [-3.62576]
TASSO_NOMINAL	-0.003165 (0.01656) [-0.19108]	-0.158859 (0.18435) [-0.85089]	0.000428 (0.00168) [0.25527]	0.006531 (0.08602) [0.07593]
C	0.007888 (0.03299) [0.23906]	0.203022 (0.36719) [0.55291]	0.011569 (0.00334) [3.46396]	-0.267078 (0.17134) [-1.55877]
R-squared	0.079775	0.489909	0.263229	0.979855
Adj. R-squared	-0.056555	0.414340	0.154078	0.976870
Sum sq. resids	0.331883	41.10366	0.003400	8.949691
S.E. equation	0.064010	0.712357	0.006479	0.332400
F-statistic	0.585159	6.482933	2.411596	328.3129
Log likelihood	131.9944	-94.50194	347.2951	-22.85146
Akaike AIC	-2.531795	2.287275	-7.112661	0.762797
Schwarz SC	-2.180063	2.639008	-6.760928	1.114529
Mean dependent	0.015953	2.483483	0.004910	5.045887
S.D. dependent	0.062274	0.930840	0.007045	2.185616
Determinant Residual Covariance		7.34E-09		
Log Likelihood (d.f. adjusted)		346.8029		
Akaike Information Criteria		-6.272403		
Schwarz Criteria		-4.865474		

VAR(5) sul primo sottocampione

Vector Autoregression Estimates

Vector Autoregression Estimates

Date: 06/20/10 Time: 16:58

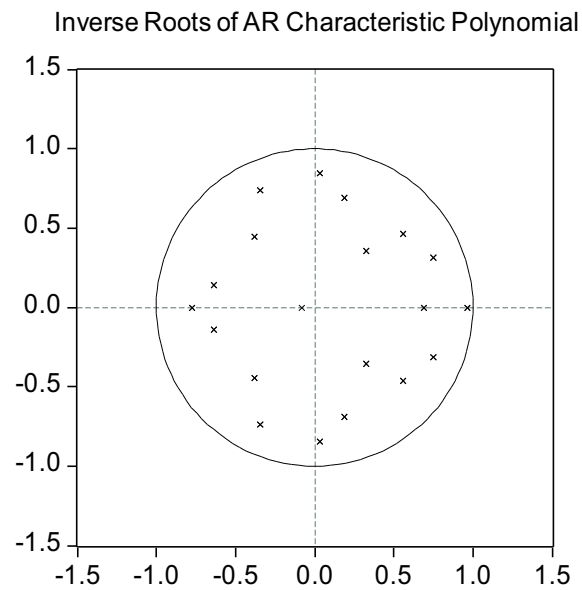
Sample(adjusted): 1955:4 1979:2

Included observations: 95 after adjusting endpoints

Standard errors in () & t-statistics in []

	SP	INFL	REDDITO	TASSO_NOMI
SP(-1)	0.190223 (0.11510) [1.65265]	-1.001229 (2.86020) [-0.35006]	0.064513 (0.03202) [2.01446]	1.197969 (1.33405) [0.89800]
SP(-2)	-0.239160 (0.12417) [-1.92613]	2.398514 (3.08544) [0.77737]	0.017756 (0.03455) [0.51398]	2.324138 (1.43910) [1.61499]
SP(-3)	-0.032398 (0.12583) [-0.25747]	1.717122 (3.12683) [0.54916]	0.016736 (0.03501) [0.47804]	2.704388 (1.45840) [1.85435]
SP(-4)	-0.142707 (0.12066) [-1.18270]	2.262362 (2.99838) [0.75453]	-0.027300 (0.03357) [-0.81317]	-0.039861 (1.39850) [-0.02850]
SP(-5)	-0.030032 (0.11694) [-0.25682]	-2.874091 (2.90576) [-0.98910]	0.046962 (0.03253) [1.44345]	-1.046144 (1.35530) [-0.77189]
INFL(-1)	-0.004353 (0.00465) [-0.93645]	0.242435 (0.11551) [2.09885]	0.001662 (0.00129) [1.28487]	0.085181 (0.05388) [1.58108]
INFL(-2)	-0.000743 (0.00475) [-0.15634]	0.245722 (0.11809) [2.08074]	0.000437 (0.00132) [0.33013]	0.041306 (0.05508) [0.74991]
INFL(-3)	0.003424 (0.00485) [0.70577]	0.045180 (0.12056) [0.37475]	-0.002889 (0.00135) [-2.14024]	-0.003138 (0.05623) [-0.05581]
INFL(-4)	-0.003274 (0.00473) [-0.69209]	0.290094 (0.11754) [2.46797]	-0.000673 (0.00132) [-0.51173]	0.026247 (0.05482) [0.47875]
INFL(-5)	0.000834 (0.00447) [0.18647]	-0.087974 (0.11113) [-0.79163]	0.001393 (0.00124) [1.11989]	0.000424 (0.05183) [0.00819]
REDDITO(-1)	-0.001571 (0.41752) [-0.00376]	-5.809107 (10.3752) [-0.55990]	-0.006063 (0.11617) [-0.05219]	16.33127 (4.83915) [3.37482]
REDDITO(-2)	-0.046448 (0.43837) [-0.10596]	-7.783179 (10.8931) [-0.71450]	0.069729 (0.12197) [0.57171]	4.195486 (5.08073) [0.82576]
REDDITO(-3)	-0.458124 (0.42694) [-1.07303]	-6.695678 (10.6092) [-0.63112]	-0.093837 (0.11879) [-0.78995]	0.667456 (4.94832) [0.13489]

REDDITO(-4)	0.074687 (0.41728) [0.17898]	12.46924 (10.3692) [1.20252]	-0.079237 (0.11610) [-0.68249]	1.674451 (4.83638) [0.34622]
REDDITO(-5)	-0.190128 (0.42079) [-0.45183]	1.127780 (10.4565) [0.10785]	-0.067468 (0.11708) [-0.57627]	9.765472 (4.87707) [2.00233]
TASSO_NOMIN...	-0.028224 (0.00988) [-2.85606]	0.655914 (0.24557) [2.67104]	0.000792 (0.00275) [0.28822]	1.360408 (0.11454) [11.8776]
TASSO_NOMIN...	0.038683 (0.01894) [2.28343]	-0.241376 (0.42097) [-0.57338]	-0.003778 (0.00471) [-0.80150]	-0.770180 (0.19635) [-3.92256]
TASSO_NOMIN...	-0.022572 (0.01854) [-1.21721]	-0.147419 (0.46081) [-0.31992]	0.001493 (0.00516) [0.28933]	0.627605 (0.21493) [2.92008]
TASSO_NOMIN...	-0.013832 (0.01869) [-0.74002]	0.184914 (0.46447) [0.39812]	-0.001601 (0.00520) [-0.30795]	-0.120575 (0.21664) [-0.55658]
TASSO_NOMIN...	0.019785 (0.01145) [1.72856]	-0.150419 (0.28443) [-0.52885]	0.002480 (0.00318) [0.77879]	-0.221091 (0.13266) [-1.66657]
C	0.048317 (0.01878) [2.57278]	-0.313201 (0.46667) [-0.67113]	0.009204 (0.00523) [1.76150]	-0.104045 (0.21766) [-0.47801]
R-squared	0.442501	0.819354	0.319886	0.953012
Adj. R-squared	0.291825	0.770530	0.136071	0.940313
Sum sq. resids	0.200376	123.7300	0.015511	26.91676
S.E. equation	0.052036	1.293069	0.014478	0.603109
F-statistic	2.936777	16.78202	1.740262	75.04401
Log likelihood	157.8691	-147.3499	279.4032	-74.89559
Akaike AIC	-2.881455	3.544207	-5.440068	2.018854
Schwarz SC	-2.316914	4.108749	-4.875527	2.583396
Mean dependent	-0.003456	4.063253	0.004614	4.969333
S.D. dependent	0.061835	2.699349	0.015577	2.468626
Determinant Residual Covariance	2.97E-07			
Log Likelihood (d.f. adjusted)	174.7628			
Akaike Information Criteria	-1.910796			
Schwarz Criteria	0.347369			



Il VAR(5) stimato sul primo sottocampione è comunque stazionario (le radici del polinomio caratteristico sono tutte dentro al cerchio unitario).

Il test LM accetta l'ipotesi di incorrelazione degli errori ad ogni ritardo, tranne per il lag 10, in cui accettiamo solo al 5%.

VAR Residual Serial Correlation LM Test
H0: no serial correlation at lag order h
Date: 06/20/10 Time: 17:21
Sample: 1954:3 1979:2
Included observations: 95

Lags	LM-Stat	Prob
1	8.733389	0.9240
2	10.10834	0.8609
3	11.44725	0.7811
4	14.20973	0.5831
5	3.890296	0.9991
6	9.320618	0.8996
7	14.91563	0.5308
8	10.78382	0.8226
9	7.528927	0.9617
10	25.09485	0.0682
11	12.95210	0.6763
12	7.591673	0.9601

Probs from chi-square with 16 df.

VAR(4) sul secondo sottocampione

Vector Autoregression Estimates

Vector Autoregression Estimates

Date: 06/20/10 Time: 17:20

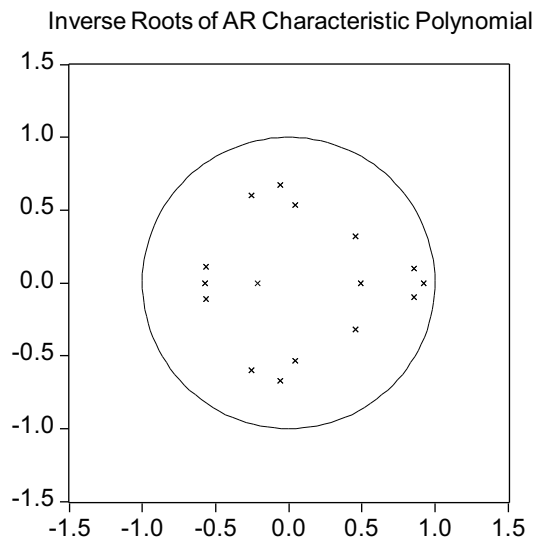
Sample: 1985:1 2008:2

Included observations: 94

Standard errors in () & t-statistics in []

	SP	INFL	REDDITO	TASSO_NOMI
SP(-1)	0.028032 (0.11375) [0.22885]	-1.278117 (1.25444) [-1.01888]	0.023589 (0.01130) [2.08776]	1.052256 (0.58305) [1.80474]
SP(-2)	0.058419 (0.12016) [0.48617]	-2.517417 (1.32513) [-1.89975]	0.021073 (0.01194) [1.76564]	-0.214540 (0.81591) [-0.34833]
SP(-3)	-0.001990 (0.11876) [-0.01676]	0.323897 (1.30967) [0.24731]	0.032784 (0.01180) [2.77927]	-0.953029 (0.60872) [-1.56562]
SP(-4)	-0.020105 (0.12250) [-0.16413]	1.574515 (1.35092) [1.16552]	-0.021534 (0.01217) [-1.76983]	0.155788 (0.62789) [0.24811]
INFL(-1)	-0.010725 (0.01078) [-0.99496]	0.227566 (0.11887) [1.91435]	0.001321 (0.00107) [1.23402]	0.116836 (0.05525) [2.11463]
INFL(-2)	0.001016 (0.01071) [0.09488]	0.157956 (0.11807) [1.33777]	-0.000929 (0.00106) [-0.87345]	0.016871 (0.05488) [0.30742]
INFL(-3)	-0.008436 (0.01045) [-0.80734]	0.300329 (0.11523) [2.60631]	-0.001264 (0.00104) [-1.21833]	0.011039 (0.05356) [0.20612]
INFL(-4)	0.013960 (0.01041) [1.34127]	0.187986 (0.11478) [1.63774]	-3.19E-05 (0.00103) [-0.03087]	-0.033178 (0.05335) [-0.62188]
REDDITO(-1)	0.310317 (1.17797) [0.26343]	8.400761 (12.9907) [0.64668]	-0.143976 (0.11700) [-1.23052]	16.68379 (6.03796) [2.76315]
REDDITO(-2)	-0.497430 (1.15270) [-0.43153]	12.01535 (12.7121) [0.94519]	-0.037491 (0.11450) [-0.32745]	7.804693 (5.90846) [1.32093]
REDDITO(-3)	0.956455 (1.14335) [0.83653]	9.047540 (12.6090) [0.71755]	0.085655 (0.11357) [0.75422]	6.837332 (5.86053) [1.16667]
REDDITO(-4)	1.451481 (1.10548) [1.31299]	5.378348 (12.1913) [0.44116]	0.202818 (0.10980) [1.84708]	10.91888 (5.66640) [1.92695]
TASSO_NOMINAL	0.021605 (0.01867) [1.15741]	0.069138 (0.20586) [0.33585]	-0.000448 (0.00185) [-0.24179]	1.490014 (0.09568) [15.5725]

TASSO_NOMIN...	-0.025047 (0.03177) [-0.78852]	-0.067346 (0.35031) [-0.19225]	-0.000266 (0.00316) [-0.08442]	-0.524445 (0.16282) [-3.22102]
TASSO_NOMIN...	0.012954 (0.03037) [0.42657]	0.142905 (0.33490) [0.42671]	-0.001657 (0.00302) [-0.54920]	-0.076059 (0.15566) [-0.48863]
TASSO_NOMIN...	-0.005530 (0.01672) [-0.33068]	-0.151245 (0.18441) [-0.82015]	0.001699 (0.00166) [1.02294]	0.077661 (0.08571) [0.90605]
C	-0.005843 (0.03533) [-0.16540]	0.192031 (0.38957) [0.49293]	0.009050 (0.00351) [2.57914]	-0.353425 (0.18107) [-1.95189]
R-squared	0.118253	0.520048	0.320224	0.981193
Adj. R-squared	-0.064967	0.420318	0.178972	0.977285
Sum sq. resids	0.318005	38.67504	0.003137	8.355011
S.E. equation	0.064265	0.708712	0.006383	0.329403
F-statistic	0.645417	5.214542	2.267037	251.0781
Log likelihood	134.0019	-91.63951	351.0792	-19.61985
Akaike AIC	-2.489403	2.311479	-7.108068	0.779146
Schwarz SC	-2.029445	2.771436	-6.648111	1.239103
Mean dependent	0.015953	2.483483	0.004910	5.045887
S.D. dependent	0.062274	0.930840	0.007045	2.185616
Determinant Residual Covariance		7.09E-09		
Log Likelihood (d.f. adjusted)		348.4283		
Akaike Information Criteria		-5.966560		
Schwarz Criteria		-4.126729		



Il VAR(4) stimato sul secondo sottocampione è comunque stazionario (le radici del polinomio caratteristico sono tutte dentro al cerchio unitario).

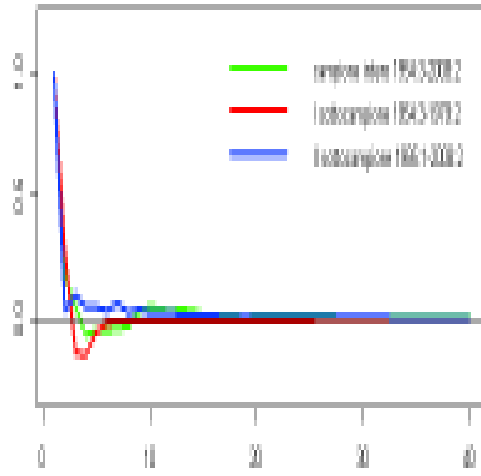
Il test LM accetta l'ipotesi di incorrelazione degli errori ad ogni ritardo.

VAR Residual Serial Correlation LM Test
 H0: no serial correlation at lag order h
 Date: 06/20/10 Time: 17:20
 Sample: 1985:1 2008:2
 Included observations: 94

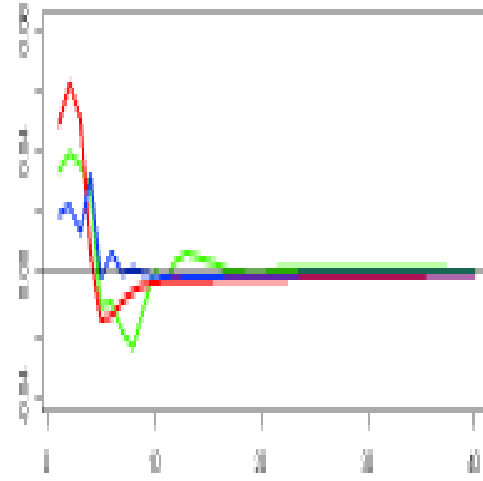
Lags	LM-Stat	Prob
1	15.51308	0.4874
2	16.76403	0.4010
3	13.27260	0.6527
4	14.53793	0.5587
5	17.13532	0.3769
6	23.42808	0.1028
7	10.04018	0.8645
8	16.06926	0.4481
9	7.282775	0.9674
10	12.73835	0.6918
11	16.02705	0.4511
12	13.10651	0.6650

Probs from chi-square with 16 df.

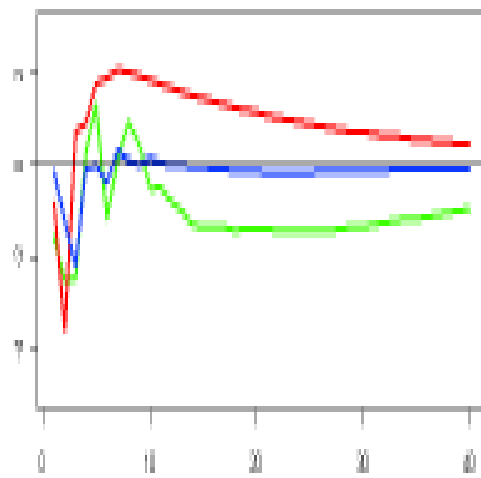
Risposta di SP a shock all'indice barattico



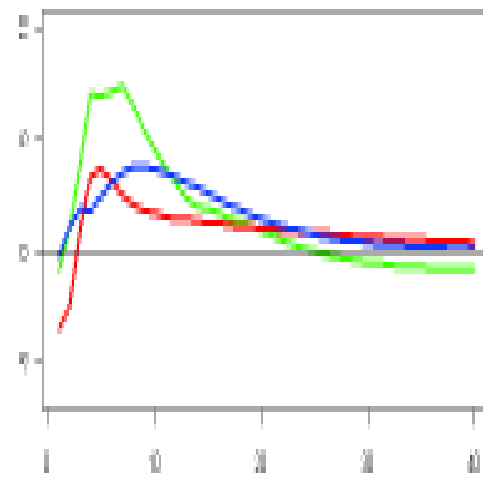
Risposta di REDDITO a shock all'indice barattico



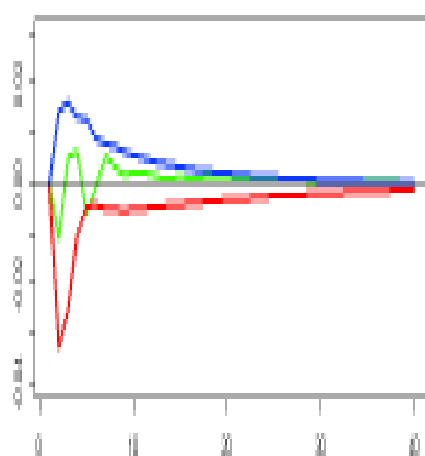
Risposta di NFL a shock all'indice barattico



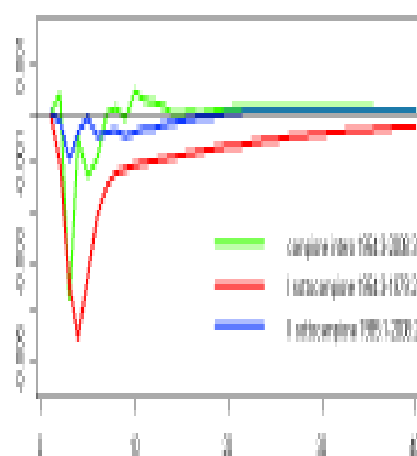
Risposta di TASSO_NOMINALE a shock all'indice barattico



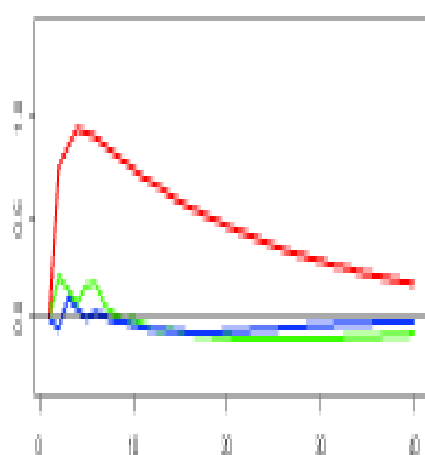
Risposta di SP a shock di politica monetaria



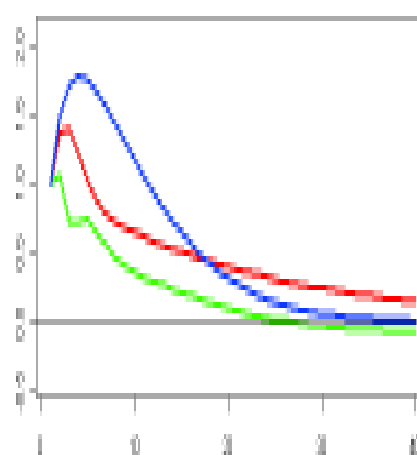
Risposta di REDDITO a shock di politica monetaria



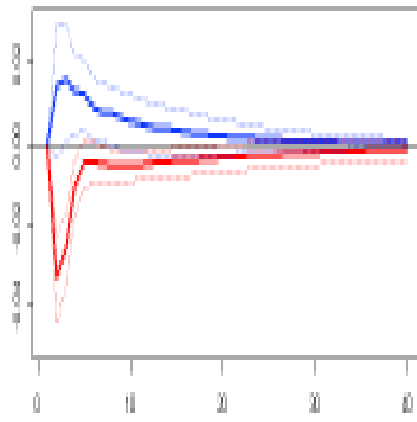
Risposta di RPL a shock di politica monetaria



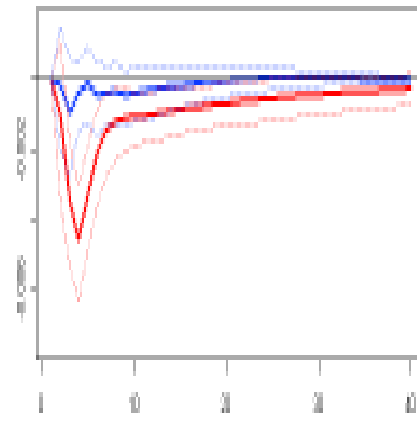
Risposta di TASSO_NOMINALE a shock di politica monetaria



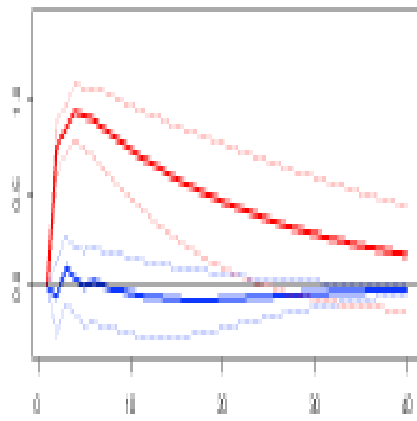
Risposta di SP a shock di politica monetaria



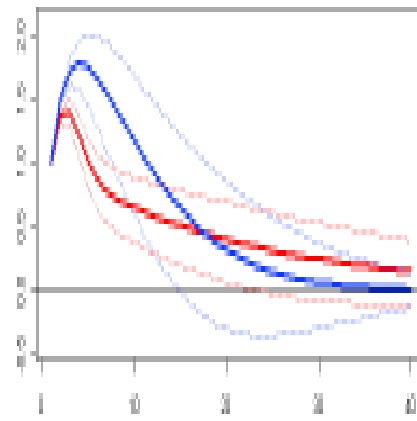
Risposta di REDDITO a shock di politica monetaria



Risposta di INF a shock di politica monetaria



Risposta di TASSO_NOMINALE a shock di politica monetaria



BIBLIOGRAFIA

- Agung, (2009) “*Time series analysis using EViews*”
- Bagliano F., Marotta G., (1999) “*Economia monetaria*”
- Bjornland H., Laitemo K., (2008) “*Identifying the interdependence between US monetary policy and the stock market*”, *Journal of Monetary Economics*
- Boivin, J. and Giannoni, M. (2006) “*Has monetary policy become more effective?*”, *Review of Economic and Statistics*, vol. 88(3), pp. 445–62.
- Cappuccio N., Orsi R., (2005) “*Econometria*”, il Mulino
- Caltelnuovo E., Surico P., (2009) “*Monetary policy, Inflation Expectations and the Price Puzzle*”, *Economic Journal*, forthcoming.
- Clarida, R., Galí, J. and Gertler, M. (2000). “*Monetary policy rules and macroeconomic stability: evidence and some theory*”, *Quarterly Journal of Economics*, vol. 115(1), pp. 147–80.
- Cogley, T. and Sargent, T.J. (2005) “*Drift and volatilities: monetary policies and outcomes in the post WWII US*”, *Review of Economic Dynamics*, vol. 8(2), pp. 262–302.
- Favero C., (1996) “*Econometria. Modelli e applicazioni in macroeconomia*”
- Hamilton J., (1995) “*Econometria delle serie storiche*”
- Judd J.P. and Rudebusch G. (1998) “*Taylor’s rule and the Fed: 1970–1997*”, *Federal Reserve Bank of St. Louis Economic Review*, vol. 3, pp. 1–16.
- Lubik, T.A. and Schorfheide, F. (2004) “*Testing for indeterminacy an application to US monetary policy*”, *American Economic Review*, vol. 94(1), pp. 190–217.
- Mankiw N., (2004) “*Macroeconomia*”
- Verbeek M., (2006) “*Econometria*”
- Sito Web <http://www.standardandpoors.com>