

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

FACOLTÀ DI SCIENZE STATISTICHE

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



TESI DI LAUREA

**Shock di politica monetaria, identificazione ricorsiva e modelli
DNK: una verifica empirica per l'Europa**

Relatore: Prof. Efrem Castelnuovo

Laureando: Christian Muttin

Matricola: 584081-SEA

Anno Accademico: 2009/2010

Indice

Introduzione	5
Capitolo Primo	7
1.1 Il modello DNK.....	7
1.2 Struttura standard del modello DNK.....	11
1.3 I modelli VAR	13
1.4 Analisi della letteratura.....	15
1.5 I price puzzle	17
1.6 Problemi di intemporalità.....	18
Capitolo Secondo	21
2.1 Versione empirica del modello.....	21
2.2 Dati	21
2.3 Stima del modello.....	25
2.4 Densità a priori	27
2.5 Convergenza del modello.....	29

2.6 Stima della densità a posteriori.....	33
Capitolo Terzo.....	39
3.1 Funzioni di risposta ad impulso (IRF).....	39
3.2 Risposte ad impulso: VAR vs. DNK.....	41
3.3 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEDV).....	46
3.4 Controlli di robustezza.....	49
Stime con stessa media della distribuzione a priori per la deviazione standard degli shock.....	49
Modello con parametri fissati.....	53
Conclusioni	57
Appendice	59
Bibliografia.....	71

Introduzione

Studi recenti dimostrano la differenza delle stime di aggregati macroeconomici condotte ed elaborate tramite l'utilizzo di modelli VAR (Vector Autoregressive Models) e dei più moderni modelli standard dinamici neo-keynesiani (DNK). Infatti, mentre l'identificazione tramite Cholesky è comune, è anche noto che essa è in disaccordo con il modello DNK nel quale tutte le variabili rispondono contemporaneamente agli shock.

Studi condotti su dati statunitensi (i.e. Carlstrom, Fuerst e Paustian (2008) e Castelnuovo (2010)) confermano queste ipotesi. Inoltre evidenziano il fatto che le risposte d'impulso date dal modello VAR sono *mute*, ovvero c'è una forte attenuazione delle risposte dell'inflazione e dell'output gap (vedasi anche Christiano, Lawrence J., Eichenbaum, Martins, Evans e Charles L. (1999), Hanson (2004), Boivin and Giannoni (2006), Mojon (2008), Castelnuovo and Surico (2010)) quando prendiamo in considerazione un campione stabile di dati macroeconomici come durante il periodo della Grande Moderazione (McConnell and Perez-Quiros (2000)), ovvero negli anni che vanno dal primo trimestre del 1984 al secondo trimestre del 2008. La decisione di studiare l'andamento degli aggregati economici fino al secondo trimestre del 2008 è dovuta al cambiamento delle strategie di politica monetaria

attuata dalla Federal Reserve per affrontare la crisi finanziaria iniziata con la bancarotta di Lehman Brothers nel settembre 2008 (Brunnermeier (2009)).

Il problema che non viene affrontato quando viene usato un modello VAR è dato dalle assunzioni di Cholesky che se non soddisfatte possono portare a stime distorte delle funzioni a risposta d'impulso. La novità di questo lavoro consiste nella verifica empirica effettuata con dati europei dall'analisi teorica proposta da Carlstrom, Fuerst e Paustian (2008). A tal fine vengono usati aggregati economici che vanno dal secondo trimestre del 1991 al secondo trimestre del 2008. Lo scopo dell'elaborato è dunque quello di indagare la coerenza dei risultati pervenuti dal confronto tra i modelli DNK e i VAR con dati europei.

Capitolo Primo

1.1 Il modello DNK

In questo lavoro vengono comparati due differenti modelli: il modello DNK (Dynamic stochastic general equilibrium) e il modello VAR. Con il primo tipo intendiamo sviluppare e trarre delle stime da un modello stocastico di equilibrio economico generale il quale tenta di spiegare i fenomeni che coinvolgono gli aggregati economici, come la crescita economica, il ciclo economico e gli effetti della politica monetaria e fiscale sulla base di modelli macroeconomici derivanti da principi di microeconomia. Questo tipo di modelli, a differenza dei modelli VAR, non è soggetto alla critica di Lucas, ed è per questo motivo che i macroeconomisti hanno cominciato a utilizzarli. In un suo lavoro Lucas sostiene che i modelli in forma ridotta fanno delle previsioni poco probabili poichè si basano sulle correlazioni passate osservate sulle variabili. E ciò che mette in risalto è che le autorità di politica economica si basano sulle funzioni di comportamento degli operatori privati al fine di determinare gli effetti delle loro scelte, ma le stime di tali funzioni incorporano le regole di condotta delle stesse autorità. Se queste venissero modificate, porterebbero a dei cambiamenti ai comportamenti dei privati, i quali sono sensibili alle decisioni

delle istituzioni, e renderebbero in linea di principio inutili le precedenti stime (Lucas (1976)).

I modelli DNK superano questa critica perchè incorporano le funzioni di preferenza degli agenti, dai quali è possibile conoscere se le politiche che considerano sono pareto ottimali, cioè in cui le loro risorse sono allocate in modo tale che non si può migliorare la condizione di un soggetto senza peggiorare la condizione di un altro, o anche come essi soddisfano altri criteri di benessere sociale derivanti dalle loro preferenze.

Una tipologia di stima per i modelli DNK divenuta particolarmente popolare nel campo della macroeconomia è la stima bayesiana.

Si attribuisce una distribuzione iniziale chiamata *a priori* sul vettore di parametri θ la quale non dipende dalle osservazioni. Questa viene poi combinata con la verosimiglianza ottenuta dai dati attraverso il teorema di Bayes per ottenere la distribuzione *a posteriori*.

Le funzioni di distribuzione a priori vengono rappresentate nella forma $p(\theta_A|A)$ dove A è il modello specifico, θ_A rappresenta i parametri del modello A e $p(\cdot)$ sta per la funzione di densità (pdf).

La funzione di verosimiglianza descrive la densità dei dati osservati, dato il modello e i suoi parametri:

$$\mathcal{L}(\theta_A|Y_t, A) \equiv p(Y_t|\theta_A, A)$$

dove Y_t sono le osservazioni fino al periodo t e dove, nel nostro caso, la verosimiglianza è ricorsiva e può essere scritta come:

$$p(Y_t|\theta_A, A) = p(y_0|\theta_A, A) \prod_{t=1}^T p(y_t|Y_{t-1}, \theta_A, A)$$

La funzione a posteriori è quindi ottenuta come:

$$p(\theta_A|Y_t, A) = \frac{p(Y_t|\theta_A, A) p(\theta_A|A)}{p(Y_t|A)}$$

dove $p(Y_t|A)$ è la densità marginale dei dati condizionata al modello:

$$p(Y_t|A) = \int_{\theta_A} p(\theta_A|Y_t, A) d\theta_A$$

La a priori può essere considerata come se fungesse da peso per la verosimiglianza, in modo da assegnare maggiore importanza ad alcune zone dello spazio parametrico.

Come in Fernandez-Villaverde e Rubio-Ramirez (2001), Schorfheide (2000) e Landon-Lane (2000) applichiamo l'analisi Bayesiana fondamentalmente per due motivi. Innanzitutto questo approccio ci permette sia di formalizzare l'uso delle distribuzioni a priori provenienti dai precedenti studi macroeconomici sia di creare un collegamento con la letteratura passata. Secondo, da un punto di vista pratico, l'uso delle distribuzioni a priori per i parametri strutturali rende più stabile l'ottimizzazione non lineare dell'algoritmo.

Con questa procedura viene stimata la funzione di verosimiglianza con il filtro di Kalman, utilizzato anche in Sargent (1989), la quale permette di aggiornarla continuamente ogni qualvolta arriva una nuova osservazione. Due sono i metodi utilizzati a questo fine: il filtraggio nel quale si vuole ottenere la stima dello stato al tempo t disponendo delle osservazioni fino al tempo t , e lo smoothing nel quale si vuole ottenere sempre la stima al tempo t , disponendo però delle osservazioni fino al tempo T , dove $T > t$.

Per ottenere la distribuzione a posteriori si deve fare una simulazione attraverso l'algoritmo Metropolis-Hastings il quale opera in due stadi. Essa non è infatti ottenibile in modo immediato perché non è una funzione lineare in θ ed inoltre non è nota. Al primo stadio l'algoritmo cerca la moda della posteriori, ovvero il punto più probabile della distribuzione mentre al secondo stadio ne simula la distribuzione fino alle code. Prosegue in questo modo: sceglie un punto θ' con $\theta' = \theta + \varepsilon$, dove $\varepsilon \sim N(0, c\Sigma)$, Σ l'inverso della matrice Hessiana calcolata nella moda della

distribuzione a posteriori e c è una costante. Questo punto θ' viene sorteggiato a caso, tramite questo processo chiamato random walk Metropolis-Hastings, e solitamente si sceglie un numero molto alto di pescate, di cui una parte viene poi eliminata, al fine di convergere alla distribuzione ergodica della posteriori. In questo lavoro scegliamo di fare 500.000 pescate ed eliminiamo poi il cinquanta per cento dei sorteggi.

Il nuovo punto verrà accettato con probabilità pari al rapporto r :

$$r = \frac{f(\theta'|Y)}{f(\theta|Y)}$$

Se il nuovo punto viene rifiutato ripeto l'estrazione mentre se viene accettato la nuova estrazione sarà da una $N(\theta', c\Sigma)$. Questo procedimento deve essere ripetuto un numero sufficientemente alto di volte in modo da ottenere una quantità elevata di punti accettati che daranno forma alla distribuzione a posteriori.

Il numero di pescate che viene effettuato in questo lavoro è di 500.000, ma di queste ne viene scartato il 50% in modo tale da evitare che l'algoritmo sia influenzato dal punto di partenza θ .

In questo meccanismo assume un ruolo fondamentale il fattore scalare c posto davanti a Σ . Infatti se il tasso di accettazione risulta troppo alto o troppo basso, si rischia che la distribuzione sia concentrata attorno alla moda. Modificando questa quantità si riescono ad ottenere valori del tasso di accettazione compresi tra il 23% e il 40%. Secondo diversi studi statistici è preferibile scegliere questo intervallo di accettazione per evitare di cadere nei due casi estremi, cioè quello di accettare sempre oppure di rifiutare sempre i punti che vanno a dare luogo alla distribuzione a posteriori. Accettando sempre si confronterebbe ogni volta la moda con sé stessa, mentre rifiutando si tornerebbe ancora alla moda, non riuscendo così a disegnare la distribuzione.

Dai risultati dell'algoritmo Metropolis Hasting i tassi di accettazione medi per le due catene sono del 23,09% e del 23,45%.

1.2 Struttura standard del modello DNK

Lavoriamo con un modello DNK standard (vedi e.g. King (2000), Woodford (2003a), Carlstrom, Fuerst and Paustian (2009)). La versione log-linearizzata del modello è la seguente:

$$(1 + \beta)\pi_t = \beta E_t \pi_{t+1} + \pi_{t-1} + \kappa y_t + e_t^\pi \quad (1)$$

$$R_t - E_t \pi_{t+1} = \sigma(E_t y_{t+1} - y_t) + P(\rho_a - 1)a_t \quad (2)$$

$$R_t = (1 - \tau_R)(\tau_\pi \pi_t + \tau_y y_t) + \tau_R R_{t-1} + e_t^R \quad (3)$$

con $P = \sigma(1 + \nu)/(\sigma + \nu)$.

L'equazione (1) è una curva di Phillips Neo-Keynesiana (NKPC) nella quale π_t sta per il tasso di inflazione, β rappresenta il fattore di sconto, y_t rappresenta l'output gap il cui impatto sull'inflazione corrente è influenzato dal parametro κ , e e_t^π rappresenta lo shock di offerta che segue un processo AR(1),

$$e_t^\pi = \rho_\pi e_{t-1}^\pi + \varepsilon_t^\pi$$

con $0 \leq \rho_\pi \leq 1$ e lo shock i.i.d. $\varepsilon_t^\pi \sim d(0, \sigma_\pi^2)$.

L'equazione (1) è ottenibile risolvendo il problema di massimizzazione del profitto di un'impresa rappresentativa impegnata in un mercato di concorrenza monopolistica che, per via di costi di menù, di contratti a lunga scadenza, strategie di mercato, eccetera, non può cambiare il proprio prezzo ad ogni periodo (prezzi vischiosi). Per questo, quando essa ha l'opportunità di cambiare i prezzi, non considera solamente i propri costi marginali in quel periodo, poiché entrano in gioco anche le sue previsioni sul futuro andamento dei costi marginali al fine di fissare un prezzo ottimale dal punto di vista intertemporale.

La curva IS (Investment Savings) è rappresentata dall'equazione (2), detta anche equazione di Eulero log-linearizzata. L'andamento dell'output dipende sia dalle aspettative delle realizzazioni future del ciclo economico che dall'ex-ante tasso di interesse reale, il quale impatto è dato dal grado di avversione al rischio σ . La convoluzione incorpora l'inverso dell'elasticità del lavoro di Frisch ν_t , e a_t identifica lo shock tecnologico che segue un processo AR(1),

$$a_t = \rho_a a_{t-1} + \varepsilon_t^a$$

con $0 \leq \rho_a \leq 1$ e lo shock i.i.d. $\varepsilon_t^a \sim d(0, \sigma_a^2)$.

La regola di Taylor è rappresentata dall'equazione (3) con inerzia data da τ_R e shock di politica monetaria rappresentati attraverso il parametro e_R , il quale permette ad un'evoluzione stocastica del tasso di policy. Anch'esso segue un processo autoregressivo di ordine uno:

$$e_t^R = \rho_R e_{t-1}^R + \varepsilon_t^R$$

con $0 \leq \rho_R \leq 1$ e lo shock i.i.d. $\varepsilon_t^R \sim d(0, \sigma_R^2)$.

Essa suggerisce che le fluttuazioni del tasso di interesse reale di breve periodo, tramite il quale la banca centrale influenza l'intera struttura a termine dei tassi d'interesse, la domanda aggregata, e l'inflazione, sono interpretabili come reazioni sistematiche della banca centrale ad oscillazioni del tasso di inflazione attorno al target e dell'output reale attorno all'output potenziale.

R_t è quindi lo strumento di politica monetaria usato dal banchiere centrale al fine di minimizzare la funzione di perdita intertemporale. Muovendo questa variabile di

controllo il policy maker cerca di mantenere il tasso di inflazione π_t in linea con il suo obiettivo e il livello di output y_t in linea con il suo potenziale \bar{y}_t .

1.3 I modelli VAR

Dalla metà degli anni Settanta, un numero crescente di lavori empirici ha utilizzato la metodologia VAR per analizzare l'effetto quantitativo ed il timing di shock monetari sull'economia. Tale successo trova giustificazioni sia di natura teorica che empirica. La metodologia VAR utilizza un metodo puramente statistico, come la decomposizione di Cholesky della matrice di varianza e covarianza dei residui del VAR, non vincolandosi quindi a nessuna particolare teoria economica.

Essi hanno trovato applicazione storicamente nell'ambito della macroeconomia, come strumento statistico per lo studio nel tempo di variabili economiche e per la previsione degli effetti delle manovre di politica economica. Apparentemente semplici e privi di un fondamento teorico per quanto concerne la loro forma ridotta, i VAR hanno dato prova di una notevole capacità previsiva migliore rispetto a quella dei modelli strutturali che li hanno preceduti. Più di recente sono stati utilizzati anche in finanza, nonché in una varietà di altre discipline economiche.

Un VAR è definito come un sistema di equazioni lineari dinamiche nel quale ogni variabile può essere scritta come funzione di un certo numero di ritardi p in tutte le variabili del sistema e di un termine di disturbo serialmente incorrelato. Formalmente, sia Y_t un vettore di n variabili osservate al tempo t , la dinamica del vettore Y_t è governata dalla seguente autoregressione vettoriale di ordine p :

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + e_t$$

dove $e_t \sim N(0, \Sigma)$ e A_i , $i=1, \dots, p$, è una matrice $n \times n$ di coefficienti autoregressivi (omettiamo per semplicità costanti e trend). Poiché non c'è ragione di ritenere che i

vettori delle innovazioni e_t siano contemporaneamente incorrelate, la matrice di varianza e covarianza è una generica $\Sigma (n \times n)$ simmetrica e definita positiva ed è dunque impossibile stabilire se l'innovazione in una data variabile del sistema è frutto di una risposta endogena ad altre forze economiche oppure è il risultato di una risposta della variabile ad un suo proprio disturbo esogeno. L'approccio proposto da Sims per isolare le componenti endogene si basa sulla decomposizione di Cholesky della matrice Σ che permette di creare un nuovo vettore di disturbi, ε_t , tra loro contemporaneamente incorrelati, ai quali diventa possibile dare l'interpretazione non ambigua di shock esogeni o strutturali. Applicare la decomposizione di Cholesky alla matrice Σ significa porre $\Sigma = A_0 D A_0'$, dove A_0 è una matrice triangolare inferiore con elementi uguali ad uno sulla diagonale e D è una matrice diagonale, tale che $A_0^{-1} \Sigma (A_0^{-1})' = D$.

I residui del VAR possono essere messi in relazione con quelli strutturali utilizzando il modello generale $A_0^{-1} e_t = B_0 \varepsilon_t$, con B_0 matrice identità. La decomposizione di Cholesky ha il vantaggio di ridurre la discrezionalità del ricercatore, ma ha lo svantaggio di ipotizzare, implicitamente, l'esistenza di una struttura ricorsiva secondo la quale le innovazioni nella variabile i non influenzano contemporaneamente la variabile j se j precede i nell'ordine degli elementi di Y_t . Inoltre, poichè essa è unica solo per un dato ordine di variabili, la strategia utilizzata dalla letteratura tradizionale è stata quella di sperimentare ordini alternativi delle variabili del sistema. Infatti, se non esistono motivi, a priori, per ordinare le variabili economiche secondo un certo schema casuale, ogni ordine ricorsivo è arbitrario e non giustificabile quando i risultati vengono a dipenderne in modo rilevante.

Nel caso in questione l'ordine delle variabili nel sistema è prestabilito: viene prima posta il deflatore del PIL, poi l'output gap ed infine il tasso di interesse nominale. Sotto le condizioni di identificazioni di Cholesky, l'inflazione e l'output gap rispondono ad uno shock monetario se e solo se esse rispondono ai tassi di interesse ritardati. La struttura di Cholesky definisce uno shock monetario come un'innovazione che muove il tasso di interesse ma che non ha effetti immediati

sull'inflazione e sull'output gap. Inoltre lo shock monetario è definito come una combinazione lineare del vero shock monetario e dello shock tecnologico tanto che l'inflazione e l'output gap non rispondono contemporaneamente allo shock. In altre parole, questa identificazione induce ad una reazione immediata della variazione dello strumento di politica monetaria a shock di inflazione ed output gap, mentre queste rispondono allo strumento di politica solo dopo alcuni ritardi.

L'aspetto più problematico per una soluzione del tipo proposto è che non ci sono in genere delle ragioni teoriche per cui la matrice A_0 , che incorpora una serie di relazioni strutturali le quali dovrebbero avere fondamento teorico, debba avere matrice triangolare inferiore. Malgrado ciò si può ovviare a questo formulando un modello economico che giustifichi una serie di restrizioni sui parametri, utili al fine di identificare il modello. Questo approccio porta alla formulazione di modelli *VAR strutturali*. Tuttavia, in questo caso non sono date strategie generali, ma la soluzione dipenderà dal particolare problema oggetto di studio.

1.4 Analisi della letteratura

Prima di addentrarci nello studio con i dati europei, vogliamo presentare alcune rilevanti considerazioni derivanti dai precedenti studi di Carlstrom, Fuerst e Paustian (2009) e Castelnuovo (2010).

I primi indagano sulle conseguenze dell'uso delle strategie con i modelli VAR nel caso in cui i dati siano generati tramite un processo generatore (DGP) derivante da un modello standard Neo-Keynesiano.

Le conclusioni mostrano che il modello DNK di riferimento non è consistente con le assunzioni standard di identificazione di un VAR. Quando un VAR è stimato sui dati tramite un modello DNK e la struttura di Cholesky viene applicata per l'identificazione degli shock monetari, la risposta d'impulso identificata sottostima fortemente la vera risposta d'impulso delle variabili macroeconomiche. Inoltre si

possono verificare dei *price ed output puzzle* che si riferiscono alle situazioni in cui shock negativi di politica monetaria identificati empiricamente portano ad un incremento dell'inflazione e dell'output gap. Una spiegazione comune per il problema dei prezzi è che l'autorità monetaria alza i tassi di interesse in anticipo rispetto ad un'inflazione futura.

Carlstrom, Fuerst e Paustian (2009) affermano dunque che i VAR dipendono crucialmente dalle assunzioni imposte per l'identificazione. Il modello DNK maggiormente usato non soddisfa lo schema di identificazione più usato per i VAR monetari. In questa situazione, la risultante errata identificazione porta a delle distorte funzioni a risposta d'impulso. Infatti, sotto le condizioni di Cholesky, le funzioni a risposta d'impulso dell'inflazione e dell'output gap ad uno shock monetario risultano pari a zero, a differenza di ciò che viene dimostrato tramite i modelli DNK.

Con le restrizioni di Cholesky un econometrico sarebbe portato a concludere che gli shock di politica monetaria hanno degli effetti modesti su inflazione ed output gap, e questi effetti conducono ad una specifica direzione. Questo non è dovuto alla stima scorretta dei ritardi dei VAR. Infatti, vengono assunte strutture dei ritardi nei VAR stimati pari a quelle della vera rappresentazione dei modelli VAR.

Nella vera rappresentazione VAR gli shock monetari hanno un grande effetto contemporaneo sull'inflazione e/o sull'output, e questo viene propagato in avanti tramite i ritardi di queste variabili. Questa trasmissione è però eliminata quando vengono imposte le restrizioni di Cholesky poichè all'inflazione e all'output gap non viene concesso di rispondere contemporaneamente allo shock. Evidentemente, solo un periodo di ritardo è sufficiente per perdere l'effetto dello shock con queste imposizioni di identificazione.

In Castelnuovo (2010) vengono studiati dati macroeconomici degli Stati Uniti che vanno dal 1984:I al 2008:II. Anche da questo lavoro emerge che le risposte d'impulso dei VAR predicono erroneamente reazioni macroeconomiche mute ad un aumento del tasso di interesse. Nell'analisi si mostra che i risultati della simulazione Monte Carlo danno luogo a reazioni in linea con quelle stimate con i dati statunitensi reali. Questo

permette all'autore di dare un'ulteriore interpretazione a ciò che viene mostrato dalle funzioni a risposta d'impulso, ovvero che risposte mute non sono necessariamente dovute ad innovazioni finanziarie e/o ad una sistematica politica monetaria aggressiva, in quanto potrebbero anche essere dovute alla scorretta specificazione dei VAR.

1.5 I price puzzle

Mentre la maggioranza dei risultati degli studi sui VAR sono coerenti con le intuizioni economiche e la teoria macroeconomica, la reazione positiva del livello dei prezzi ad uno shock monetario è più difficile da spiegare (Castelnuovo e Surico (2010)). Questa anomalia, dapprima notata da Sims (1992) e denominata *price puzzle* da Eichenbaum (1992), fa sorgere dei dubbi sull'abilità di identificare correttamente uno shock di politica monetaria da parte del modello VAR. Se la banca centrale monitora e risponde ad un maggior numero di informazioni relative ai VAR, ciò che viene riferito allo shock monetario è in realtà una combinazione del reale shock e di altre reazioni endogene di politica. Sims (1992) ritiene che le banche hanno molte più informazioni sulla inflazione futura rispetto al set di variabili che un modello VAR può catturare. Il risultato di questa omissione è che un inasprimento di politica monetaria per ovviare ad un'inflazione futura potrebbe essere interpretato erroneamente dagli econometrici come uno shock monetario.

Fintanto che la risposta di politica monetaria bilancia solo parzialmente la pressione inflazionaria, il VAR potrebbe dar luogo ad una correlazione spuria tra un inasprimento di politica ed un aumento di inflazione, il *price puzzle*. Sims (1992) suggerisce l'inclusione nel VAR di un *commodity price* il quale sembra catturare ulteriori informazioni riguardanti l'inflazione futura, per poter risolvere così il problema.

Giordani (2004) offre un'alternativa all'interpretazione di Sims motivando come l'indice del commodity price non risolva il price puzzle in quanto utile a prevedere

l'inflazione, ma piuttosto perchè è correlato all'output gap. Inoltre suggerisce che il miglior metodo per risolvere il problema del prezzo è di implementare una stretta relazione tra teoria ed esperimento piuttosto che l'introduzione di un commodity price.

È comunque importante notare come le funzioni di risposta d'impulso mostrate in Fig. 7 non sono, di fatto, significativamente diverse da zero.

1.6 Problemi di intemporalità

L'identificazione degli shock di politica monetaria nei VAR strutturali è spesso ottenuta assumendo impatti ritardati di inflazione e output, come deriva dalla specificazione della matrice di Cholesky.

I modelli standard neo-keynesiani (DNK) invece permettono tipicamente effetti immediati agli shock monetari.

Viene mostrato da Castelnuovo (2010), in un lavoro su dati americani, che un modello DNK predice una reazione significativa e persistente dell'inflazione e dell'output gap ad un'inaspettato cambiamento del tasso di politica. Tuttavia, quando vengono usate stime DNK come Data Generating Process (DGP) per alimentare la matrice di Cholesky-VAR in una simulazione di Monte Carlo, troviamo che queste stime VAR predicono erroneamente risposte macroeconomiche piatte.

La discrepanza temporale influisce sulla specificazione degli shock di politica monetaria vista l'errata imposizione di ritardi nel meccanismo di trasmissione nella matrice di Cholesky. Tuttavia i risultati riportati nel paper non portano al rigetto dell'approccio con i VAR. I vettori autoregressivi sono chiaramente utili quando si vuole rappresentare in maniera stilizzata dei dati tramite modelli diversi ed ugualmente possibili a priori. Come detto da Fernández-Villaverde, Rubio-Ramirez, Sargent e Watson (2007), è facile simpatizzare con il sistema di identificazione degli shock economici dalle innovazioni nei VAR se non si è vincolati ad un modello pienamente specificato.

Una possibile interpretazione alle risposte date dai VAR si riferisce all'inefficacia della politica monetaria. Un'altra, molto differente, riguarda la differenza esistente tra le relazioni contemporanee tra variabili in un modello Cholesky-VAR e nel modello DNK presentato in precedenza.

Capitolo Secondo

2.1 Versione empirica del modello

$$(1 + \alpha\beta)\pi_t = \beta E_t \pi_{t+1} + \alpha \pi_{t-1} + \kappa y_t + e_t^\pi \quad (4)$$

$$R_t - E_t \pi_{t+1} = \sigma(\phi_y E_t y_{t+1} + (1 - \phi_y)y_{t-1} - y_t) + P(\rho_a - 1)a_t \quad (5)$$

$$R_t = (1 - \tau_R)(\tau_\pi \pi_t + \tau_y y_t) + \tau_R R_{t-1} + e_t^R \quad (6)$$

Rispetto al sistema di equazioni standard DNK presentato al paragrafo 1.2, vogliamo stimare il nostro modello inserendo degli opportuni parametri al fine di mettere il modello nelle “migliori condizioni” dal punto di vista dell’adattamento ai dati (Castelnuovo, 2010). Ciò è importante in un modello che permette un’indicizzazione parziale nel Nkpc e output gap ritardati nell’equazione IS, rimpiazzando le equazioni (1) e (2) con (4) e (5) dove, seguendo (Christiano, Eichenbaum e Evans, (2005)), il parametro α rappresenta la frazione di imprese che cambiano i prezzi in funzione dell’inflazione passata, mentre ϕ_π identifica il grado di previsione sull’inflazione delle famiglie. Assumiamo α e ϕ_π distribuiti come una Beta (0.5, 0.2).

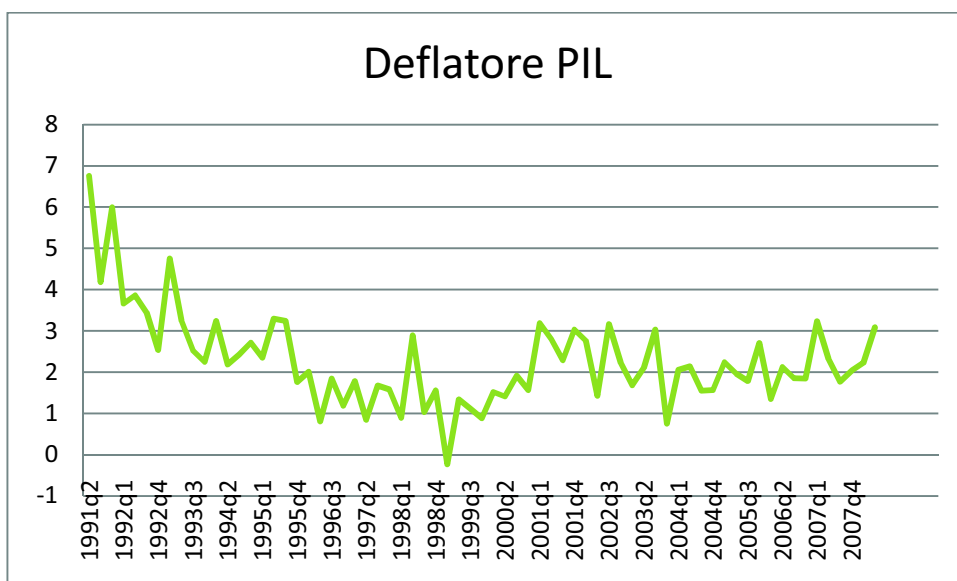
2.2 Dati

Per l'analisi in questione useremo dei dati sintetici relativi all'area dell'Euro. La fonte dei dati è la OECD Economic Indicators, essa considera l'Euro 12, ossia solo le prime 12 nazioni europee in cui è entrato in vigore l'Euro all'inizio. Queste dodici nazioni sono: Belgio, Francia, Olanda, Germania, Irlanda, Austria, Grecia, Italia, Portogallo, Spagna, Lussemburgo, Finlandia. Vengono utilizzati dati trimestrali ed il nostro campione comprende il periodo che va dal secondo trimestre del 1991 fino al secondo trimestre del 2008. In linea con quanto riportato da Neri e Nobili (2006) in uno studio fatto su dati europei, è da tenere presente che prima del 1999 non vi era una politica monetaria unica nell'area dell'Euro. I risultati dell'analisi devono quindi essere valutati con cautela e non sono necessariamente applicabili all'attuale contesto. Essi consentono, tuttavia, di fornire una valutazione qualitativa dei meccanismi attraverso i quali gli shocks esterni si trasmettono all'economia dell'area.

Disponiamo delle osservazioni di tre serie quali l'inflazione calcolata con il deflatore del PIL, l'output gap dell'area Euro ed il tasso di interesse nominale a breve termine.

Osserviamo i grafici delle rispettive serie.

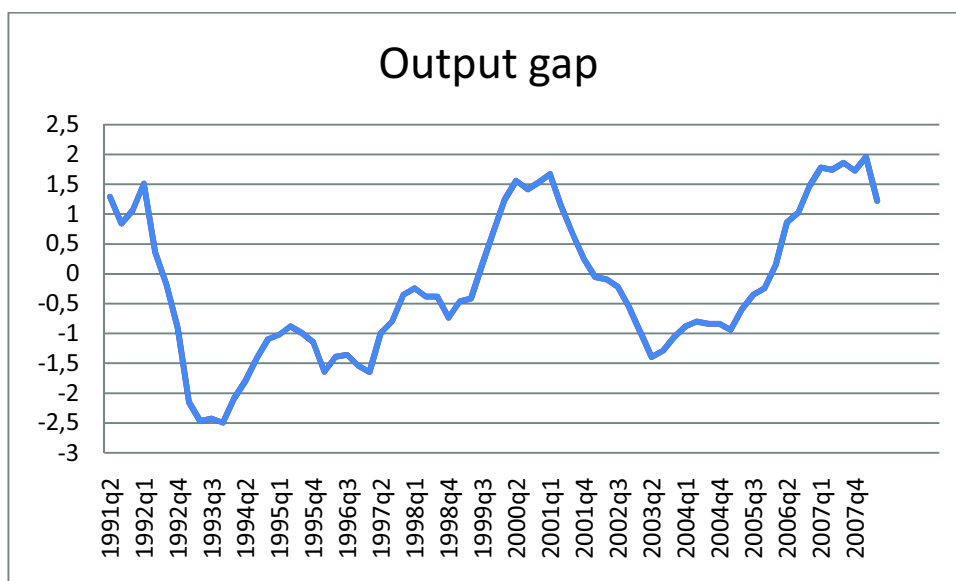
Figura 1: Serie deflatore PIL



Il deflatore del Pil è una misura economica che riflette la crescita generale dei prezzi dall'anno base in cui il Pil è valutato. Esso è dato dal rapporto tra Pil nominale e Pil reale, ovvero tra Prodotto Interno Lordo misurato nel suo valore espresso in moneta corrente, cioè depurato dalle variazioni dei prezzi dei beni prodotti e il reale valore della produzione misurato a prezzi costanti rispetto ad un anno base.

Il trend del deflatore del Pil scende nei primi anni considerati per poi oscillare attorno ad un rapporto pari circa a due.

Figura 2: Serie output gap



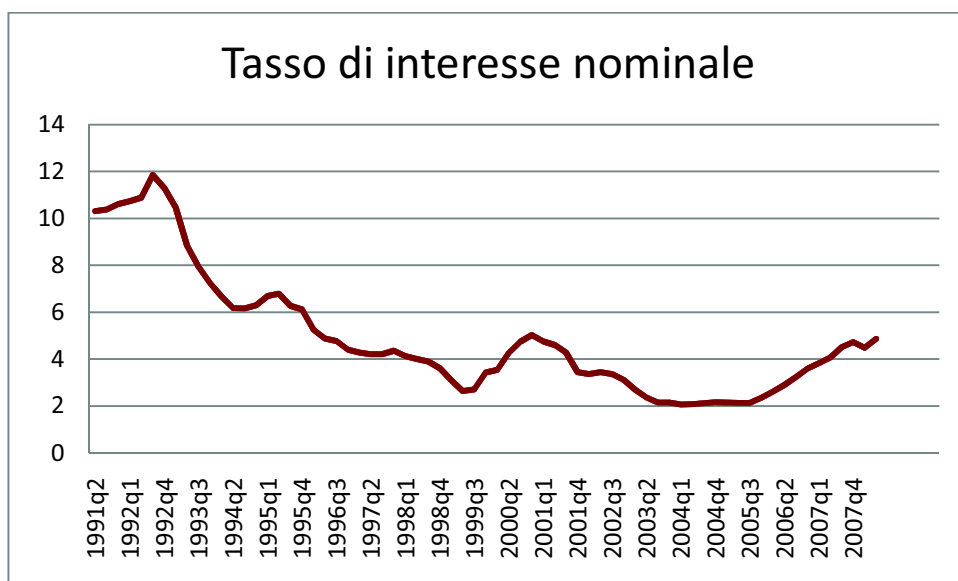
L'output gap, ovvero il divario esistente tra il reddito attuale (quale il Pil) e il reddito potenziale, presenta dei valori che vanno, in percentuale, da un minimo di -2.50 ad un massimo di 1.96, con una media per questi anni che si aggira attorno al -0.22.

Come si nota, non sono stati inclusi i dati corrispondenti all'inizio della crisi economica, dal terzo trimestre del 2008 in poi l'output gap scende vertiginosamente e questo portava a stime incoerenti con i modelli economici in questione.

Un output gap negativo, nel quale la produzione reale è minore di quella in condizioni di efficienza, indica che le risorse a disposizione non sono allocate propriamente identificando una fase recessiva. Si identifica come espansiva una fase del ciclo economico in cui l'output gap è positivo, ciò indica che il reddito è superiore a quello potenziale che può essere supportato dal lavoro e dalle risorse capitali.

Il ciclo economico identificato dalla sequenza di queste fasi recessive ed espansive sembra non presentare regolarità nei termini di durata negli anni studiati in termini di durata e frequenza delle sue fasi.

Figura 3: Serie tasso di interesse nominale



La serie del tasso di interesse nominale tende a diminuire gradualmente durante il periodo in questione, per salire debolmente nel 2007, prima di una drastica diminuzione negli anni a seguire. Questo tasso è correlato positivamente sia con l'output gap che con il Pil tramite la regola di Taylor, e per questo vediamo una riduzione graduale negli anni.

2.3 Stima del modello

La stima del modello (4)-(5)-(6) viene fatta con il metodo bayesiano.

Con questo approccio viene data importanza alla distribuzione a priori, la quale dà un peso soggettivo al parametro da stimare.

I parametri strutturali del modello sono contenuti nel vettore $\xi = [\alpha, \beta, \sigma, \kappa, \nu, \phi_\pi, \tau_\pi, \tau_y, \tau_R, \rho_\pi, \rho_y, \rho_R, \sigma_\pi, \sigma_y, \sigma_R]$, mentre il vettore delle variabili endogene è $Z_t = [\pi_t, y_t, R_t]$, e quello delle innovazioni $\varepsilon_t = [\varepsilon_t^\pi, \varepsilon_t^a, \varepsilon_t^R]$.

Questo modello viene rappresentato nella seguente forma state-space:

$$\begin{bmatrix} \pi_t \\ y_t \\ R_t \end{bmatrix} = \Gamma \begin{bmatrix} \pi_{t-1} \\ y_{t-1} \\ R_{t-1} \end{bmatrix} + B \begin{bmatrix} e_t^\pi \\ a_t \\ e_t^R \end{bmatrix}, \text{ con } B \equiv \begin{bmatrix} b_1 & c_1 & d_1 \\ b_2 & c_2 & d_2 \\ b_3 & c_3 & d_3 \end{bmatrix} \quad (7)$$

L'equazione (7) viene chiamata *strutturale* la quale mette in relazione le variabili endogene a quelle esogene, mentre l'equazione (8) è definita *di misura* e collega le variabili latenti del processo con quelle osservabili. Nel caso in questione essa non presenta errori di misura.

$$Y_t = E \begin{bmatrix} Z_t \\ \varepsilon_t \end{bmatrix} \quad (8)$$

Γ è la matrice di transizione dello stato, B è la matrice che trasforma lo stato nelle osservazioni, mentre E è una matrice di elementi deterministici che servono per selezionare l'errore.

Il modello è completato dal seguente processo stocastico:

$$\begin{bmatrix} e_t^\pi \\ a_t \\ e_t^R \end{bmatrix} = F \begin{bmatrix} e_{t-1}^\pi \\ a_{t-1} \\ e_{t-1}^R \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_t^\pi \\ \varepsilon_t^a \\ \varepsilon_t^R \end{bmatrix}, \quad F = \begin{bmatrix} \rho_\pi & 0 & 0 \\ 0 & \rho_a & 0 \\ 0 & 0 & \rho_R \end{bmatrix}, \quad (9)$$

in cui i processi u_t mutualmente indipendenti sono distribuiti come:

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_t^\pi \\ \varepsilon_t^a \\ \varepsilon_t^R \end{bmatrix} \sim N \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \sigma_\pi^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_a^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_R^2 \end{bmatrix} \right) \quad (10)$$

Vengono impiegate tre variabili osservate: il tasso di inflazione che è il tasso di crescita trimestrale del delatore del Pil, l'output gap, calcolato come la deviazione logaritmica del Pil attuale rispetto a quello potenziale e il tasso di interesse nominale.

Una volta che il modello viene espresso nella forma state-space viene calcolata $L(Y|\xi)$ tramite il filtro di Kalman, un meccanismo che ci permette di aggiornare la verosimiglianza ogniqualvolta è disponibile una nuova osservazione. La distribuzione a posteriori $p(\xi|Y)$ sarà quindi proporzionale al prodotto della distribuzione a priori $\Pi(\xi)$ e della verosimiglianza $L(Y|\xi)$.

Il software utilizzato per l'analisi bayesiana è Dynare 4.0, un insieme di algoritmi che gira su Matlab. Dynare è sviluppato da Michel Juillard e collaboratori e si può scaricare gratuitamente all'indirizzo <http://www.dynare.org>. La moda a posteriori è calcolata attraverso l'algoritmo *csminwel* sviluppato da Chris Sims la cui efficacia e precisione è controllata dopo aver ottenuto la distribuzione a posteriori. La moda calcolata dall'algoritmo *csminwel* infatti viene indicata nel grafico della distribuzione a posteriori e si può quindi controllare graficamente se l'algoritmo ha prodotto una stima accettabile. Come già spiegato la moda così calcolata viene utilizzata come punto di partenza per l'algoritmo Metropolis-Hastings che simula la distribuzione a posteriori.

2.4 Densità a priori

Le densità a priori sono scelte in modo tale da riflettere la conoscenza relativamente al parametro in considerazione. Esse sono inoltre utili a risolvere i problemi di verosimiglianza piatta e vengono scelte in modo tale da non influenzare troppo la densità a posteriori.

Decidiamo di fissare, come in Carlstrom, Fuerst e Paustian (2009), $\beta=0.99$, $\kappa=0.1275$ e $\nu=1$, una calibrazione standard. Questo è necessario per riuscire ad identificare i rimanenti parametri data la struttura del modello. Le altre a priori, presentate in Tab. 1, sono il meno possibile informative, per lasciare spiegare ai dati, tramite la verosimiglianza, la distribuzione a posteriori. Soprattutto vengono lasciate non informative le priori dei parametri autoregressivi, i quali sono degli importanti driver di possibili disturbi che potrebbero sorgere una volta imposta la struttura di Cholesky alla fine di identificare lo shock di politica monetari. Si sceglie una distribuzione Beta per i parametri α , τ_R , ρ_π , ρ_y , ρ_R ; la distribuzione Normale per σ , τ_π e una Gamma per τ_y . Per gli standard error dei tre shock viene assegnata a priori una distribuzione Inverse Gamma, anche se si è scelto per una modifica alle medie dei tre

standard error, che risultano così differenti tra loro al fine della convergenza del modello. Notiamo infatti già a partire dai dati che la deviazione standard dello shock tecnologico è di gran lunga maggiore rispetto a quella dello shock d’offerta, mentre lo standard error dello shock di politica monetaria va a centrarsi attorno allo zero.

Tabella 1: Parametri e distribuzioni a priori

Parametro	Descrizione	A priori
α	Indicizzazione inflazione passata	Beta (0.5, 0.2)
β	Fattore di sconto	Calibrato
σ	Inversa dell’elasticità di sostituzione intertemporale	Normale (3, 1)
κ	Pendenza della NKPC	Calibrato
ν^{-1}	Elasticità di Frisch	Calibrato
ϕ_y	Grado di “forward lookingness” nella curva IS	Beta (0.5, 0.2)
τ_π	T. Rule, Inflazione	Normale (1.5, 0.05)
τ_y	T. Rule, Output Gap	Gamma (0.2, 0.2)
τ_R	T. Rule, Inerzia	Beta (0.5, 0.285)
ρ_π	AR shock di prezzo	Beta (0.5, 0.285)
ρ_a	AR shock tecnologico	Beta (0.5, 0.285)
ρ_R	AR shock politica monetaria	Beta (0.5, 0.285)
σ_π	Deviazione Std. Shock di prezzo	InvGamma (0.5, 2)
σ_a	Deviazione Std. Shock tecnologico	InvGamma (3.5, 2)
σ_R	Deviazione Std. Shock politica monetaria	InvGamma (0.25, 2)

Le distribuzioni a priori vengono lasciate invariate rispetto al lavoro di Castelnuovo (2010) tranne che per le medie delle distribuzioni Inverse Gamma delle deviazioni standard degli shock. Queste vengono modificate in modo tale da rendere meno informative le distribuzioni a priori; ciò è stato deciso per via della non convergenza

del modello a seguito dell'assunzione di priori con la stessa media per le deviazioni standard.

2.5 Convergenza del modello

Per valutare la convergenza del modello in Dynare viene usato l'algoritmo di Monte Carlo (MCMC). Brooks e Gelman (1998) generalizzando il metodo proposto da Gelman e Rubin (1992) per monitorare la convergenza delle simulazioni iterative. Vengono comparate le varianze tra ed entro i gruppi con catene multiple, al fine di ottenere una famiglia di test per la convergenza. Rivisitando alcuni metodi inferenziali di simulazioni, svolte per sviluppare il monitoraggio della convergenza, esso presuppone di avere m catene simulate in parallelo, ognuna con una differente condizione di partenza. Ciascuna catena effettua k iterazioni, delle quali le prime n vengono scartate. Quindi le m catene producono m possibili conclusioni e per vedere quale tra queste sono abbastanza simili da indicare la convergenza, gli autori hanno proposto di confrontarle con il risultato ottenuto mescolando assieme tutte le mn estrazioni da tutte le sequenze.

Consideriamo ad esempio il caso scalare di una variabile ψ con media μ e varianza σ^2 sotto la distribuzione target e supponiamo di avere uno stimatore non distorto per μ . Calcoliamo poi la varianza tra le sequenze ed entro le sequenze, possiamo così ottenere una stima di σ^2 come una media pesata di queste due e avere così la varianza stimata a posteriori. Viene poi calcolato un rapporto aggiustato per i gradi di libertà tra la varianza stimata e la vera varianza e per avere la convergenza questo rapporto deve tendere ad uno per ogni parametro. Questo approccio si può applicare a tutte quelle situazioni in cui l'inferenza è riassunta dalla media e varianza a posteriori, anche se non si presuppone la normalità della distribuzione a posteriori.

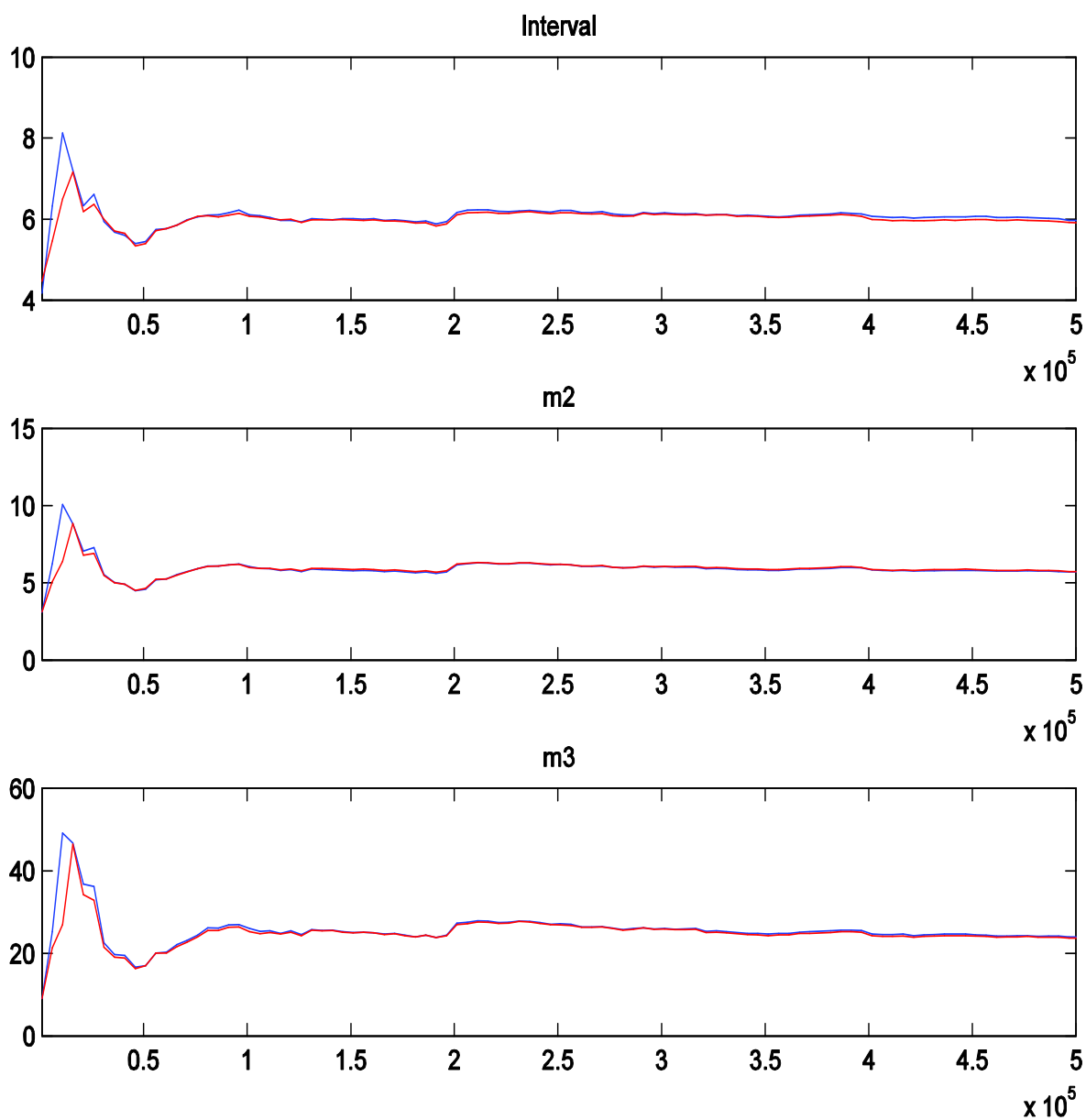
Solitamente si preferisce utilizzare dei metodi grafici per valutare la convergenza. Esso consiste nel dividere le m sequenze in lotti di lunghezza b . Si calcola poi la

varianza tra ed entro i gruppi basata sull'ultima parte della sequenza di iterazioni. Brooks e Gelman (1998) decidono di scartare la prima metà di pescate per ogni campione; la stessa ragionevole scelta è fatta in questo studio. Infatti se si scartasse una proporzione maggiore di pescate, questo indurrebbe ad una perdita di informazioni, visto che la diagnostica sarebbe basata su una frazione minore di campione disponibile. Tuttavia se noi scegliessimo di eliminare meno della metà dei dati generati, allora il campione di osservazioni usato ad ogni iterazione cambierebbe troppo poco, e il potenziale fattore di riduzione di scala sovrastimato \hat{R} (vedasi Brooks e Gelman (1998), equazione 1.1) rimarrebbe alto troppo a lungo.

Vengono fatti i grafici della varianza tra ed entro i gruppi e per avere convergenza le due serie devono avere la tendenza a stabilizzarsi (solitamente la varianza tra tende a diminuire e quella entro ad aumentare).

Prima di passare ad esaminare i risultati osserviamo i grafici riferiti alla convergenza del modello studiato. Non avrebbe senso proseguire con l'analisi in quanto le stime risulterebbero non corrette.

Figura 4: Convergenza del modello



Le linee blu e rosse rappresentano misure specifiche dei vettori dei parametri. La varianza entro le catene è rappresentata nei grafici precedenti dalla linea blu, mentre la linea rossa indica la varianza tra le catene. È possibile fare tale confronto poiché abbiamo simulato due catene da 500.000 iterazioni ciascuna. Affinché i risultati siano sensati queste linee dovrebbero essere abbastanza costanti, sebbene alcune oscillazioni siano ammesse, e dovrebbero inoltre convergere alla distribuzione ergodica.

Ricordiamo però che dobbiamo guardare l'andamento della seconda metà del grafico (in ascissa dal 2.5 in poi) poiché abbiamo deciso di scartare la prima metà delle iterazioni.

In questo studio notiamo che le varianze tra ed entro le catene di dati generati tendono a stabilizzarsi.

Dynare fornisce tre misure, ossia tre grafici: "interval" che dà l'intervallo costruito attorno alla media delle medie con livello di confidenza del 90%; "m2" è una misura della varianza ed "m3" è il momento terzo. L'asse delle ascisse rappresenta il numero (moltiplicato per 10^6) delle iterazioni del Metropolis-Hastings che sono state fatte, mentre l'asse delle ordinate misura i momenti del parametro e il primo valore corrisponde al valore iniziale in cui è cominciato l'algoritmo Metropolis-Hastings. Se i momenti rilevati sono fortemente instabili oppure non convergono, significa che c'è un problema di priori troppo povere, cioè sono troppo poco informative. Sarebbe quindi consigliabile di rifare le stime con diverse priori, oppure in alternativa utilizzare un numero più grande di simulazioni del Metropolis-Hastings, ad esempio dell'ordine di 1.000.000 anziché 500.000.

Riportiamo in Fig. 4 il grafico della convergenza del modello generale, mentre nell'appendice si possono trovare anche tutti i grafici dei singoli parametri. Le due linee sembrano avere lo stesso andamento già partire dalle prime iterazioni. Possiamo dunque essere fiduciosi sulla reale convergenza del modello e che le priori scelte siano sufficientemente informative, nonostante fossero state appositamente scelte debolmente informative per lasciar parlare i dati. Anche il numero di iterazioni dell'algoritmo Metropolis-Hastings, che noi avevamo scelto dell'ordine di 500.000, sembra essere sufficiente.

2.6 Stima della densità a posteriori

La stima bayesiana della distribuzioni a posteriori viene svolta da Dynare in due passi. Innanzitutto viene calcolata la moda e successivamente si può ottenere l'intera distribuzione.

Per calcolare la moda della distribuzione a posteriori, in Dynare viene massimizzato il nucleo del logaritmo della posteriori rispetto al vettore dei parametri θ . Ciò viene computato in Dynare usando dei metodi numerici e ricordando che la funzione di verosimiglianza non è gaussiana rispetto a θ ma rispetto alle funzioni di θ come esse appaiono nell'equazione di stato.

Tabella 2: Results from posterior maximization

prior	mean	pstdev	Mode	s.d.	t-stat	prior
σ	3.000	1.0000	4.3406	0.8448	5.1378	norm
α	0.500	0.2000	0.1986	0.1188	1.6713	beta
ϕ_y	0.500	0.2000	0.5317	0.0615	8.6487	beta
τ_π	1.500	0.0500	1.4626	0.0511	28.6369	norm
τ_y	0.300	0.2000	1.1262	0.2996	3.7588	gamm
τ_R	0.500	0.2850	0.9544	0.0079	120.6657	beta
ρ_a	0.500	0.2850	0.9832	0.0101	97.7605	beta
ρ_R	0.500	0.2850	0.1052	0.0971	1.0831	beta
ρ_π	0.500	0.2850	0.0064	0.0325	0.1970	beta
σ_π	0.500	2.0000	1.0861	0.1004	10.8182	invg
σ_a	3.500	2.0000	4.1569	1.5896	2.6151	invg
σ_R	0.250	2.0000	0.0996	0.0102	9.8131	invg

In Tab. 2 vengono riportati i parametri del modello con le rispettive medie e deviazioni standard a priori e inoltre sono presenti la moda a posteriori dopo il primo passo di stima, la sua deviazione standard e la statistica test per valutarne la significatività. Con questo valore possiamo ipotizzare l'uguaglianza a zero per ciascun parametro, confrontando i valori della statistica t con quelli della normale standard.

Quello che ne deriva, se assumessimo normalità nella a posteriori, è che i parametri α , ρ_R e ρ_π assumono valori bassi della statistica t. Per questo non sono da considerarsi statisticamente diversi da zero.

Tabella 3: Results from posterior maximization con dati americani

Prior	mean	pstdev	mode	s.d.	t-stat	prior
σ	3.000	1.0000	5.0000	1.5412	3.2443	norm
α	0.500	0.2000	0.0591	0.0673	0.8788	beta
ϕ_y	0.500	0.2000	0.7760	0.0584	13.2962	beta
τ_π	1.500	0.3000	2.1199	1.5543	1.3639	norm
τ_y	0.300	0.2000	0.1301	0.2195	0.5928	gamm
τ_R	0.500	0.2850	0.8031	0.1418	5.6652	beta
ρ_α	0.500	0.2850	0.8991	0.0088	102.7359	beta
ρ_R	0.500	0.2850	0.4422	0.0929	4.7617	beta
ρ_π	0.500	0.2850	0.9966	0.0002	5989.5842	beta
σ_π	0.350	2.0000	0.0985	0.0213	4.6347	invg
σ_α	0.350	2.0000	1.3114	0.8575	1.5294	invg
σ_R	0.350	2.0000	0.1345	0.0282	4.7689	invg

Confrontiamo i valori in Tab. 3 con quelli di Tab. 2 per mettere a paragone i risultati delle stime al primo passo con i dati europei rispetto a quelli USA. Dalla Tab. 3 si riscontra che alcuni parametri non risultano significativi assumendo normalità nella posteriori. Come per lo studio europeo, α non risulta significativo: la sua moda a posteriori dà un valore di 0.0591 contro lo 0.1986 europeo. In questo caso anche τ_π , τ_y e σ_α non risultano significativamente diversi da zero.

Tabella 4: Estimation results

Parameter	Prior mean	Post. mean	Credible set [5°; 95°]	
σ	3.000	4.2706	3.5454	4.9999
α	0.500	0.1720	0.0285	0.3127
ϕ_y	0.500	0.5597	0.4500	0.6735
τ_π	1.500	1.4672	1.3849	1.5496

τ_y	0.300	1.1726	0.6786	1.6524
τ_R	0.500	0.9526	0.9397	0.9656
ρ_α	0.500	0.9749	0.9557	0.9939
ρ_R	0.500	0.1342	0.0015	0.2435
ρ_π	0.500	0.0947	0.0000	0.2091
σ_π	0.500	1.0264	0.8217	1.2265
σ_α	3.500	4.1208	2.1127	6.1638
σ_R	0.250	0.1031	0.0856	0.1200

In Tab. 4 sono presentate le stime a posteriori del modello. Nelle colonne della tabella sono riportate le medie a priori, le medie a posteriori e gli intervalli di confidenza per ogni parametro che viene stimato.

Quello che viene naturale fare adesso è un confronto con i dati americani dallo studio di Castelnuovo (2010), per vedere se Fed e Bce hanno le stesse propensioni nel combattere inflazione e output gap. Vengono riportati in Tab. 5 i risultati della stima a posteriori per i dati americani.

Tabella 5: Estimation results con dati americani

Parameter	Prior mean	Post. mean	Confidence interval	
σ	3.000	4.5782	4.1067	4.9998
α	0.500	0.0876	0.0107	0.1621
ϕ_y	0.500	0.7936	0.7153	0.8711
τ_π	1.500	2.1615	1.8322	2.5346
τ_y	0.300	0.1600	0.0643	0.2579
τ_R	0.500	0.7982	0.7525	0.8458
ρ_α	0.500	0.9099	0.8704	0.9475
ρ_R	0.500	0.4436	0.3140	0.5736
ρ_π	0.500	0.9989	0.9979	0.9999
σ_π	0.350	0.0990	0.0814	0.1168
σ_α	0.350	1.5020	1.0474	1.9442
σ_R	0.350	0.1374	0.1160	0.1535

Dal confronto tra le stime con dati europei e dati americani si evidenziano alcune differenze sul valore di α , il quale risulta maggiore nelle nostre stime. Ciò induce a pensare che in Europa ci siano più imprese che indicizzano i prezzi. Una differenza sostanziale sta nella stima del parametro dell'output gap nella regola di Taylor τ_y , il quale assume un valore nettamente più alto (1.1726) nella stima europea, stando a significare una maggior attenzione da parte della banca centrale sul divario tra reddito reale e potenziale rispetto alle politiche statunitensi. Il parametro τ_π assume un grande valore di stima in entrambi i casi in quanto vengono adottate politiche orientate al mantenimento della stabilità dei prezzi.

Un'altra differenza si riscontra confrontando le stime di ρ_π , parametro che indica la correlazione tra gli shock di prezzo ad un ritardo temporale. Si rileva un'altissima persistenza nel tempo con i dati americani (0.9989), mentre sembra ci sia poca persistenza dello shock nel caso europeo (0.0947). Anche guardando ρ_R la trasmissione degli shock sul tasso di interesse nominale è più persistente nel modello americano.

Per quanto riguarda i parametri relativi alla deviazione standard degli shock si nota che sono nettamente più alti i valori di σ_π e σ_a delle stime europee. Questo denota che un cambiamento dello shock su inflazione ed output gap avrà un impatto maggiore sulle altre variabili.

I parametri σ , ρ_a , σ_R assumono invece valori simili in entrambi le stime.

Tabella 6: Log data density

Log data density [Laplace approximation]	-104.641302
Logdata density	-104.486448

Il valore della verosimiglianza calcolato con il metodi di Laplace, ovvero assumendo distribuzione normale per la posteriori, dà un valore di -104.641302. Molto simile è anche il valore della densità marginale calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean” (Geweke (1998)), il quale risulta pari a -104.486448.

Esso non assume necessariamente la normalità delle distribuzioni per le posteriori a differenza del metodo di Lagrange.

In Fig. 5 e Fig. 6 vengono riportati i grafici delle distribuzioni a priori e a posteriori dei parametri stimati.

Figura 5: Priori e posteriori 1

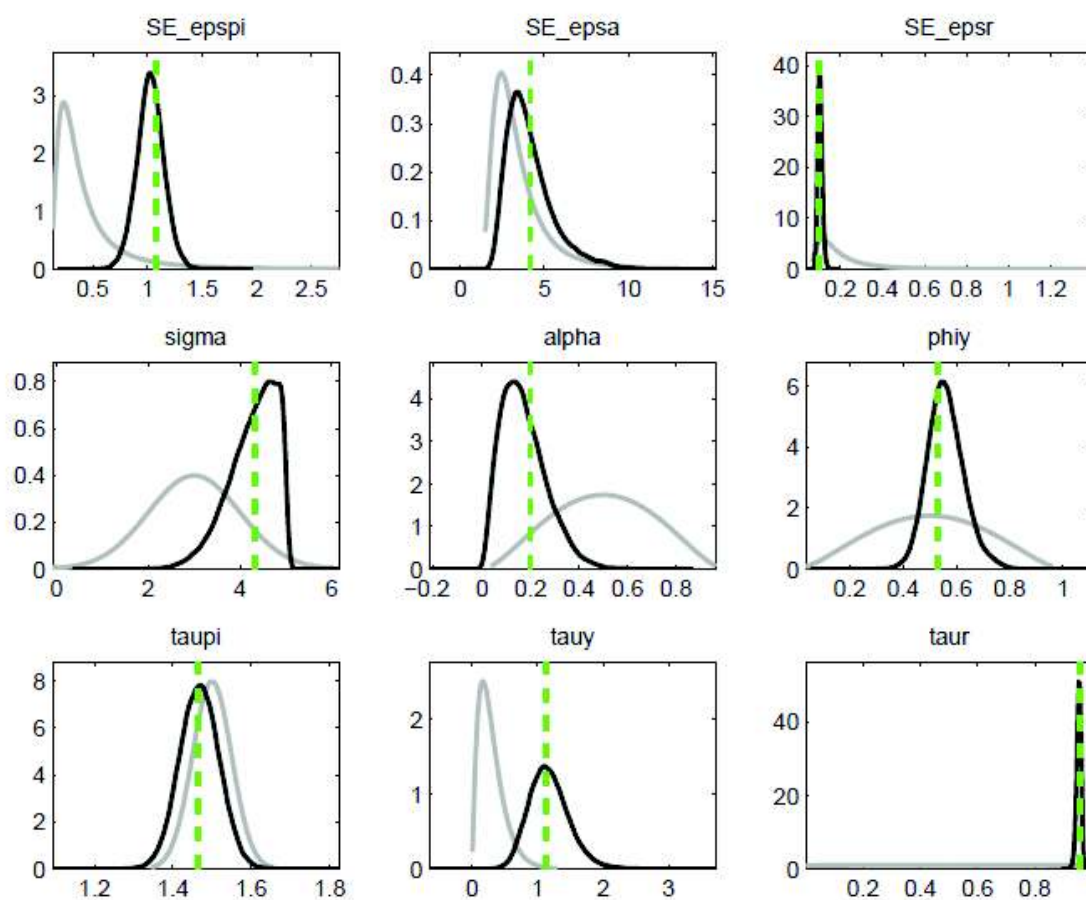
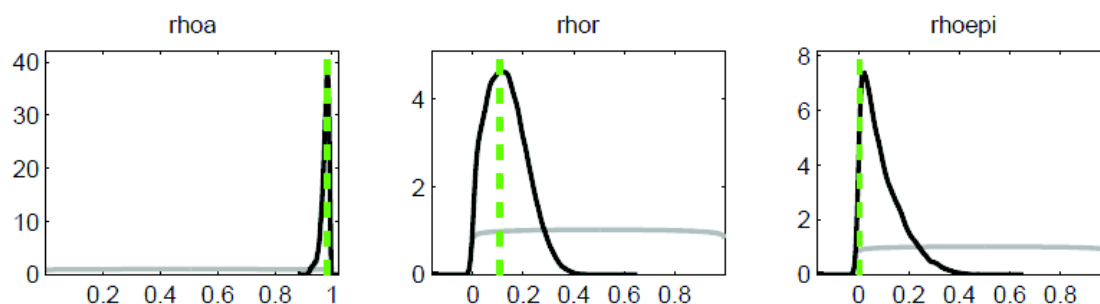


Figura 6: Priori e posteriori 2



Le distribuzioni a posteriori sono rappresentate dalle linee nere, quelle grigie sono le priori mentre la linea verticale verde rappresenta la moda delle posteriori.

Affinchè i dati portino informazione è necessario che le distribuzioni a priori e a posteriori non si sovrappongano, ma allo stesso tempo non devono neanche essere troppo diverse, altrimenti le conoscenze che si hanno sui parametri risulterebbero fuorvianti.

Inoltre la distribuzione a posteriori dovrebbe avere una distribuzione molto simile alla normale, infatti la logverosimiglianza di Laplace viene calcolata proprio assumendo che la posteriori sia una normale centrata nella moda e avente varianza in funzione dell'hessiano.

Dalle Fig. 5 e 6 vediamo che le distribuzioni a posteriori non si discostano molto dalle priori indicate, anche se per i parametri τ_R , ρ_a , ρ_R e ρ_π risultano poco informative. Vengono dunque rispettate le condizioni sovraelencate e inoltre le mode dei parametri sono sempre molto vicine alle mode della posteriori.

Capitolo Terzo

3.1 Funzioni di risposta ad impulso (Irf)

Esaminiamo ora la risposta (reazione) nel tempo di una variabile in relazione ad un impulso di un'altra variabile in un sistema dinamico che coinvolge anche altre variabili.

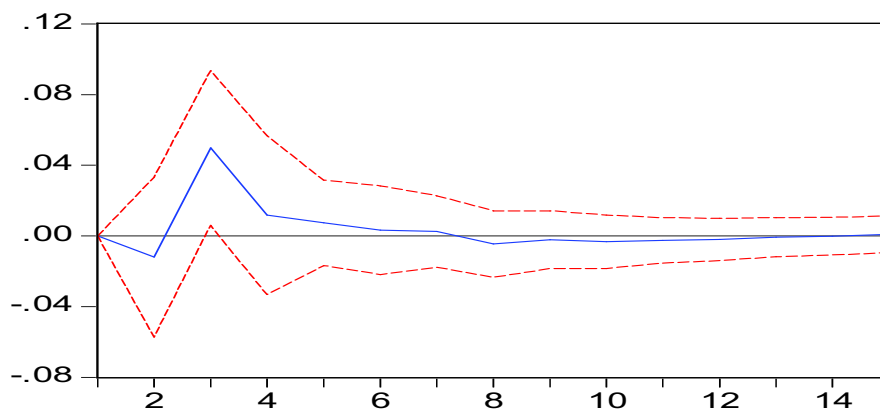
Le Irf sono utili per lo studio di interazioni tra le variabili in un vettore autoregressivo. Esse rappresentano le reazioni delle variabili agli shock che colpiscono il sistema. Le densità di queste funzioni sono calcolate campionando 500 vettori di realizzazioni dei parametri stimati e simulando per ogni vettore la funzione di impulso-risposta. Insieme a queste funzioni nei grafici vengono riportati anche il quinto e il novantacinquesimo percentile.

Nei grafici della Fig. 8 si possono notare le funzioni a risposta d'impulso ad uno shock monetario sull'inflazione, output gap e tasso di interesse nominale date con il modello VAR a quattro ritardi.

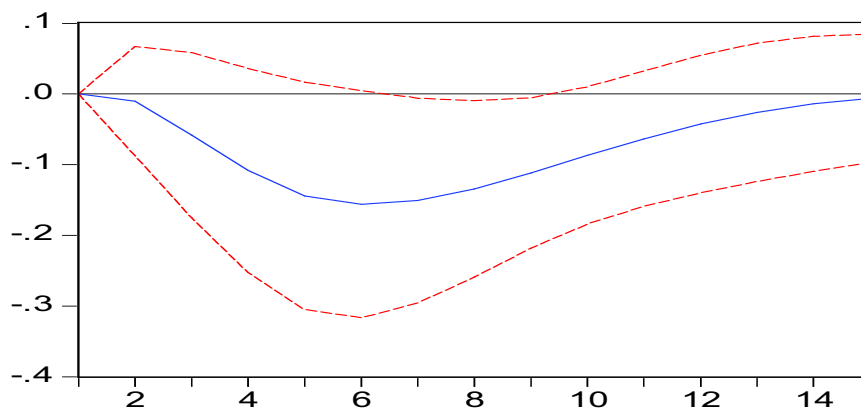
Figura 7: Rappresentazione funzioni di risposta ad impulso con VAR(4)

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

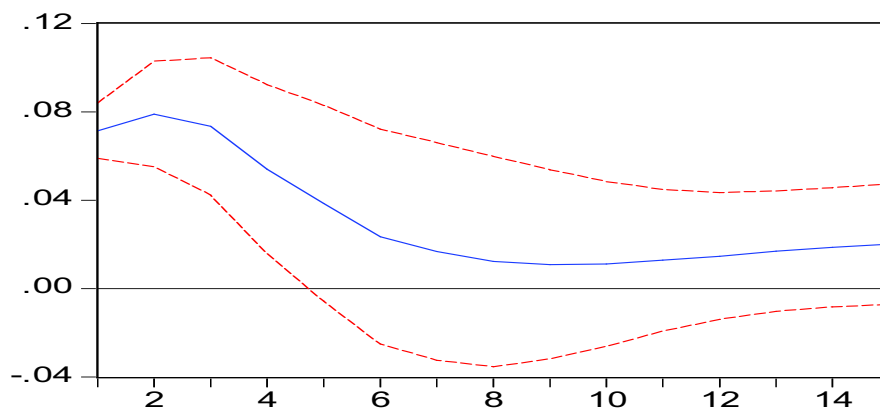
Response of INFLGDPQ to Monetary Policy Shock



Response of YGAPOECD to Monetary Policy Shock



Response of IRSQ to Monetary Policy Shock



Dalla Fig.8 vediamo come le risposte ad impulso ad uno shock di politica monetaria siano molto attenuate e si muovano attorno allo zero quando lo shock impatta sul defltore del Pil e sull'output gap, mentre scende lentamente nel caso in cui si vada a studiare questo effetto sul tasso di interesse nominale.

Queste considerazioni sono simili al caso con dati americani studiato da Castelnuovo (2010). Le risposte ad impulso dei VAR sull'inflazione e sull'output gap si muovono attorno allo zero, mentre quella corrispettiva al tasso di interesse nominale dapprima sale leggermente per poi scendere e stabilizzarsi attorno ad un valore appena al di sotto dello zero.

3.2 Risposte ad impulso: VAR vs. DNK

Vogliamo confrontare le funzioni a risposte ad impulso ad uno shock di politica monetaria prodotte con le stime DNK e quelle derivanti dalle stime fatte tramite i Cholesky-VAR con i dati artificiali generati dalla struttura del modello DNK.

L'algoritmo funziona nel seguente modo. Per $k=1$ a K , viene campionato una realizzazione del vettore ξ^k dalla funzione di densità stimata a posteriori; viene calcolata la risposta ad impulso consistente al modello DNK del vettore ξ^k rispetto ad un inaspettato shock del tasso di interesse nominale e infine viene stimata la risposta ad impulso riferita al modello VAR dovuta ad uno shock monetario normalizzato.

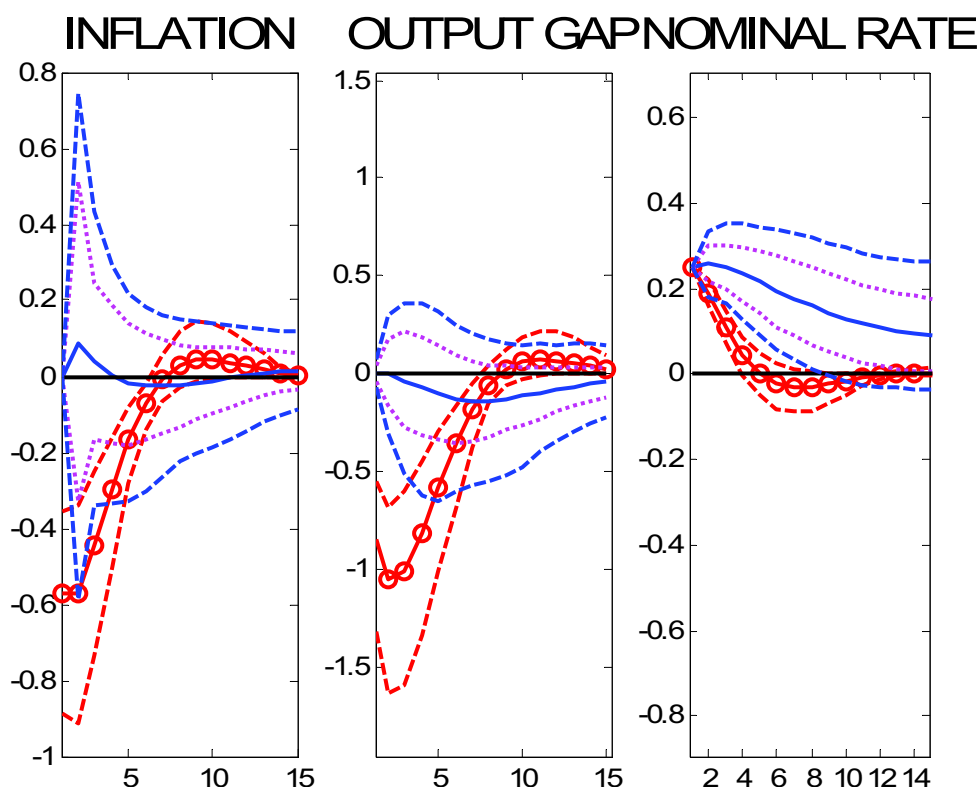
Questo algoritmo viene ripetuto per $K=500$ volte, con un orizzonte della funzione di risposta d'impulso pari a $H=15$, e la lunghezza del campione con i pseudo dati $T=69$.

Le funzioni risultanti sono rappresentate in Fig. 11 e Fig. 12 con bande di confidenza del 68% e del 90% per il modello VAR e del 90% per il modello DNK.

Gli shock di politica monetaria vengono normalizzati per indurre una reazione d'equilibrio all'impatto del tasso d'interesse nominale equivalente a 25 punti base trimestrali.

In Fig. 11 e Fig. 12 viene riportata la risposta ad impulso media DNK (linea con pallini rossi), le bande di confidenza DNK del 90% (linea rossa tratteggiata), la risposta ad impulso media VAR (linea continua blu), le bande di confidenza VAR del 90% (linea blu tratteggiata) e le bande di confidenza VAR del 68% (linea magenta tratteggiata).

Figura 8: DNK e VAR funzioni di risposta ad impulso ad uno shock di politica monetaria



Notiamo che le risposte ad impulso ad uno shock di politica monetaria tendono a tornare verso lo zero sia quando esso va ad influire sull'inflazione che sull'output gap. Anche se col tempo si annulla quasi completamente l'effetto dello shock, il comportamento che si nota tenendo in considerazione il modello VAR risulta differente da quello con il sistema di equazioni DNK. Infatti, le linee blu che identificano la funzione di risposta ad impulso del modello VAR sono molto vicine allo zero, indicando delle reazioni molto deboli, praticamente nulle, infatti entrambe le bande di confidenza contengono il valore zero durante tutto il tempo di interesse.

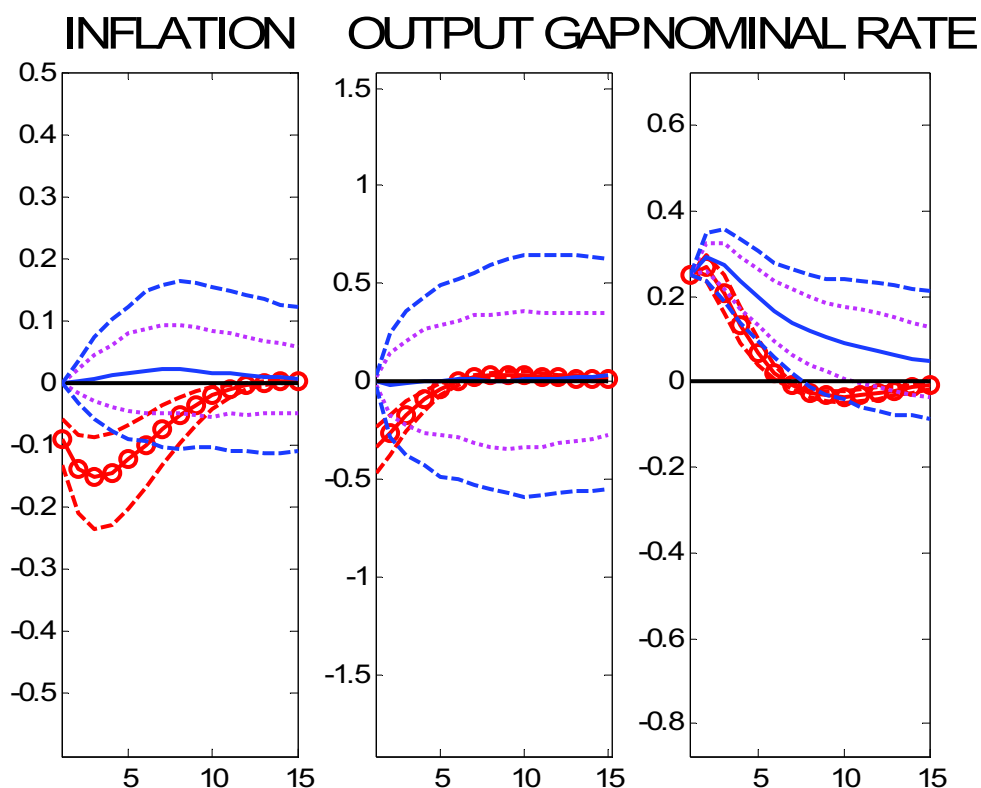
Hanno tendenza opposta le reazioni con le stime DNK in quanto sono significative assumendo valori negativi dopo lo shock monetario.

Per quanto riguarda l'impatto sul tasso di interesse nominale ci si accorge che, dopo lo shock iniziale, questo decresce lentamente fino ad arrivare allo zero se si considera il modello DNK, mentre la funzione calcolata tramite i VAR decresce più lentamente senza annullarsi.

Le distorsioni derivanti dallo shock monetario dell'inflazione e dell'output gap VAR sono dovute principalmente dall'effetto della persistenza del tasso di interesse nominale (derivante sia dal lisciamiento del tasso che dalla persistenza dello shock monetario) e dallo shock tecnologico nella forma ridotta del sistema.

Mettendo in relazione le funzioni di risposta ad impulso VAR con quelle in Fig. 7 si vede la somiglianza tra i due grafici. Ciò induce a pensare che le risposte piatte date dall'inflazione e dall'output gap a seguito di uno shock monetario possono essere attribuite alla errata specificazione dello shock di politica monetaria indotta dall'imposizione della matrice di Cholesky. Sappiamo infatti che la politica monetaria è efficace nonostante i grafici risultanti dal modello VAR. Si riscontrano risultati simili dallo studio con dati U.S. le cui funzioni sono riportate nei grafici di Fig. 9.

Figura 9: DNK e VAR funzioni di risposta ad impulso ad uno shock di politica monetaria nel caso U.S.



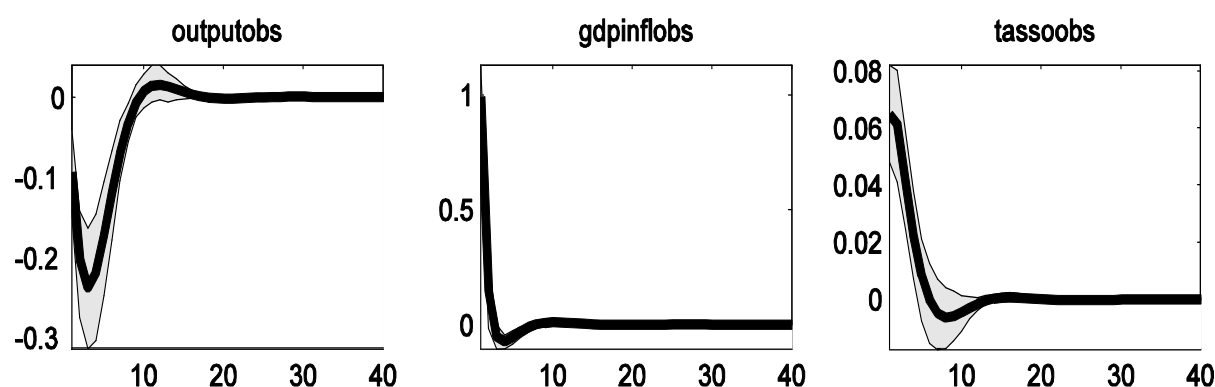
Tramite lo studio condotto da Castelnuovo (2010) la stima DNK predice una reazione statisticamente significativa di inflazione ed output gap come riportato in Fig. 9. Questo aumento inaspettato del tasso di interesse induce ad una immediata recessione, con il livello dell'inflazione e dell'output gap che torna a zero solo dopo qualche trimestre. Questa recessione porta ad una persistente fase deflazionistica, la quale ha il suo picco dopo tre trimestri, anche se questo effetto dura per più di tre anni. Evidentemente il modello che viene stimato con questo modello supporta l'abilità di politica monetaria statunitense di influenzare significativamente l'inflazione e il ciclo economico. Ciò è in accordo con quello risultante dallo studio con dati europei.

Inoltre, anche le funzioni di risposta ad impulso identificate con i VAR portano alle stesse conclusioni delle stime con i dati europei, dando risposte mute allo shock di politica monetaria (erroneamente specificato). Questo tipo di risposte si rivelano

pienamente consistenti con le significative reazioni macroeconomiche derivanti da uno shock correttamente identificato (Castelnuovo (2010)).

In seguito vengono riportate le densità delle funzioni di risposta ad impulso ottenute campionando 500 vettori di realizzazioni dei parametri stimati e simulando per ciascun vettore la funzione corrispondente. Nello stesso grafico vengono riportati anche il quinto e il novantacinquesimo percentile.

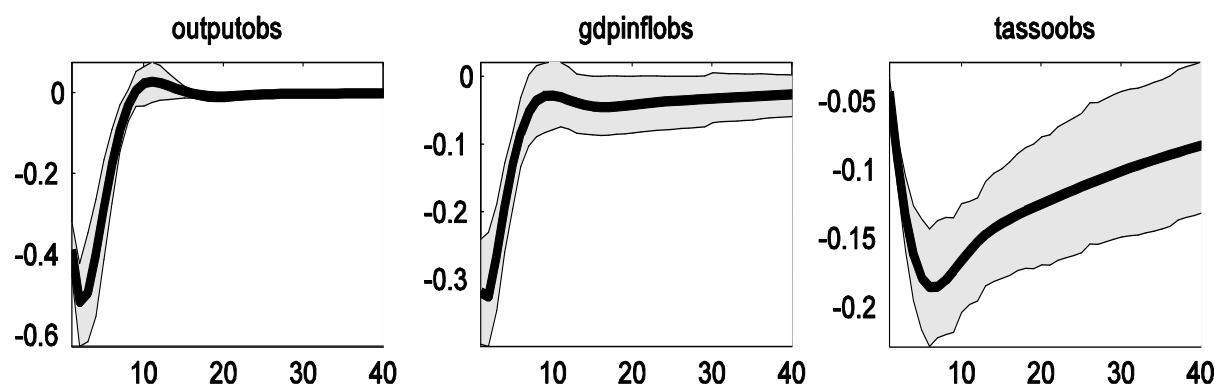
Figura 10: Effetto dello shock all'inflazione



Lo shock all'inflazione comporta un aumento al deflatore del Pil (gdpinflobs). Ciò comporta un aumento del tasso di interesse nominale, il quale, tramite la regola di Taylor, apre una recessione che viene riscontrata con la diminuzione dell'output gap (outputobs). Questo porta ad una diminuzione dei prezzi e ad un ritorno verso lo zero dell'inflazione tramite la curva di Phillips.

Le tre serie, dopo qualche trimestre, tendono a tornare verso lo stato stazionario. Tutte le variabili si stabiliscono attorno allo zero, cioè al valore della media non condizionata in quanto non viene inclusa la costante. Quindi diminuiscono dopo qualche trimestre sia l'inflazione che il tasso di interesse nominale dopo l'iniziale aumento, e aumenta l'output gap.

Figura 11: Effetto dello shock all'output gap



L'innovazione tecnologica comporta una diminuzione dell'output gap, in quanto essa viene moltiplicata per un valore negativo ($\rho_a - 1$) nella curva IS. Questa diminuzione porta ad un calo dell'inflazione e, tramite la regola di Taylor, diminuisce anche il tasso di interesse nominale. Quest'ultimo diminuendo fa aumentare l'output gap e di conseguenza aumenta anche l'inflazione. A questo punto comincia ad aumentare il tasso di interesse fino a che le serie di output e inflazione tornano allo stato stazionario, mentre il tasso di interesse nominale si stabilisce ad un valore inferiore a quello di partenza.

3.3 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEDV)

La decomposizione della varianza indica quale porzione della varianza dell'errore di previsione sulla i -esima variabile, possa essere attribuita ad innovazioni delle variabili considerate. Affinché questa abbia senso è necessario che la varianza totale dell'errore di previsione sia funzione unicamente delle varianze e non delle covarianze.

La strategia adottata nel nostro lavoro per la stima dei parametri del modello si focalizza solo su una componente delle fluttuazioni dei dati, ovvero la parte che viene

causata da uno shock monetario. È naturale chiedersi quanto grande è questa componente, visto che siamo interessati ad un modello che tiene in considerazione tutte le variazioni nei dati. Tenendo conto di ciò, riportiamo la decomposizione della varianza. In Tab. 6-7-8-9-10-11 sono riportate le decomposizioni della varianza rispettivamente ad uno, quattro, otto, sedici, quaranta e infiniti passi avanti.

Tabella 7: Variance decomposition (1-step ahead, in percent)

	eps_{pi}	eps_a	eps_r
Pi	87.50	9.90	2.61
Y	4.98	69.52	25.50
R	31.76	14.89	53.34

Ad un passo in avanti la decomposizione della varianza evidenzia che l'inflazione è influenzata per l'87.50% dallo shock sull'inflazione stessa, e in misura minore da quello sull'output gap e sul tasso interesse. La varianza dell'errore di previsione dell'output gap è spiegata per il 69.52 dalla stessa e in parte anche dallo shock su R, mentre quella del tasso di interesse nominale viene spiegata per il 53.34% dallo shock su R, per il 31.76% dallo shock sul tasso di interesse e per il 14,89 dallo shock tecnologico.

Tabella 8: Variance decomposition (4-step ahead, in percent)

	eps_{pi}	eps_a	eps_r
pi	68.64	25.31	6.04
y	11.25	64.85	23.91
R	10.99	74.40	14.60

Ad un anno in avanti le varianze dell'errore di previsione delle tre variabili studiate sono spiegate in misura minore dagli shock delle stesse. La FEDV sul tasso di interesse è spiegata in modo più marcato anche dallo shock tecnologico. Da notare anche la differenza della FEDV del tasso di interesse: dopo quattro trimestri viene spiegata solo dal 14.60% dallo shock sullo stesso, per dare invece più importanza allo shock tecnologico che pesa per il 74.40% sul tasso di interesse

Tabella 9: Variance decomposition (8-step ahead, in percent)

	eps_{pi}	eps_a	eps_r
pi	66.91	27.03	6.06
y	12.43	64.11	23.46
R	3.85	90.97	5.18

Tabella 10: Variance decomposition (16-step ahead, in percent)

	eps_{pi}	eps_a	eps_r
pi	66.04	27.92	6.04
y	12.45	64.03	23.52
R	1.99	95.33	2.68

Tabella 11: Variance decomposition (40-step ahead, in percent)

	eps_{pi}	eps_a	eps_r
pi	63.82	30.35	5.83
Y	12.44	64.07	23.49
R	1.09	97.45	1.46

Tabella 12: Variance decomposition (inf-step ahead, in percent)

	eps_{pi}	eps_a	eps_r
pi	62.18	32.13	5.68
y	12.43	64.10	23.47
R	0.80	98.13	1.07

Esaminando la decomposizione della varianza nel lungo periodo notiamo alcune sostanziali differenze rispetto alla Tab. 7. Si riduce molto l'effetto dello shock al tasso di interesse sul tasso stesso, passando dal 53.34% del breve periodo all'1.07% nel lungo periodo, annullando quindi l'effetto di ε_t^R su R . In misura minore diminuiscono anche gli effetti di ε_t^π su π e di ε_t^a su y , passando rispettivamente da 87.50% a 62.18% e da 69.52% a 64.10%.

Mentre rimane piuttosto stabile la FEDV dell'output gap nel lungo periodo, cambia di molto quella riferita al tasso di interesse nominale. Infatti l'impatto degli shock all'inflazione e al tasso di interesse nominale tendono quasi ad annullarsi, mentre lo shock tecnologico spiega il 98.13% della varianza di R nel lungo periodo.

3.4 Controlli di robustezza

Per giungere alla conclusione che il modello adottato in questo lavoro è valido, proviamo a fare delle ulteriori analisi di stima andando a modificare alcuni parametri.

Quello che viene fatto nei successivi paragrafi consiste nello stimare nuovamente il modello vincolando alcuni parametri, ma senza modificare la struttura del modello.

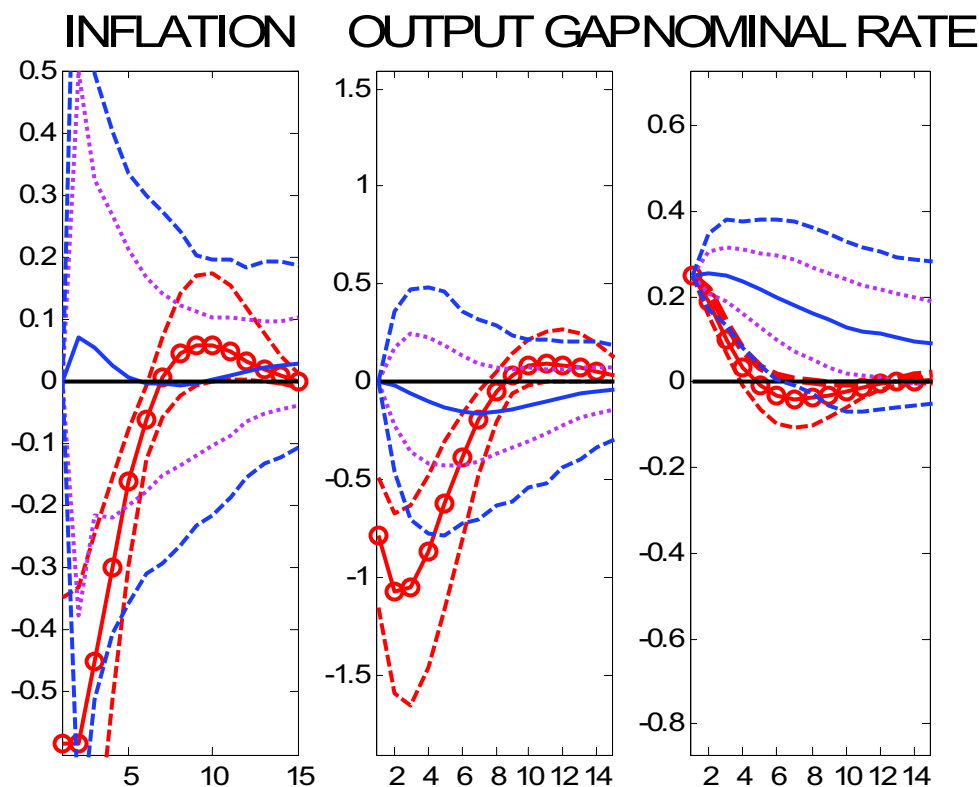
Una volta ottenute le stime del modello, si confrontano con le stime del Capitolo 3. Inoltre si vanno a confrontare i valori della log-verosimiglianza calcolando il fattore di Bayes. Questo è calcolato come l'esponentiale della differenza delle log-verosimiglianze a confronto. Secondo Kass e Raftery (1995), per considerare significativa la differenza tra i due modelli, il fattore di Bayes deve assumere un valore superiore a 3. Se esso è maggiore di 20 allora c'è una forte evidenza a favore di uno dei due modelli.

Stime con stessa media della distribuzione a priori per la deviazione standard degli shock

Seguendo il lavoro di Castelnuovo (2010) stimiamo il modello assumendo delle distribuzioni a priori per gli standard error degli shock con la medesima media e varianza. Poniamo la distribuzione a priori pari ad una Inverse Gamma di media 0.3 e varianza 2. Gli altri parametri vengono lasciati invariati, in modo tale da confrontare i risultati a seguito di questa sola modifica.

I tassi di accettazione delle due catene generate da Dynare sono rispettivamente 26.01% e 28.30%, dunque accettabili.

Figura 12: DNK e VAR funzioni di risposta ad impulso ad uno shock di politica monetaria



Le funzioni di risposta ad impulso dei Var (linea continua blu) risultano appiattite anche se mettiamo la stessa media per le distribuzioni a priori delle deviazioni standard degli shock. Le bande di confidenza per i Var includono il valore zero nel caso di risposta ad impulso per l'inflazione e per l'output gap. Per il tasso di interesse vediamo come, dopo un aumento iniziale, la curva si abbassa lentamente verso lo zero. Le risposte ad impulso del modello Dnk si comportano diversamente da quelle dei Var, rispondendo allo shock di politica monetario.

Facendo un confronto con Fig. 8 non notiamo sostanziali differenze con il modello di riferimento.

Tabella 13: Results from posterior maximization

prior	mean	pstdev	Mode	s.d.	t-stat	prior
σ	3.0000	1.0000	4.1791	0.8760	4.7705	norm
α	0.5000	0.2000	0.1765	0.1192	1.4804	beta
ϕ_y	0.5000	0.2000	0.5246	0.0636	8.2529	beta
τ_π	1.5000	0.1000	1.3322	0.1144	11.6421	norm
τ_y	0.3000	0.2000	1.0426	0.2983	3.4950	gamm
τ_R	0.5000	0.2850	0.9502	0.0097	98.1501	beta
ρ_α	0.5000	0.2850	0.9845	0.0126	77.9447	beta
ρ_R	0.5000	0.2850	0.0961	0.0990	0.9700	beta
ρ_π	0.5000	0.2850	0.0055	0.0280	0.1974	beta
σ_π	0.3000	2.000	1.0731	0.1006	10.6658	invg
σ_α	0.3000	2.000	3.9618	1.9972	1.9837	invg
σ_R	0.3000	2.000	0.1003	0.0104	9.6308	invg

Confrontando i risultati delle stime dopo il primo passo di stima con quelle di Tab. 2, non ci sono evidenze a favore di una significativa differenza tra i due modelli. Le stime di interesse per le deviazioni standard degli shock sono in linea con il modello stimato in precedenza.

Tabella 14: Estimation results

Parameter	Prior mean	Post. mean	Credible set [5°; 95°]	
σ	3.0000	4.1157	3.2684	4.9998
α	0.5000	0.1582	0.0205	0.2788
ϕ_y	0.5000	0.5368	0.4225	0.6397
τ_π	1.5000	1.3545	1.1826	1.5215
τ_y	0.3000	1.1121	0.6553	1.5895
τ_R	0.5000	0.9501	0.9358	0.9659
ρ_α	0.5000	0.9837	0.9679	0.9973
ρ_R	0.5000	0.1279	0.0033	0.2387
ρ_π	0.5000	0.0718	0.0000	1.1613
σ_π	0.3000	1.0218	0.8348	1.1900
σ_α	0.3000	5.9052	2.1334	11.0741
σ_R	0.3000	0.1024	0.0847	0.1191

In Tab. 15 vengono riportate le stime a posteriori del modello in questione. Anche in questo caso non riscontriamo anomalie con il modello precedente. Solamente σ_a presenta una stima pari a 5.9052 in questo modello, a differenza di 4.1208 del modello base. Questo aumento è dovuto ad un cambiamento della media a priori imposta al modello, tuttavia la convergenza di questo parametro risulta non adeguata, come anche la convergenza dell'intero modello.

Tabella 15: Log data density

Log data density [Laplace approximation]	-110.408466
Logdata density	-110.955535

Le log-verosimiglianze date dalla stima con questo modello risultano più basse rispetto a quelle delle precedenti stime. Un confronto è possibile tramite il calcolo suggerito da Kass e Raftery (1995): $e^{(-104.641302)-(-110.408466)} = 319$. Questo valore porta a rifiutare l'ipotesi di uguaglianza tra i due modelli a confronto. Si riscontra una prova definitiva in favore del modello base.

Tabella 16: Variance decomposition (1-step ahead, in percent)

	eps_{pi}	eps_a	eps_r
pi	86.68	10.67	2.65
y	5.21	68.97	25.82
R	30.51	15.33	54.16

La decomposizione della varianza per questo modello risulta molto simile a quella di riferimento riportata in Tab. 7.

Tabella 17: Variance decomposition (inf-step ahead, in percent)

	eps_{pi}	eps_a	eps_r
pi	58.32	36.39	5.28
y	11.84	64.29	23.87
R	0.68	98.32	1

Stesse considerazioni sono valide per la decomposizione della varianza ad orizzonte temporale infinito. Da notare come anche con questo modello ci sia un cambiamento nelle decomposizioni della varianza di tasso di interesse nel tempo. Mentre ad un passo in avanti i tre shock contribuiscono a spiegare la varianza di R , nel lungo periodo essa viene spiegata quasi interamente dallo shock tecnologico.

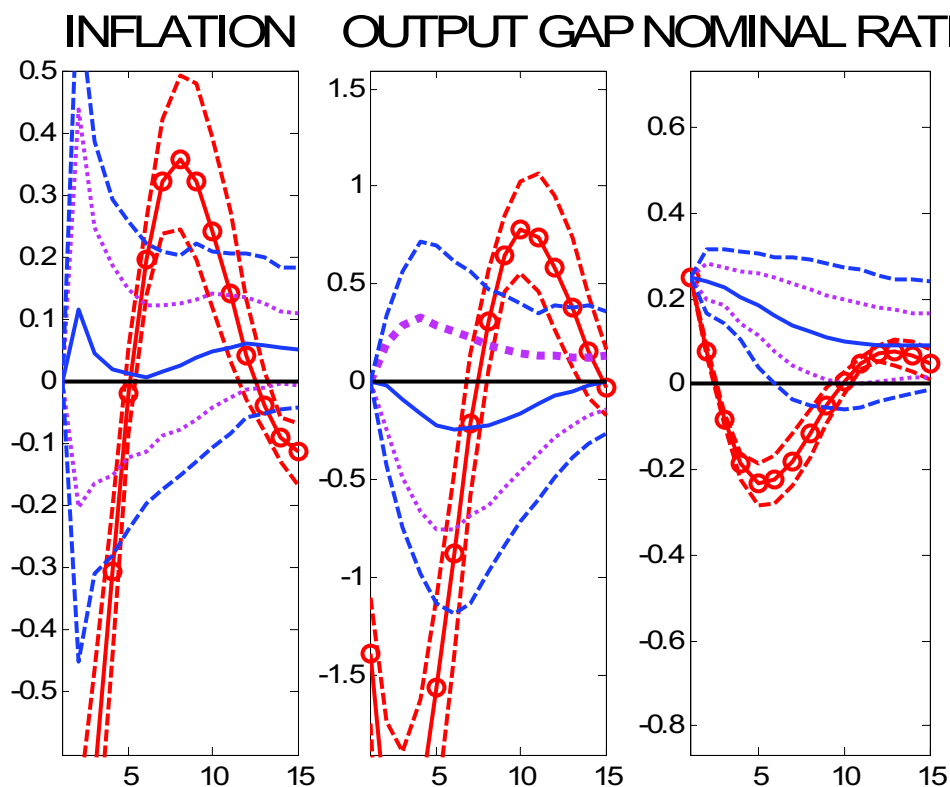
Modello con parametri fissati

Seguendo lo studio eseguito da Carlstrom, Fuerst e Paustian (2009), eseguiamo l'algoritmo fissando alcuni parametri. Il fattore di sconto β è fissato a 0.99. La pendenza della curva di Phillips è $\kappa=0.1275$, mentre l'inversa dell'elasticità di sostituzione intertemporale σ e la pendenza della curva NKPC v sono fissati ad uno. La reazione all'inflazione della banca centrale è fissata al valore standard $\tau_\pi=1.5$, mentre la reazione all'output gap nella regola di Taylor è posto pari a $\tau_y=0.5$.

Anche in questo caso vogliamo effettuare un confronto tra questo modello con vincoli su alcuni parametri e il modello proposto nei capitoli precedenti.

I tassi di accettazione medi per le due catene generate sono di 30.18% e 29.40%. Anche in questo caso sono da considerarsi accettabili essendo compresi tra il 23% ed il 40%.

Figura 13: DNK e VAR funzioni di risposta ad impulso ad uno shock di politica monetaria



Ancora una volta si riscontrano risposte mute per le funzioni di risposta ad impulso dei modelli VAR. Le curve dei modelli DNK si comportano come quelle dei precedenti modelli stimati.

Tabella 18: Results from posterior maximization

prior	mean	pstdev	Mode	s.d.	t-stat	prior
α	0.500	0.2000	0.0332	0.0247	1.3454	beta
ϕ_y	0.500	0.2000	0.0787	0.0523	1.5046	beta
τ_R	0.500	0.2850	0.9272	0.0086	107.7564	beta
ρ_a	0.500	0.2850	0.9855	0.0084	117.8072	beta
ρ_R	0.500	0.2850	0.0217	0.0688	0.3158	beta
ρ_π	0.500	0.2850	0.0013	0.0064	0.2000	beta
σ_π	0.500	2.0000	1.0545	0.0936	11.2724	invg
σ_a	3.500	2.0000	4.4457	1.8934	2.3480	invg
σ_R	0.250	2.0000	0.1236	0.0128	9.6825	invg

Fissando i parametri β , κ , σ , ν , τ_π , e τ_y , notiamo già al primo passo di stima che le mode dei parametri di Tab. 19 differiscono dalle stime del modello di riferimento di Tab. 2. In particolare il parametro autoregressivo ρ_R diminuisce molto in questo caso: dal valore di 0.1052 assume un valore di 0.0217, denotando un minore persistenza dello shock di politica monetaria. Anche i parametri α , ϕ_y e τ_R diminuiscono rispetto al modello base stimato.

Tabella 19: Estimation result

Parameter	Prior mean	Post. mean	Credible set [5%; 95%]	
α	0.500	0.0438	0.0061	0.0806
ϕ_y	0.500	0.1054	0.0198	0.1875
τ_R	0.500	0.9249	0.9106	0.9395
ρ_α	0.500	0.9839	0.9738	0.9959
ρ_R	0.500	0.0655	0.0000	0.1337
ρ_π	0.500	0.0239	0.0000	0.0527
σ_π	0.500	1.0570	0.9054	12.133
σ_α	3.500	5.0989	24.773	8.0486
σ_R	0.250	0.1266	0.1051	0.1475

Dopo l'algoritmo Metropolis-Hastings le stime a posteriori risultano anch'esse differenti rispetto alle stime di Tab. 4. Alcuni valori di stima risultano attenuati, coerentemente con i risultati al primo passo di stima a posteriori. Il valore della deviazione standard dello shock tecnologico assume invece un valore maggiore rispetto al modello base. Un cambiamento dello shock sull'output gap avrà un maggiore impatto sulle altre variabili del sistema.

Tabella 20: Log data density

Log data density [Laplace approximation]	-125.861235
Logdata density	-125.547262

Andiamo a confrontare il valore della log-verosimiglianza con quella del modello base. $e^{(-104.641302)-(-125.861235)} = 1.64 \times 10^9$. Anche in questo caso viene rifiutata l'ipotesi di uguaglianza tra i due modelli a confronto e si propende a favore del modello base. Si perviene alle stesse conclusioni confrontando le log-verosimiglianze marginali con il metodo del Modified Harmonic Mean (Geweke, 1998).

Tabella 21: Variance decomposition (1-step ahead, in percent)

	eps_{pi}	eps_a	eps_r
pi	74,49	14,81	10,7
y	26,46	35,81	37,73
R	38,7	19,09	42,21

In Tab. 22 viene riportata la decomposizione della varianza (FEDV) ad un orizzonte temporale.

Tabella 22: Variance decomposition (inf-step ahead, in percent)

	eps_{pi}	eps_a	eps_r
pi	51,66	31,08	17,25
y	29,83	34,2	35,97
R	3,31	92,82	3,87

In Tab. 23 si riporta la FEDV ad infiniti orizzonti temporali. In questo caso la decomposizione della varianza di π e y sono leggermente differenti rispetto a quelle di Tab. 7. In particolare diminuisce l'impatto dello shock di π su π per aumentare l'impatto dello shock del tasso di interesse R . È minore anche l'impatto dello shock di y su y , mentre sono più rilevanti gli shock di prezzo e del tasso di interesse sull'output gap.

Conclusioni

Nei capitoli di questo elaborato è stata fatta un'analisi sul comportamento del modello VAR e del modello DNK cercando di studiare le reazioni delle risposte ad impulso nel caso di shock di politica monetaria.

La novità è stata quella di stimare i modelli utilizzando serie storiche di inflazione, output gap e tasso di interesse nominale dell'Europa.

Le funzioni di risposta ad impulso dei modelli VAR risultano piatte nei tre casi studiati, mentre i modelli DNK inducono a delle stime significative e a reazioni persistenti di inflazione e output gap in seguito ad uno shock monetario.

Questo induce ad una riflessione e due possono essere le correnti di pensiero. La prima porta a considerare la struttura dei modelli VAR responsabile dell'appiattimento delle funzioni di risposta ad impulso. La seconda ipotesi consiste nell'asserire che uno shock monetario non ha effetto sulle tre variabili oggetto di studio.

Noi riteniamo più plausibile la prima ipotesi in quanto, andando a confrontare direttamente VAR e i più recenti DNK, troviamo che le risposte ad impulso dei secondi sono significativamente diverse da zero. Riteniamo che le autorità di politica monetaria della BCE attuino politiche efficaci al fine di mantenere stabilità dei prezzi nell'area dell'euro e di contribuire alla realizzazione di un elevato livello di occupazione e di una crescita sostenibile non inflazionistica.

Un altro punto a favore dell'ipotesi di non corretta rappresentazione del fenomeno con i modelli VAR è data dalla presenza di una reazione significativa dello shock di politica monetaria. Dalla decomposizione della varianza pervengono infatti dei valori positivi per quanto riguarda l'impatto dello shock monetario sulle tre variabili oggetto di studio.

Con le considerazioni appena fatte e con i risultati di stima riportati in precedenza, si giunge allo stesso risultato di Castelnuovo (2010) ottenuto applicando i modelli a serie con dati americani.

Per verificare la robustezza dei risultati è stato ristimato il modello apportando alcune modifiche. Sebbene risulti preferibile il modello base, le risposte ottenute dai modelli VAR continuano ad essere mute. I DNK, tuttavia, continuano a segnalare reazioni significative allo shock monetario.

Appendice

Introduzione a Dynare

Dynare è uno strumento che serve per risolvere, simulare e stimare modelli DSGE. Il percorso è intuitivo, inizialmente abbiamo a disposizione un modello formato da varie equazioni, Dynare praticamente trasforma equazione per equazione in input per la procedura di Matlab che è appunto un programma che ci permette di risolvere il nostro modello.

Nel campo dei modelli DNK siamo interessati soprattutto a vedere come il sistema si comporta nel rispondere agli shock, siano essi permanenti o temporanei, e poi a come ritorna al suo stato stazionario.

Il file in Dynare è formato da cinque parti distinte:

- **preambolo:** contiene la lista delle variabili e dei parametri. Esso è suddiviso in tre comandi, *var* che contiene le variabili endogene, *varexo* le esogene, *parameters* i parametri ed i suoi valori;
- **modello:** viene specificato il modello semplicemente scrivendolo equazione per equazione;
- **steady state o valore iniziale:** contiene informazioni sullo stato stazionario oppure sul punto preciso da cui far partire la simulazione, questo perché in un contesto

stocastico il modello deve essere linearizzato prima di essere risolto e per fare questo dynare ha bisogno di conoscere lo stato stazionario;

- shock: definisce gli shock del sistema. Due sono i tipi di shock che possono essere introdotti, temporanei o permanenti. Nel caso di shock temporanei il sistema poi ritorna al suo stato stazionario, mentre nel caso di shock permanenti il sistema si ristabilizza su un altro punto di stazionarietà;
- calcolo: ordina a dynare di compiere delle specifiche operazioni (previsione, stima, ecc.). Per vedere l'impatto dello shock dynare considera la distribuzione degli shock e vede come impattano sul modello, poi ripete questa procedura un numero sufficiente di volte che gli permette di tracciare una risposta media.

Codice del programma

Di seguito viene riportato il codice utilizzato per l'analisi del nostro modello.

```
//.mod file
var pi, y, r, epi, a, er, outputobs, gdpinflobs, tassoobs; % endogenous variables and exogenous latent
AR(1) processes
varexo epspi, epsa, epsr; % shocks

parameters beta, sigma, nu, k, taupi, tauy, taur, rhoa, rhor, rhoepi, phiy, alpha;
beta = .99;
k = .1275; // calibrated because not identified
nu = 1; // calibrated because not identified
alpha = 1;
phiy = 1;
sigma = 3;//1
taupi = 1.5;
tauy = .5;
taur = .9;
rhoa = .9;
rhor = .8302;
rhoepi = .9;

model;
// AR(1) processes
epi = rhoepi*epi(-1) + epspi;
a = rhoa*a(-1) + epsa;
```

```

er = rhor*er(-1) + epsr;

// state space
# P = sigma*(1+nu)/(sigma+nu);
r - pi(1) = sigma*(phi*y(1)+(1-phi)*y(-1)-y) + P*(rhoa-1)*a; // IS, eq 1
(1+alpha*beta)*pi = beta*pi(1) + alpha*pi(-1) + k*y + epi; // NKPC, eq 2
r = (1-taur)*(taupi*pi + tauy*y) + taur*r(-1) + er; // TR, eq 3

// measurement equation on the euro-area
outputobs=y; // cbo output gap
gdpinflobs=pi; // gdp inflation q-o-q
tassoobs=r; // fed funds

end;

steady(solve_algo=0); check;
estimated_params;
sigma, 4.12, 1, 5, normal_pdf, 3, 1;
alpha, .05, beta_pdf, .5, .2;
phiy, .8, beta_pdf, .5, .2; // .6 .3
taupi, 1.5, normal_pdf, 1.5, .05; // 1.5 .05
tauy, .29, gamma_pdf, .3, .2;
taur, .85, beta_pdf, .5, .285;
rhoa, .92, beta_pdf, .5, .285;
rhor, .53, beta_pdf, .5, .285;
rhoepi, .87, beta_pdf, .5, .285;

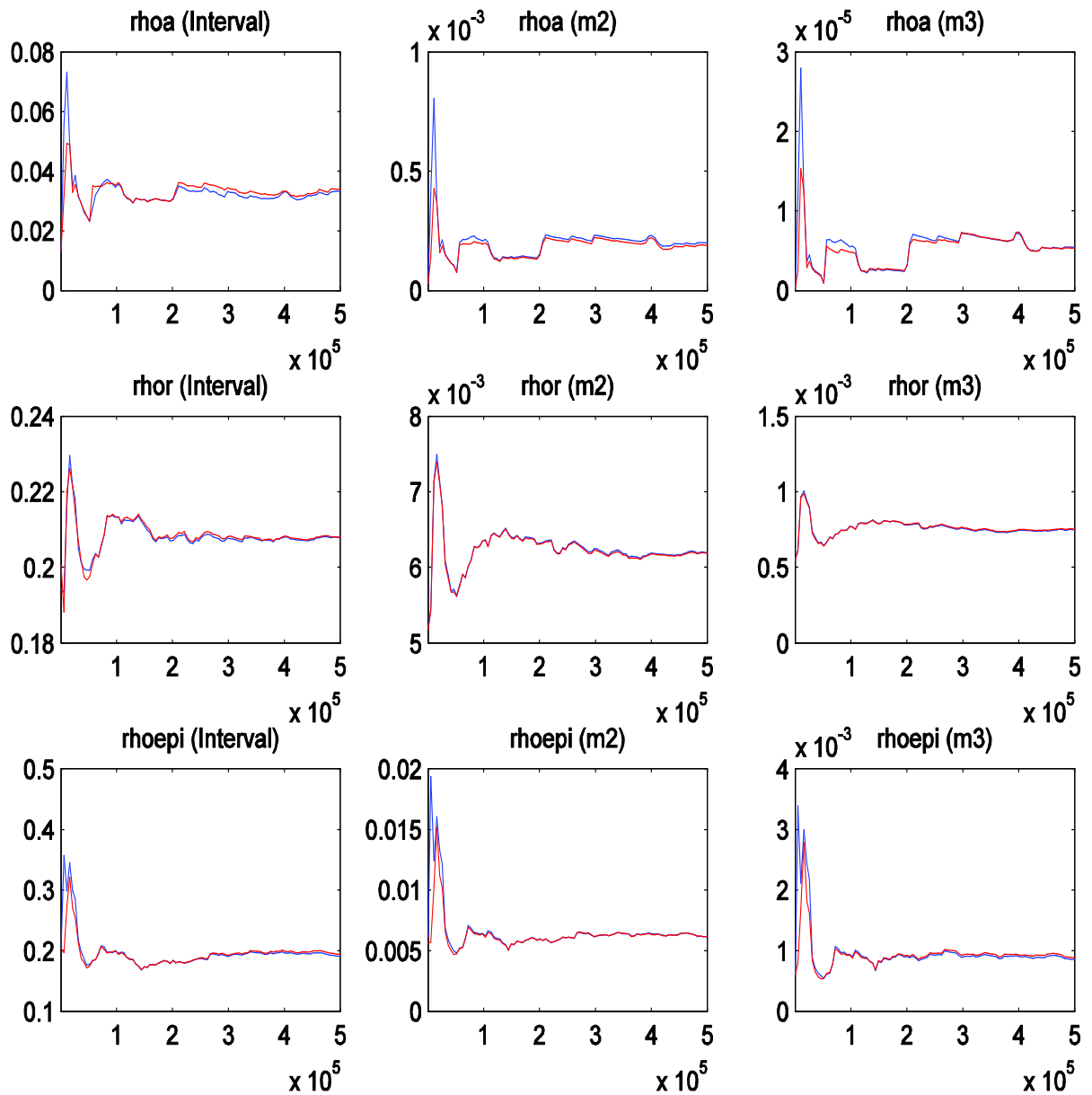
// shocks, stdevs
stderr epspi, .19, inv_gamma_pdf, .5, 2; //5
stderr epsa, 2.95, inv_gamma_pdf, 3.5, 2;
stderr epsr, .12, inv_gamma_pdf, .25, 2;
end;

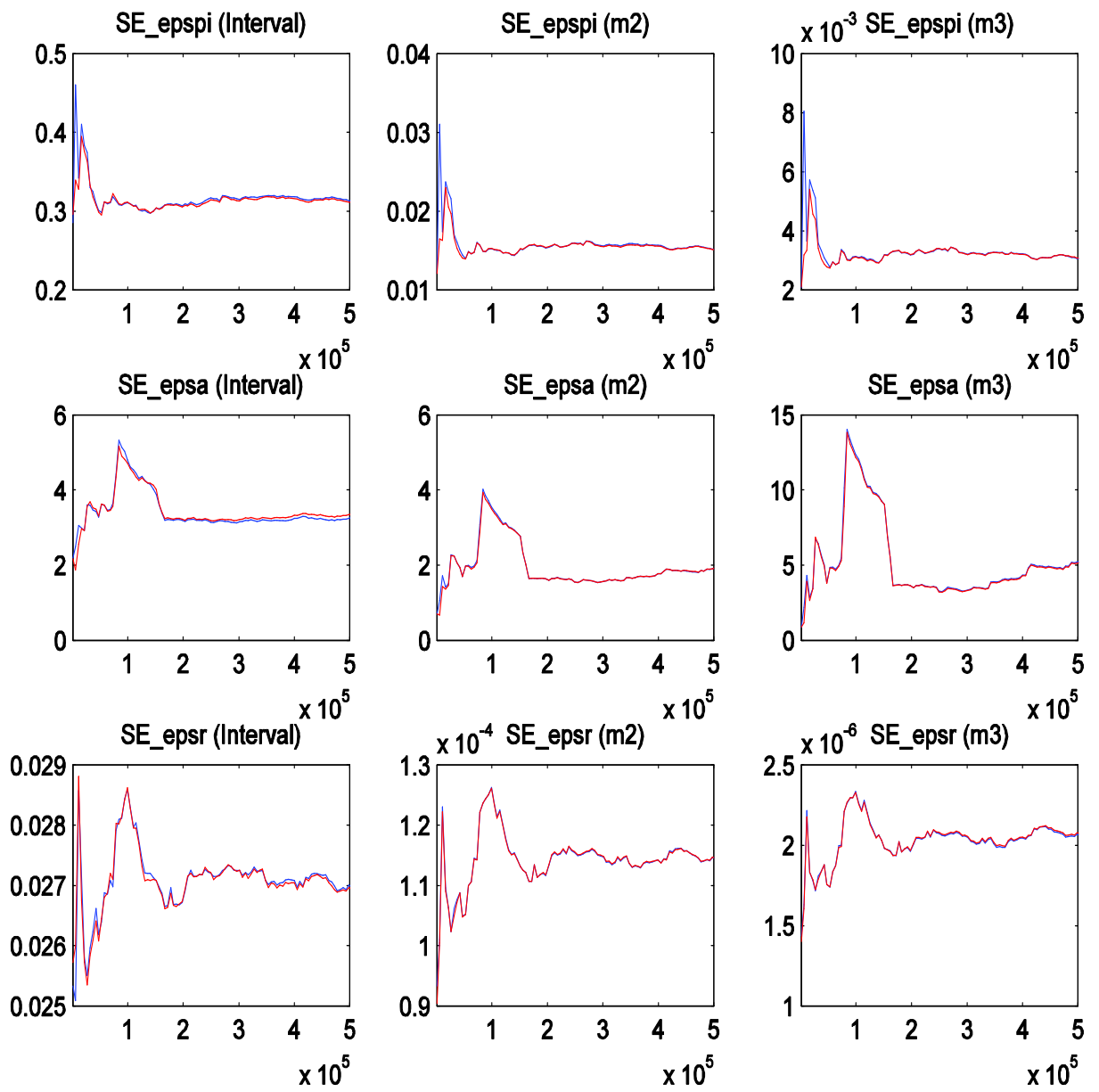
varobs outputobs gdpinflobs tassoobs;
// dati_euroarea, obs #1=91q2, #74=08q2 [variables: outputobs, tassoobs, gdpinflobs]
global amh_t0; amh_t0 = 20000;
estimation(datafile=dati_euroarea,prefilter=1,first_obs=1,mode_compute=4,mh_replic=0); % ycbo
seems to work better

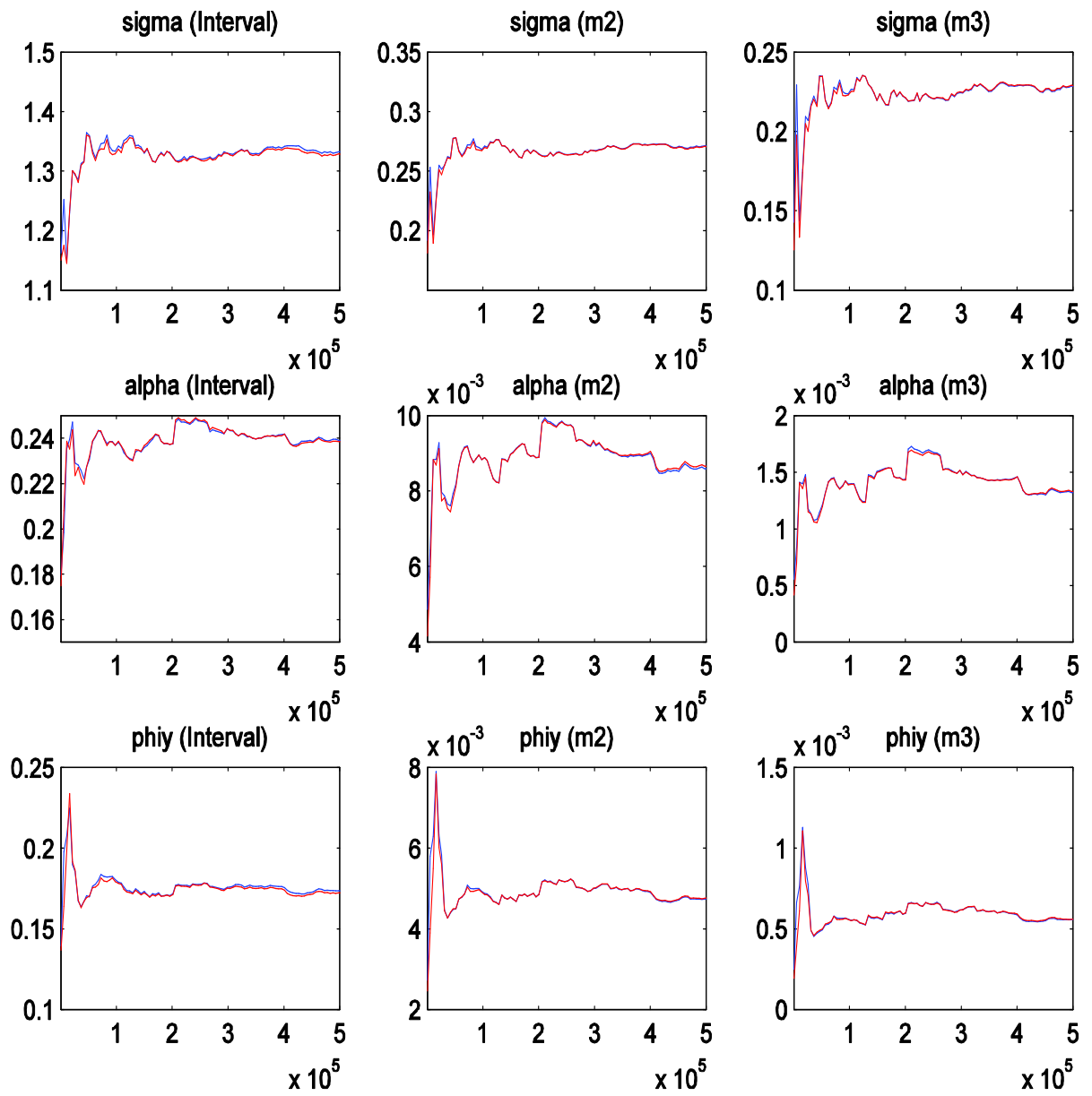
vardecdyn(40);
estimation(datafile=dati_euroarea,prefilter=1,first_obs=1,mh_jscale=.5,mh_drop=.5,mode_compute=
4,mh_nblocks=2,conf_sig=0.90,filtered_vars,bayesian_irf,mh_replic=500000);
stoch_simul pi y r;
save stime.mat;
evar_cfp;

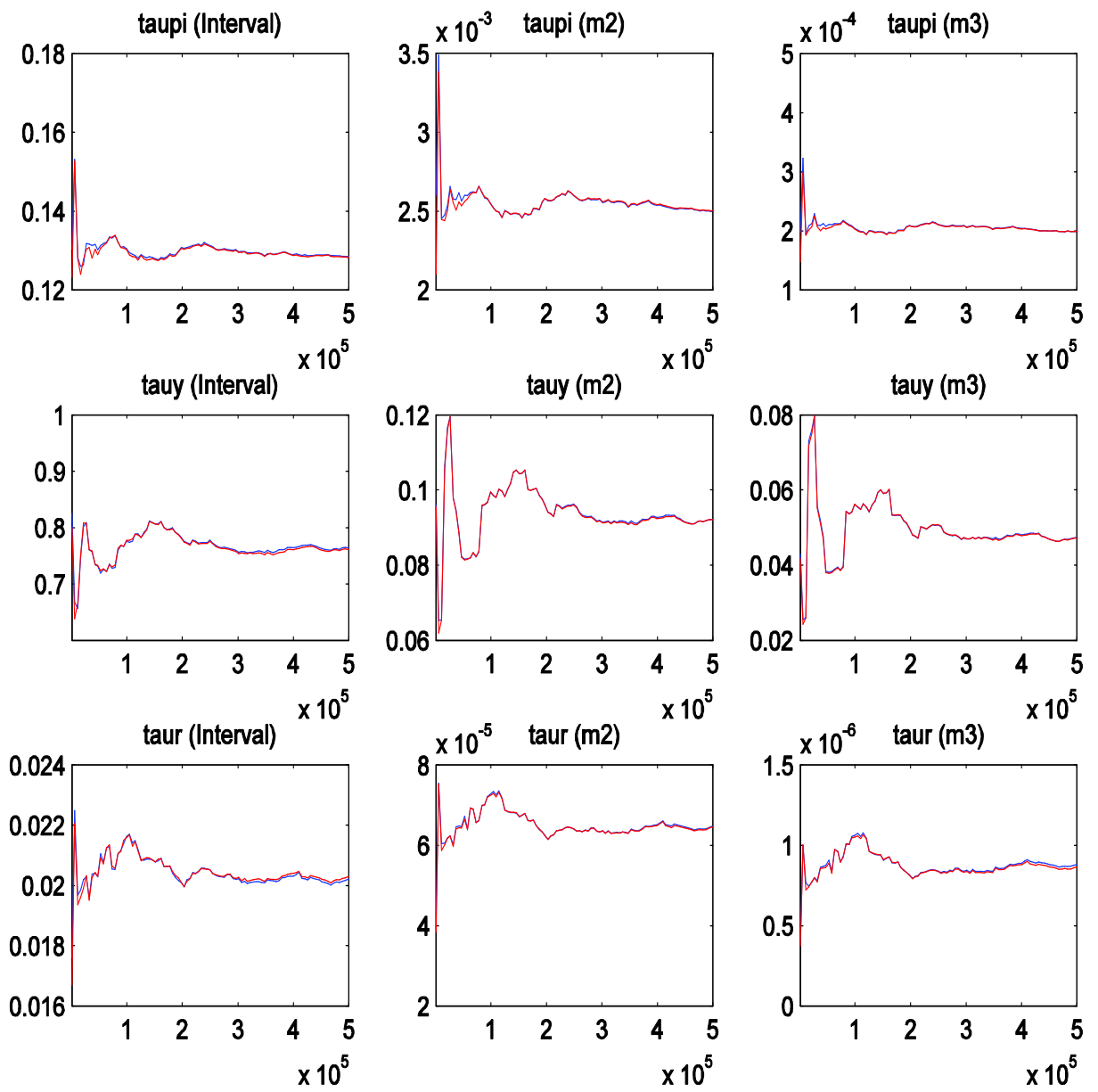
```

Convergenza dei parametri del modello









Codice del programma con stessa media per le deviazioni standard degli shock (§3.5)

```
//.mod file
var pi, y, r, epi, a, er, outputobs, gdpinflobs, tassoobs; % endogenous variables and exogenous latent
AR(1) processes
varexo epspi, epsa, epsr; % shocks

parameters beta, sigma, nu, k, taupi, tauy, taur, rhoa, rhor, rhoepi, phiy, alpha;

beta = .99;
k = .1275; // calibrated because not identified
nu = 1; // calibrated because not identified
alpha = 0;
phiy = 1;
sigma = 4;
taupi = 1.5;
tauy = .5;
taur = .9;
rhoa = .9;
rhor = .2;
rhoepi = .2;

model;
// AR(1) processes
epi = rhoepi*epi(-1) + epspi;
a = rhoa*a(-1) + epsa;
er = rhor*er(-1) + epsr;

// state space
# P = sigma*(1+nu)/(sigma+nu);
r - pi(1) = sigma*(phiy*y(1)+(1-phiy)*y(-1)-y) + P*(rhoa-1)*a; // IS, eq 1
(1+alpha*beta)*pi = beta*pi(1) + alpha*pi(-1) + k*y + epi; // NKPC, eq 2
r = (1-taur)*(taupi*pi + tauy*y) + taur*r(-1) + er; // TR, eq 3

// measurement equation on the euro-area
outputobs=y; // cbo output gap
gdpinflobs=pi; // gdp inflation q-o-q
tassoobs=r; // fed funds

end;

steady(solve_algo=0); check;
estimated_params;
sigma, 4, 1, 5, normal_pdf, 3, 1;
alpha, .1, beta_pdf, .5, .2;
phiy, .75, beta_pdf, .5, .2;
taupi, 1.5, normal_pdf, 1.5, .1; // 1.5 .05
tauy, .9, gamma_pdf, .3, .2;
```

```

taur, .9, beta_pdf, .5, .285;
rhoa, .9, beta_pdf, .5, .285;
rhor, .2, beta_pdf, .5, .285;
rhoepi, .2, beta_pdf, .5, .285;

// shocks, stdevs
stderr epspi, .9, inv_gamma_pdf, .3, 2; //5
stderr epsa, 2.95, inv_gamma_pdf, .3, 2;
stderr epsr, .1, inv_gamma_pdf, .3, 2;
end;

varobs outputobs gdpinflows tassoobs;
// dati_euroarea, obs #1=91q2, #69=08q2 [variables: outputobs, tassoobs, gdpinflows]
global amh_t0; amh_t0 = 20000;
estimation(datafile=dati_euroarea,prefilter=1,first_obs=1,mode_compute=4,mh_replic=0); % ycbo
seems to work better
vardecdyn(40);
estimation(datafile=dati_euroarea,prefilter=1,first_obs=1,mh_jscale=.4,mh_drop=.9,mode_compute=
4,mh_nblocks=2,conf_sig=0.90,filtered_vars,bayesian_irf,mh_replic=500000);
stoch_simul pi y r;
save stime.mat;
evar_cfp;

```

Codice del programma con parametri fissati (§3.6)

```
//.mod file
var pi, y, r, epi, a, er, outputobs, gdpinflobs, tassoobs; % endogenous variables and exogenous latent
AR(1) processes
varexo epspi, epsa, epsr; % shocks

parameters beta, sigma, nu, k, taupi, tauy, taur, rhoa, rhor, rhoepi, phiy, alpha;

beta = .99; //calibrated
k = .1275; // calibrated because not identified
nu = 1; // calibrated because not identified
alpha = 1;
phiy = 1;
sigma = 1; // calibrated
taupi = 1.5; // calibrated
tauy = .5; // calibrated
taur = .9;
rhoa = .9;
rhor = .8302;
rhoepi = .9;

model;
// AR(1) processes
epi = rhoepi*epi(-1) + epspi;
a = rhoa*a(-1) + epsa;
er = rhor*er(-1) + epsr;

// state space
# P = sigma*(1+nu)/(sigma+nu);
r - pi(1) = sigma*(phiy*y(1)+(1-phiy)*y(-1)-y) + P*(rhoa-1)*a; // IS, eq 1
(1+alpha*beta)*pi = beta*pi(1) + alpha*pi(-1) + k*y + epi; // NKPC, eq 2
r = (1-taur)*(taupi*pi + tauy*y) + taur*r(-1) + er; // TR, eq 3

// measurement equation on the euro-area
outputobs=y; // cbo output gap
gdpinflobs=pi; // gdp inflation q-o-q
tassoobs=r; // fed funds

end;

steady(solve_algo=0); check;
estimated_params;
alpha, .05, beta_pdf, .5, .2;
phiy, .8, beta_pdf, .5, .2; // .6 .3
taur, .85, beta_pdf, .5, .285;
rhoa, .92, beta_pdf, .5, .285;
rhor, .53, beta_pdf, .5, .285;
rhoepi, .87, beta_pdf, .5, .285;
```

```

// shocks, stdevs
stderr epspi, .19, inv_gamma_pdf, .5, 2;
stderr epsa, 2.95, inv_gamma_pdf, 3.5, 2;
stderr epsr, .12, inv_gamma_pdf, .25, 2;
end;
varobs outputobs gdpinflobs tassoobs;
// dati_euroarea, obs #1=91q2, #69=09q2 [variables: outputobs, tassoobs, gdpinflobs]
global amh_t0; amh_t0 = 20000;
estimation(datafile=dati_euroarea,prefilter=1,first_obs=1,mode_compute=4,mh_replic=0); % ycbo
seems to work better

vardecodyn(40);
estimation(datafile=dati_euroarea,prefilter=1,first_obs=1,mh_jscale=.5,mh_drop=.5,mode_compute=
4,mh_nblocks=2,conf_sig=0.90,filtered_vars,bayesian_irf,mh_replic=500000);
stoch_simul pi y r;
save stime.mat;
evar_cfp;

```


Bibliografia

- BOIVIN J. E GIANNONI M. (2006): “Has Monetary Policy Become More Effective?”, *The Review of Economics and Statistics*, 83 (3), 445-462;
- BROOKS S.P. E GELMAN A. (1998): “General Methods for Monitoring Convergence of Iterative Simulations”, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 7 (4), 434-455;
- BRUNNERMEIER M. (2009): “Deciphering the Liquidity and Credit Crunch 2007-2008”, *Journal of Economic Perspectives*, 23 (1), 77-100;
- CARLSTROM C., FUERST T. E PAUSTIAN M. (2009): “Monetary Policy Shocks, Choleski Identification ,and DNK models”, *Journal of Monetary Economics*, 56 (7), 1014-1021;
- CASTELNUOVO (2010): “Monetary policy shocks, Cholesky Identification, and DNK Models: An Empirical Investigation for the U.S.”, Working Paper;
- CASTELNUOVO E. E SURICO P. (2010): “Monetary Policy Shifts, Inflation Expectations, and the Price Puzzle”, *Economic Journal*, in corso di stampa;
- CHRISTIANO L. J., EICHENBAUM M., EVANS C. L. (1999): “Monetary Policy Shocks: what have we learned and to what end?”, *Handbook of Macroeconomics. Elsevier Science*, 65-148;

- CHRISTIANO L. J., EICHENBAUM M., EVANS C. L. (2005): "Nominal Rigidities and the dynamic Effects of a Shock to Monetary Policy", *Journal of Political Economy*, 113, 1-45;
- FERNÁNDEZ-VILLAVERDE J. E RUBIO-RAMÍREZ J. F. (2001): "Comparing dynamic equilibrium economies to data," Working Paper 2001-23, Federal Reserve Bank of Atlanta;
- FERNÁNDEZ-VILLAVERDE J., RUBIO-RAMÍREZ J. F., SARGENT T. J. E WATSON M. W. (2007): "ABC's (and Ds) of Understanding VARs", *The American Economic Review*, 97 (3), 1021-1026;
- GELMAN A. E RUBIN D. B. (1992): "Inference from Iterative Simulation Using Multiple Sequences", *Statistical Science*, 7 (4), 457-511;
- GEWEKE J. (1998): "Using Simulation Methods for Bayesian Econometric Models: Inference, Development and Communication", *Federal Reserve Bank of Minnesota Staff Report*, 249;
- GIORDANI P. (2004): "An Alternative Explanation to the Price Puzzle", *Journal of Monetary Economics*, 51, 1271-1296;
- HANSON M. (2004): "The "Price Puzzle" Reconsidered", *Journal of Monetary Economics*, 51, 1385-1413;
- KASS R. E. E RAFTERY A. E. (1995): "Bayes Factor", *Journal of American Statistical Association*, 90 (430), 773-795;
- KING R. G. (2000): "The New IS-LM Model: Language, Logic and Limits", *Federal Reserve Bank of Richmond Economic Quarterly*, 45-103;
- LANDON-LANE J. (2000): "A Full Information Bayesian Approach to the Evolution and Estimation of DSGE Models", *Proceeding of the American Statistical Association*, Bayesian Statistical Science Section, Alexandria, VA: American Statistical Association, 72-78;
- LUCAS, R.E. (1976): "Econometric policy evaluation: A critique", *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 19-46;

- MC CONNELL M. E PEREZ-QUIROS G. (2000): "Output Fluctuations in the United States: What Has Changed Since the Early 1980's?", *The American Economic Review*, 90 (5), 1464-1476;
- MOJON B. (2008): "When Did Unsystematic Monetary Policy Have an Effect on Inflation?", *European Economic Review*, 52 (3), 487-497;
- NERI B. E NOBILI A. (2006): "The transmission of monetary policy shocks from the U.S. to the euro area", *International Finance*, 13 (1), 55-78;
- SARGENT T. J.(1989), "Two Models of Measurements and the Investment Accelerator", *Journal of Political Economy*, 97(2), 251-87;
- SCHORFEIDE F. (2000): "Loss Function-based Evaluation of DSGE Models", *Journal of Applied Econometrics*, 15(6), 645-670.
- SIMS, C. (1980): "Macroeconomics and reality", *Econometrica*, Econometric Society, 48(1), 1-48;
- SIMS, C. (1992): "Interpreting the Macroeconomic Time Series Facts: The Effects of Monetary Policy", *European Economic Review*, 36 (5), 975-1000;
- VILLAVERDE F. AND R. RAMIREZ (2001): "Comparing dynamic equilibrium economies to data", Working Paper 2001-23, Federal Reserve Bank of Atlanta;
- WOODFORD M. (2003a): "Interest and Prices: Foundations of a Theory of Monetary Policy", Princeton University Press.