

UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI PADOVA



Facoltà di Scienze Statistiche

Corso di Laurea Specialistica in Scienze Statistiche,  
Economiche, Finanziarie e Aziendali

Tesi di Laurea

**Shock alle aspettative e ciclo economico:  
una verifica empirica per gli Stati Uniti**

Relatore: Prof. Efrem Castelnuovo

Laureanda: Silvia Biasin

Matricola: 603958 - SEA

Anno Accademico 2010/2011



*A nonna Maria.*



## Indice

<b>Prefazione</b> .....	<b>7</b>
<b>Introduzione</b> .....	<b>9</b>
<b>Capitolo 1</b> .....	<b>13</b>
<b>STIMA BAYESIANA MODELLI DSGE</b> .....	<b>13</b>
1.1 Perché un modello DSGE .....	13
1.2 Metodo di stima bayesiana.....	14
1.3 Passi del processo di stima.....	16
1.4 Vantaggi della stima bayesiana.....	18
<b>Capitolo 2</b> .....	<b>21</b>
<b>MODELLO DSGE CON “NEWS SHOCK”</b> .....	<b>21</b>
2.1 Un modello semplificato .....	21
2.1.1 Situazione standard .....	22
2.1.2 Introduzione nel modello dello shock anticipato.....	23
2.2 Versione empirica del modello .....	27
2.3 I dati.....	30
<b>Capitolo 3</b> .....	<b>35</b>
<b>ANALISI BAYESIANA DEL MODELLO</b> .....	<b>35</b>
3.1 Analisi empirica .....	35
3.2 Densità a priori.....	36
3.3 Valutazione della convergenza del modello .....	38
3.4 Stima della densità a posteriori .....	41
3.5 Funzioni di risposta ad impulso (IRF) .....	45
3.6 Decomposizione della varianza dell’errore di previsione (FEVD) .....	48
<b>Capitolo 4</b> .....	<b>53</b>
<b>DUE CAMPIONI A CONFRONTO</b> .....	<b>53</b>
4.1 Analisi primo campione .....	53
4.2 Analisi secondo campione .....	64

<b>Capitolo 5 .....</b>	<b>77</b>
<b>CONTROLLI DI ROBUSTEZZA.....</b>	<b>77</b>
5.1 Analisi modello senza “news shock” .....	77
5.2 Shock di politica monetaria persistente .....	87
5.3. Analisi modello con distribuzioni a priori diffuse .....	95
<b>Capitolo 6 .....</b>	<b>107</b>
<b>CONCLUSIONE .....</b>	<b>107</b>
<b>APPENDICE TECNICA .....</b>	<b>113</b>
A. Introduzione a Dynare .....	113
B. Comandi.....	115
C. Convergenza Univariata .....	119
D. Output processo di stima.....	123
<b>Bibliografia.....</b>	<b>126</b>
<b>Ringraziamenti .....</b>	<b>129</b>

## **Prefazione**

Con questa tesi mi propongo di concludere il mio ciclo di studi presso l'Università di Padova, Facoltà di Scienze Statistiche, Laurea Specialistica in Scienze Statistiche, Economiche, Finanziarie e Aziendali (SEFA), curriculum in Analisi economica e valutazione di interventi. Ho deciso di sviluppare un lavoro in ambito macroeconomico dopo aver frequentato il corso Macroeconomia (cp) peraltro tenuto dal relatore di questo mio lavoro, Prof. Efrem Castelnuovo. Avendo un forte interesse per i contenuti del suddetto corso ne approfondirò le tematiche. La mia tesi richiama e sviluppa, pertanto, argomenti in materia statistico-economica in parte già discussi a lezione di macroeconomia, con strumenti e metodi di stima trattati in altri corsi frequentati durante il mio percorso di studi, ed altri per me assolutamente nuovi. Per svolgere quest'analisi ho avuto la possibilità di applicare argomenti, metodi e modelli che ho appreso durante le lezioni, su dati relativi a variabili macroeconomiche quali inflazione, output gap e tasso d'interesse, approfondendo così le difficoltà e le problematiche ad essi associate.





# Introduzione

Questa tesi affronta un tema oggetto di recente interesse tra gli economisti: lo studio del ruolo che le aspettative su shock tecnologici di futura realizzazione hanno nel determinare le realizzazioni macroeconomiche correnti. I macroeconomisti si sono infatti resi conto che i cambiamenti nelle aspettative sul futuro possono essere una grande fonte di fluttuazioni economiche. In questo lavoro analizzeremo quindi un modello con “news shock”, partendo dalle conoscenze offerte dalla letteratura in questo ambito.

Cos'è un “news shock”?

Un “news shock” è uno shock la cui realizzazione è attesa da parte degli agenti; esso si modella come un elemento stocastico ritardato e consiste nell'aspettativa razionale al tempo  $t$  della variabile al tempo  $t+1$ . Ovvero, a oggi gli agenti si attendono che domani uno shock  $\eta$  si realizzerà e colpirà la variabile al tempo  $t+1$ . Poiché i modelli macroeconomici hanno equilibri basati su aspettative razionali, i news shock influenzano le aspettative e quindi l'equilibrio delle variabili al tempo  $t$ .

Ci sono ampie prove della presenza di news shock nelle quantità macroeconomiche; si veda ad esempio come nonostante la diffusione di nuove tecnologie possa richiedere tempo, l'impatto di queste è spesso anticipato dagli agenti (si veda Beaudry e Portier (2006) per un'analisi con un modello VAR).

L'idea che i cambiamenti nelle aspettative circa il futuro andamento economico delle esogene fondamentali possono rappresentare una fonte importante di fluttuazioni aggregate ha una lunga storia in economia, che risale almeno a Pigou (1927). In seguito Davis (2007), ha stimato l'effetto di uno shock anticipato e constatato che esso spiega circa metà volatilità della crescita della produzione statunitense. Il suo lavoro consisteva in una stima bayesiana di un

modello dinamico stocastico di equilibrio generale (DSGE) utilizzando i convenzionali aggregati macroeconomici e suggeriva che news shock sono importanti per capire le fluttuazioni economiche. Dopo Davis, Ippei Fujiwara, Yasuo Hirose, e Mototsugu Shintani (2008), hanno stimato e confrontato il ruolo di news shock in Giappone e negli Stati Uniti. A tal fine, hanno proposto un modello dinamico stocastico di equilibrio generale, à la Christiano, Eichenbaum, ed Evans (2005), includendo news shock sulla produttività totale dei fattori e stimando il modello con metodi bayesiani. I loro risultati delle stime sul Giappone e le economie degli Stati Uniti dimostrano che i news shock giocano un ruolo importante nei cicli economici, con un orizzonte di previsione più lungo hanno effetti più forti sulle variabili nominali, e che l'effetto complessivo della produttività totale dei fattori sulle ore lavorate diventa ambiguo, in presenza di news shock. Schmitt-Grohe e Uribe (2008) hanno studiato il ruolo di news shock in un modello RBC (Real Business Cycle) facendo una stima bayesiana strutturale del contributo di uno shock anticipato ai cicli economici del dopoguerra negli Stati Uniti. Essi hanno scoperto che i due terzi della volatilità del ciclo economico degli Stati Uniti possono essere attribuiti allo shock tecnologico previsto. Recentemente Khan e Tsoukalas (2009), hanno stimato un modello DSGE includendo news shock per la produttività totale dei fattori e investimenti in tecnologia specifica, utilizzando dati trimestrali Usa 1954-2004 e metodi bayesiani.

In questa panoramica s'inserisce questo lavoro che si propone di studiare l'influenza del news shock  $\eta_{t-1}$ , da noi aggiunto nell'equazione di Eulero loglinearizzata, sulle variabili macroeconomiche quali inflazione, output gap e tasso d'interesse nominale che entrano in gioco nel nostro sistema. Il modello che presentiamo è un modello Neo-Keynesiano del ciclo economico americano per il periodo 1966:I – 2007:II. A differenza di quanto fatto da Schmitt-Grohe ed Uribe (2008), noi studiamo il ruolo di news shock all'interno di un modello che prevede la politica monetaria. In particolare facciamo entrare nel nostro modello

anche l'equazione di Taylor, che formalizza la funzione di reazione della banca centrale agli aggregati macroeconomici, così come recentemente sostenuta da Coibion e Gorodnichenko (2011). Inoltre diversamente dal loro lavoro noi consideriamo news shock solo all'interno dell'equazione di Eulero log-linearizzata.

L'approccio che usiamo per stimare il modello è quello bayesiano; tale approccio permette di formalizzare l'uso delle distribuzioni a priori provenienti da precedenti studi e creare un collegamento con la letteratura passata e inoltre l'uso delle distribuzioni a priori per i parametri strutturali del modello rende più stabile l'ottimizzazione lineare dell'algoritmo.

La struttura della tesi è la seguente.

Nel primo capitolo spiegheremo cosa sono i modelli DSGE, perché preferiamo un modello di questo tipo per la nostra analisi ed illustreremo il metodo di stima bayesiano usato con i suoi vantaggi. Nel secondo capitolo presenteremo inizialmente un modello semplificato al fine di capire bene in cosa consiste un news shock, in seguito il modello DSGE oggetto di studio con le equazioni che lo compongono ed i dati utilizzati. Il terzo capitolo consiste nell'analisi bayesiana vera e propria del nostro modello, ne riportiamo la convergenza, i risultati del processo di stima, l'analisi delle densità a posteriori, le funzioni di risposta ad impulso e la decomposizione della varianza dell'errore di previsione. Nel quarto capitolo ripetiamo la stessa analisi separatamente per due sottocampioni ristretti e li confrontiamo. Nel quinto capitolo forniremo tre controlli di robustezza a sostegno della nostra tesi. Il sesto capitolo contiene le conclusioni tratte da questo lavoro.



# Capitolo 1

## STIMA BAYESIANA MODELLI DSGE

### 1.1 Perché un modello DSGE

I modelli DSGE (Dynamic Stochastic General Equilibrium) sono molto usati dai macroeconomisti contemporanei al fine di spiegare fenomeni economici aggregati, quali la crescita economica, cicli economici, e gli effetti della politica monetaria e fiscale, sulla base di modelli macroeconomici derivati da principi microeconomici. Uno dei motivi principali per cui i macroeconomisti preferiscono tali modelli rispetto ai più tradizionali modelli SEM o VAR è che a differenza di tali modelli di previsione, i modelli DSGE non sono vulnerabili alla critica di Lucas. Secondo Lucas, infatti, i modelli in forma ridotta fanno previsioni poco probabili perché si basano sulle correlazioni passate osservate sulle variabili. Egli sostiene che tali correlazioni potrebbero cambiare con l'introduzione di nuove politiche, rendendo non valide le previsioni condizionate alle politiche precedenti. I modelli DSGE superano la critica di Lucas perché sono costruiti sulla base delle preferenze degli agenti, ai quali è possibile chiedere se le politiche utilizzate sono pareto ottimali o anche come essi soddisfino altri criteri di benessere sociale derivanti dalle loro preferenze.

Come per altri modelli di equilibrio generale, lo scopo di quelli DSGE è descrivere il comportamento dell'economia nel suo complesso, analizzando l'interazione di molte decisioni microeconomiche. Le decisioni considerate nella maggior parte dei modelli DSGE corrispondono ad alcune delle principali grandezze studiate in macroeconomia, come il consumo, il risparmio, l'offerta di

lavoro e la domanda di lavoro. I responsabili delle decisioni nel modello sono gli 'agenti', possono essere le famiglie, le imprese, i governi o le banche centrali. Inoltre, come indica il nome, i modelli DSGE sono dinamici, studiano cioè l'evoluzione dell'economia nel tempo. Sono anche stocastici, in quanto l'economia è influenzata da shock casuali, come il cambiamento tecnologico, le fluttuazioni del prezzo del petrolio, o cambiamenti nelle politiche macroeconomiche.

## 1.2 Metodo di stima bayesiana

Per stimare il modello DSGE utilizzeremo la statistica bayesiana.

La differenza principale con l'inferenza frequentista sta nel fatto che il parametro  $\theta$ , non è più una quantità fissata ed incognita, ma diventa una variabile aleatoria la cui distribuzione iniziale dipende dalle informazioni in nostro possesso. Tale informazione è soggettiva ovvero varia da individuo a individuo poiché rappresenta la sintesi delle informazioni che il singolo individuo possiede sul problema specifico. Attraverso il Teorema di Bayes possiamo formalizzare tutto ciò che conosciamo su  $\theta$  in termini di una distribuzione di probabilità iniziale o a priori  $\pi(A), A \subset \Theta$  ovvero una legge di probabilità sui sottoinsiemi  $A$  di  $\Theta$ , dove  $\Theta$  rappresenta l'insieme dei valori assumibili dal nostro parametro  $\theta$ . Le informazioni a priori hanno dunque un ruolo molto importante nell'approccio bayesiano, esse introducono nell'analisi una componente soggettiva<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> Un altro ricercatore, con un diverso bagaglio di conoscenze, potrebbe arrivare a conclusioni inferenziali diverse dalle nostre. Questo aspetto è tuttora al centro di un acceso dibattito scientifico. I sostenitori dell'approccio bayesiano affermano che il fare uso di particolari informazioni, contingenti, è il modo in cui ogni essere razionale opera in situazioni di incertezza: non a caso, le persone prendono spesso decisioni differenti di fronte ad una scelta. Chi critica questo approccio sostiene che la statistica, per conservare la dignità scientifica e per poter essere utilizzata nella pratica, deve garantire una oggettività delle conclusioni che si

Distribuzione a priori e funzioni di verosimiglianza sono combinate dalla regola di Bayes per dare la distribuzione finale o a posteriori. Vediamo come.

Le distribuzioni a priori possono essere viste come i pesi sulla funzione di verosimiglianza, al fine di dare più importanza ad alcune zone del sottospazio parametrico. Le distribuzioni a priori sono descritte dalla funzione di densità  $p(\theta|A)$ , dove  $\theta$  rappresenta il vettore dei parametri (che in statistica bayesiana sono essi stessi variabili casuali),  $A$  è il nostro modello e  $\pi(\cdot)$  sta per funzione di probabilità o densità a seconda che i parametri siano variabili casuali continue o discrete.

La funzione di verosimiglianza descrive la densità delle osservazioni e può essere scritta come  $p(Y_t|\theta, A)$ , dove  $Y_t$  sono le osservazioni a disposizione.

La posteriori è quindi ottenuta come:

$$p(\theta|Y_t, A) = \frac{p(Y_t|\theta, A) * p(\theta|A)}{\int_{\theta} p(Y_t|\theta, A) * p(\theta|A) d\theta} \propto p(Y_t|\theta, A) * p(\theta|A) = K(\theta|Y_t, A)$$

dove l'integrale al denominatore è una costante di normalizzazione e serve a garantire  $\int_{\theta} p(\theta|Y_t, A) d\theta = 1$ .

La distribuzione a posteriori, è proporzionale al prodotto della distribuzione a priori con la funzione di verosimiglianza (dato che la densità marginale è una costante o uguale per ogni parametro), ovvero alla densità a posteriori non normalizzata, chiamata anche posteriori di Kernel<sup>2</sup>. La distribuzione a posteriori rappresenta la distribuzione di probabilità del parametro  $\theta$  oggetto di interesse, condizionata al risultato dell'esperimento. In esse è racchiusa tutta l'informazione su  $\theta$  e su di essa ci si basa per produrre indicatori sintetici, quali

---

possono trarre da un esperimento e perciò queste non possono dipendere dalle informazioni di chi conduce l'esperimento.

<sup>2</sup> Questa è l'equazione fondamentale che ci permetterà di ricostruire tutti i momenti delle a posteriori di interesse. Il trucco sarà stimare la funzione di verosimiglianza con l'aiuto del filtro di Kalman e poi simulare la posteriori di Kernel usando il campionamento o il metodo di Monte Carlo così come il Metropolis Hastings.

la moda e la media a posteriori come vedremo per i parametri d'interesse nel modello che andremo ad analizzare.

### 1.3 Passi del processo di stima

Per stimare la funzione di verosimiglianza si utilizza il filtro di Kalman<sup>3</sup>, che permette di aggiornare la verosimiglianza ogniqualvolta arriva una nuova osservazione.

Per ottenere la distribuzione a posteriori si simula attraverso l'algoritmo Metropolis-Hastings, ritenuto in letteratura particolarmente efficiente. Tale algoritmo opera in due passi.

Al primo passo del processo di stima cerca la moda della distribuzione a posteriori cioè il punto più probabile della distribuzione, ottenuta massimizzando la posteriori logaritmica di kernel, usando metodi numerici.

Al secondo passo del processo di stima, per simulare la distribuzione a posteriori fino alle code, l'algoritmo si basa sul fatto che sotto le condizioni generali la distribuzione dei parametri sarà asintoticamente normale. L'algoritmo costruisce un'approssimazione Gaussiana attorno alla moda della posteriori e usa una versione in scala della matrice di covarianza asintotica della matrice di covarianza della distribuzione proposta.

Questo permette un'esplorazione efficiente della distribuzione a posteriori almeno nelle vicinanze alla moda (An and Schorfheide (2007)).

L'algoritmo sceglie un punto iniziale  $\theta'$ , che tipicamente è la moda a posteriori, con  $\theta' = \theta + \varepsilon$  dove  $\varepsilon \sim N(0, \Sigma)$  e  $\Sigma$  è l'inverso della matrice hessiana calcolata

---

<sup>3</sup> Il filtro di Kalman è un algoritmo ricorsivo per calcolare i momenti del vettore di stato  $\alpha_t$  condizionatamente alle osservazioni contenute in  $F_t = \{y_1, \dots, y_t\}$ . Data la distribuzione di  $\alpha_t$  condizionata a  $F_{t-1}$ , all'arrivo della nuova osservazione  $y_t$  vogliamo aggiornare la distribuzione di  $\alpha_t$  condizionata a  $F_t$ . Il filtro consiste di due insiemi di equazioni, di previsione e di aggiornamento.



nella moda a posteriori. Questo punto  $\theta'$ , viene sorteggiato a caso, tramite un 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. Nel nostro caso faremo 400.000 pescate ed elimineremo il 90% dei sorteggi. Per decidere se accettare o no questo punto scelto a caso, si calcola il tasso di accettazione:  $r = \frac{p(\theta'|Y_t)}{p(\theta|Y_t)}$ , e lo si confronta con un punto  $u$ , realizzazione da una  $U(0,1)$ . Se  $r > u$ ,  $\theta'$  viene accettato altrimenti si rifiuta.

Questo procedimento deve essere ripetuto un numero sufficientemente alto di volte in modo da ottenere una quantità elevata di punti  $\theta'$  accettati che saranno quelli che poi ci daranno la distribuzione a posteriori.

Una cosa da notare è che in questo meccanismo un ruolo importante è giocato da  $\Sigma$ , anzi più precisamente è fondamentale il fattore scalare  $c$  posto davanti a esso, cioè  $\varepsilon \sim N(0, c\Sigma)$ , perché tanto più  $c$  è piccolo tanto più il rapporto  $r$  è elevato e viceversa. Inoltre questa matrice di varianza e covarianza del termine d'errore è aggiustata in modo da ottenere un tasso di accettazione dei valori compreso tra il 23% e il 40%. Si sceglie questo intervallo di accettazione per evitare di cadere nei due casi estremi: quello di accettare sempre o di rifiutare sempre. Infatti, se accettassimo sempre, perderemmo probabilmente troppo tempo sulle code e quindi rifiutiamo un po' sulle code per accettare di più nella parte alta della distribuzione. Nel caso opposto invece, cioè quello di rifiutare sempre, riusciremmo solo a trovare la moda della distribuzione a posteriori ma non saremmo in grado di disegnare il resto della distribuzione che è invece l'obiettivo di questo metodo di simulazione.

## 1.4 Vantaggi della stima bayesiana

La stima bayesiana sta diventando sempre più frequente in ambito macroeconomico. Ci sono moltissimi vantaggi nella stima di un modello con metodi bayesiani. Prima di tutto essa si adatta perfettamente a risolvere i modelli DSGE al contrario della stima GMM (stima di verosimiglianza generalizzata) la quale è basata su particolari relazioni di equilibrio come ad esempio l'equazione di Eulero nel consumo. Allo stesso modo, la stima nella teoria bayesiana è basata sulla verosimiglianza generata dal sistema del modello DSGE, piuttosto che la più indiretta discrepanza tra il DSGE implicato e la IRF (funzione di risposta d'impulso) dei VAR. Se il modello è interamente mal specificato, stimare usando le tecniche bayesiane potrebbe creare degli svantaggi.

Le tecniche bayesiane permettono inoltre di considerare delle distribuzioni a priori che funzionano come pesi nel processo di stima in modo che la distribuzione a posteriori evita un picco a punti strani dove sono i picchi di verosimiglianza. Infatti, a causa della stilizzata e spesso mal specificata natura dei modelli DSGE, la verosimiglianza spesso raggiunge picchi nelle regioni dello spazio parametrico in contraddizione con le comuni osservazioni, portando al “dilemma delle stime dei parametri assurdi”.

L'inclusione delle distribuzioni a priori aiuta anche a identificare i parametri. Sfortunatamente, quando si stima un modello, il problema dell'identificazione si pone spesso. Può essere riassunto da differenti valori di parametri strutturali che portano alla stessa distribuzione congiunta per le osservabili. Più tecnicamente, si pone il problema quando la distribuzione a posteriori è piatta su un sottospazio di valori dei parametri. Ma la ponderazione della verosimiglianza con densità a priori porta spesso ad aggiungere curvatura appena sufficiente nella distribuzione a posteriori per facilitare la massimizzazione numerica. Un altro vantaggio della stima bayesiana è che si riferisce esplicitamente alla mal specificazione del modello includendo nelle equazioni strutturali gli shock, che

possono essere interpretati come errori di osservazione. Inoltre la stima bayesiana conduce naturalmente al confronto dei modelli sulla base dell'adattamento. Infatti, la distribuzione a posteriori corrispondente a modelli concorrenti può facilmente essere usata per determinare quale modello si adatta meglio ai dati.



## Capitolo 2

### MODELLO DSGE CON “NEWS SHOCK”

#### 2.1 Un modello semplificato

Riportiamo in questo paragrafo l’analisi di un semplice modello (si veda Castelnuovo (2011), Problem Set #2) contenente il “news shock” per assicurarci di aver compreso perfettamente ciò che in seguito andremo a trattare all’interno di un modello più complesso.

Consideriamo un’economia descritta dalle seguenti equazioni:

$$\pi_t = \beta\pi_{t+1}^e + k\tilde{y}_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\varepsilon_t = \rho\varepsilon_{t-1} + \eta_t \quad (2)$$

$$\tilde{y}_t, \eta_t \sim N(0, \sigma_j^2), j = \tilde{y}, \eta \quad (3)$$

L’equazione (1) rappresenta la curva di Phillips<sup>4</sup>, nella quale  $\pi_t$  è il tasso d’inflazione,  $\beta$  è il fattore di sconto,  $\tilde{y}_t$  misura l’output gap il cui effetto sull’inflazione è influenzato dal parametro  $k$ .  $\tilde{y}_t$  si assume per semplicità normalmente distribuito con media zero e varianza  $\sigma_{\tilde{y}}^2$  come descritto

---

<sup>4</sup> Tale equazione è microfondata, ovvero l’impresa alza i prezzi se  $\tilde{y}_t$  è positivo (spinta di domanda). Inoltre poiché l’impresa non è sicura di poter modificare i prezzi anche nel futuro, determina i prezzi sia in funzione della spinta di domanda corrente, sia in funzione della spinta di domanda domani, che entra in gioco attraverso l’aspettativa per l’inflazione  $\pi_{t+1}^e$ . Infatti risulta  $\pi_{t+1}^e = \beta\pi_{t+2}^e + k\tilde{y}_{t+1}^e + \varepsilon_{t+1}^e$ , di conseguenza  $\pi_t = \beta(\beta\pi_{t+2}^e + k\tilde{y}_{t+1}^e + \varepsilon_{t+1}^e) + k\tilde{y}_t + \varepsilon_t$ , con  $\tilde{y}_{t+1}^e$  previsione della spinta di domanda domani e  $\tilde{y}_t$  spinta di domanda corrente. In generale, il domani pesa meno dell’oggi, poiché  $\beta k < k$ , in quanto  $0 < \beta < 1$ .

nell'equazione (3).  $\varepsilon_t$  rappresenta lo shock all'inflazione o cambiamento di offerta, segue un processo autoregressivo del primo ordine (AR(1)) come indicato dall'equazione (2), con  $\rho$  compreso tra zero e uno e  $\eta_t$  con distribuzione normale di media zero e varianza  $\sigma_\eta^2$ , si veda l'equazione (3).

### 2.1.1 Situazione standard

E' di nostro interesse prima di tutto il calcolo del tasso d'inflazione di equilibrio come funzione di  $\varepsilon_t$  e  $\tilde{y}_t$ , dunque dobbiamo calcolare le aspettative razionali. A tal fine useremo il metodo dei coefficienti indeterminati altresì detto "guess and verify<sup>5</sup>". Prima di tutto siamo chiamati ad elaborare una congettura sulla relazione del tasso d'inflazione  $\pi_t$  con lo shock  $\varepsilon_t$  e con  $\tilde{y}_t$ . Poiché il modello dell'economia è lineare, tentiamo una congettura lineare:

$$\pi_t = A\varepsilon_t + B\tilde{y}_t \quad (4)$$

Sfruttiamo ora tale congettura:

$$E_t(\pi_{t+1}) = AE_t(\varepsilon_{t+1}) + BE_t(\tilde{y}_{t+1}) = A\rho\varepsilon_t \quad (5)$$

essendo  $E_t(\eta_{t+1}) = 0, E_t(\tilde{y}_{t+1}) = 0$ , otteniamo quindi:

$$\pi_t = \beta A\rho\varepsilon_t + k\tilde{y}_t + \varepsilon_t \quad (6)$$

$$\pi_t = (\beta A\rho + 1)\varepsilon_t + k\tilde{y}_t \quad (7)$$

$$A = (\beta A\rho + 1) \Leftrightarrow A = \frac{1}{1-\beta\rho} \quad (8)$$

$$B = k \quad (9)$$

---

<sup>5</sup> Il metodo dei coefficienti indeterminati prevede che:

1. si elabori una congettura sulla soluzione del problema in questione;
2. si sfrutti questa congettura al fine di risolvere effettivamente il problema;
3. si verifichi se la congettura elaborata è consistente con la soluzione del modello.

$$\Rightarrow \pi_t = \frac{1}{1-\beta\rho} \varepsilon_t + k\tilde{y}_t \quad (10)$$

il che verifica la nostra congettura, visto che vi è una relazione lineare tra  $\pi_t$ ,  $\varepsilon_t$  e  $\tilde{y}_t$ .

Ci interessa poi calcolare la funzione di risposta ad impulso (IRF) dell'inflazione a un'innovazione unitaria  $\eta_1 = 1$ .

Tabella 1: Risposta ad impulso ad un cost-push shock standard

<b>T</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>...</b>	<b>h ≠ 1</b>
$\eta_t$	1	0	0	0	...	0
$\varepsilon_t$	1	$\rho$	$\rho^2$	$\rho^3$	...	$\rho^{h-1}$
$\pi_t$	$\frac{1}{1-\beta\rho}$	$\frac{\rho}{1-\beta\rho}$	$\frac{\rho^2}{1-\beta\rho}$	$\frac{\rho^3}{1-\beta\rho}$	...	$\frac{\rho^{h-1}}{1-\beta\rho}$

In questo semplice esempio abbiamo analizzato la situazione standard in cui si è realizzato uno shock ordinario non anticipato dagli agenti che ha colpito l'inflazione.

### 2.1.2 Introduzione nel modello dello shock anticipato

Andiamo ora a vedere cosa accade, se introduciamo uno shock anticipato detto “news shock”. In particolare consideriamo un cost-push shock  $\varepsilon_t$  che segue il processo:

$$\varepsilon_t = \rho\varepsilon_{t-1} + \eta_{t-j} \quad (11)$$

$\eta_{t-j}$  modella gli effetti che i news shock esercitano sulle aspettative d'inflazione. In particolare i news shock sono shock che si materializzano con ritardi, ma che sono anticipati dagli agenti, il cui insieme di informazioni è più

ricco di quello tipicamente assunto in questi modelli. I news shock esercitano un doppio impatto sulle variabili endogene: il primo è anticipato attraverso le aspettative degli agenti, prima ancora che gli shock si avverino; il secondo si ha quando colpiscono effettivamente il sistema economico.

Prendendo atto di quanto appena trattato, calcoliamo il tasso d'inflazione di equilibrio con aspettative razionali considerando il seguente processo:

$$\varepsilon_t = \rho\varepsilon_{t-1} + \eta_{t-1} \quad (12)$$

Usiamo, come nel caso standard, il metodo dei coefficienti indeterminati. Formuliamo una congettura sul rapporto del tasso d'inflazione  $\pi_t$  con lo shock  $\varepsilon_t$ , con  $\tilde{y}_t$  e con l'innovazione  $\eta_t$ . Anche in questo caso prendiamo una congettura lineare:

$$\pi_t = A\varepsilon_t + B\tilde{y}_t + C\eta_t \quad (13)$$

Adoperiamo ora tale congettura:

$$E_t(\pi_{t+1}) = AE_t(\varepsilon_{t+1}) + BE_t(\tilde{y}_{t+1}) + CE_t(\eta_{t+1}) = A\rho\varepsilon_t + A\eta_t \quad (14)$$

essendo  $E_t(\tilde{y}_{t+1}) = 0, E_t(\eta_{t+1}) = 0$ , ricaviamo quindi:

$$\pi_t = \beta(A\rho\varepsilon_t + A\eta_t) + k\tilde{y}_t + \varepsilon_t \quad (15)$$

$$\pi_t = \varepsilon_t(\beta A\rho + 1) + k\tilde{y}_t + \beta A\eta_t \quad (16)$$

$$A = \beta A\rho + 1 \Leftrightarrow A = \frac{1}{1-\beta\rho} \quad (17)$$

$$B = k \quad (18)$$

$$C = \beta A \Rightarrow C = \frac{\beta}{1-\beta\rho} \quad (19)$$

$$\Rightarrow \pi_t = \frac{1}{1-\beta\rho}\varepsilon_t + k\tilde{y}_t + \frac{\beta}{1-\beta\rho}\eta_t \quad (20)$$



il che convalida la nostra congettura, visto il rapporto lineare tra  $\pi_t$ ,  $\varepsilon_t$ ,  $\tilde{y}_t$  e  $\eta_t$ . In particolare, nella soluzione il termine  $\frac{1}{1-\beta\rho}$  rappresenta l'impatto della realizzazione effettiva del news shock  $\eta_t$ , mentre  $\frac{\beta}{1-\beta\rho}$  ne descrive l'effetto anticipato. Essendo  $\beta$  compreso tra zero e uno, l'effetto anticipato sarà comunque minore di quello che si ha alla concretizzazione effettiva del news shock.

Calcoliamo ora la funzione di risposta ad impulso del tasso d'inflazione a un'innovazione unitaria  $\eta_1 = 1$ . Poniamo  $\varepsilon_1 = 0$ .

Tabella 2: Risposta ad un impulso del news shock

<b>T</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>...</b>	<b><math>h \neq 1</math></b>
$\eta_t$	1	0	0	0	...	0
$\varepsilon_t$	0	1	$\rho$	$\rho^2$	...	$\rho^{h-2}$
$\pi_t$	$\frac{\beta}{1-\beta\rho}$	$\frac{1}{1-\beta\rho}$	$\frac{\rho}{1-\beta\rho}$	$\frac{\rho^2}{1-\beta\rho}$	...	$\frac{\rho^{h-2}}{1-\beta\rho}$

Nella figura sotto riportata possiamo confrontare anche graficamente l'andamento delle funzioni di risposta ad impulso al cost-push shock analizzato nella situazione standard e al news shock, avendo calibrato i parametri del modello  $\beta = 0.9$  e  $\rho = 0.5$ .

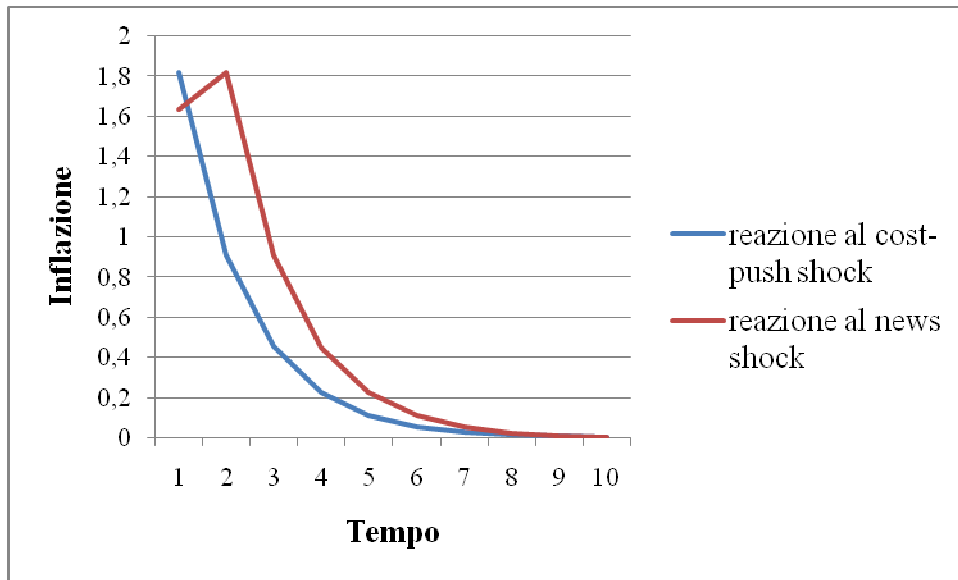


Figura 1: Confronto delle funzioni di risposta ad impulso

Emerge chiaramente che l'effetto di entrambi gli shock sull'inflazione è complessivamente decrescente. Tuttavia, per la reazione al cost-push shock, si ha una linea blu che decresce esponenzialmente dal tempo  $t=1$  in avanti, mentre per la reazione al news shock si ha una linea rossa che aumenta da  $t=1$  a  $t=2$ , passando da 1.636 a 1.818 ed in seguito decresce esponenzialmente nel tempo.

In generale, come vedremo in seguito anche per il modello più complesso, le funzioni di risposta d'impulso al news shock sono graficamente caratterizzate da un picco iniziale simile a quello della linea rossa in figura 1.

## 2.2 Versione empirica del modello

Il modello DSGE con cui si lavora è il seguente:

$$\pi_t = \beta \mu_\pi \pi_{t+1}^e + (1 - \mu_\pi) \pi_{t-1} + \lambda x_t + \varepsilon_t^\pi \quad (21)$$

$$x_t = \mu_x x_{t+1}^e + (1 - \mu_x) x_{t-1} - \psi (i_t - \pi_{t+1}^e) - u_t^x - \eta_{t-1} \quad (22)$$

$$i_t = \phi_1^i i_{t-1} + \phi_2^i i_{t-2} + (1 - \phi_1^i - \phi_2^i) (\phi^\pi \pi_t + \phi^x x_t) + u_t^i \quad (23)$$

$$\varepsilon_t^\pi = \rho_\pi \varepsilon_{t-1}^\pi + u_t^\pi \quad (24)$$

$$u_t^z \sim i. i. d. WN(0, \sigma_z^2), \quad z \in \{\pi, x, i\} \quad (25)$$

$$\eta_{t-1} \sim i. i. d. WN(0, \sigma_\eta^2) \quad (26)$$

L'equazione (21) rappresenta la curva di Phillips Neo-Keynesiana (NKPC), nella quale  $\pi_t$  è il tasso d'inflazione,  $\beta$  è il fattore di sconto<sup>6</sup>,  $x_t$  misura l'output gap il cui effetto sull'inflazione è influenzato dal parametro  $\lambda$  e  $\varepsilon_t^\pi$  rappresenta lo shock all'inflazione o cambiamento di offerta.  $\varepsilon_t^\pi$  segue un processo autoregressivo del primo ordine (AR(1)) come indicato dall'equazione (24), con  $\rho_\pi$  compreso tra zero e uno.

L'equazione (22) è ottenuta log-linearizzando l'equazione di Eulero per il consumo. Le fluttuazioni dell'output sono influenzate sia dalle aspettative sul consumo futuro,  $x_{t+1}^e$ , sia dalle realizzazioni dell'output gap passate,  $x_{t-1}$ . In particolare,  $\mu_x$  cattura le aspettative sulle abitudini,  $(1 - \mu_x)$  cattura l'output passato e  $\psi$  è l'elasticità di sostituzione intertemporale che determina l'influenza

---

<sup>6</sup> Il parametro  $\beta$  assume valore compreso tra zero e uno, in quanto in un mercato di concorrenza monopolistica, le imprese hanno probabilità minore di uno di cambiare i prezzi in ogni periodo per via di costi di menù, o di contratti a lunga scadenza, etc.. Proprio per questo l'impresa non considera solo i propri costi marginali in quel periodo, bensì effettua previsioni sul futuro andamento dei costi marginali al fine di fissare il prezzo ottimale dal punto di vista intertemporale. L'assunzione fatta nella costruzione della curva di Phillips è che il costo marginale  $mc_t$ , naturale riferimento di un'impresa per la fissazione di un prezzo massimizzante il proprio profitto, sia relazionabile all'output gap  $x_t$ , i.e.  $mc_t \propto x_t$ , Clarida, Galì, Gertler, 1999.

del tasso d'interesse reale ex-ante<sup>7</sup> sul consumo.  $u_t^x$  è lo shock tecnologico nell'equazione (22): uno shock all'output potenziale che apre un output gap negativo, mentre  $\eta_{t-1}$  è la novità di questo modello, il “news shock”: uno shock la cui realizzazione è attesa da parte degli agenti, cioè al tempo  $t-1$  gli agenti si aspettano che uno shock  $\eta$  si realizzerà e colpirà  $x_t$ . Poiché i modelli macroeconomici hanno equilibri basati sulle aspettative razionali, i “news shock” influenzano le aspettative e quindi l'equilibrio delle variabili al tempo  $t$ . Dunque se gli agenti al tempo  $t-1$  si attendono che uno shock positivo  $\eta$  colpirà  $x_t$ , si aprirà una recessione dell'output  $x_t$ ; viceversa se il news shock atteso dagli agenti è negativo, comporterà un'esplosione dell'output gap. Sia  $u_t^x$  che  $\eta_{t-1}$  sono componenti “white noise” indipendenti e identicamente distribuiti (vedi equazioni (25), (26)).

L'equazione (23) rappresenta la regola di Taylor con due ritardi della variabile dipendenti, così come sostenuta da Coibion e Gorodnichenko (2011). In particolare Coibion e Gorodnichenko mostrano che il tasso d'interesse nominale è rappresentato al meglio da un processo autoregressivo del secondo ordine e che in questo modo i parametri autoregressivi nel termine d'errore diventano prossimi a zero o negativi per questo si include nella regola solo la componente white noise  $u_t^i$  dello shock autoregressivo solitamente considerato.

Il modello se  $\eta_{t-1} = 0 \forall t$ , ovvero senza il news shock, corrisponde a quello standard sostenuto da Clarida, Galì e Gertel (2000) e Lubik e Schorfheide (2004), che hanno analizzato l'influenza della politica monetaria sistematica sulle dinamiche macroeconomiche statunitensi. In seguito lo stesso modello è stato usato da Boivin e Giannoni (2006), Benati e Surico (2009), Canova (2009), Lubik e Surico (2010) per studiare la grande moderazione degli Stati Uniti e da Benati (2008) e Benati e Surico (2008) per analizzare le cause della persistenza dell'inflazione degli U.S.A.. Sempre col medesimo modello senza news shock

---

<sup>7</sup>  $r_t^e = i_t - \pi_{t+1}^e$ , il tasso d'interesse reale atteso è dato dalla differenza tra tasso d'interesse nominale e tasso d'inflazione atteso.

Ireland (2007) e Cogley, Primiceri, e Sargent (2010) hanno esaminato il ruolo degli shock sulla componente a bassa frequenza dell'inflazione degli Stati Uniti. Quali sono le conseguenze dell'omissione del news shock? Vedremo la risposta a questa domanda al paragrafo (5.1).

## 2.3 I dati

Il nostro campione di dati va dal primo trimestre del 1966 al secondo trimestre 2007, ma per un'analisi più precisa suddividiamo tale periodo in due sottoperiodi, definiti in letteratura: “Grande inflazione” e “Grande moderazione”.

Oltre al campione completo analizzeremo separatamente un primo sottocampione, dal primo trimestre 1966 al terzo trimestre 1979, rappresentativo della “Grande inflazione” e un secondo sottocampione, dal primo trimestre 1985 al secondo trimestre 2007, rappresentativo della “Grande moderazione”.

La “Grande inflazione” è il periodo che comprende i due shock petroliferi del 1973 e del 1975, è un periodo caratterizzato da una volatilità maggiore per l'output gap e per l'inflazione, rispettivamente 1.92 e 0.55 circa<sup>8</sup>. Nel periodo della “Grande moderazione” c'è una volatilità minore e un sistema economico più stabile, circa 0.94 per l'output gap e circa 0.24 per l'inflazione<sup>9</sup>.

Per giustificare tale cambiamento i macroeconomisti sostengono due teorie principali: “Good policy”, consistente nel miglioramento della gestione della politica monetaria da parte dei banchieri centrali e “Good luck”, ovvero la diminuzione della volatilità dello shock durante la “Grande moderazione”. Come emerge da questa descrizione, queste due fasi principali escludono dall'analisi il periodo dal quarto trimestre 1979 al quarto trimestre 1984, in quanto per tale periodo la gestione di politica monetaria da parte della Federal Reserve Bank (Fed) è difficilmente modellabile con una regola di Taylor standard come mostrano Clarida, Gali e Gertler (2000), Castelnuovo e Surico (2010) e Castelnuovo (2010).

---

<sup>8</sup> Questi dati rappresentano la deviazione standard per l'output gap e per l'inflazione, calcolate con i nostri dati per la fase di grande inflazione.

<sup>9</sup> Questi dati rappresentano la deviazione standard per l'output gap e per l'inflazione, calcolate con i nostri dati per la fase di grande moderazione.

I dati usati per la nostra analisi provengono da tre diverse serie trimestrali degli Stati Uniti per le variabili di interesse: inflazione, output gap e tasso di interesse nominale.

La fonte dei dati analizzati è la Federal Reserve Bank of St. Louis.

Di seguito esaminiamo le tre serie e i rispettivi grafici.

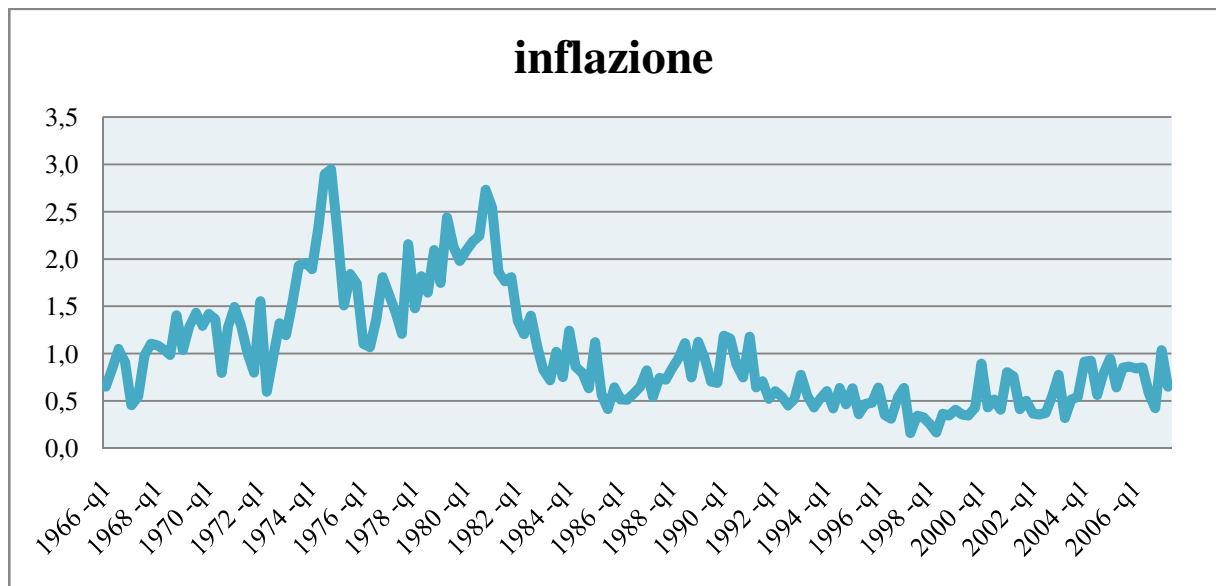


Figura 2: Inflazione

Il grafico mostra in modo netto l'evoluzione dell'inflazione nei due periodi considerati. Il periodo della Grande inflazione con picchi molto alti fino al 2,95% nel quarto trimestre 1974. Nel periodo della Grande moderazione è evidente la minore volatilità dell'inflazione dovuta a una politica monetaria più severa da parte della Fed con il principale obiettivo di stabilità dei prezzi nel medio-lungo periodo. In particolare raggiunge lo 0,16% nel secondo trimestre 1997.

Per quanto riguarda l'output gap, tale serie è filtrata con il filtro di Hodrick – Prescott<sup>10</sup> (HP), cioè stazionarizzata per estrarre il trend.

<sup>10</sup> Il filtro HP serve infatti per separare la componente di trend della serie da quella ciclica.

Una serie temporale  $y_t$  può essere decomposta in due componenti: trend  $g_t$  e ciclo  $c_t$   
 $y_t = g_t + c_t, t = 1, 2, \dots, T.$

Il filtro di Hodrick Prescott minimizza tale equazione

$$\sum_{t=1}^T (y_t - g_t)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} ((g_{t+1} - g_t) - (g_t - g_{t-1}))^2.$$

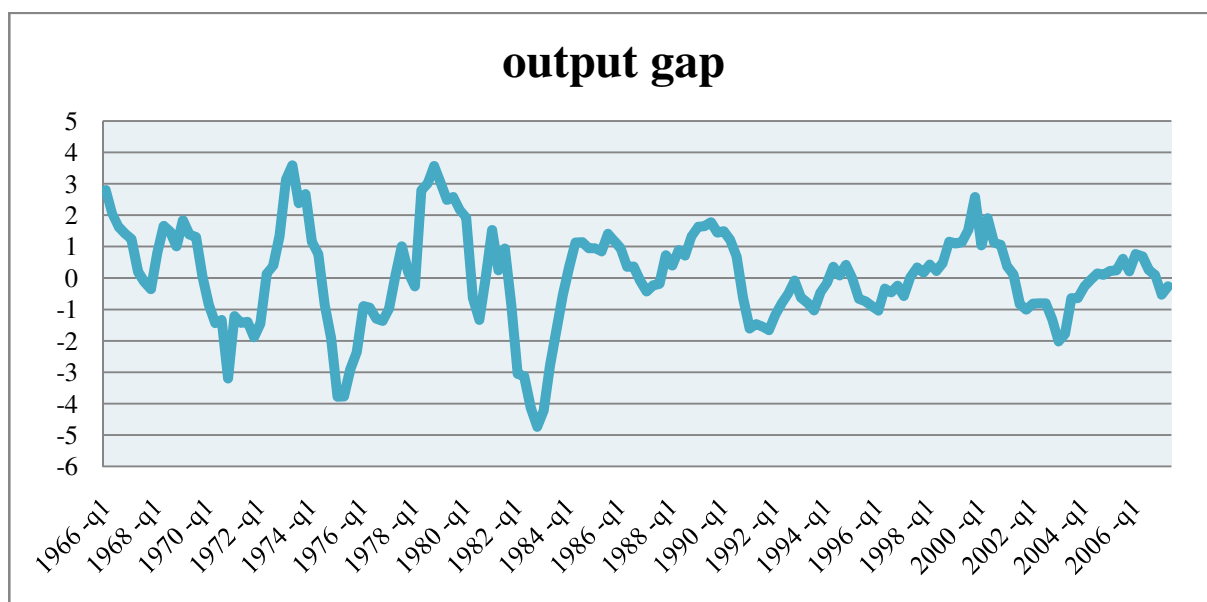


Figura 3: Output gap

La figura 3 contiene il grafico della serie output gap nel periodo oggetto di analisi. E' evidente come la variabilità della serie sia maggiore negli anni dal 1966 al 1979 con il raggiungimento del 3,6% nel secondo trimestre del 1973 e il -3,79% nel primo trimestre 1975. La variabilità diminuisce invece da metà degli anni ottanta alla fine del campione.

---

Il primo termine è la somma dei quadrati delle componenti cicliche  $c_t = y_t - g_t$ . Il secondo termine è la somma dei quadrati delle differenze seconde della componente trend moltiplicata per  $\lambda$ . Questo secondo termine penalizza variazioni nel tasso di crescita del trend: maggiore è  $\lambda$  (con  $\lambda$  tende a  $\infty$ ) il trend diventa lineare, mentre con  $\lambda$  che tende a zero, il trend si approssima alla serie stessa. Sostanzialmente con tale filtro si cerca di avere una via di mezzo tra un trend lineare e la serie stessa. Hodrick e Prescott (1997) suggerisce un  $\lambda$  uguale a 1600 per serie trimestrali.



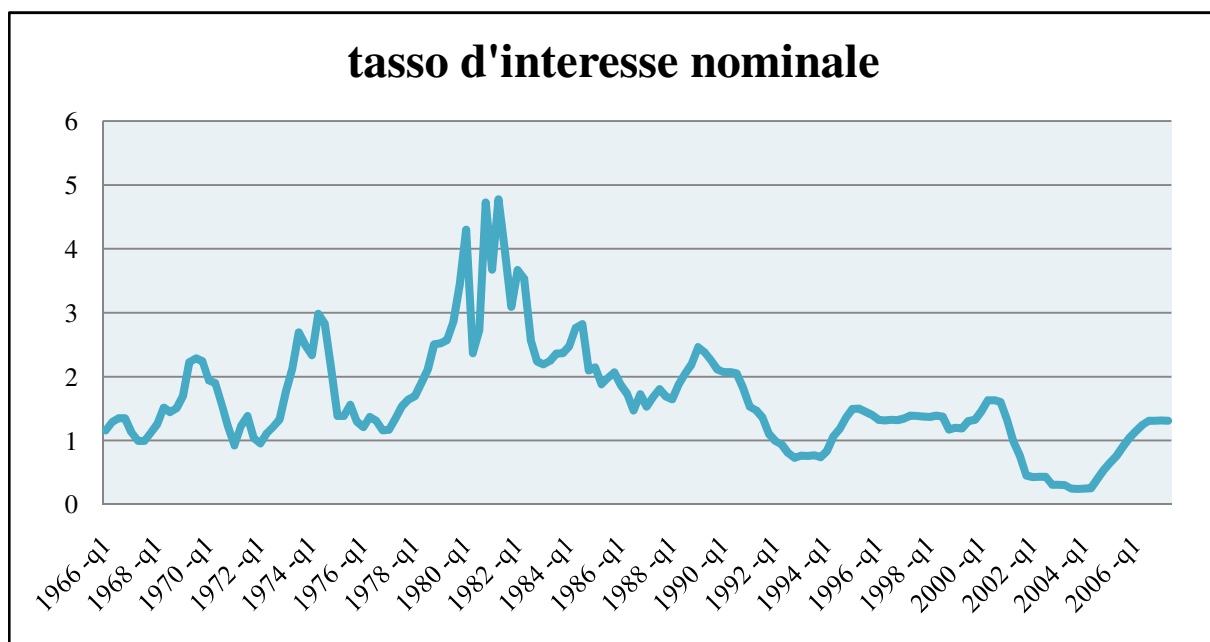


Figura 4: Tasso d'interesse nominale

Il grafico del tasso d'interesse nominale mostra i picchi maggiori nella prima metà degli anni ottanta, periodo da noi non considerato nell'analisi perché come già detto non è modellabile con la regola di Taylor standard.

Per quanto riguarda la prima parte del campione il tasso d'interesse si mantiene mediamente tra lo 0,93% e il 2,98%, nella seconda parte del campione (1985:I – 2007:II) è invece in media più basso, tra l'1,63% e lo 0,25%.



# Capitolo 3

## ANALISI BAYESIANA DEL MODELLO

### 3.1 Analisi empirica

Si considerino i seguenti vettori:

- il vettore dei parametri strutturali:  
 $\xi = (\beta, \mu_\pi, \lambda, \mu_x, \psi, \phi_1^i, \phi_2^i, \phi^\pi, \phi^x, \rho_\pi, \sigma_\pi, \sigma_x, \sigma_i, \sigma_\eta)'$
- il vettore delle variabili endogene:  $z_t = (\pi_t, x_t, i_t)'$
- il vettore degli shocks:  $\varepsilon_t = (\varepsilon_t^\pi, \varepsilon_t^x, \varepsilon_t^i, \varepsilon_t^\eta)'$
- il vettore delle innovazioni:  $u_t = (u_t^\pi, u_t^x, u_t^i, \eta_{t-1})'$
- il vettore delle variabili osservabili che si vogliono analizzare:  $Y_t = (\pi_t^{oss}, x_t^{oss}, i_t^{oss})'$

Il modello viene espresso in forma *state space*:

$$\begin{pmatrix} z_t \\ \varepsilon_t \end{pmatrix} = A(\xi) \begin{pmatrix} z_{t-1} \\ \varepsilon_{t-1} \end{pmatrix} + B(\xi) u_t \quad (27)$$

$$Y_t = C(\xi) \begin{pmatrix} z_t \\ \varepsilon_t \end{pmatrix} \quad (28)$$

Il primo sistema rappresenta l'equazione strutturale di transizione che lega le endogene alle esogene, il secondo sistema l'equazione di misura che collega le variabili latenti del processo con quelle osservabili. A è la matrice di transizione dello stato, B è la matrice che trasforma lo stato nelle osservazioni e C è la matrice di elementi deterministici che servono per selezionare l'errore. Oltre a questi due sistemi di equazioni il modello *state space* è formato anche dalle condizioni iniziali dello stato del sistema, dove vengono specificate le distribuzioni iniziali (a priori) dei parametri strutturali.

A questo punto si utilizza il filtro di Kalman per calcolare la verosimiglianza  $L(\{Y_t\}_{t=1}^T|\xi)$  e combinando quest'ultima con la distribuzione a priori scelta in maniera opportuna, si giunge alla distribuzione a posteriori  $p(\xi|\{Y_t\}_{t=1}^T)$ .

Per fare l'analisi bayesiana si utilizza Dynare 4.0, un insieme di algoritmi sviluppati da Michel Julliard e collaboratori e scaricabili gratuitamente all'indirizzo <http://www.dynare.org>.

La moda a posteriori è calcolata attraverso l'algoritmo "csminwel" sviluppato da Chris Sims. Un controllo della moda a posteriori viene fatto plottando la densità a posteriori per i valori attorno alla moda per ogni parametro stimato, confermando la bontà del risultato. Queste mode vengono in seguito utilizzate per iniziare l'algoritmo di Metropolis-Hastings per simulare la distribuzione a posteriori.

### **3.2 Densità a priori**

La nostra stima bayesiana richiede l'imposizione delle distribuzioni a priori per i parametri del modello.

La scelta della distribuzione iniziale è stata considerata a lungo l'aspetto cruciale dell'impostazione bayesiana dell'inferenza. L'adozione di una distribuzione iniziale rende l'analisi statistica, almeno sul piano formale, inequivocabilmente soggettiva.

Le distribuzioni a priori vengono quindi scelte meno informative possibile, per permettere di spiegare i dati con le distribuzioni a posteriori.

Nella seguente tabella si attribuiscono ai vari parametri del modello le densità a priori. In particolare nella terza colonna i valori tra parentesi indicano la media e la deviazione standard della distribuzione.

Tabella 3: Densità a priori per i parametri

Parametri	Supporto	Densità a priori
$\mu_\pi$	[0,1]	$\beta(0.5,0.15)$
$\lambda$	[0, + $\infty$ )	$\Gamma(0.1,0.05)$
$\mu_x$	[0,1]	$\beta(0.5,0.15)$
$\psi$	[0, + $\infty$ )	$\Gamma(0.1,0.05)$
$\phi_1^i$	$\mathbb{R}$	$N(0.7,0.3)$
$\phi_2^i$	$\mathbb{R}$	$N(0.3,0.3)$
$\phi^\pi$	[0, + $\infty$ )	$\Gamma(1.5,0.35)$
$\phi^x$	[0, + $\infty$ )	$\Gamma(0.5,0.15)$
$\rho_\pi$	[0,1)	$\beta(0.5,0.285)$
$\sigma_\pi$	[0, + $\infty$ )	$\Gamma(0.1,0.05)$
$\sigma_x$	[0, + $\infty$ )	$\Gamma(0.1,0.05)$
$\sigma_i$	[0, + $\infty$ )	$\Gamma(0.1,0.05)$
$\sigma_\eta$	[0, + $\infty$ )	$\Gamma(0.1,0.05)$

Per assegnare le distribuzioni iniziali ai parametri del modello, ci si basa principalmente sul supporto del parametro, riportato nella seconda colonna della tabella, e si cerca la distribuzione più adatta tra quelle con dominio corrispondente.

Si attribuisce una distribuzione Gamma per  $(\lambda, \psi, \phi^\pi, \phi^x, \sigma_\pi, \sigma_x, \sigma_i, \sigma_\eta)$ , Beta per  $(\mu_\pi, \mu_x, \rho_\pi)$  e Normale per  $(\phi_1^i, \phi_2^i)$ .

Tali distribuzioni sono in linea con Benati (2008) e Benati e Surico (2009) con la differenza che assumiamo distribuzione Gamma per  $\sigma_\pi, \sigma_x, \sigma_i$  e  $\sigma_\eta$  al fine di ammettere il valore zero nel supporto.

I momenti riportati nella terza colonna sono calibrati al fine di garantire l'interpretazione economica dei parametri.

E' convenzione per l'analisi di dati trimestrali porre il fattore di sconto  $\beta$  pari a 0.99 (corrispondente ad un tasso di sconto annuale di circa 4%).

Analizziamo prima di tutto il campione completo.

### **3.3 Valutazione della convergenza del modello**

La principale indicazione della correttezza delle stime ottenute è data dall'analisi della convergenza delle simulazioni iterative. Un metodo per analizzare la convergenza delle due iterazioni verso la distribuzione ergodica consiste nel comparare la varianza tra ed entro le varie catene di Markov utilizzate per simulare tale distribuzione, in modo da ottenere una famiglia di test per la convergenza. Il metodo qui analizzato prende il nome di algoritmo di Montecarlo (Monte Carlo Markov Chain, MCMC). La convergenza si raggiunge quando le conclusioni sulle quantità di interesse non dipendono dal punto di partenza della simulazione, cioè quando convergono alla distribuzione ergodica. Questo suggerisce dunque di valutare la convergenza confrontando i risultati ottenuti con campioni indipendenti con diversi punti di partenza. Il metodo fu inizialmente proposto da Gelman e Rubin (1992) e poi modificato fino alla versione attuale Brooks e Gelman (1998). Esso presuppone di avere  $m$  catene simulate in parallelo, ognuna con un differente punto di partenza. Sono stati proposti diversi metodi per la generazione dei valori iniziali per campionatori MCMC. Scelto il punto di partenza, ogni catena effettua  $2n$  iterazioni, delle quali le prime  $n$  vengono eliminate.

Data una qualsiasi sequenza individuale, e se la convergenza approssimativa è stata raggiunta, un'assunzione è che l'inferenza sulla quantità di interesse è effettuata calcolando la media campionaria e la varianza dall'estrazione simulata. Così, le  $m$  catene forniscono  $m$  possibili esiti; per rispondere alla

domanda se questi risultati sono abbastanza simili da indicare la convergenza approssimativa, Gelman e Rubin (1992a) hanno suggerito di confrontarli con le conclusioni tratte mescolando insieme le  $mn$  estrazioni da tutte le sequenze. Si consideri un riassunto scalare, cioè, una variabile aleatoria  $\psi$ , che ha media  $\mu$  e varianza  $\sigma^2$  sotto la distribuzione target, e supponiamo di avere uno stimatore non distorto  $\hat{\mu}$  per  $\mu$ . Indicando con  $\psi_{jt}$  la  $t$ -esima delle  $n$  iterazioni di  $\psi$  nella catena  $j$ , noi prendiamo  $\hat{\mu} = \bar{\psi}_{..}$ , e calcoliamo la varianza *tra* le sequenze  $B/n$  e *entro* le sequenze  $W$ , definite da

$$B/n = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (\bar{\psi}_{j.} - \bar{\psi}_{..})^2$$

$$W = \frac{1}{m(n-1)} \sum_{j=1}^m \sum_{t=1}^n (\psi_{jt} - \bar{\psi}_{j.})^2.$$

Possiamo poi stimare  $\sigma^2$  con la media pesata di  $B$  e  $W$ :

$$\widehat{\sigma}_+^2 = \frac{n-1}{n} W + \frac{B}{n}$$

che dovrebbe essere uno stimatore non distorto della vera varianza  $\sigma^2$ , se i punti di partenza delle sequenze sono estratti dalla distribuzione target, ma sovrastima  $\sigma^2$  se la distribuzione di partenza è sovradispersa. Considerando la variabilità di campionamento dello stimatore  $\hat{\mu}$  si ottiene una varianza a posteriori stimata di  $\widehat{V} = \widehat{\sigma}_+^2 + B/(mn)$ . Viene poi calcolato un rapporto tra la varianza a posteriori stimata e la vera varianza,

$$R = \frac{\widehat{V}}{\sigma^2}$$

chiamato fattore di riduzione di scala (*scale reduction factor, SRF*). Poiché il denominatore è ignoto, deve essere stimato attraverso i dati; possiamo quindi ottenere una sovrastima di  $R$ , sottostimando  $\sigma^2$  con  $W$ . Così sovrastimiamo  $R$  con

$$\widehat{R} = \frac{\widehat{V}}{W} = \frac{m+1}{m} \frac{\widehat{\sigma}_+^2}{W} - \frac{n-1}{mn}$$

chiamato “fattore di riduzione di scala potenziale” (*potential scale reduction factor, PSRF*) da considerare per il controllo diagnostico della convergenza. Se  $\hat{R}$  è prossimo a 1 possiamo concludere che ciascuna delle  $m$  catene di  $n$  osservazioni simulate è prossimo alla distribuzione target.

Solitamente però per valutare la convergenza si preferiscono utilizzare metodi grafici.

In particolare l’output di Dynare riporta un insieme di grafici chiamati “MCMC univariate diagnostics”, utili per valutare la convergenza dei singoli parametri del modello e un’ulteriore grafico “multivariate diagnostic” per analizzare la convergenza del modello complessivo.

Analizziamo il grafico sottostante ottenuto per il nostro modello.

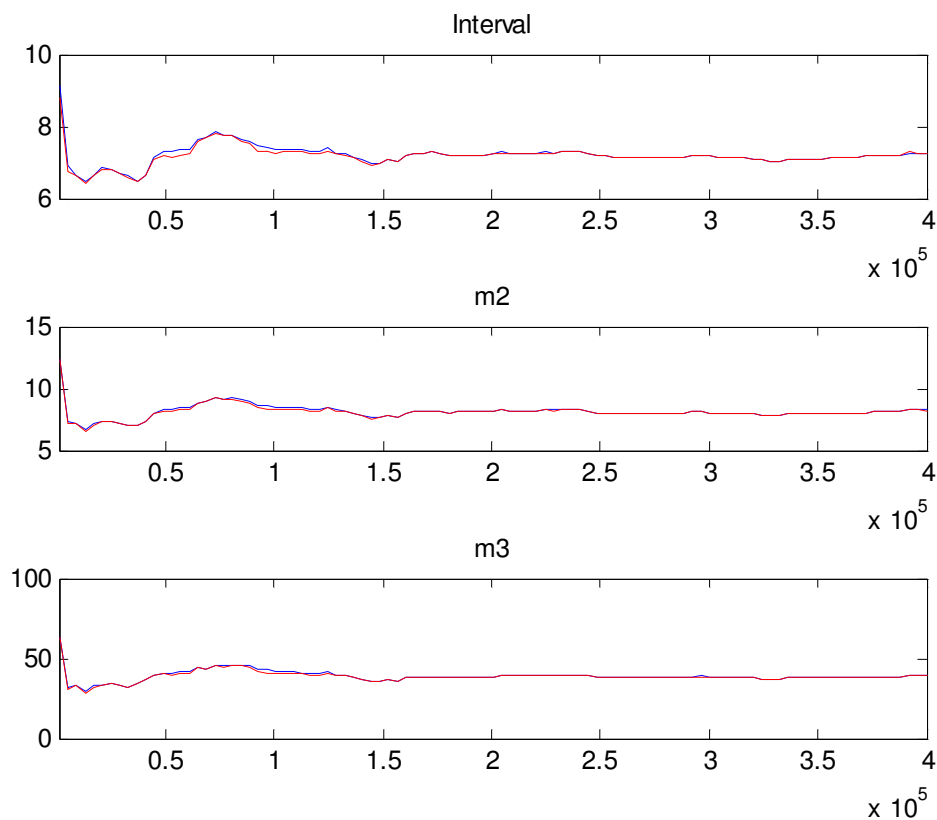


Figura 5: “multivariate diagnostic”, sample 1966:I – 2007:II

Le linee rossa e blu rappresentano le misure specifiche del vettore di parametri sia per la varianza entro che tra le catene. Al fine di avere un risultato



significativo queste dovrebbero essere relativamente costanti (anche se alcune variazioni sono ammesse) e dovrebbero convergere alla distribuzione ergodica.

Dynare riporta tre misure: “interval”, ci dà l’intervallo costruito attorno alla media delle medie con livello di confidenza del 90%; “m2”, una misura della varianza; “m3”, il momento terzo. L’asse delle ascisse rappresenta il numero di iterazioni M-H (Metropolis-Hastings) mentre sull’asse delle ordinate c’è la misura dei momenti del parametro, con il primo valore corrispondente al valore iniziale delle iterazioni M-H.

Se i momenti tracciati sono altamente instabili o non convergono, si ha un problema di distribuzioni a priori poco informative. Si suggerisce di rifare la stima con differenti distribuzioni a priori oppure utilizzare un numero maggiore di simulazioni dell’algoritmo Metropolis-Hastings.

Nel nostro caso sono state servite 400.000 iterazioni dell’algoritmo Metropolis-Hastings al fine di ottenere la convergenza complessiva del modello. Inoltre siamo interessati all’andamento finale del grafico dal  $3.5 * 10^5$  perché abbiamo scartato il 90% delle osservazioni. Le linee rossa e blu non si discostano molto l’una dall’altra e tendono a convergere, si può quindi essere fiduciosi che le a priori scelte siano sufficientemente informative.

I grafici per la convergenza dei singoli parametri sono riportati in appendice C. Verificata la convergenza possiamo procedere con l’analisi delle distribuzioni a posteriori ottenute.

### **3.4 Stima della densità a posteriori**

La stima della densità a posteriori con Dynare avviene in due passi come precedentemente descritto al paragrafo (1.3). Il primo passo del processo di

stima ci fornisce i valori della moda della distribuzione a posteriori<sup>11</sup> per ciascun parametro del modello e per le deviazioni standard degli shock. Inoltre a tale passo di stima ci viene fornito un valore importante per valutare la bontà del modello: la logverosimiglianza di Laplace, calcolata assumendo una distribuzione a posteriori forzatamente normale. Il valore è 1989.312879, e sarà poi da confrontare con quelli degli altri modelli. Nel secondo passo del processo di stima vengono riportati i valori della media a posteriori e il relativo intervallo di credibilità per i parametri del modello e per le deviazioni standard degli shock. La logverosimiglianza è calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean” (Geweke, 1998) che non assume la normalità della distribuzione a posteriori. Assume un valore pari a 1990.923914, più alto rispetto a quello calcolato con il metodo di Laplace.

Il tasso di accettazione risulta compreso tra 44.38% e 44.39%, valori esterni al range precedentemente considerato nel paragrafo (1.3). Ciò nonostante possiamo a nostro favore citare Canova (2009), che nel suo lavoro suggerisce un range per il tasso di accettazione compreso tra il 20% e il 50%. Questo ci permette di ritenere comunque buono il nostro modello.

La tabella 4 sotto riportata riassume i risultati del processo di stima, riportati in dettaglio in appendice D.

Gli intervalli di credibilità hanno tutti limite inferiore maggiore di zero. Soltanto il parametro  $\rho_\pi$  ha un intervallo di credibilità con estremo inferiore pari a zero.

E' di nostro interesse la deviazione standard del news shock  $\eta_{t-1}$ , ovvero  $\sigma_\eta$ , la cui moda a posteriori risulta essere 0.1733, addirittura superiore alla moda di  $\sigma_\pi$ , 0.1648. La media a posteriori per lo stesso parametro è pari a 0.1712 con un

---

<sup>11</sup> Al primo passo di stima viene fornito da Dynare anche il valore delle statistica t. Tale valore si riferisce però a una densità a posteriori, non a una verosimiglianza in senso classico, quindi non è affidabile per valutare la significatività dei parametri e quindi non è di nostro interesse.

intervallo di credibilità al 90%: [0.1013 ; 0.2410], intervallo di valori positivi che esclude lo zero. Tali valori conducono a ritenere la stima di  $\sigma_\eta$  significativa, e quindi a confermare la presenza del news shock  $\eta_{t-1}$ .

In seguito faremo un confronto diretto tra il nostro modello ed il modello vincolato con  $\sigma_\eta = 0$ , ovvero senza news shock (si veda paragrafo (5.1)).

Tabella 4: distribuzioni a posteriori, campione 1966:I – 2007:II

<b>Parametri</b>	<b>Moda</b>	<b>Media a posteriori</b>	<b>Intervallo di credibilità al 90%</b>
$\mu_\pi$	0.4978	0.4502	0.3129 ; 0.5416
$\lambda$	0.0062	0.0097	0.0022 ; 0.0190
$\mu_x$	0.5258	0.5224	0.4911 ; 0.5551
$\psi$	0.0220	0.0266	0.0087 ; 0.0435
$\phi_1^i$	0.5911	0.5947	0.4770 ; 0.7191
$\phi_2^i$	0.2391	0.2383	0.1266 ; 0.3514
$\phi^\pi$	1.2737	1.3437	1.0243 ; 1.6621
$\phi^x$	0.5415	0.5669	0.3771 ; 0.7423
$\rho_\pi$	0.0009	0.0255	0.0000 ; 0.0599
$\sigma_\pi$	0.1648	0.1757	0.1453 ; 0.2112
$\sigma_x$	0.3348	0.3455	0.2889 ; 0.4023
$\sigma_i$	0.2990	0.3040	0.2775 ; 0.3307
$\sigma_\eta$	0.1733	0.1712	0.1013 ; 0.2410

Analizziamo ora graficamente la distribuzione a posteriori ottenuta per i vari parametri.

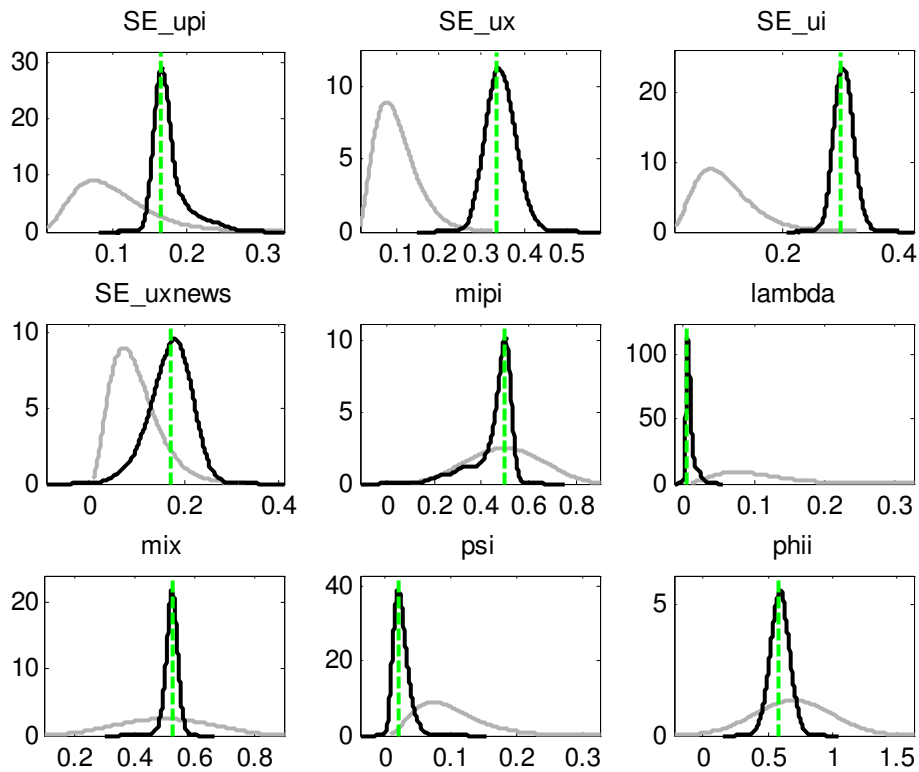


Figura 6: grafici delle distribuzioni a priori e a posteriori - I

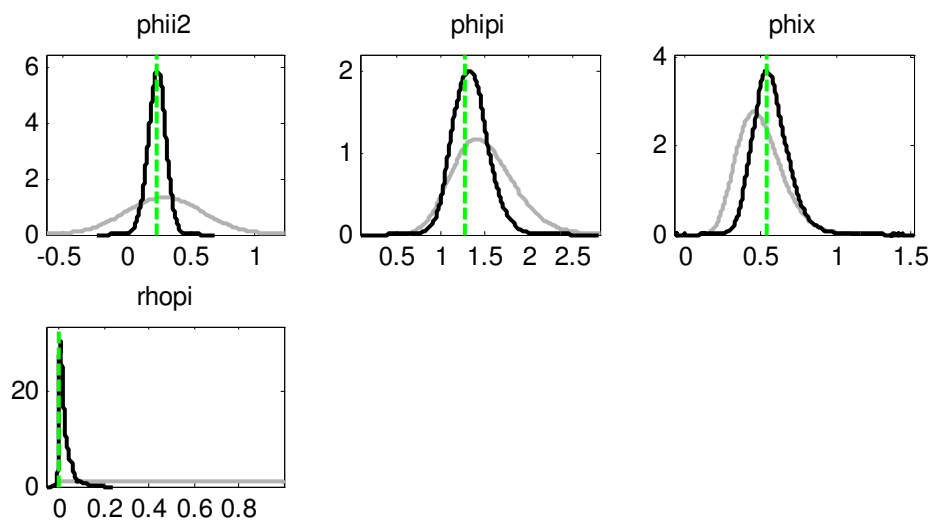


Figura 7: grafici delle distribuzioni a priori e a posteriori - II<sup>12</sup>

<sup>12</sup> Le figure 6 e 7 si riferiscono entrambe al campione completo 1966:I – 2007:II.

Nelle figure 6 e 7 sono rappresentate in nero le distribuzioni a posteriori e in grigio le distribuzioni a priori per i parametri del nostro modello. La linea verde costituisce invece la moda della distribuzione a posteriori. Affinché possiamo considerare le stime ottenute attendibili la moda non deve discostarsi molto dalla moda della distribuzione a posteriori, la distribuzione a posteriori dovrebbe avere un andamento simile alla normale e le due distribuzioni non dovrebbero essere eccessivamente diverse, ma nemmeno completamente sovrapposte altrimenti significherebbe che i dati non hanno portato nessuna informazione. Tali requisiti sembrano essere soddisfatti dai grafici sopra riportati. Le distribuzioni a priori assumono una forma diversa rispetto alle distribuzioni a posteriori questo significa che i dati sono informativi, non contaminati dalle credenze a priori (poco informative). La moda della densità a posteriori coincide con quella calcolata al primo passo del processo di stima e risulta abbastanza centrata rispetto alla distribuzione a posteriori. Le distribuzioni a posteriori dei parametri  $\mu_\pi$  (mipi),  $\lambda$  (lambda) e  $\rho_\pi$  (rho pi) sono quelle che si discostano maggiormente dall'andamento della distribuzione normale, ma fortunatamente non in modo eccessivo.

Data l'attendibilità dei risultati ottenuti finora possiamo procedere con l'analisi delle funzioni di risposta ad impulso.

### **3.5 Funzioni di risposta ad impulso (IRF)**

Nella modellazione macroeconomica, le funzioni di risposta ad impulso esaminano come una variabile reagisce nel tempo a impulsi esogeni, chiamati "shock", di un'altra variabile in un sistema dinamico che coinvolge anche altre variabili.

Tali funzioni sono di interesse al fine di capire come le variabili economiche del nostro modello quali output gap, inflazione e tasso d'interesse si comportano a seguito di uno shock che le colpisce direttamente o indirettamente.

Gli shock da considerare nel nostro modello sono: lo shock all'inflazione  $u_t^\pi$ , lo shock all'output gap  $u_t^x$ , il news shock all'output gap  $\eta_{t-1}$  e lo shock al tasso d'interesse  $u_t^i$ .

Nei grafici sottostanti, insieme a queste funzioni identificate dalle curve nere più spesse, vengono riportati anche il quinto e il novantacinquesimo percentile delle distribuzioni a posteriori, identificati dalle linee nere più sottili.

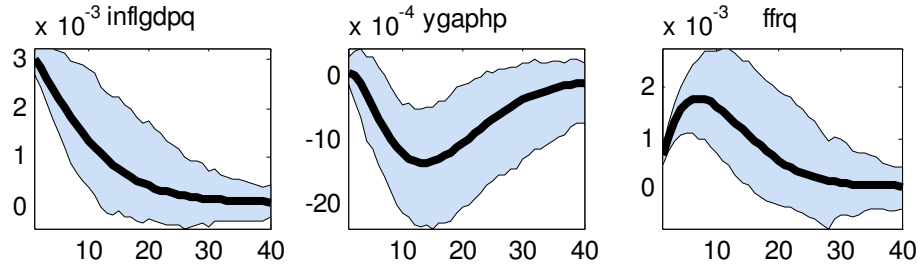


Figura 8: Effetto dello shock  $u_t^\pi$  all'inflazione, 1966:I – 2007:II

Se  $u_t^\pi$  aumenta l'inflazione aumenta e di conseguenza la Banca Centrale deciderà di aumentare il tasso di interesse nominale al fine di contenere l'aumento dei prezzi; ciò comporterà una diminuzione dell'output gap fino alla stabilizzazione dell'inflazione come descritto dalla curva di Phillips. L'effetto iniziale dello shock diminuisce fino a che le serie tornano allo stato stazionario (inflazione e tasso di interesse diminuiscono e output aumenta).

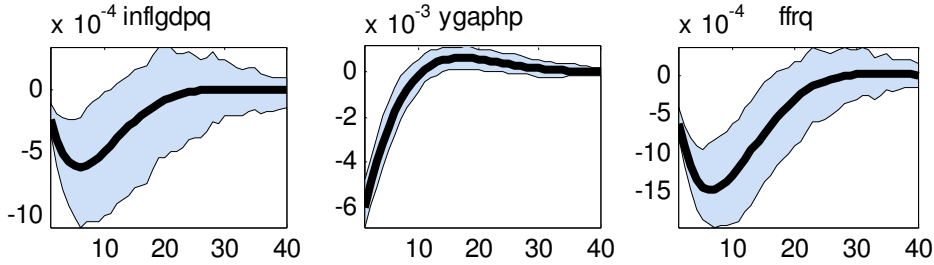


Figura 9: Effetto dello shock  $u_t^x$  all'output gap, 1966:I – 2007:II

Nel nostro modello lo shock  $u_t^x$  è da interpretarsi come shock tecnologico, cioè uno shock all'output potenziale che apre un output gap negativo. Se  $u_t^x$  aumenta l'output gap diminuisce, di conseguenza questo porta ad una diminuzione dell'inflazione tramite la curva di Phillips e a una diminuzione del tasso di interesse tramite la curva di Taylor. Però la diminuzione del tasso d'interesse nominale farà aumentare l'output gap e di conseguenza l'inflazione, riducendo l'effetto iniziale dello shock che pian piano scompare finché tutte e tre le serie tornano al loro stato stazionario.

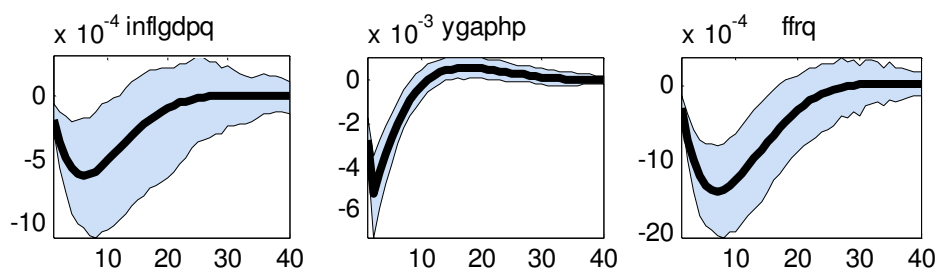


Figura 10: Effetto del news shock  $\eta_{t-1}$  all'output gap, 1966:I – 2007:II

Un aumento del news shock  $\eta_{t-1}$ , cioè un aumento dello shock atteso dagli agenti, porta ad una diretta diminuzione dell'output gap, le cui conseguenze sono la diminuzione dell'inflazione tramite la curva di Phillips e del tasso d'interesse tramite l'equazione di Taylor. La diminuzione del tasso d'interesse compensa però l'iniziale diminuzione dell'output, riportandolo all'equilibrio stazionario. Quindi le serie tornano a zero.

Come precedentemente evidenziato al paragrafo (2.1.2), il grafico della funzione di risposta ad impulso al news shock è contraddistinto da un picco iniziale. La reazione dell'output gap al news shock  $\eta_{t-1}$  è una diminuzione iniziale fino a  $-2 * 10^{-3}$  che continua nel tempo fino ad un picco di quasi  $-6 * 10^{-3}$ , per poi salire esponenzialmente fino allo stato stazionario.

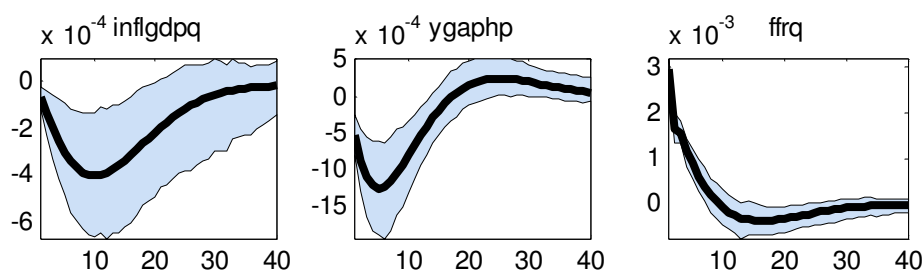


Figura 11: Effetto dello shock  $u_t^i$  al tasso d'interesse nominale, 1966:I – 2007:II

Se  $u_t^i$  aumenta, il tasso d'interesse nominale aumenta, di conseguenza l'output gap diminuisce. L'inflazione diminuirà finché i prezzi non si saranno stabilizzati. Infine, il tasso di interesse tornerà al livello stazionario e tale diminuzione del tasso d'interesse riporterà anche l'output gap e di seguito l'inflazione al livello di partenza.

E' dunque interessante notare come sia  $u_t^x$  sia  $\eta_{t-1}$  colpiscano le variabili macroeconomiche del nostro sistema. L'analisi suggerisce quindi l'importanza di considerare il news shock  $\eta_{t-1}$  poiché in grado di influenzare output gap, inflazione e tasso d'interesse, attraverso le aspettative degli agenti.

### 3.6 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEVD)

Gli shock sono variazioni esogene che colpiscono il sistema economico, in particolare possono avere un impatto positivo o negativo sulle variabili endogene che nel nostro modello sono inflazione, output gap e tasso d'interesse. Essendo eventi inaspettati non possiamo conoscerne l'entità, possiamo soltanto cercare di prevederli, commettendo però un errore di previsione. La decomposizione della varianza dell'errore di previsione (Forecasting Error Variance Decomposition, FEVD) consente di analizzare il contributo dell'innovazione della variabile  $j$  alla varianza dell'errore di previsione  $h$  passi avanti della variabile  $k$ . Con l'analisi della varianza dell'errore di previsione, si



cerca di analizzare separatamente gli effetti di ciascuno degli shock coinvolti nel nostro modello uno alla volta spegnendo tutti gli altri, in particolare ogni shock avrà un effetto diretto sulle variabili dipendenti dell'equazione in cui è coinvolto e un effetto indiretto sulle altre variabili.

Possiamo analizzare la decomposizione della varianza dell'errore di previsione per orizzonti di previsione a breve, medio e lungo termine. Esamineremo la decomposizione della varianza a breve termine ovvero un anno e due anni dopo lo shock (quattro e otto passi avanti), a medio termine ovvero quattro anni dopo (sedici passi avanti) e a lungo termine ossia dieci anni dopo lo shock (quaranta passi avanti). Infine studieremo la varianza infiniti passi avanti per vedere qual è il vero valore verso il quale la decomposizione della varianza si stabilizza.

Tabella 5: Decomposizione della varianza 4 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	2.16	95.00	0.42	2.42
$\widehat{x}_t$	53.91	0.10	1.87	44.12
$\widehat{l}_t$	14.47	17.15	56.62	11.77

Tabella 6: Decomposizione della varianza 8 passi avanti, in percentuale<sup>13</sup>

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	3.68	90.65	1.27	4.41
$\widehat{x}_t$	50.57	1.16	3.80	44.47
$\widehat{l}_t$	21.28	25.11	32.96	20.64

<sup>13</sup> Le tabelle 5 e 6 si riferiscono al campione completo 1966:I – 2007:II.

Tabella 7: Decomposizione della varianza 16 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	4.13	88.14	2.58	5.14
$\widehat{x}_t$	48.06	4.95	4.58	42.41
$\widehat{l}_t$	23.51	27.59	24.31	24.58

Tabella 8: Decomposizione della varianza 40 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	4.21	87.75	2.82	5.22
$\widehat{x}_t$	47.33	6.20	4.55	41.93
$\widehat{l}_t$	23.46	27.51	24.36	24.66

Tabella 9: Decomposizione della varianza infiniti passi avanti, in percentuale<sup>14</sup>

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	4.21	87.75	2.82	5.22
$\widehat{x}_t$	47.33	6.20	4.55	41.93
$\widehat{l}_t$	23.46	27.51	24.36	24.66

Nel breve periodo rileviamo che lo shock tecnologico  $u_t^x$ , ha l'effetto maggiore sull'output gap, il 53.91% a un anno e il 50.57% a due anni. Tale effetto si riduce nel medio periodo, 48.60%, e raggiunge il 47.33% nel lungo periodo. Il peso sul tasso d'interesse cresce nel breve termine dal 14.47% (a un anno) al 21.28% (a due anni), passa al 23.51% nel medio periodo e cala un po' nel lungo periodo (dieci anni dopo) fino al 23.46%. L'impatto sull'inflazione è contenuto, aumenta dal breve periodo al lungo periodo raggiungendo il 4.21%.

<sup>14</sup> Le tabelle 7, 8 e 9 si riferiscono al campione completo 1966:I – 2007:II.

Il cost-push shock  $u_t^\pi$  naturalmente ha un contributo molto interessante sull'inflazione, ed ad ogni periodo analizzato ne costituisce la percentuale maggiore: il 95% a un anno, il 90.65% a due anni, l'88.14% a quattro anni e l'87.75% a dieci anni, queste percentuali molto elevate comportano che l'influenza degli altri shock sull'inflazione è minima. Lo shock  $u_t^\pi$  ha un peso rilevante anche sul tasso d'interesse nominale. A breve termine passa dal 17.15% quattro passi avanti al 25.11% otto passi avanti, nel medio termine arriva al 27.59% e al 27.51% a lungo termine. L'impatto sull'output gap è insignificante nel breve periodo, 4.95% nel medio periodo e 6.20% nel lungo periodo.

Lo shock di politica monetaria  $u_t^i$  incide maggiormente sulle variabili tasso d'interesse nominale,  $\hat{i}_t$  e output gap  $\hat{x}_t$ . e condiziona fortemente la prima sia nel breve che nel lungo periodo, anche se la percentuale di tale influenza diminuisce. Pesa 56.62% dopo un anno, 32.96% dopo due anni, 24.31% dopo quattro anni e 24.36% dopo dieci anni. L'impatto sulla seconda è dell'1.87% dopo un anno e del 3.08% dopo due nel breve periodo, del 4.58% nel medio e del 4.55% nel lungo. Indirettamente tale shock ha una debole influenza anche sull'inflazione  $\hat{\pi}_t$ , nel breve periodo è insignificante, nel medio del 2.58% e nel lungo del 2.82%.

L'effetto del "news shock"  $\eta_{t-1}$  è quello di principale interesse nel nostro lavoro. L'influenza maggiore è, non sorprendentemente, sull'output gap  $\hat{x}_t$ . Nel breve periodo, incide per il 44.12% quattro passi avanti e per il 44.47% otto passi avanti; nel medio periodo, sedici passi avanti per il 42.41% e nel lungo periodo per il 41.93%. E' evidente come queste percentuali siano abbastanza elevate e confermano la presenza dello shock  $\eta_{t-1}$  da noi ipotizzato nell'equazione (22) del modello. L'effetto indiretto sul tasso d'interesse nominale  $\hat{i}_t$  è anch'esso considerevole, 11.77% dopo un anno, 20.64% dopo due anni, 24.58% nel medio periodo e 24.66% nel lungo. Da notare che mentre il

peso sull'output gap  $\hat{x}_t$  diminuisce passando dal breve al medio e al lungo periodo, il peso sul tasso d'interesse aumenta. Tale shock impatta indirettamente anche l'inflazione  $\hat{\pi}_t$  con percentuali sicuramente inferiori a quelle di  $u_t^\pi$  ma comunque superiori a quelle di  $u_t^x$  e  $u_t^i$ : nel breve periodo ne spiega il 2.42% della varianza dell'errore di previsione quattro passi avanti e il 4.41% otto passi avanti, nel medio periodo ne spiega il 5.14% e nel lungo il 5.22%.

La decomposizione della varianza infiniti passi avanti risulta uguale a quella quaranta passi avanti, ciò indica che dopo dieci anni la varianza si stabilizza e la sua decomposizione non si modifica negli anni successivi.

I risultati ottenuti mettono in luce la significatività del news shock, nell'esaminare variabili come output gap, inflazione e tasso d'interesse nominale.

## **Capitolo 4**

### **DUE CAMPIONI A CONFRONTO**

In questa sezione della tesi conduciamo l'analisi del modello separatamente per i due sottoperiodi in cui sono divisibili i nostri dati (grande inflazione e grande moderazione). In particolare il nostro obiettivo è cogliere l'entità dell'impatto del news shock sulle variabili esplicative del nostro modello rispettivamente per i due sottocampioni e fare un confronto.

#### **4.1 Analisi primo campione**

Come precedentemente descritto, il primo campione va dal primo trimestre del 1966 al terzo trimestre del 1979 ed è rappresentativo della fase di grande inflazione.

Valutiamo innanzitutto la convergenza del modello.

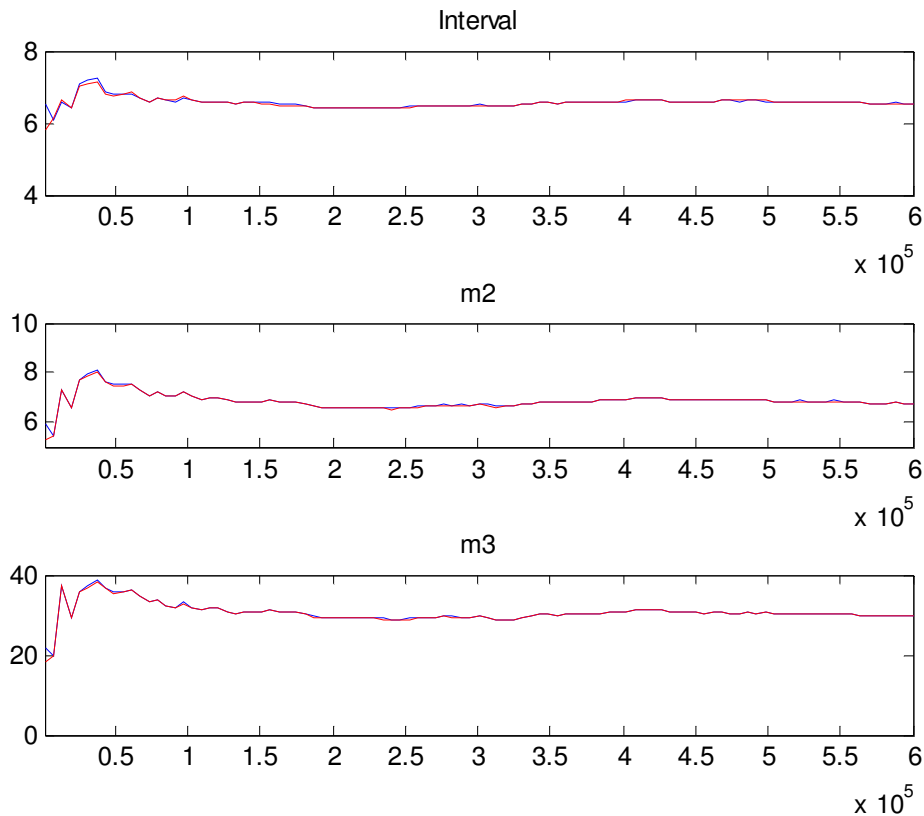


Figura 12: “multivariate diagnostic”, sample 1966:I - 1979:III

E' di nostro interesse solo la parte finale dei tre grafici in figura 12, dal  $5.5 * 10^5$  in ascissa, in quanto sono state scartate il 90% delle osservazioni. Le linee rosse e blu convergono e si stabilizzano verso la fine del grafico, quindi possiamo affermare che il modello converge ed è quindi verificata una condizione necessaria per la correttezza delle stime.

Sono state necessarie 600.000 iterazioni dell'algoritmo Metropolis-Hastings e il cambiamento di alcuni valori iniziali di alcuni parametri per il calcolo della moda al fine di ottenere delle distribuzioni a posteriori accettabili. I nuovi valori iniziali che abbiamo assegnato sono: 0.05 per  $\rho_{\pi}$  e 0.21 per  $\sigma_{\pi}$ .

Ora andiamo a valutare il risultato del processo di stima, nella tabella seguente vengono riportati i principali valori forniti da Dynare per ciascun parametro del modello, la moda a posteriori, la media a posteriori e l'intervallo di credibilità al 90% per quest'ultima.

Tabella 10: distribuzioni a posteriori, campione 1966:I - 1979:III

<b>Parametri</b>	<b>Moda</b>	<b>Media a posteriori</b>	<b>Intervallo di credibilità al 90%</b>
$\mu_{\pi}$	0.5269	0.6388	0.4748 ; 0.8926
$\lambda$	0.0096	0.0151	0.0034 ; 0.0267
$\mu_x$	0.5091	0.4984	0.4435 ; 0.5546
$\psi$	0.0614	0.0842	0.0268 ; 0.1404
$\phi_1^i$	0.7303	0.7528	0.5568 ; 0.9567
$\phi_2^i$	0.0112	0.0146	-0.1582 ; 0.1877
$\phi^{\pi}$	0.9495	1.0757	0.7945 ; 1.3695
$\phi^x$	0.3921	0.4500	0.2757 ; 0.6175
$\rho_{\pi}$	0.0049	0.3085	0.0000 ; 0.6918
$\sigma_{\pi}$	0.2095	0.1832	0.0974 ; 0.2503
$\sigma_x$	0.4077	0.4274	0.3229 ; 0.5288
$\sigma_i$	0.1948	0.2064	0.1733 ; 0.2371
$\sigma_{\eta}$	0.1826	0.1896	0.0554 ; 0.3094

Tra i valori che Dynare ci fornisce si hanno anche, la logverosimiglianza calcolata con il metodo di Laplace, 633.059077, e la logverosimiglianza calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean” (Geweke, 1998) che assume valore 634.956026, più alto rispetto al primo.

Il tasso di accettazione è compreso tra 34.02% e il 34.65%, accettabile in quanto appartenente al range precedentemente discusso (23%, 40%).

Sono di nostro interesse anche i valori di moda e media a posteriori assunti deviazioni standard degli shock, che rappresentano la loro volatilità, e che in seguito confronteremo con i valori assunti nel secondo campione. In particolare

la moda a posteriori per  $\sigma_\eta$  è pari a 0.1826, maggiore del valore visto per il campione completo (0.1733), la media a posteriori vale 0.1896, superiore a quella vista per il campione completo ed addirittura alla media a posteriori di  $\sigma_\pi$  (0.1832). L'intervallo di credibilità al 90% è [0.0554 ; 0.3094], esclude lo zero e comprende valori positivi, indice della significatività della stima. Gli intervalli di credibilità in tabella hanno tutti estremo inferiore maggiore o uguale a zero e le stime ottenute risultano tutte positive. Unica eccezione per  $\phi_2^i$  che a differenza di quanto visto per il campione completo ha intervallo di credibilità al 90% [-0.1582 ; 0.1877] che comprende lo zero e dei valori negativi. Possiamo interpretare questi valori negativi come indici del fatto che il tasso di interesse nominale ritardato di due periodi  $i_{t-2}$  può avere un peso anche negativo sul tasso di interesse nominale corrente  $i_t$ .



Analizziamo i grafici della distribuzione a posteriori per i singoli parametri.

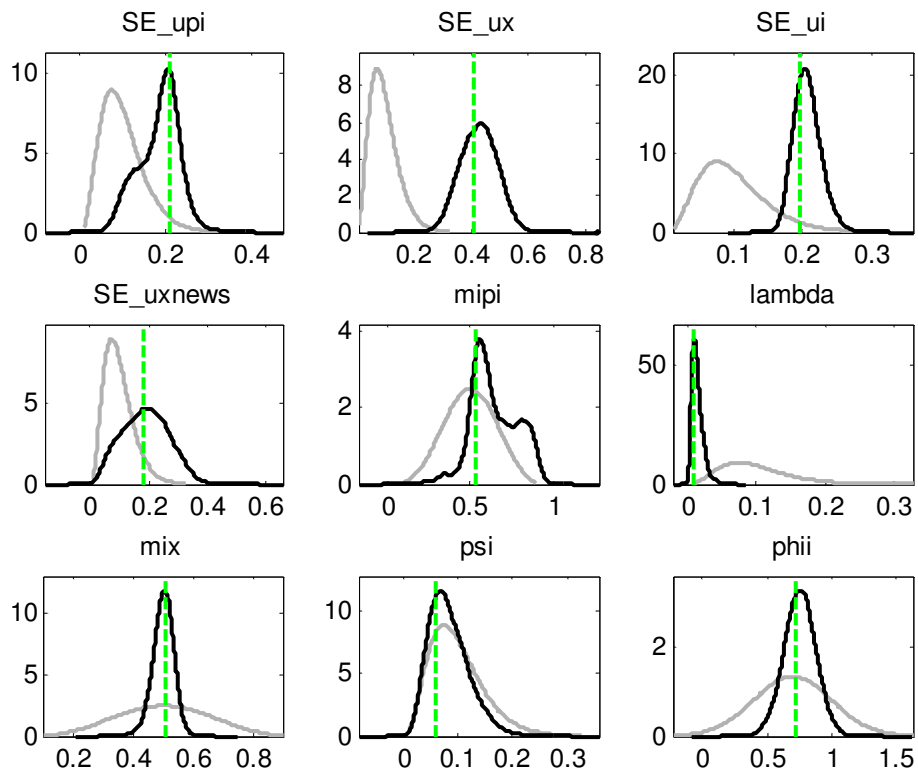


Figura 13: grafici distribuzioni a priori e a posteriori – I

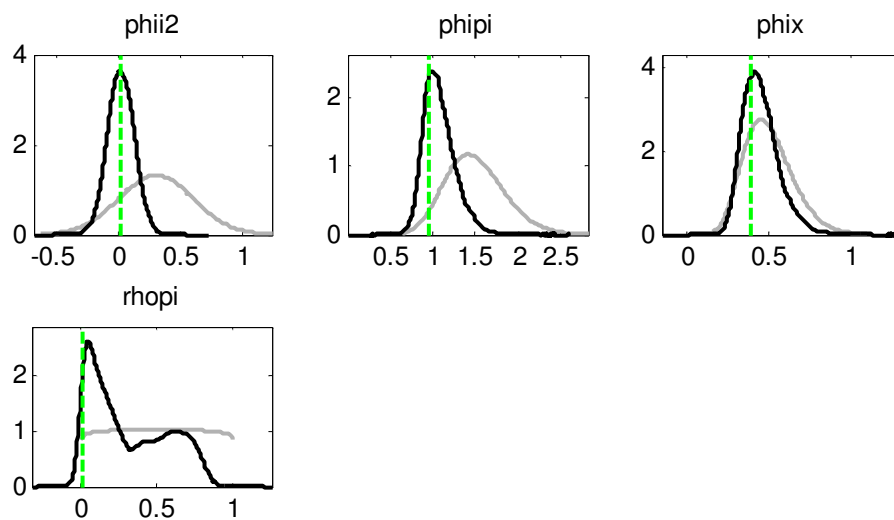


Figura 14: grafici distribuzioni a priori e a posteriori – II<sup>15</sup>

<sup>15</sup> Le figure 13 e 14 si riferiscono al primo campione, 1966:I - 1979:III.

Dalle figure sopra riportate vediamo come la moda a posteriori, linea verde, sia quella calcolata al primo “step” di stima e circa uguale ai valori iniziali da noi inseriti. Le distribuzioni a posteriori per  $\sigma_\pi$  (SE\_upi),  $\mu_\pi$  (mipi), e  $\rho_\pi$  (rhopi) non hanno andamento simile alla normale, ma si può comunque affermare che i dati sono informativi in quanto le distribuzioni a priori e a posteriori non coincidono.

Vediamo ora le funzioni di risposta ad impulso.

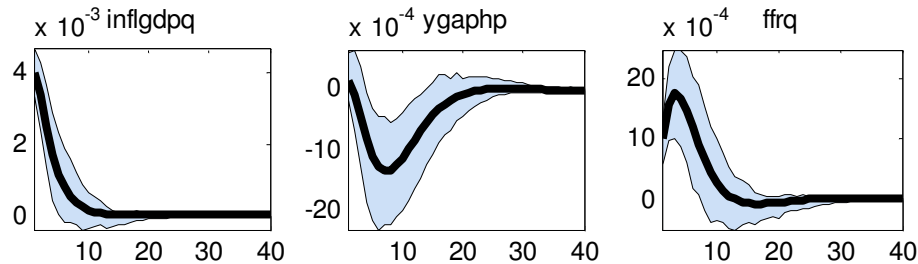


Figura 15: Effetto dello shock  $u_t^\pi$  all'inflazione, 1966:I - 1979:III

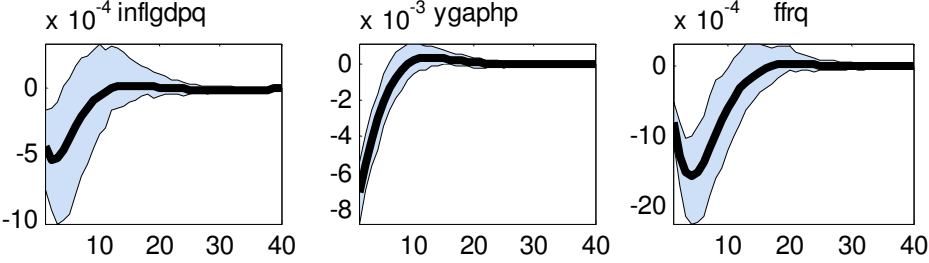


Figura 16: Effetto dello shock  $u_t^x$  all'output gap, 1966:I - 1979:III

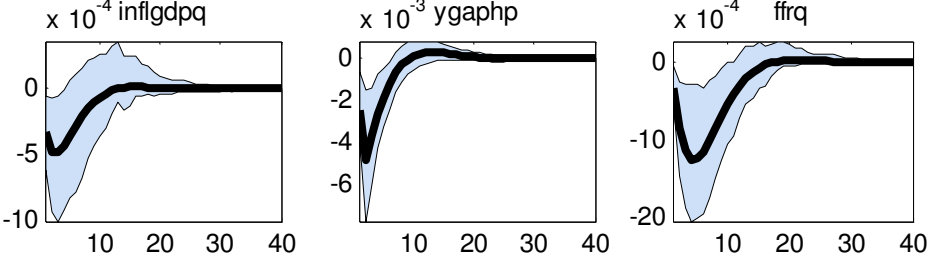


Figura 17: Effetto del news shock  $\eta_{t-1}$  all'output gap, 1966:I - 1979:III

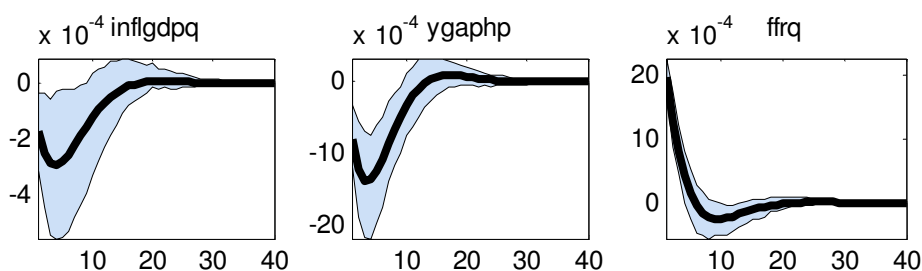


Figura 18: Effetto dello shock  $u_t^i$  al tasso d'interesse nominale, 1966:I - 1979:III

Una differenza che emerge rispetto ai grafici visti per il campione completo è che le linee nere sottili, ovvero il quinto e il novantacinquesimo percentile della distribuzione a posteriori tendono a collapsare attorno alla funzione di risposta d'impulso, linea nera più spessa. Possiamo interpretare ciò come una maggiore precisione nella stima delle funzioni di risposta ad impulso.

Lo shock all'inflazione  $u_t^\pi$  in questo grafico sembra spingere più in alto l'inflazione rispetto al campione completo, arriva fino a  $4 * 10^{-3}$  anziché  $3 * 10^{-3}$ , si ha come l'aumento di conseguenza del tasso di interesse e una recessione per l'output gap che riporta inflazione e tasso d'interesse all'equilibrio. La spinta maggiore dell'inflazione si potrebbe attribuire al fatto che, nel periodo considerato ci sono stati gli shock petroliferi più gravi della storia, del 1973 e del 1975.

Lo shock tecnologico  $u_t^x$  causa una recessione maggiore dell'output gap rispetto a quella vista per il campione completo, arriva infatti fino a  $-7 * 10^{-3}$  mentre prima arrivava a  $-6 * 10^{-3}$ . L'andamento che segue è una diminuzione dell'inflazione tramite la curva di Phillips e a una diminuzione del tasso di interesse tramite la curva di Taylor. Però la diminuzione del tasso d'interesse nominale farà aumentare l'output gap e di conseguenza l'inflazione, riducendo l'effetto iniziale dello shock che pian piano scompare finché tutte e tre le serie tornano al loro stato stazionario. Rispetto al campione intero, tutto questo

sembra avvenire più velocemente, probabilmente perché in questo periodo l'inflazione reagisce in maniera più flessibile agli shock esterni.

Un aumento del news shock  $\eta_{t-1}$ , in questo periodo considerato ha un effetto simile a quello precedentemente visto per il campione intero. Un aumento dello shock atteso dagli agenti, porta ad una diminuzione dell'output gap, fino a raggiungere il picco di circa  $5 * 10^{-3}$  a cui consegue una diminuzione dell'inflazione tramite la curva di Phillips e del tasso d'interesse tramite l'equazione di Taylor. La diminuzione del tasso d'interesse comporta un successivo aumento dell'output fino a zero che riporta all'equilibrio stazionario sia inflazione sia tasso d'interesse.

Se  $u_t^i$  aumenta, il tasso d'interesse nominale aumenta, di conseguenza l'output gap diminuisce. L'inflazione diminuirà finché i prezzi non si saranno stabilizzati. Infine, il tasso di interesse tornerà al livello stazionario e tale diminuzione del tasso d'interesse riporterà anche l'output gap e di seguito l'inflazione al livello di partenza. L'andamento è praticamente lo stesso che si ha per l'intero campione, ma anche qui si può notare che l'inflazione si muove più velocemente.

Andiamo ora ad analizzare la decomposizione della varianza dell'errore di previsione per il primo campione a breve termine ovvero un anno e due anni dopo lo shock (quattro e otto passi avanti), a medio termine ovvero quattro anni dopo (sedici passi avanti) e a lungo termine ossia dieci anni dopo lo shock (quaranta passi avanti). Infine studieremo la varianza infiniti passi avanti per vedere qual è il vero valore verso il quale la decomposizione della varianza si stabilizza.

Tabella 11: Decomposizione della varianza 4 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	4.18	91.90	0.48	3.44
$\widehat{x}_t$	62.10	0.14	1.92	35.84
$\widehat{l}_t$	28.88	31.74	21.96	17.42

Tabella 12: Decomposizione della varianza 8 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	6.33	87.00	1.10	5.57
$\widehat{x}_t$	59.12	1.68	2.89	36.31
$\widehat{l}_t$	33.31	30.46	12.29	23.94

Tabella 13: Decomposizione della varianza 16 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	6.67	85.95	1.41	5.97
$\widehat{x}_t$	57.61	3.99	2.95	35.45
$\widehat{l}_t$	34.04	28.74	11.71	25.50

Tabella 14: Decomposizione della varianza 40 passi avanti, in percentuale<sup>16</sup>

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	6.69	85.91	1.41	5.98
$\widehat{x}_t$	57.53	4.08	2.96	35.43
$\widehat{l}_t$	34.01	28.82	11.70	25.47

<sup>16</sup> Le tabelle 11, 12, 13 e 14 sopra riportate si riferiscono al primo campione 1966:I - 1979:III.

Tabella 15: Decomposizione della varianza infiniti passi avanti, in percentuale<sup>17</sup>

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	6.69	85.91	1.41	5.98
$\widehat{x}_t$	57.53	4.08	2.96	35.43
$\widehat{i}_t$	34.01	28.82	11.70	25.47

Nel breve periodo rileviamo che lo shock tecnologico  $u_t^x$ , ha l'effetto maggiore sull'output gap  $\widehat{x}_t$ , il 62.10% a un anno e il 59.12% a due anni. Tale effetto si riduce a 57.61% nel medio periodo, e 57.53% nel lungo periodo. Il peso sul tasso d'interesse  $\widehat{i}_t$  cresce nel breve termine dal 28.88% (a un anno) al 33.31% (a due anni), passa al 34.04% nel medio periodo e cala un po' nel lungo periodo (dieci anni dopo) fino a 34.01%. L'impatto sull'inflazione  $\widehat{\pi}_t$  è contenuto, aumenta dal breve periodo al lungo periodo raggiungendo il 6.69%.

Il cost-push shock  $u_t^\pi$  naturalmente ha un contributo elevatissimo sull'inflazione  $\widehat{\pi}_t$ , e ad ogni periodo analizzato ne costituisce sempre la percentuale maggiore anche se questa cala leggermente: il 91.90% a un anno, il 87.00% a due anni, l'85.95% a quattro anni e l'85.91% a dieci anni. Come precedentemente detto per il campione completo, queste percentuali molto elevate comportano che l'influenza degli altri shock sull'inflazione  $\widehat{\pi}_t$  è minima. Lo shock  $u_t^\pi$  ha un peso rilevante anche sul tasso d'interesse nominale  $\widehat{i}_t$ . A breve termine passa dal 31.74% quattro passi avanti al 30.46% otto passi avanti, nel medio termine arriva al 28.74% e al 28.82% a lungo termine. L'impatto sull'output gap  $\widehat{x}_t$  è insignificante nel breve e medio periodo, raggiunge il 4.08% nel lungo periodo.

Lo shock di politica monetaria  $u_t^i$  incide principalmente sulla variabile tasso d'interesse nominale,  $\widehat{i}_t$ . Pesa 21.96% dopo un anno, 12.29% dopo due anni, 11.71% dopo quattro anni e 11.70% dopo dieci anni. L'impatto sull'output gap

<sup>17</sup> La tabella 15 si riferisce al primo campione, 1966:I - 1979:III.

$\hat{x}_t$  è bassissimo passa dal 2% circa nel breve periodo al 3% circa nel lungo. L'influenza sull'inflazione  $\hat{\pi}_t$  è insignificante, sempre inferiore al 2%.

L'effetto del "news shock"  $\eta_{t-1}$  è quello di principale interesse nel nostro lavoro. L'influenza maggiore è sull'output gap  $\hat{x}_t$ . Nel breve periodo, incide per il 35.84% quattro passi avanti e per il 36.31% otto passi avanti; nel medio periodo, sedici passi avanti per il 35.45% e nel lungo periodo per il 35.43%. E' evidente come queste percentuali siano abbastanza elevate e confermano la presenza dello shock  $\eta_{t-1}$  da noi ipotizzato nell'equazione (1.2) del modello. L'effetto indiretto sul tasso d'interesse nominale  $\hat{i}_t$  è anch'esso considerevole, 17.42% dopo un anno, 23.94% dopo due anni, 25.50% nel medio periodo e 25.47% nel lungo. Tale shock impatta indirettamente anche l'inflazione  $\hat{\pi}_t$ : nel breve periodo ne spiega il 3.44% della varianza dell'errore di previsione quattro passi avanti e il 5.57% otto passi avanti, nel medio periodo ne spiega il 5.97% e nel lungo il 5.98%.

Pure qui, come nel campione completo, la decomposizione della varianza infiniti passi avanti risulta uguale a quella quaranta passi avanti, ovvero, dopo dieci anni la varianza si stabilizza e la sua decomposizione non si modifica negli anni successivi.

In generale notiamo che l'effetto dello shock tecnologico sulle variabili di interesse, è maggiore rispetto a quanto visto per il campione completo. Il cost-push shock ha un'influenza maggiore sul tasso d'interesse nominale  $\hat{i}_t$  rispetto al campione intero. Lo shock di politica monetaria ha un effetto un po' più contenuto rispetto a quello visto per l'intero campione. Il news shock ha un impatto minore sull'output gap  $\hat{x}_t$ , rispetto a quanto visto per il campione totale, invece aumenta un po' l'influenza sul tasso d'interesse nominale  $\hat{i}_t$  e sull'inflazione  $\hat{\pi}_t$ .

Quindi come già visto per il campione totale i risultati ottenuti mettono in luce la significatività del news shock nell'esaminare le variabili del nostro modello anche solo per il campione ristretto (1966:I - 1979:III).

## 4.2 Analisi secondo campione

Il secondo campione va dal primo trimestre del 1985 al secondo trimestre 2007 ed è rappresentativo della fase di grande moderazione in precedenza descritta.

Valutiamo dapprima la convergenza del modello, condizione necessaria per la correttezza delle stime.

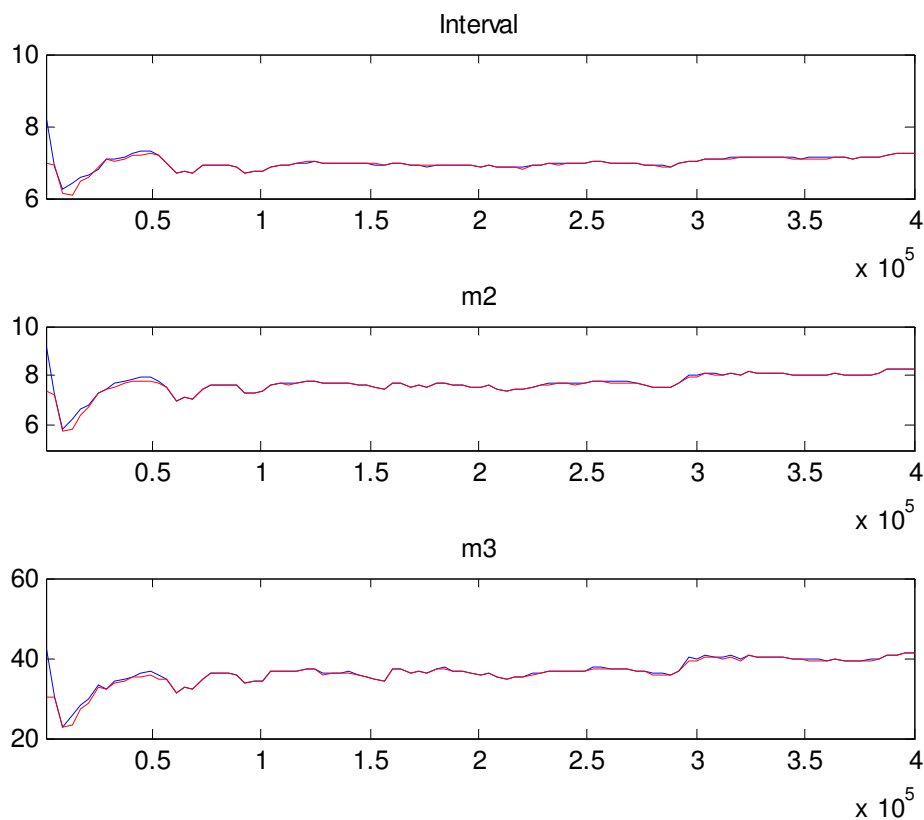


Figura 19: “multivariate diagnostic”, sample 1985:I - 2007:II

E' di nostro interesse soltanto l'ultima parte dei tre grafici in figura 19, dal valore  $3.5 * 10^5$  in ascissa, in quanto abbiamo scartato il 90% delle 400.000



iterazioni. La convergenza del modello per il secondo sottocampione viene rispettata poiché, sia per l'intervallo di confidenza sia per la varianza sia per il momento terzo, le linee blu e rosse tendono a convergere e a stabilizzarsi.

Possiamo ora esaminare i risultati del processo di stima.

Innanzitutto un primo valore da prendere in considerazione è quello della logverosimiglianza calcolata con il metodo di Laplace, 1230.796556, ottenuto al primo passo del processo di stima. Il valore ottenuto nella stima per il campione completo era più elevato, 1989.312879 mentre quello per il primo campione era molto inferiore, 633.059077. La logverosimiglianza ottenuta con il metodo "Modified Harmonic Mean" è 1232.440306, più alta di quella calcolata con il metodo di Laplace. Come per la logverosimiglianza di Laplace, tale valore è inferiore a quello di riferimento ottenuto nel campione completo, 1990.923914 e maggiore di quello ottenuto per il primo campione 634.956026.

Il tasso di accettazione è compreso tra il 44.65% e 44.82%, appartiene quindi al range più ampio considerato nel paragrafo (3.4) e sostenuto da Canova (2009).

Tabella 14: distribuzioni a posteriori, campione 1985:I - 2007:II

<b>Parametri</b>	<b>Moda</b>	<b>Media a posteriori</b>	<b>Intervallo di credibilità al 90%</b>
$\mu_{\pi}$	0.644	0.7186	0.6050 ; 0.8376
$\lambda$	0.0074	0.009	0.0023 ; 0.0157
$\mu_x$	0.5005	0.4608	0.3620 ; 0.5513
$\psi$	0.0215	0.0399	0.0072 ; 0.0735
$\phi_1^i$	1.0863	1.0882	0.9267 ; 1.2483
$\phi_2^i$	-0.203	-0.2051	-0.3527; -0.0556
$\phi^{\pi}$	1.2152	1.2965	0.8634 ; 1.7409
$\phi^x$	0.5425	0.5705	0.4001 ; 0.7358
$\rho_{\pi}$	0.0034	0.1501	0.0000 ; 0.3269
$\sigma_{\pi}$	0.1353	0.1329	0.1075 ; 0.1569
$\sigma_x$	0.2379	0.2544	0.2074 ; 0.3020
$\sigma_i$	0.1117	0.1151	0.1010 ; 0.1297
$\sigma_{\eta}$	0.0727	0.0839	0.0290 ; 0.1341

Nella tabella 14 riportiamo i valori principali ottenuti dal processo di stima per ciascuno dei parametri: la moda, la media a posteriori e l'intervallo di credibilità al 90% per la media a posteriori.

In questo campione il parametro  $\phi_2^i$  assume valori negativi, la moda è negativa, -0.203, la media a posteriori è negativa -0.2051 e lo stesso l'intervallo di credibilità al 90%, [-0.3527; -0.0556].

Il resto delle stime sono positive con intervalli di credibilità il cui estremo inferiore risulta maggiore o uguale a zero.

Andiamo a verificare se effettivamente, come ci attendiamo, le volatilità degli shock sono minori rispetto a quelle viste per il primo campione.

Tabella 15: Confronto volatilità degli shock

	Moda a posteriori		Media a posteriori	
	1966:I - 1979:III	1985:I-2007:II	1966:I - 1979:III	1985:I-2007:II
$\sigma_{\pi}$	0.2095	0.1353	0.1832	0.1329
$\sigma_x$	0.4077	0.2379	0.4274	0.2544
$\sigma_i$	0.1948	0.1117	0.2064	0.1151
$\sigma_{\eta}$	0.1826	0.0727	0.1896	0.0839

La tabella 15 riassume la moda e la media a posteriori per le volatilità degli shock. Possiamo osservare che effettivamente, le stime della moda a posteriori per le deviazioni standard ottenute per il secondo campione sono inferiori a quelle precedentemente ottenute con il primo. La stessa osservazione si può fare per la media a posteriori, anch'essa inferiore a quella ottenuta per il primo campione.

Per lo shock  $u_t^{\pi}$  abbiamo una volatilità  $\sigma_{\pi}$  che ha moda 0.1353 inferiore al valore 0.2095 riscontrato per il precedente campione, lo stesso vale per la media a posteriori, 0.1329, inferiore a 0.1832. La moda a posteriori per  $\sigma_x$  vale 0.2379 e la media a posteriori 0.2544, entrambi i valori sono rispettivamente minori di 0.4077 e 0.4274 riscontrati per il primo campione. La moda a posteriori di  $\sigma_i$  è pari a 0.1117 inferiore a 0.1948 del primo campione e la media a posteriori vale 0.1151 minore di 0.2064. Per  $\sigma_{\eta}$ , deviazione standard del news shock oggetto principale di questo lavoro, si hanno moda 0.0727, e media a posteriori 0.0839, rispettivamente meno elevati di 0.1826 e 0.1896 ottenuti per il primo campione.

Tale risultato rispecchia quanto ci attendevamo, ovvero deviazioni standard degli shock più piccole per il secondo sottocampione (si veda Justiniano e Primiceri (2008)).

Passiamo ora all'analisi grafica delle distribuzioni a posteriori.

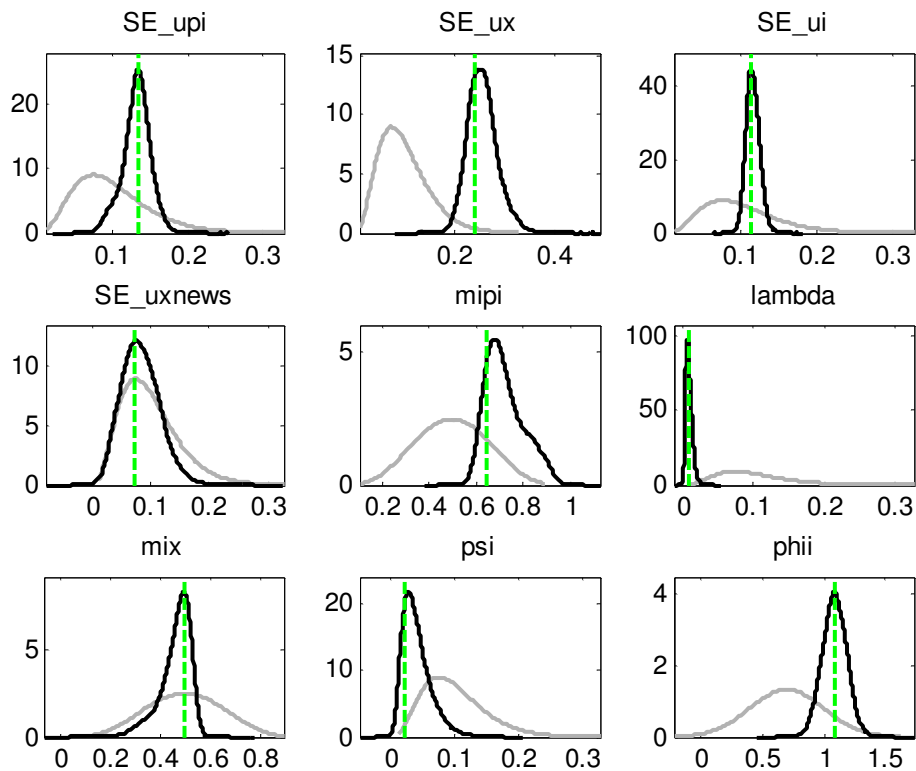


Figura 20: grafici delle distribuzioni a priori e a posteriori – I<sup>18</sup>

<sup>18</sup> La figura 20 si riferisce al secondo campione, 1985:I - 2007:II.

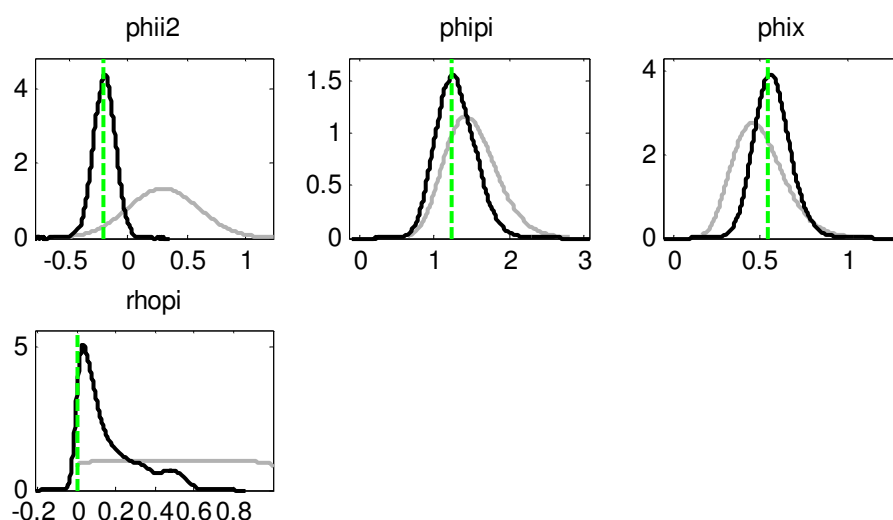


Figura 21: grafici delle distribuzioni a priori e a posteriori - II<sup>19</sup>

Come dimostrano le figure 20 e 21, i grafici della distribuzione a posteriori ottenuti per i vari parametri confermano la capacità dei dati di apportare informazioni, non essendo contaminati dalle credenze a priori, lasciate intenzionalmente poco informative. Si potrebbe essere un po' scettici per il parametro  $\rho_\pi$  (rhopi) in quanto la distribuzione a posteriori si discosta maggiormente dalla distribuzione gaussiana rispetto alle altre, ma anche per questo parametro la distribuzione a priori e quella a posteriori sono diverse e ciò ci porta a concludere che i dati sono informativi. Da notare invece che la distribuzione di  $\mu_\pi$  (mipi) assomiglia di più alla normale rispetto a quella ottenuta per il campione intero. In generale la moda a posteriori risulta quella calcolata al primo passo del processo di stima e le deviazioni standard degli shock sono centrate vicino allo zero.

Analizziamo ora le funzioni di risposta ad impulso.

<sup>19</sup> La figura 21 si riferisce al secondo campione, 1985:I - 2007:II.

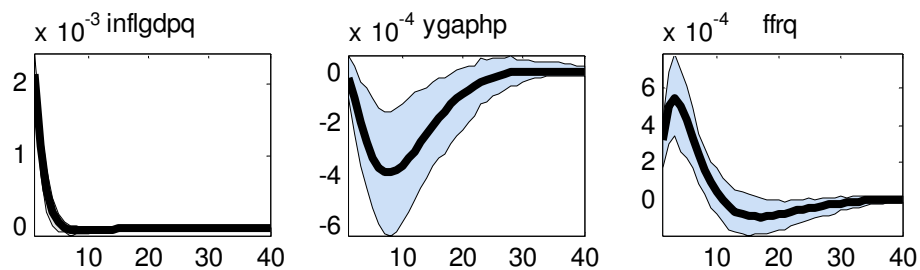


Figura 22: effetto dello shock  $u_t^\pi$  all'inflazione, 1985:I - 2007:II

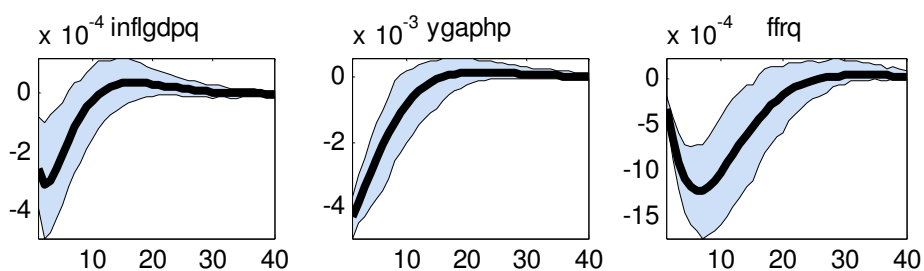


Figura 23: effetto dello shock  $u_t^x$  all'output gap, 1985:I - 2007:II

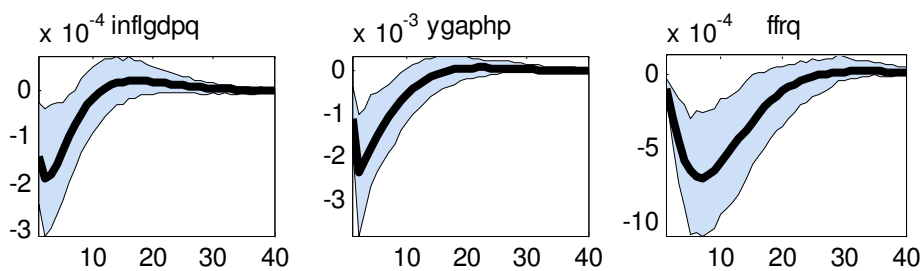


Figura 24: effetto del news shock  $\eta_{t-1}$  all'otput gap, 1985:I - 2007:II

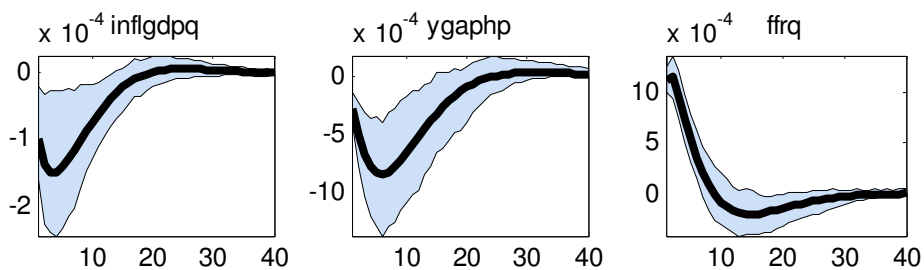


Figura 25: effetto dello shock  $u_t^i$  al tasso di interesse nominale, 1985:I - 2007:II

Come si può vedere dai grafici riportati nelle figure sopra, l'andamento delle funzioni di risposta d'impulso rimane lo stesso di quello analizzato per il campione generale.

Per quanto riguarda l'effetto dello shock  $u_t^\pi$ , la differenza principale rispetto al primo campione e a quello intero sta nel fatto che inizialmente l'inflazione aumenta un po' meno, circa  $2 * 10^{-3}$ . La Banca Centrale di conseguenza alza un po' meno il tasso di interesse nominale per contenere i prezzi ma l'intervento è più tempestivo perché i banchieri centrali assumono in questo periodo una politica monetaria più severa che ha come primo obiettivo la stabilità dei prezzi, si ha quindi una discesa dell'inflazione allo stato di equilibrio molto veloce.

La stessa osservazione si può fare quando  $u_t^x$  aumenta, l'output diminuisce ma in misura minore rispetto a quanto visto per i campioni precedenti, raggiunge il  $-4 * 10^{-3}$ , di conseguenza anche l'inflazione diminuisce un po' meno ma torna molto velocemente a zero grazie all'intervento della banca centrale.

Un aumento del news shock  $\eta_{t-1}$  porta ad una diretta diminuzione dell'output con un picco di  $-2.5 * 10^{-3}$ , sempre di entità minore rispetto al primo campione e a quello totale ma la differenza maggiore è nella velocità con cui l'inflazione torna allo stato iniziale rispetto al campione completo, indice sempre della politica monetaria più rigida, tale differenza è evidente anche nelle IRF per lo shock  $u_t^i$ .

Per quanto riguarda il news shock oggetto del nostro lavoro, le IRF mostrano come anche per il secondo campione analizzato, esso esercita un'influenza non trascurabile sulle variabili macroeconomiche di nostro interesse.

Guardiamo infine le tabelle sotto riportate che restituiscono i valori della decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEVD).

Tabella 16: Decomposizione della varianza 4 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	5.37	91.76	0.81	2.06
$\widehat{x}_t$	77.27	0.15	1.32	21.27
$\widehat{l}_t$	28.88	10.41	53.17	7.55

Tabella 17: Decomposizione della varianza 8 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	7.12	88.44	1.61	2.83
$\widehat{x}_t$	74.19	0.56	2.84	22.41
$\widehat{l}_t$	46.84	7.85	30.53	14.78

Tabella 18: Decomposizione della varianza 16 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	7.21	87.95	1.96	2.88
$\widehat{x}_t$	72.75	1.03	3.98	22.24
$\widehat{l}_t$	53.53	5.85	22.48	18.14

Tabella 19: Decomposizione della varianza 40 passi avanti, in percentuale<sup>20</sup>

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	7.34	87.77	1.96	2.93
$\widehat{x}_t$	72.69	1.06	4.01	22.24
$\widehat{l}_t$	53.51	5.86	22.40	18.22

<sup>20</sup> Le tabelle 16, 17, 18 e 19 si riferiscono al secondo campione, 1985:I - 2007:II.



Tabella 20: Decomposizione della varianza infiniti passi avanti, in percentuale<sup>21</sup>

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	7.34	87.77	1.96	2.93
$\widehat{x}_t$	72.69	1.06	4.01	22.24
$\widehat{i}_t$	53.51	5.86	22.40	18.22

Lo shock tecnologico  $u_t^x$ , ha l'effetto maggiore sull'output gap  $\widehat{x}_t$ , il 77.27% a un anno e il 74.19% a due anni. Tale effetto si riduce a 74.19% nel medio periodo, e 72.69% nel lungo periodo. Il peso sul tasso d'interesse  $\widehat{i}_t$  cresce nel breve termine dal 28.88% (a un anno) al 46.84% (a due anni), passa al 53.53% nel medio periodo e cala un po' nel lungo periodo (dieci anni dopo) a 53.51%. L'impatto sull'inflazione  $\widehat{\pi}_t$  è contenuto, aumenta dal breve periodo al lungo periodo raggiungendo il 7.34%.

Il cost-push shock  $u_t^\pi$  ha il peso maggiore sull'inflazione  $\widehat{\pi}_t$ , il 91.74% a un anno, l'88.44% a due anni, l'87.95% a quattro anni e l'87.77% a dieci anni. A breve termine lo shock  $u_t^\pi$  ha un contributo del 10.41% a un anno sul tasso di interesse nominale  $\widehat{i}_t$ , che però diminuisce negli anni successivi stabilizzandosi attorno al 5.86%. L'effetto sull'output gap  $\widehat{x}_t$  non è rilevante.

Lo shock di politica monetaria  $u_t^i$  naturalmente impatta principalmente il tasso d'interesse nominale  $\widehat{i}_t$ , pesa 53.17% dopo un anno, 30.53% dopo due anni, 22.48% dopo quattro anni e 22.40% dopo dieci anni. Influisce leggermente sull'output gap  $\widehat{x}_t$ , con un peso crescente, che raggiunge il 4.01% dopo dieci anni. L'effetto sull'inflazione  $\widehat{\pi}_t$  è sempre inferiore al 2%.

Il news shock  $\eta_{t-1}$  ha naturalmente l'impatto maggiore sull'output gap  $\widehat{x}_t$ . Nel breve periodo incide per 21.27% dopo un anno e per il 22.41% dopo due anni.

<sup>21</sup> La tabella 20 si riferisce al secondo campione, 1985:I - 2007:II.

Dopo quattro anni si stabilizza a 21.24% e si mantiene costante nel lungo periodo. L'effetto indiretto sul tasso d'interesse nominale  $\hat{i}_t$  è crescente dal breve al lungo periodo, parte dal 7.55% dopo un anno, quasi raddoppia dopo due anni raggiungendo il 14.78%, arriva al 18.14% dopo quattro anni e si stabilizza dopo dieci anni attorno al 18.22%. L'impatto del news shock sull'inflazione  $\hat{\pi}_t$  si mantiene debole, inferiore al 3%.

Come già visto per il campione intero e per il primo campione, la decomposizione della varianza infiniti passi avanti coincide con quella quaranta passi avanti, confermando il fatto che la varianza dopo dieci anni si stabilizza e la sua decomposizione in seguito non si modifica.

Possiamo confrontare questi risultati con quelli ottenuti per l'intero campione e per il primo campione considerato.

In particolare essendo un campione rappresentativo della "Great Moderation" quello che riscontriamo è una minore volatilità degli shock e quindi un sistema economico più stabile perché la Fed esercita un controllo maggiore sull'inflazione  $\hat{\pi}_t$  e il tasso d'interesse nominale  $\hat{i}_t$ .

E' infatti diminuito l'impatto del cost-push shock sul tasso d'interesse nominale  $\hat{i}_t$  dal 28.82% nel primo campione al 10.41% per questo campione, possiamo interpretare questo come un indice della maggiore severità dei banchieri centrali.

In generale l'effetto del news shock  $\eta_{t-1}$  sulle variabili è inferiore a quello riscontrato nel periodo precedente e nell'intero campione. Per il primo campione l'effetto sull'output gap  $\hat{x}_t$  si stabilizzava attorno 35.43% nel lungo periodo, per questo campione invece si stabilizza attorno al 21.24%. Ciò è espressione di un'economia più stabile.

Riconosciamo però che l'effetto dello shock tecnologico su questo campione impatta sull'output gap  $\hat{x}_t$  e sul tasso d'interesse  $\hat{i}_t$  con percentuali più elevate rispetto a quelle precedentemente riscontrate per l'intero campione e per il

primo campione, evidentemente lo shock tecnologico è meno controllabile dai banchieri centrali.

In ogni caso anche per questo campione, i risultati evidenziano come il news shock, oggetto della nostra tesi, abbia un impatto rilevante sulle variabili macroeconomiche del modello.



## Capitolo 5

### CONTROLLI DI ROBUSTEZZA

#### 5.1 Analisi modello senza “news shock”

Come controllo di robustezza del nostro modello esaminiamo il seguente modello ristretto senza il news shock.

$$\pi_t = \beta \mu_\pi \pi_{t+1}^e + (1 - \mu_\pi) \pi_{t-1} + \lambda x_t + \varepsilon_t^\pi \quad (21)$$

$$x_t = \mu_x x_{t+1}^e + (1 - \mu_x) x_{t-1} - \psi(i_t - \pi_{t+1}^e) - u_t^x \quad (29)$$

$$i_t = \phi_1^i i_{t-1} + \phi_2^i i_{t-2} + (1 - \phi_1^i - \phi_2^i)(\phi^\pi \pi_t + \phi^x x_t) + u_t^i \quad (23)$$

$$\varepsilon_t^\pi = \rho_\pi \varepsilon_{t-1}^\pi + u_t^\pi \quad (24)$$

$$u_t^z \sim i.i.d. WN(0, \sigma_z^2), \quad z \in \{\pi, x, i\} \quad (25)$$

Le equazioni sopra, sono le stesse del modello iniziale, con la differenza che abbiamo tolto il news shock dall'equazione (22) ottenendo quindi l'equazione (29).

Innanzitutto controlliamo la convergenza per il modello. I tre grafici della figura 26 mostrano che il modello converge, le linee rosse e blu sono stabili e quasi completamente sovrapposte in particolare alla fine del grafico.

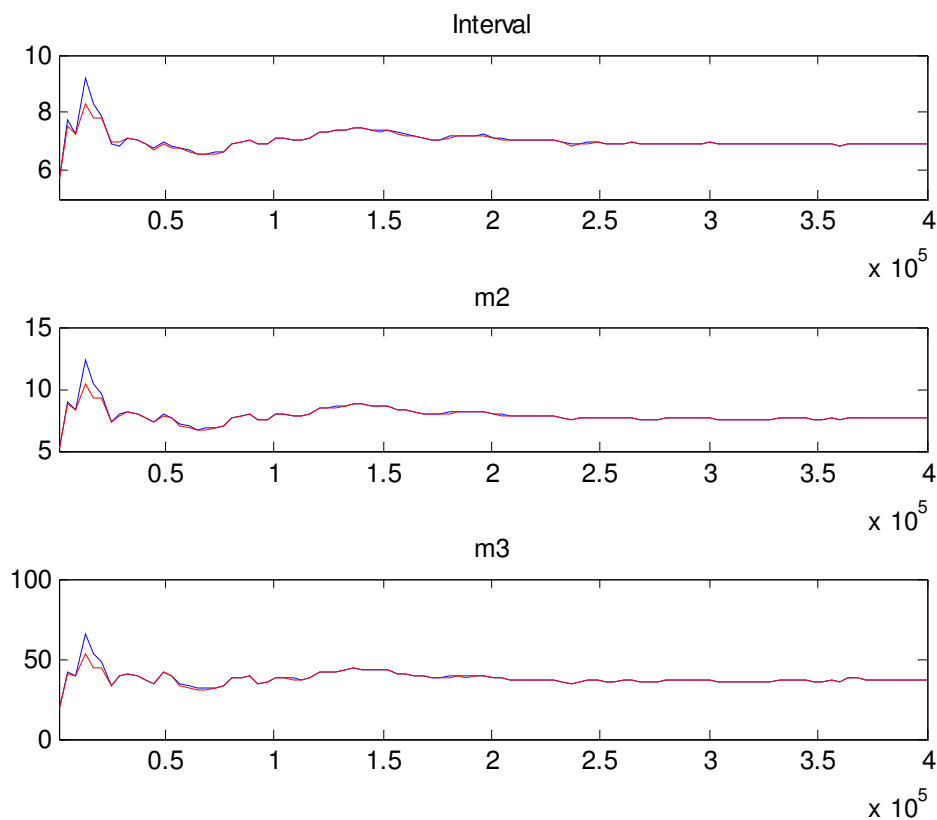


Figura 26: “multivarite diagnostic”

La tabella 21, riassume i valori della moda, della media a posteriori e l’intervallo di credibilità al 90% per quest’ultima. A differenza del modello con il news shock, logicamente si ha un parametro in meno, infatti in questo caso non viene riportata  $\sigma_\eta$ , la deviazione standard per il news shock.

Tabella 21: distribuzioni a posteriori

<b>Parametri</b>	<b>Moda</b>	<b>Media a posteriori</b>	<b>Intervallo di credibilità al 90%</b>
$\mu_{\pi}$	0.4975	0.4527	0.3415 ; 0.5391
$\lambda$	0.0059	0.0088	0.0019 ; 0.0165
$\mu_x$	0.5112	0.5069	0.4777 ; 0.5377
$\psi$	0.0228	0.0268	0.0088 ; 0.0437
$\phi_1^i$	0.5890	0.5936	0.4731 ; 0.7151
$\phi_2^i$	0.2415	0.2403	0.1274 ; 0.3520
$\phi^{\pi}$	1.2783	1.3464	1.0235 ; 1.6539
$\phi^x$	0.5436	0.5696	0.3879 ; 0.7462
$\rho_{\pi}$	0.0009	0.0204	0.0000 ; 0.0450
$\sigma_{\pi}$	0.1646	0.1749	0.1485 ; 0.2034
$\sigma_x$	0.4069	0.4145	0.3764 ; 0.4542
$\sigma_i$	0.2991	0.3036	0.2771 ; 0.3302

Per confrontare questo modello con quello sostenuto in questa tesi, sono di nostro interesse il valore 1985.845948 della logverosimiglianza ottenuta con il metodo di Laplace. Questo valore è utile per fare un confronto tra i modelli attraverso il criterio KR suggerito da Kass e Raftery (2005) che consiste nel calcolo del fattore di Bayes:

$$B_{12} = \frac{pr(D|H_1)}{pr(D|H_2)}$$

dove  $D$  sono i dati, derivanti da una delle due ipotesi  $H_1$  e  $H_2$ , in accordo con una densità di probabilità  $pr(D|H_1)$  o  $pr(D|H_2)$ . Date le probabilità a priori  $pr(H_1)$  e  $pr(H_2) = 1 - pr(H_1)$ , i dati producono le probabilità a posteriori  $pr(H_1|D)$  o  $pr(H_2|D) = 1 - pr(H_1|D)$ . Il fattore di Bayes è come proposto da

Kass e Raftery un riassunto dell'evidenza fornita dai dati a favore della teoria scientifica, rappresentata da un modello statistico, opposta ad un'altra. Gli stessi autori forniscono delle linee guida per la valutazione dell'evidenza statistica proponendo delle categorie sulla base della loro esperienza. Ecco le categorie da loro proposte:

Tabella 22: categorie proposte da Kass e Raftery

$2\ln(\mathbf{B}_{12})$	$B_{12}$	Evidenza contro $H_2$
0 – 2	1 – 3	Debole
2 – 6	3 – 20	Positiva
6 – 10	20 – 150	Forte
> 10	> 150	Molto forte

Nel nostro caso possiamo calcolare il fattore di Bayes partendo dai valori delle logverosimiglianze marginali ottenuti nel modello non vincolato  $ML_{nv}$ , ossia quello con news shock, e per il modello vincolato  $ML_v$ , ovvero il modello senza news shock, in questo modo:

$$B_{12} = \exp(ML_v - ML_{nv})$$

In questo caso preciso si ha  $B_{12} = \exp(1985.845948 - 1989.312879) = 0.031212675$ , valore che rivela un'evidenza molto debole contro  $H_2$  (ipotesi a favore del modello non vincolato, ovvero modello sostenuto nella nostra tesi), dunque i dati forniscono un'evidenza a favore del modello con news shock.

Per confrontare i due modelli, più semplicemente possiamo basarci sul fatto che 1985.845948 è inferiore al valore ottenuto nel modello con news shock, 1989.312879, dunque quest'ultimo è statisticamente migliore.



Il tasso di accettazione è 46.29%, superiore a quello trovato per il modello con news shock, compreso tra 44.38% e 44.39%. Potrebbe essere un'indicazione a favore del modello da noi sostenuto.

La logverosimiglianza calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean” (Geweke, 1998) è pari a 1987.223349, anch'essa è minore di 1990.923914, valore ottenuto per il modello con news shock.

Per confrontare queste logverosimiglianze gli economisti generalizzano il criterio precedente di Kass e Raftery:

$$KR = (L_1 - L_2) > 5$$

dove  $L_1$  è la logverosimiglianza marginale calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean” per il modello non vincolato e  $L_2$  è la corrispondente per il modello vincolato. Si ritiene positiva a favore del modello non vincolato una differenza maggiore di cinque.

In questo caso si ottiene:

$$KR = 1990.923914 - 1987.223349 = 3.700565 < 5$$

La differenza tra le logverosimiglianze risulta essere inferiore a cinque, ma comunque una differenza positiva.

Tabella 23: Confronto logverosimiglianze

<b>Logverosimiglianze</b>	<b>Modello con news shock</b>	<b>Modello senza news shock</b>
<b>Di Laplace</b>	<b>1989.312879</b>	1985.845948
<b>“Modified Harmonic Mean”</b>	<b>1990.923914</b>	1987.223349

Nella tabella qui sopra riportiamo i valori delle logverosimiglianze.

Dal confronto emerge che il modello con news shock oggetto del nostro studio è statisticamente migliore di un modello senza news shock. Tale risultato è una prova essenziale per sostenere la nostra tesi.

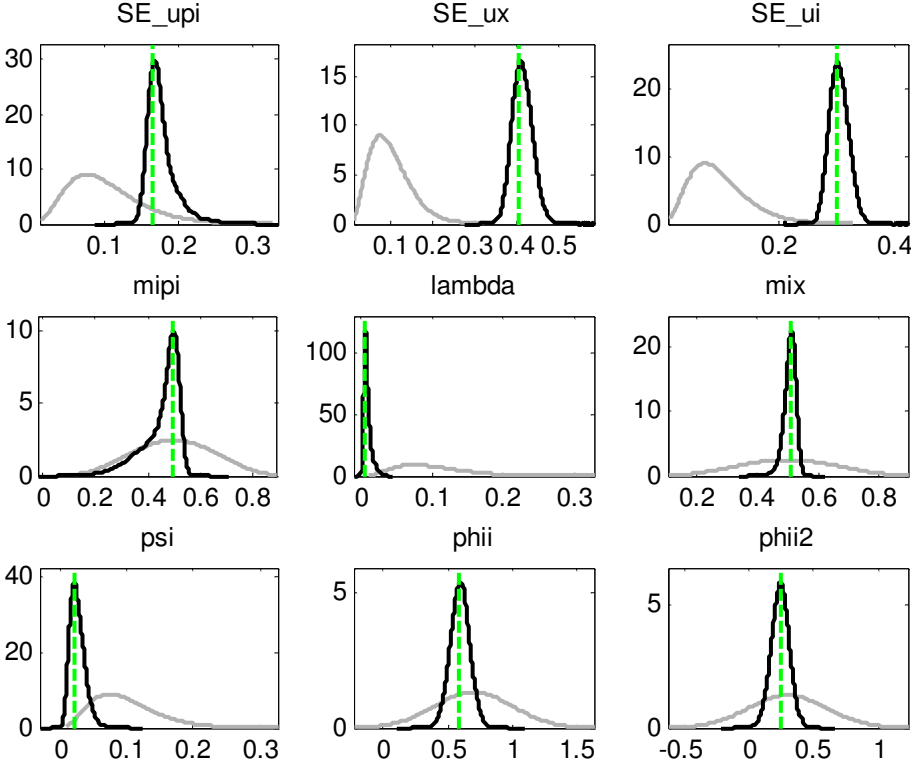


Figura 27: distribuzioni a priori e a posteriori - I

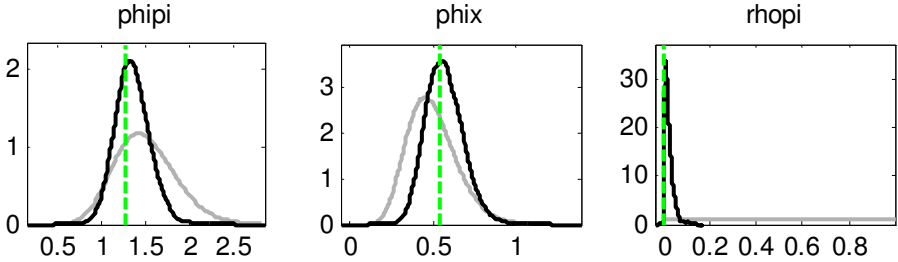


Figura 28: distribuzioni a priori e a posteriori - II

L’analisi grafica delle distribuzioni a posteriori sopra riportate nelle figure 27 e 28, ci porta comunque a ritenere il modello senza news shock un buon modello. I dati sembrano essere informativi e le distribuzioni a posteriori hanno un

andamento simile alla normale. La moda a posteriori (linea verde) risulta essere quella calcolata dal processo di stima.

Il fatto che questo sia comunque un buon modello, può essere sfruttato a nostro vantaggio considerando che l'aggiunta del "news shock" a tale modello apporta un ulteriore miglioramento.

Vediamo le funzioni di risposta ad impulso.

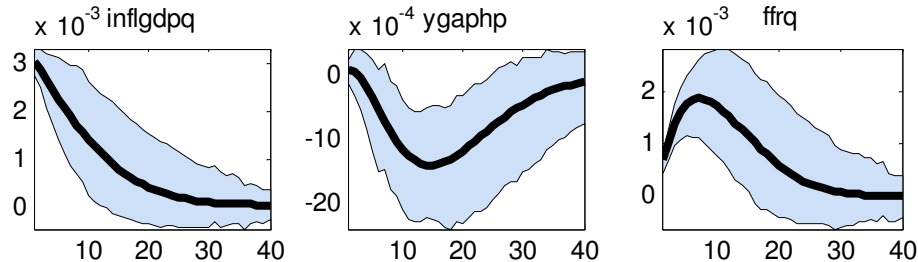


Figura 29: effetto dello shock  $u_t^\pi$  all'inflazione

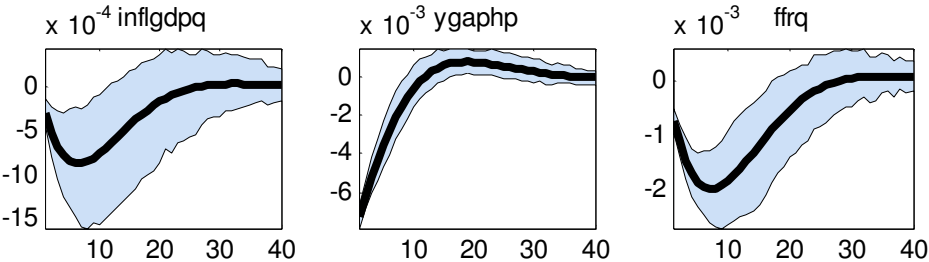


Figura 30: effetto dello shock  $u_t^x$  all'output gap

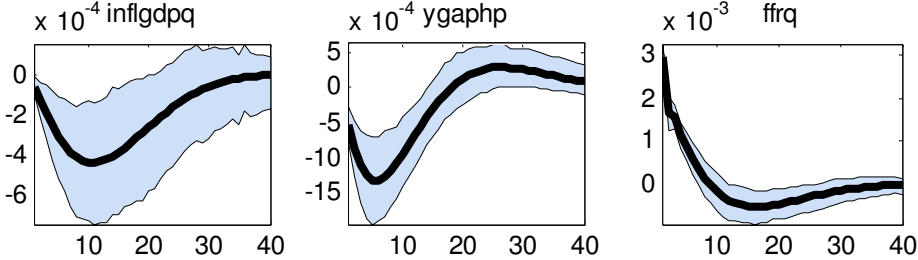


Figura 31: effetto dello shock  $u_t^i$  al tasso d'interesse nominale

Le funzioni di risposta ad impulso sopra riportate hanno lo stesso andamento del modello con news shock, l'unica differenza, è che non si ha più il grafico per il news shock  $\eta_{t-1}$ , quindi il programma fornisce un grafico in meno.

Riportiamo di seguito le tabelle che riassumono la decomposizione della varianza dell'errore di previsione.

Tabella 24: Decomposizione della varianza 4 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$
$\widehat{\pi}_t$	3.99	95.54	0.47
$\widehat{x}_t$	97.74	0.06	2.20
$\widehat{l}_t$	24.75	17.89	57.36

Tabella 25: Decomposizione della varianza 8 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$
$\widehat{\pi}_t$	7.41	91.10	1.49
$\widehat{x}_t$	94.15	1.07	4.78
$\widehat{l}_t$	40.21	26.54	33.25

Tabella 26: Decomposizione della varianza 16 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$
$\widehat{\pi}_t$	8.85	87.93	3.22
$\widehat{x}_t$	88.19	5.74	6.07
$\widehat{l}_t$	47.45	28.21	24.35

Tabella 27: Decomposizione della varianza 40 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$
$\widehat{\pi}_t$	9.09	87.37	3.54
$\widehat{x}_t$	86.38	7.62	6.00
$\widehat{i}_t$	47.45	27.96	24.60

Tabella 28: Decomposizione della varianza infiniti passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$
$\widehat{\pi}_t$	9.09	87.37	3.54
$\widehat{x}_t$	86.38	7.62	6.00
$\widehat{i}_t$	47.45	27.96	24.60

Come si può vedere le tabelle hanno una colonna in meno, in quanto il modello non considera il news shock  $\eta_{t-1}$ .

Rileviamo che lo shock tecnologico  $u_t^x$ , ha un effetto molto più elevato sull'output gap  $\widehat{x}_t$ , rispetto a quello visto per il modello con news shock. Ha un peso del 97.74% a un anno, 94.15% a due anni, 88.19% a quattro anni, 86.38% a dieci anni. Questo succede semplicemente perché in questo modello viene attribuito a  $u_t^x$  anche quanto è invece imputabile al news shock  $\eta_{t-1}$ , infatti tali valori si possono considerare all'incirca la somma dei pesi visti nel nostro modello ma suddivisi tra due shock differenti, ad esempio: il 53.91% per  $u_t^x$  e il 44.12% per  $\eta_{t-1}$ , sommati danno circa il 97.74% visto sopra. La stessa cosa accade se consideriamo il peso sul tasso d'interesse nominale  $\widehat{i}_t$ : 24.75% a un anno, 40.21% a due anni, 47.45% dai quattro anni in poi, tali valori sono la somma di quelli che nel nostro modello sono stati attribuiti a  $u_t^x$  e  $\eta_{t-1}$ . Anche l'impatto sull'inflazione  $\widehat{\pi}_t$  sembra raggiungere una certa consistenza, arrivando

al 9.09% nel lungo periodo, però anche questo valore possiamo immaginarlo circa come la somma di 4.21% e 5.22% ottenuti nel modello con news shock.

Il contributo del cost-push shock  $u_t^\pi$  si mantiene all'incirca quello visto con il modello con news shock, i valori sono impercettibilmente superiori a prima, poiché l'effetto del news shock che qui si attribuisce a  $u_t^\pi$  è minimo e la curva di Phillips non ha subito modifiche rispetto al modello originale. Anche l'impatto sull'output gap è lievemente aumentato, raggiungendo il 7.62% nel lungo periodo.

Anche l'impatto dello shock di politica monetaria  $u_t^i$  si mantiene di poco superiore a quello visto per il modello con news shock.  $u_t^i$  pesa 57.36% dopo un anno, 33.25% dopo due anni, 24.35% dopo quattro anni e 24.60% dopo dieci anni. Nel lungo periodo l'impatto sull'output gap  $\hat{x}_t$  raggiunge il 6.00% e quello sull'inflazione  $\hat{\pi}_t$  il 3.54%.

Anche qui come precedentemente visto la decomposizione della varianza infiniti passi avanti risulta uguale a quella quaranta passi avanti, ciò indica che dopo dieci anni la varianza si stabilizza e la sua decomposizione non si modifica negli anni successivi.

L'analisi di questo modello è una controprova dell'importanza del "news shock"  $\eta_{t-1}$  che sosteniamo con il nostro lavoro. Dalla decomposizione della varianza dell'errore di previsione, è infatti emerso come tralasciando  $\eta_{t-1}$  dal modello, l'impatto di quest'ultimo venga erroneamente attribuito agli altri shocks presenti nel sistema.

I risultati ottenuti sono ancora una volta a favore del nostro modello e evidenziano la significatività del news shock, nell'esaminare le variabili macroeconomiche partecipanti al modello.

Possiamo ora dare una risposta alla domanda che ci eravamo posti alla fine del paragrafo (2.2).

Quali sono le conseguenze dell'omissione del news shock dal modello?

Il modello continua a convergere, ma si ha un modello statisticamente peggiore in quanto le logverosimiglianze sono inferiori a quelle ottenute per il modello che ammette il news shock. Un'altra conseguenza è che l'effetto del news shock viene erroneamente attribuito agli altri shock del sistema, dando a questi più importanza di quella che hanno realmente.

Con il nostro modello, noi vogliamo mostrare che le innovazioni all'output gap possono essere anticipate almeno in parte dagli agenti economici, cosa che il modello senza news shock non contempla.

## 5.2 Shock di politica monetaria persistente

Un'altro controllo di robustezza implementabile per sostenere il nostro modello, consiste nello stimare un modello uguale ma con la regola di Taylor con due ritardi della variabile dipendente e lo shock autoregressivo.

$$\pi_t = \beta\mu_\pi\pi_{t+1}^e + (1 - \mu_\pi)\pi_{t-1} + \lambda x_t + \varepsilon_t^\pi \quad (21)$$

$$x_t = \mu_x x_{t+1}^e + (1 - \mu_x)x_{t-1} - \psi(i_t - \pi_{t+1}^e) - u_t^x - \eta_{t-1} \quad (22)$$

$$i_t = \phi_1^i i_{t-1} + \phi_2^i i_{t-2} + (1 - \phi_1^i - \phi_2^i)(\phi^\pi \pi_t + \phi^x x_t) + \varepsilon_t^i \quad (30)$$

$$\varepsilon_t^\pi = \rho_\pi \varepsilon_{t-1}^\pi + u_t^\pi \quad (24)$$

$$\varepsilon_t^i = \rho_i \varepsilon_{t-1}^i + u_t^i \quad (31)$$

$$u_t^z \sim i. i. d. WN(0, \sigma_z^2), \quad z \in \{\pi, x, i\} \quad (25)$$

$$\eta_{t-1} \sim i. i. d. WN(0, \sigma_\eta^2) \quad (26)$$

Abbiamo sostituito all'equazione (23) del modello iniziale, l'equazione (30) e (31).

Vediamo quello che si ottiene.

Valutiamo dapprima la convergenza del modello. E' di nostro interesse soltanto l'ultima parte dei tre grafici in figura 32, dal valore  $3.5 * 10^5$  in ascissa, in quanto abbiamo scartato il 90% delle 400.000 iterazioni. La convergenza del modello per il viene rispettata poiché, sia per l'intervallo di confidenza sia per la varianza sia per il momento terzo, le linee blu e rosse tendono a convergere e a stabilizzarsi.

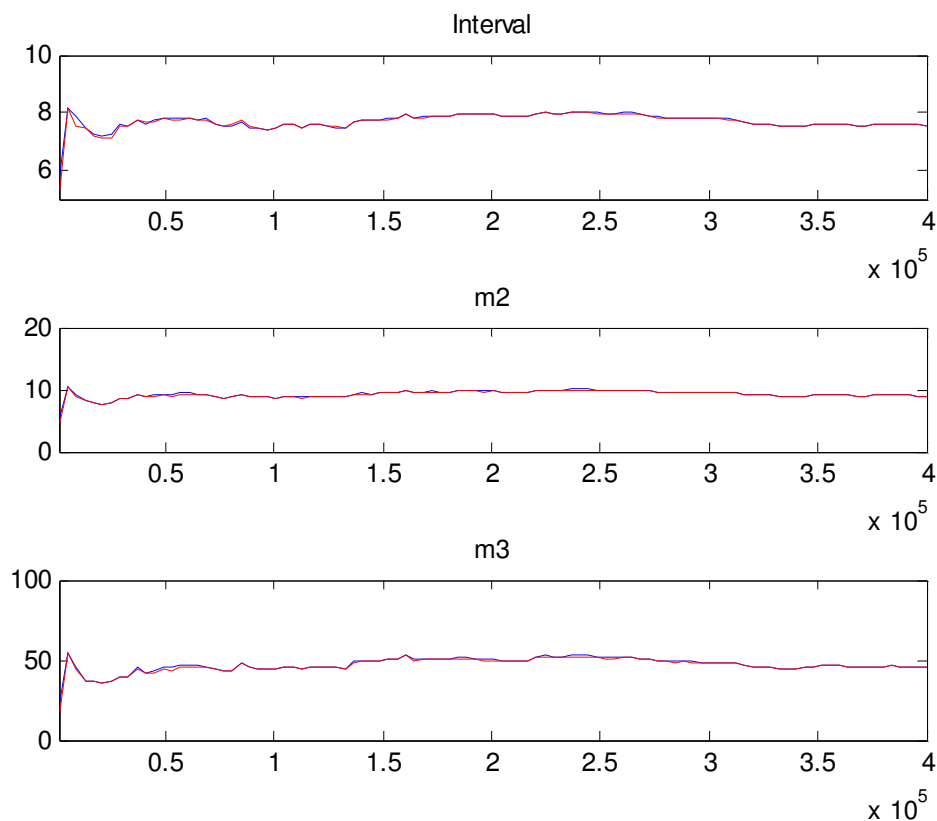


Figura 32: “multivarite diagnostic”



Nella tabella sottostante sono riassunti i valori ottenuti dal processo di stima.

Tabella 29: distribuzioni a posteriori

<b>Parametri</b>	<b>Moda</b>	<b>Media a posteriori</b>	<b>Intervallo di credibilità al 90%</b>
$\mu_{\pi}$	0.4978	0.4591	0.3431 ; 0.5452
$\lambda$	0.0062	0.0091	0.0023 ; 0.0163
$\mu_x$	0.5258	0.5221	0.4896 ; 0.5550
$\psi$	0.0220	0.0273	0.0090 ; 0.0450
$\phi_1^i$	0.5886	0.5641	0.4323 ; 0.6924
$\phi_2^i$	0.2410	0.2605	0.1420 ; 0.3795
$\phi^{\pi}$	1.2732	1.3298	1.0079 ; 1.6435
$\phi^x$	0.5411	0.5620	0.3729 ; 0.7402
$\rho_{\pi}$	0.0009	0.0241	0.0000 ; 0.0508
$\rho_i$	0.0043	0.0573	0.0001 ; 0.1200
$\sigma_{\pi}$	0.1648	0.1740	0.1446 ; 0.2034
$\sigma_x$	0.3348	0.3457	0.2889 ; 0.4044
$\sigma_i$	0.2991	0.3052	0.2788 ; 0.3325
$\sigma_{\eta}$	0.1734	0.1707	0.1025 ; 0.2409

La logverosimiglianza di Laplace assume valore 1986.210652, inferiore al valore di riferimento ottenuto nel modello iniziale, 1989.312879. La logverosimiglianza calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean” è pari a 1988.218235, anch’essa minore di 1990.923914.

Come precedentemente visto, per fare un confronto tra questo modello e quello sostenuto dalla nostra tesi, possiamo usare il criterio KR suggerito da Kass e Raftery (2005) che consiste nel calcolo del fattore di Bayes.

Calcoliamo il fattore di Bayes partendo dai valori delle logverosimiglianze marginali ottenuti nel modello non vincolato  $ML_{nv}$ , ossia quello con il parametro  $\rho_i$ , e per il modello vincolato  $ML_v$ , ovvero il modello sostenuto dalla nostra tesi che considera  $\rho_i$  nullo:

$$B_{12} = \exp(ML_v - ML_{nv})$$

In questo caso preciso si ha  $B_{12} = \exp(1989.312879 - 1986.210652) = 3.102227$ , valore che, confrontato con la tabella 22, rivela un'evidenza positiva contro  $H_2$  (ipotesi a favore del modello non vincolato con shock di politica monetaria persistente), dunque i dati sono a favore del modello con news shock da noi sostenuto.

Possiamo anche confrontare le logverosimiglianze “Modified Harmonic Mean” come fatto in precedenza.

Otteniamo:

$$KR = 1988.218235 - 1990.923914 = -2.705679 < 5$$

Questo valore è negativo, in quanto la logverosimiglianza del modello vincolato è maggiore. Questo risultato conferma il nostro modello.

In tabella 30 riportiamo i valori delle logverosimiglianze.

Tabella 30: Confronto logverosimiglianze

<b>Logverosimiglianza</b>	<b>Regola di Taylor con <math>\rho_i \neq 0</math></b>	<b>Regola di Taylor con <math>\rho_i = 0</math></b>
<b>Di Laplace</b>	1986.210652	<b>1989.312879</b>
<b>“Modified Harmonic Mean”</b>	1988.218235	<b>1990.923914</b>

Possiamo interpretare tale confronto a sostegno della nostra tesi nel quale la regola di Taylor prevede solo la componente white noise  $u_t^i$  dello shock autoregressivo. Infatti un'ulteriore prova a nostro favore sono i valori della moda e della media a posteriori per il parametro  $\rho_i$ , rispettivamente 0.0043 e 0.0573, entrambi prossimi allo zero. Inoltre, come precedentemente detto, ricordiamo che l'equazione (23) del nostro modello rappresenta la regola di Taylor con due ritardi della variabile dipendente, così come sostenuta da Coibion e Gorodnichenko (2011). Essi stessi dimostrano che il tasso d'interesse nominale è rappresentato al meglio da un processo autoregressivo del secondo ordine e che in questo modo i parametri autoregressivi nel termine d'errore diventano prossimi a zero o negativi per questo si include nella regola solo la componente white noise  $u_t^i$  dello shock autoregressivo solitamente considerato.

Il tasso di accettazione è compreso tra 42.55% e 42.61%, valori interni al range [20% ; 50%].

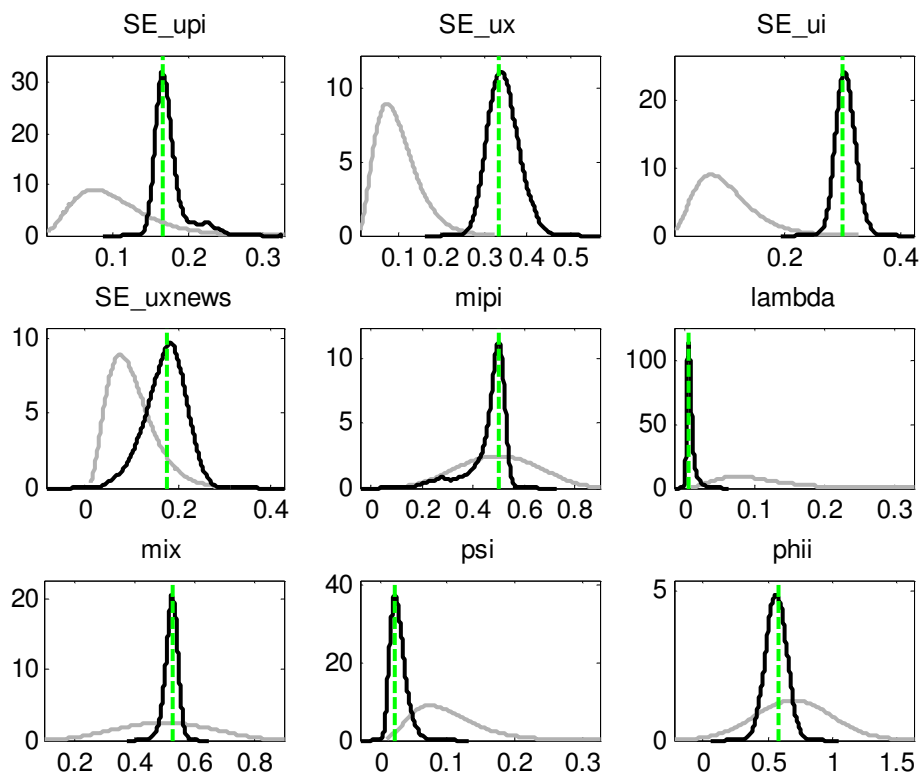


Figura 33: distribuzioni a priori e a posteriori - I

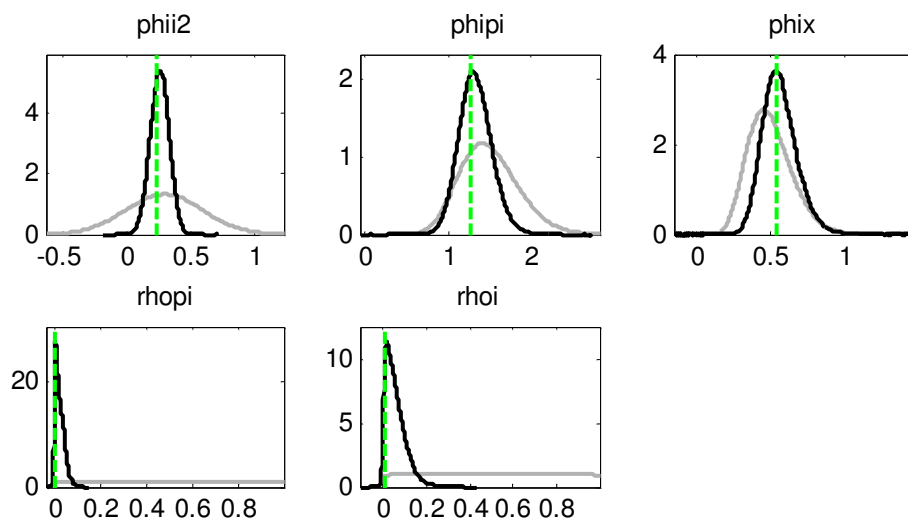


Figura 34: distribuzioni a priori e a posteriori - II

Dall'analisi grafica delle figure 33 e 34, emerge che i dati sono informativi, le a posteriori hanno andamento simile alla normale, la moda del parametro  $\rho_i$  è prossima allo zero come precedentemente visto. Questi grafici sono indice di un

buon modello, ma il nostro lavoro dimostra come togliendo il parametro  $\rho_i$ , il modello che ne risulta è migliore.

Vediamo le funzioni di risposta ad impulso.

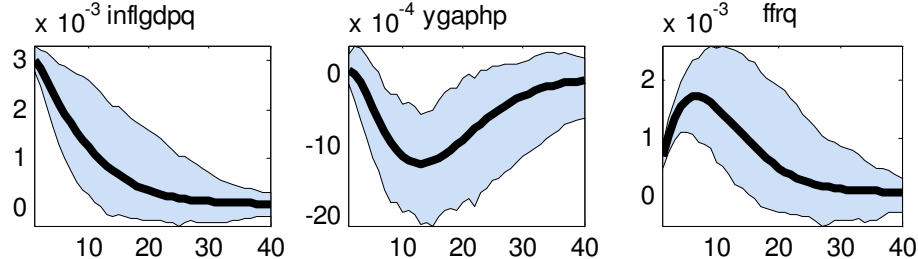


Figura 35: Effetto dello shock  $u_t^\pi$  all'inflazione

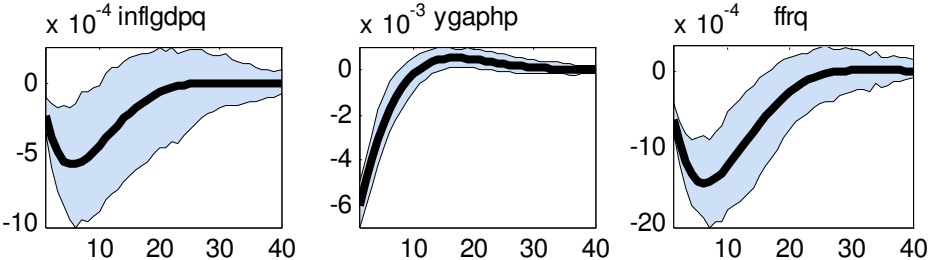


Figura 36: Effetto dello shock  $u_t^x$  all'output gap

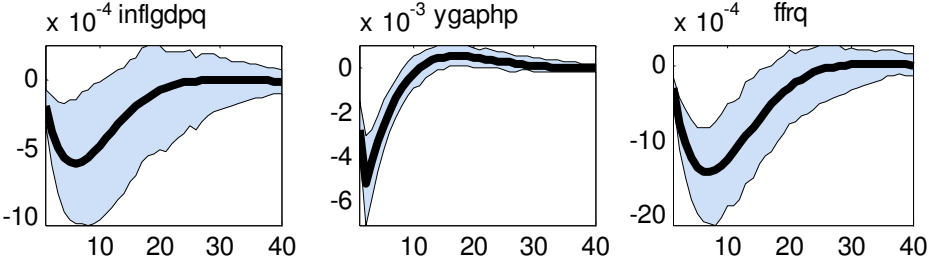


Figura 37: Effetto del news shock  $\eta_{t-1}$  all'output gap

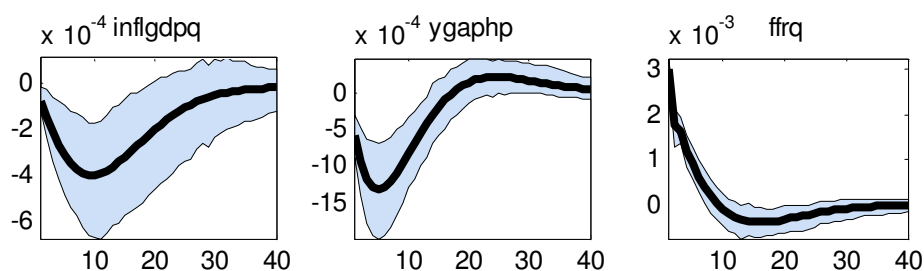


Figura 38: Effetto dello shock  $u_t^i$  al tasso d'interesse nominale

L'andamento generale delle funzioni di risposta ad impulso è identico a quello visto con il modello iniziale al paragrafo (3.5).

Anche la decomposizione della varianza dell'errore di previsione, riportata di seguito, resta praticamente la stessa, in quanto il peso attribuito ai diversi shock rimane uguale.

Tabella 31: Decomposizione della varianza 4 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	2.16	95.00	0.42	2.42
$\widehat{x}_t$	53.90	0.10	1.88	44.12
$\widehat{l}_t$	14.46	17.15	56.62	11.77

Tabella 32: Decomposizione della varianza 8 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	3.68	90.64	1.27	4.41
$\widehat{x}_t$	50.55	1.16	3.82	44.47
$\widehat{l}_t$	21.27	25.10	33.00	20.64

Tabella 33: Decomposizione della varianza 16 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	4.13	88.13	2.59	5.14
$\widehat{x}_t$	48.04	4.94	4.60	42.41
$\widehat{l}_t$	23.49	27.58	24.36	24.57

Tabella 34: Decomposizione della varianza 40 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	4.21	87.74	2.83	5.22
$\widehat{x}_t$	47.32	6.19	4.56	41.93
$\widehat{l}_t$	23.44	27.50	24.41	24.65

Tabella 35: Decomposizione della varianza infiniti passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	4.21	87.74	2.83	5.22
$\widehat{x}_t$	47.31	6.19	4.56	41.93
$\widehat{l}_t$	23.44	27.50	24.41	24.65

### 5.3. Analisi modello con distribuzioni a priori diffuse

Come abbiamo già considerato nel paragrafo (1.2), le informazioni a priori hanno un ruolo molto importante nell'approccio bayesiano, poiché introducono nell'analisi una componente soggettiva. Nel nostro modello abbiamo quindi scelto distribuzioni a priori meno informative possibili per permettere di

spiegare i dati con le distribuzioni a posteriori. In particolare abbiamo assegnato ai parametri distribuzioni con momenti calibrati al fine di essere in linea con la letteratura precedente e garantire il rispetto dell'interpretazione economica dei parametri stessi, si veda il paragrafo (3.2).

Qui ci occuperemo di un modello con distribuzioni a priori più diffuse delle precedenti, al fine di diminuire la soggettività dell'analisi e rispondere quindi ad alcune critiche che potrebbero insorgere.

In generale è ragionevole pensare ad una distribuzione diffusa per un parametro iniziale, quando non si conosce nulla circa la sua vera distribuzione. Per avere densità a priori diffuse si è soliti fissare la media pari ad un valore arbitrario e permettere alla varianza di tendere a infinito.

Nel nostro caso la conoscenza riguardo i parametri del modello non è completamente nulla, poiché numerosi studi precedenti ci danno utili informazioni riguardo il supporto e il ruolo dei parametri stessi. Per analizzare un modello con distribuzioni più diffuse rispetto al precedente, noi lasceremo invariata la media e amplieremo quasi a raddoppiare quelle deviazioni standard che potevano sembrare troppo basse nel precedente modello.

I parametri evidenziati in tabella 36, sono quelli che andiamo a modificare.

In particolare apriamo la deviazione standard per  $\mu_\pi$  da 0.15 a 0.285, per  $\lambda$  da 0.05 a 0.075, per  $\mu_x$  da 0.15 a 0.285, per  $\psi$  da 0.05 a 0.075, per  $\phi^\pi$  da 0.35 a 0.7 e per  $\phi^x$  da 0.15 a 0.3.



Tabella 36: densità a priori più diffuse

<b>Parametri</b>	<b>Densità a priori precedente</b>	<b>Densità a priori più diffusa</b>
$\mu_\pi$	$\beta(0.5,0.15)$	$\beta(0.5,0.285)$
$\lambda$	$\Gamma(0.1,0.05)$	$\Gamma(0.1,0.075)$
$\mu_x$	$\beta(0.5,0.15)$	$\beta(0.5,0.285)$
$\psi$	$\Gamma(0.1,0.05)$	$\Gamma(0.1,0.075)$
$\phi_1^i$	$N(0.7,0.3)$	$N(0.7,0.3)$
$\phi_2^i$	$N(0.3,0.3)$	$N(0.3,0.3)$
$\phi^\pi$	$\Gamma(1.5,0.35)$	$\Gamma(1.5,0.7)$
$\phi^x$	$\Gamma(0.5,0.15)$	$\Gamma(0.5,0.3)$
$\rho_\pi$	$\beta(0.5,0.285)$	$\beta(0.5,0.285)$
$\sigma_\pi$	$\Gamma(0.1,0.05)$	$\Gamma(0.1,0.05)$
$\sigma_x$	$\Gamma(0.1,0.05)$	$\Gamma(0.1,0.05)$
$\sigma_i$	$\Gamma(0.1,0.05)$	$\Gamma(0.1,0.05)$
$\sigma_\eta$	$\Gamma(0.1,0.05)$	$\Gamma(0.1,0.05)$

Andiamo a verificare se il modello con le nuove distribuzioni a priori converge.

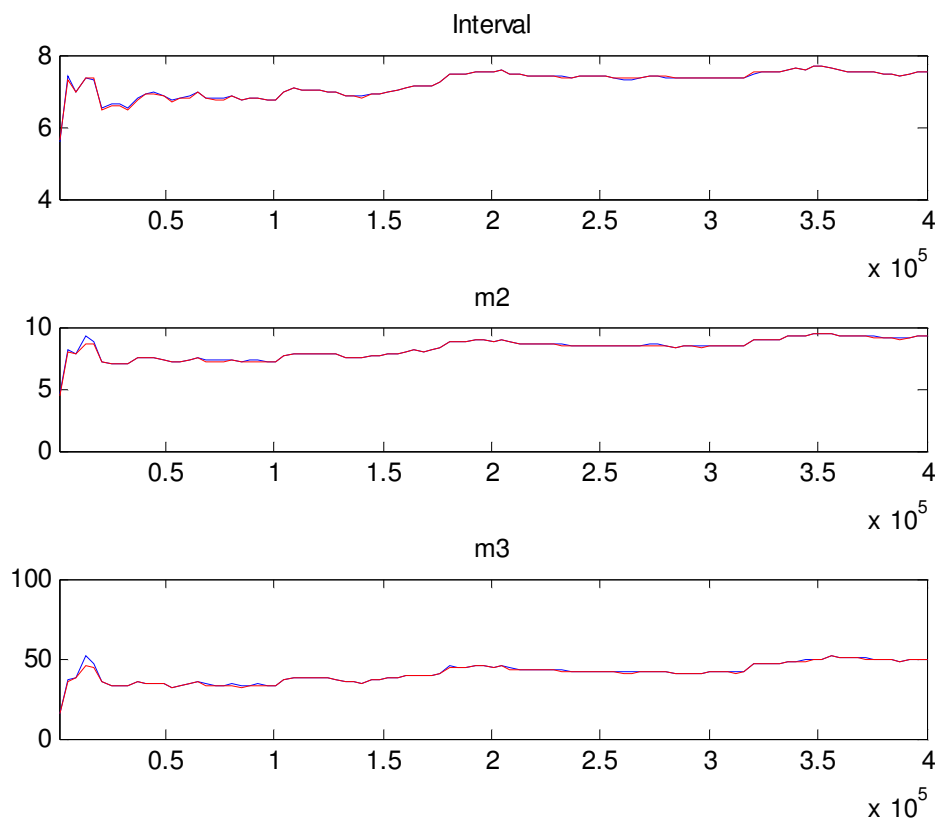


Figura 39: "Multivariate diagnostic"

La figura 39 riporta i grafici per valutare la convergenza del modello. Siamo interessati all'andamento finale dei grafici dal  $3.5 \times 10^5$  perché abbiamo scartato il 90% delle osservazioni. Le linee rossa e blu non si discostano molto l'una dall'altra e tendono a convergere, si può quindi essere fiduciosi che le distribuzioni a priori volutamente più diffuse siano ancora sufficientemente informative.

I grafici per la convergenza dei singoli parametri sono riportati in appendice E (potrebbe essere interessante un confronto con i grafici in appendice C).

Verificata la convergenza del modello possiamo procedere con l'analisi delle distribuzioni a posteriori ottenute.

Possiamo confrontare i valori che otteniamo per la logverosimiglianza di Laplace e quella calcolata con il metodo "Modified Harmonic Mean", con i corrispondenti ottenuti con le precedenti densità a priori.

Tabella 37: confronto logverosimiglianze

<b>Logverosimiglianze</b>	<b>Densità a priori precedente</b>	<b>Densità a priori più diffusa</b>
<b>di Laplace</b>	1989.312879	<b>1992.289088</b>
<b>“Modified Harmonic Mean”</b>	1990.923914	<b>1993.664358</b>

La logverosimiglianza di Laplace, 1992.289088 risulta superiore a 1989.312879, ottenuto precedentemente con le distribuzioni a priori meno diffuse.

La logverosimiglianza calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean” (Geweke, 1998) assume un valore pari a 1993.664358 maggiore del corrispondente 1990.923914, ottenuto con distribuzioni meno diffuse.

Con priori diffuse la logverosimiglianza è aumentata, questa differenza tra le logverosimiglianze è positiva, a favore del modello con densità iniziali più diffuse.

Anche il tasso di accettazione , compreso tra 43.31% e 43.48%, interno al range proposto da Canova (2009) è diminuito rispetto a quello riscontrato con le distribuzioni a priori precedenti.

La tabella 38 di seguito riportata riassume i risultati del processo di stima.

Tabella 38: Distribuzioni a posteriori

<b>Parametri</b>	<b>Moda</b>	<b>Media a posteriori</b>	<b>Intervallo di credibilità al 90%</b>
$\mu_{\pi}$	0.5101	0.5003	0.4551 ; 0.5489
$\lambda$	0.0037	0.0045	0.0006 ; 0.0081
$\mu_x$	0.5306	0.5245	0.4934 ; 0.5591
$\psi$	0.0121	0.0187	0.0022 ; 0.0345
$\phi_1^i$	0.5972	0.5982	0.4849 ; 0.7209
$\phi_2^i$	0.2409	0.2459	0.1323 ; 0.3566
$\phi^{\pi}$	1.1627	1.2347	0.8159 ; 1.6258
$\phi^x$	0.5594	0.6156	0.3568 ; 0.8705
$\rho_{\pi}$	0.0009	0.0291	0.0000 ; 0.0731
$\sigma_{\pi}$	0.1628	0.1646	0.1465 ; 0.1820
$\sigma_x$	0.3297	0.3422	0.2869 ; 0.3981
$\sigma_i$	0.2983	0.3032	0.2766 ; 0.3300
$\sigma_{\eta}$	0.1676	0.1675	0.0992 ; 0.2358

Gli intervalli di credibilità restano tutti con limite inferiore maggiore di zero. Soltanto il parametro  $\rho_{\pi}$  ha un intervallo di credibilità con estremo inferiore pari a zero.

In generale le stime cambiano di poco rispetto a quelle viste al paragrafo (3.4). Le stime per il parametri  $\mu_{\pi}$ ,  $\mu_x$  e  $\phi^x$  aumentano leggermente, mentre quelle per  $\lambda$ ,  $\psi$  e  $\phi^{\pi}$  diminuiscono un po', mantenendosi comunque positive.

Analizziamo ora graficamente la distribuzione a posteriori ottenuta per i vari parametri.

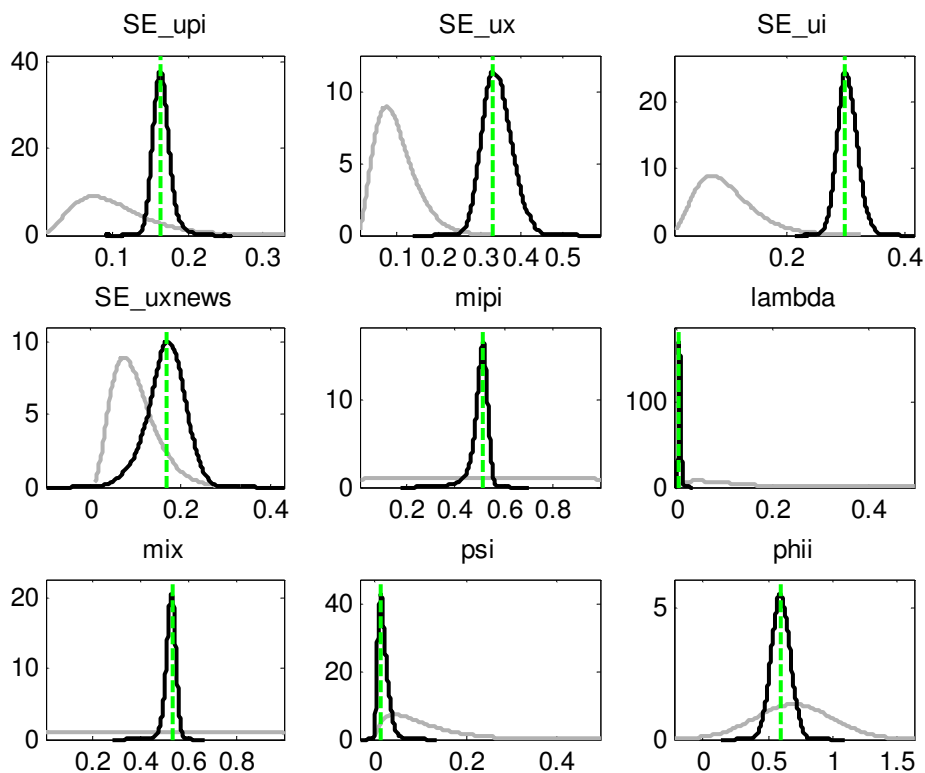


Figura 40: distribuzioni a priori diffuse e a posteriori - I

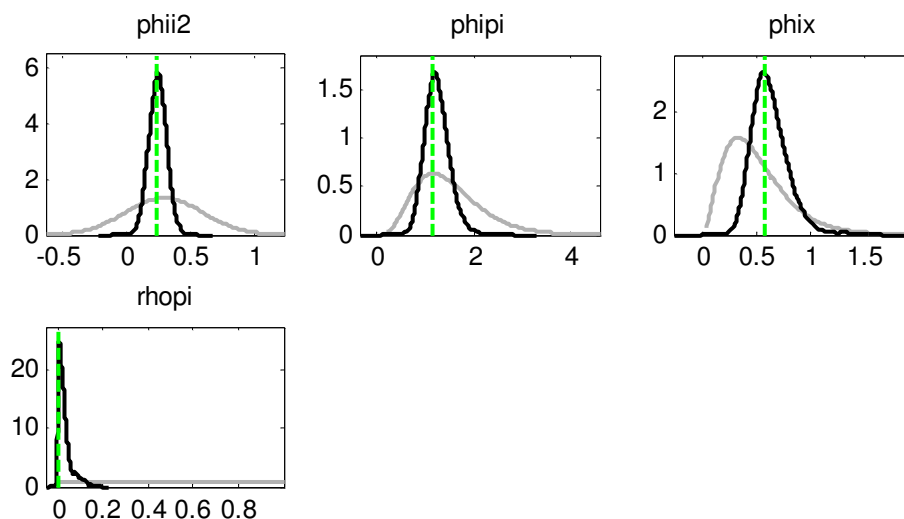


Figura 41: Distribuzioni a priori diffuse e a posteriori – II

Dalle figure sopra riportate vediamo come la moda a posteriori, linea verde, sia quella a posteriori calcolata al primo “step” di stima. Le distribuzioni a posteriori per i parametri  $\mu_\pi$  (mipi),  $\lambda$  (lambda),  $\mu_x$  (mix),  $\psi$  (psi), e  $\rho_\pi$  (rhopi)

hanno andamento che si discosta maggiormente dalla distribuzione normale, ma si può comunque affermare che i dati sono informativi in quanto le distribuzioni a priori e a posteriori assumono forme diverse.

I risultati del processo di stima sono indicativi di un buon modello, reputabile migliore del nostro dal punto di vista dei valori assunti dalle logverosimiglianze e dal tasso di accettazione, ma sicuramente meno robusto per quanto riguarda l'analisi grafica della convergenza del modello e delle distribuzioni a posteriori.

Data l'attendibilità dei risultati ottenuti finora possiamo comunque procedere con l'analisi delle funzioni di risposta ad impulso.

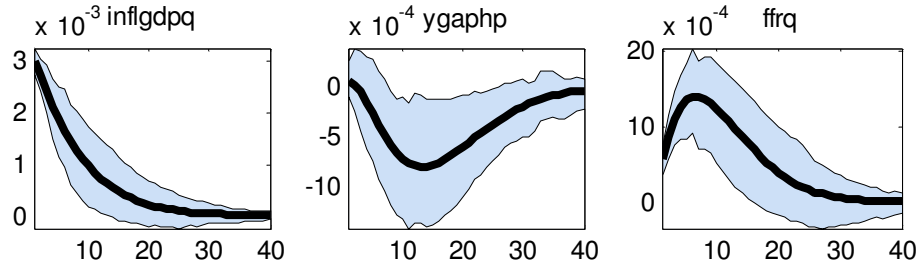


Figura 42: Effetto dello shock  $u_t^\pi$  all'inflazione

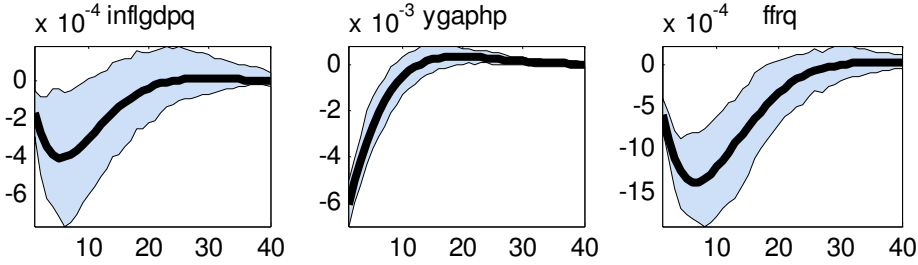


Figura 43: Effetto dello shock  $u_t^x$  all'output gap

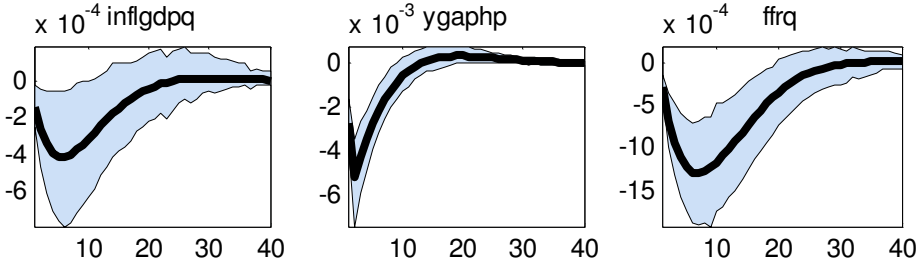


Figura 44: Effetto del news shock  $\eta_{t-1}$  all'output gap

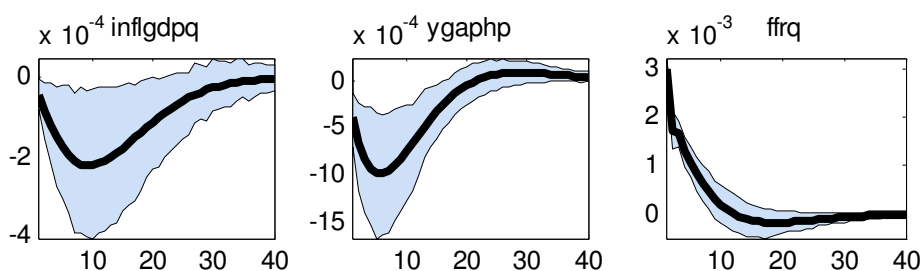


Figura 45: Effetto dello shock  $u_t^i$  al tasso d'interesse nominale

L'andamento generale delle funzioni di risposta ad impulso resta quello visto con le densità a priori precedenti al paragrafo (3.5).

E' dunque interessante notare come  $\eta_{t-1}$  colpisca le variabili macroeconomiche del nostro sistema, e questo avviene anche in presenza di distribuzioni iniziali più diffuse.

Le IRF che risultano dallo studio di questo modello non ostacolano la nostra tesi, anzi confermano l'importanza di considerare il news shock  $\eta_{t-1}$  poiché in grado di influenzare output gap, inflazione e tasso d'interesse, attraverso le aspettative degli agenti.

Possiamo esaminare anche la decomposizione della varianza dell'errore di previsione per questo modello.

Tabella 39: Decomposizione della varianza 4 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	1.15	97.48	0.11	1.26
$\widehat{x}_t$	54.78	0.03	0.79	44.40
$\widehat{r}_t$	13.55	13.23	62.57	10.65

Tabella 40: Decomposizione della varianza 8 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	2.14	95.02	0.35	2.49
$\widehat{x}_t$	52.14	0.38	1.72	45.76
$\widehat{l}_t$	20.78	20.37	39.46	19.39

Tabella 41: Decomposizione della varianza 16 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	2.66	93.37	0.77	3.20
$\widehat{x}_t$	50.81	1.79	2.46	44.94
$\widehat{l}_t$	24.06	23.70	28.01	24.23

Tabella 42: Decomposizione della varianza 40 passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	2.68	93.19	0.91	3.22
$\widehat{x}_t$	50.35	2.60	2.47	44.58
$\widehat{l}_t$	24.26	23.93	27.14	24.67

Tabella 43: Decomposizione della varianza infiniti passi avanti, in percentuale

	$u_t^x$	$u_t^\pi$	$u_t^i$	$\eta_{t-1}$
$\widehat{\pi}_t$	2.68	93.19	0.91	3.22
$\widehat{x}_t$	50.35	2.60	2.47	44.58
$\widehat{l}_t$	24.26	23.93	27.14	24.67



E' evidente come con distribuzioni a priori più diffuse, gli effetti diretti degli shock sulle variabili d'interesse siano aumentati, sia nel breve sia nel lungo periodo.

In particolare, per lo shock tecnologico  $u_t^x$  l'effetto sull'output gap raggiunge il 54.78% a un anno e il 52.14% a due anni e si riduce nel medio- lungo periodo, mantenendosi superiore al 50%, a differenza dell'analisi con le distribuzioni precedenti in cui diminuiva fino al 47.33% nel lungo periodo. Il peso sul tasso d'interesse cresce nel breve termine dal 13.55% (a un anno) al 20.78% (a due anni), passa al 24.06% nel medio periodo e cala un po' nel lungo periodo (dieci anni dopo) fino al 24.26%. Nel breve periodo è quindi inferiore rispetto l'analisi precedente ma nel medio- lungo periodo aumenta dell'1%. L'impatto sull'inflazione è contenuto e inferiore rispetto all'analisi precedente.

Per il cost-push shock  $u_t^\pi$  si ha un contributo molto interessante sull'inflazione, che aumenta rispetto alla precedente analisi raggiungendo il 97.48% a un anno, il 95.02% a due anni, l'93.37% a quattro anni e l'93.19% a dieci anni. Avevamo riscontrato che lo shock  $u_t^\pi$  influenza anche il tasso d'interesse nominale e l'output gap. Con densità a priori più diffuse il peso sulle due variabili è minore. Per il tasso d'interesse nominale passa dal 13.32% quattro passi avanti al 20.37% otto passi avanti, nel medio termine arriva al 23.70% e al 23.93% a lungo termine. Per l'output gap l'impatto è insignificante nel breve periodo e raggiunge il 2.60% nel lungo periodo.

Lo shock di politica monetaria  $u_t^i$  condiziona fortemente il tasso d'interesse nominale,  $\hat{i}_t$  con percentuali maggiori rispetto alle precedenti. Pesa 62.57% dopo un anno, 39.46% dopo due anni, 28.01% dopo quattro anni e 27.14% dopo dieci anni. L'impatto sull'output gap  $\hat{x}_t$  raggiunge il 2.47% nel lungo periodo, quasi la metà del valore ottenuto nella prima analisi. L'influenza sull'inflazione  $\hat{\pi}_t$  è insignificante.

Il “news shock”  $\eta_{t-1}$  colpisce direttamente l’output gap  $\hat{x}_t$  con peso maggiore a quello riscontrato con le distribuzioni a priori precedenti. Nel breve periodo, incide per il 44.40% quattro passi avanti e per il 45.76% otto passi avanti; nel medio periodo, sedici passi avanti per il 44.94% e nel lungo periodo per il 44.58%. L’effetto indiretto sul tasso d’interesse nominale  $\hat{i}_t$  è anch’esso considerevole, 10.65% dopo un anno, 19.39% dopo due anni, 24.23% nel medio periodo e 24.67% nel lungo. Tali valori sono inferiori a quelli ottenuti con le distribuzioni meno diffuse nel breve periodo, sono maggiori nel medio- lungo periodo. L’impatto sull’inflazione  $\hat{\pi}_t$  è inferiore rispetto al precedente, raggiunge il 3.22% nel lungo periodo: anche qui il peso è superiore a quello di  $u_t^x$  e  $u_t^i$ , sebbene inferiore a quello di  $u_t^\pi$ .

La decomposizione della varianza infiniti passi avanti risulta anche qui uguale a quella quaranta passi avanti, ciò indica che dopo dieci anni la varianza si stabilizza e la sua decomposizione non si modifica negli anni successivi.

I risultati ottenuti mettono ancora una volta in luce la significatività del news shock, nell’esaminare variabili come output gap, inflazione e tasso d’interesse nominale. Addirittura,  $\eta_{t-1}$  risulta spiegare oltre il 44% della varianza dell’errore di previsione dell’output gap, un valore maggiore a quello riscontrato al paragrafo (3.6). In complesso quindi, l’analisi del modello con densità a priori più diffuse ci porta a ritenere i nostri risultati robusti, avvalorando la presenza del news shock nel nostro modello. In ogni caso le distribuzioni a priori da noi precedentemente scelte sono preferibili a queste più diffuse, perché maggiormente in linea con la letteratura in tale ambito e ai fini della convergenza univariata del modello. Infatti, mentre per il modello con le densità a priori precedenti si ha la convergenza per ogni parametro, con le distribuzioni iniziali più diffuse per qualche parametro non si raggiunge la convergenza.

## Capitolo 6

### CONCLUSIONE

In questa tesi è stato sviluppato un modello Neo-Keynesiano per il ciclo economico americano con news shock. In particolare abbiamo utilizzato dati degli Stati Uniti per il periodo 1966: I – 2007:II. Per stimare il modello si è adoperato il programma Dynare ed un approccio bayesiano. Abbiamo innanzitutto stimato il modello per l'intero campione. Dopo aver verificato la convergenza del modello (paragrafo (3.3)), requisito numero uno per la correttezza dei risultati, abbiamo analizzato le stime delle densità a posteriori. E' subito emerso come la deviazione standard del news shock  $\eta_{t-1}$ , ovvero  $\sigma_\eta$ , avesse moda a posteriori addirittura superiore alla moda di  $\sigma_\pi$ . Abbiamo interpretato questo risultato come primo segnale per ritenere la stima di  $\sigma_\eta$  significativa. Anche graficamente abbiamo ritenuto le distribuzioni a posteriori per i parametri soddisfacenti, a confermare la correttezza delle stime. Data l'attendibilità di questi risultati è seguita l'ispezione delle funzioni di risposta ad impulso, grazie alle quali abbiamo esaminato come le variabili macroeconomiche di nostro interesse, inflazione, output gap e tasso d'interesse nominale, reagiscono nel tempo agli shock esogeni che le colpiscono ed in particolare come si comportano a seguito del news shock  $\eta_{t-1}$ . Ciò che è risultato, è che quest'ultimo provoca sulle variabili esplicative movimenti per niente trascurabili e di entità non inferiore alle perturbazioni causate dagli altri shock presenti nel sistema. Infine la nostra ricerca si è indirizzata alla decomposizione della varianza dell'errore di previsione, grazie alla quale abbiamo identificato il peso del news shock  $\eta_{t-1}$  sulle variabili per orizzonti di previsione a breve, medio e lungo termine. Qui, ci siamo trovati di fronte dei risultati chiave a sostegno della nostro lavoro. E' apparso chiaro come

l'influenza maggiore del "news shock"  $\eta_{t-1}$  sia naturalmente sull'output gap  $\hat{x}_t$ , in quanto l'impatto su quest'ultimo avviene in modo diretto. E' risultato evidente come il peso del news shock raggiunga il 44.47% nel breve periodo; il 42.41% nel medio periodo e il 41.93% nel lungo periodo. Queste percentuali sono abbastanza elevate e avvalorano la presenza dello shock  $\eta_{t-1}$  da noi ipotizzato nell'equazione (1.2) del modello. Anche l'effetto indiretto sul tasso d'interesse nominale  $\hat{r}_t$  si è dimostrato considerevole, esso raggiunge il 20.64% nel breve periodo, il 24.58% nel medio periodo e il 24.66% nel lungo. Si è visto che tale shock impatta indirettamente anche l'inflazione  $\hat{\pi}_t$  con percentuali sicuramente inferiori a quelle di  $u_t^\pi$  ma comunque superiori a quelle di  $u_t^x$  e  $u_t^i$ . I risultati ottenuti dalle FEVD hanno messo in luce la significatività del news shock, nell'esaminare le variabili di nostro interesse.

Di seguito abbiamo condotto l'analisi dello stesso modello su due sottocampioni distinti dei dati. Il primo campione 1966:I-1979:III, è quello rappresentativo della fase di grande inflazione mentre il secondo 1985:I-2007:II, rappresenta la grande moderazione. Dall'esame dei due campioni sono emerse stime significative per il parametro  $\sigma_\eta$ , deviazione standard del news shock. Con il confronto abbiamo verificato che le volatilità degli shock per il secondo campione sono inferiori a quelle per il primo. Precisamente, i valori della moda a posteriori e della media a posteriori del secondo campione sono minori di quelli stimati per il primo, indice della politica monetaria più rigida nella fase di grande moderazione e di una banca centrale che ha come primo obiettivo la stabilità dei prezzi. Le funzioni di risposta ad impulso per entrambi i campioni hanno andamento simile a quello visto per il campione totale, anche se la diminuzione iniziale dell'output gap causata dal news shock  $\eta_{t-1}$  per il secondo campione è di entità minore rispetto al primo campione e a quello totale. La differenza maggiore si è vista inoltre nella velocità con cui l'inflazione torna allo stato iniziale rispetto al campione intero, indice sempre della politica monetaria

più rigida. Interpretiamo queste funzioni di risposta ad impulso come dimostrazione dell'influenza non trascurabile di  $\eta_{t-1}$  sulle variabili dipendenti. Ci siamo poi nuovamente soffermati sui risultati ottenuti dall'analisi della decomposizione della varianza dell'errore di previsione per i due sottoperiodi. Per entrambi il “news shock”  $\eta_{t-1}$  impatta in primo luogo l'output gap  $\hat{x}_t$ . Essendo il secondo campione rappresentativo della “Great Moderation” riscontriamo una minore volatilità degli shock e quindi un sistema economico più stabile. In generale l'effetto del news shock  $\eta_{t-1}$  sulle variabili è inferiore a quello riscontrato nel primo periodo. Per il primo campione l'effetto sull'output gap  $\hat{x}_t$  si stabilizzava attorno 35.43% nel lungo periodo, per il secondo invece si stabilizza attorno al 21.24%. Consideriamo questo come l'espressione di un'economia più stabile e di una banca centrale più severa. L'effetto indiretto sul tasso d'interesse nominale  $\hat{i}_t$  si mantiene anch'esso considerevole, raggiunge il 25.47% per il primo campione e il 18.22% per il secondo.

Per avvalorare maggiormente il nostro lavoro, abbiamo condotto dei controlli di robustezza del nostro modello. Il primo di questi verte sull'ispezione di un modello identico a quello da noi presentato omettendo la componente di news shock  $\eta_{t-1}$ . Si ha quindi la stima di un modello con un parametro in meno, in quanto  $\sigma_\eta$ , la deviazione standard per il news shock, è vincolata a zero. Al fine di confrontare questo modello con il nostro modello di partenza utilizziamo il criterio KR suggerito da Kass e Raftery (2005) che consiste nel calcolo del fattore di Bayes, in questo caso otteniamo 0.031212675, ovvero un'evidenza molto debole contro  $H_2$  (ipotesi a favore del modello non vincolato, ovvero modello sostenuto nella nostra tesi), dunque i dati forniscono un'evidenza a favore del modello con news shock. La logverosimiglianza calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean” si è dimostrata pari a 1987.223349 minore di 1990.923914, valore ottenuto per il modello con news shock. Dal confronto è quindi emerso che il modello con news shock oggetto del nostro studio è statisticamente migliore di un modello senza news shock. Tale risultato è una

prova essenziale per sostenere la nostra tesi. L'analisi di questo modello è una controprova dell'importanza del "news shock"  $\eta_{t-1}$  che assumiamo con il nostro lavoro. Dalla decomposizione della varianza dell'errore di previsione, è apparso evidente come tralasciando  $\eta_{t-1}$  dal modello, l'impatto di quest'ultimo venga erroneamente attribuito agli altri shocks presenti nel sistema conducendo a delle conclusioni errate. Ad esempio si rischia di attribuire allo shock tecnologico  $u_t^x$ , un peso addirittura del 97.74% a un anno semplicemente perché in questo modello viene attribuito a  $u_t^x$  anche quanto è invece imputabile al news shock  $\eta_{t-1}$ . Il secondo controllo di robustezza è stato condotto attraverso l'esame di un modello analogo al nostro con la differenza che la regola di Taylor con due ritardi della variabile dipendente ha lo shock di politica monetaria persistente. In questo confronto, il nostro modello risulta essere quello ristretto poiché ottenuto vincolando a zero il parametro  $\rho_i$ . Per confrontare i due modelli abbiamo usato un'altra volta il criterio KR. Il fattore di Bayes è risultato pari a 3.102227. Tale valore rivela un'evidenza positiva contro  $H_2$  (ipotesi a favore del modello non vincolato, ovvero modello con lo shock di politica monetaria persistente), dunque i dati forniscono una prova a vantaggio del modello con news shock da noi sostenuto. Un'ulteriore argomentazione a nostro favore sono i valori della moda e della media a posteriori per il parametro  $\rho_i$ , rispettivamente 0.0043 e 0.0573, entrambi prossimi allo zero. In conclusione, anche quest'ultimo controllo di robustezza appoggia il modello oggetto della nostra tesi nel quale la regola di Taylor prevede solo la componente white noise  $u_t^i$  dello shock autoregressivo. A nostro sostegno volge anche l'analisi di Coibion e Gorodnichenko (2011) i quali hanno dimostrato che il tasso d'interesse nominale è rappresentato al meglio da un processo autoregressivo del secondo ordine e che in questo modo i parametri autoregressivi nel termine d'errore diventano prossimi a zero o negativi per questo si include nella regola solo la componente white noise  $u_t^i$  dello shock autoregressivo solitamente considerato.

Al fine di diminuire la soggettività dello studio dovuta alla scelta delle distribuzioni iniziali, che potrebbe essere vista come una mancanza di solidità scientifica dei nostri risultati, abbiamo approfondito lo studio delle densità a priori. In particolare abbiamo ricondotto la stessa analisi con distribuzioni iniziali più diffuse. I risultati ottenuti hanno messo ancora una volta in luce la significatività del news shock, nell'esaminare variabili come output gap, inflazione e tasso d'interesse nominale. Addirittura, dall'osservazione delle FEVD è emerso che  $\eta_{t-1}$  risulta spiegare oltre il 44% della varianza dell'errore di previsione dell'output gap, un valore maggiore a quello riscontrato con le densità a priori meno diffuse. In complesso quindi, quest'ultima analisi ci ha portato a ritenere i nostri risultati robusti, avvalorando maggiormente la presenza del news shock nel nostro modello. Precisiamo però che nonostante le densità a priori più diffuse conducano ad una ulteriore conferma dell'importanza del news shock, le distribuzioni a priori da noi inizialmente scelte sono preferibili in quanto in linea con la letteratura in tale ambito.





# APPENDICE TECNICA

## A. Introduzione a Dynare

Dynare è uno strumento potente e altamente personalizzabile utilizzabile con i software Matlab<sup>22</sup> o GNU Octave che ci permette di risolvere, simulare e stimare modelli DSGE con l'approccio bayesiano.

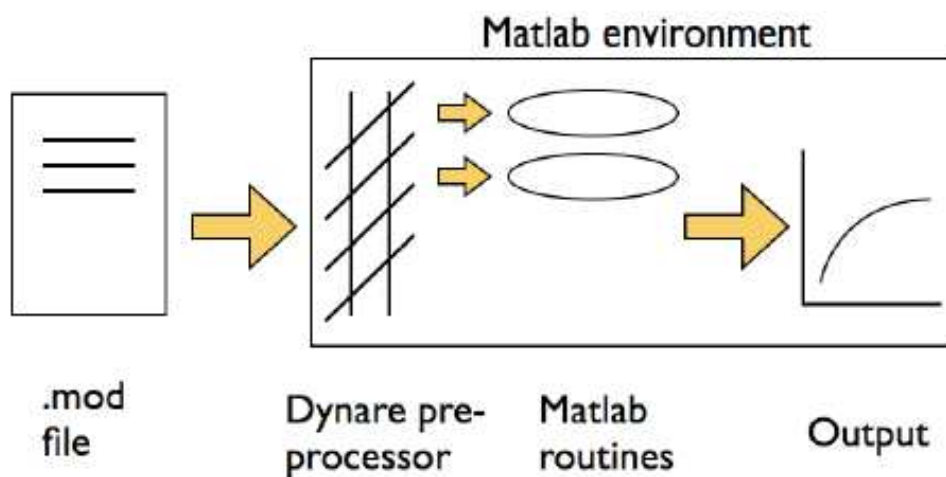


Figura 46: Il file .mod è letto dal pre-processore Dynare, che poi chiama la routine di Matlab per effettuare le operazioni desiderate e visualizzare i risultati.

In sostanza, il modello e le sue parti correlate, come per esempio una struttura di shock, sono scritti equazione per equazione in un editor a nostra scelta. Il file risultante sarà essere chiamato il file .mod. Questo file è poi richiamato da Matlab. Questo avvia il pre-processore Dynare che traduce il file .mod in un input adeguato per le routine Matlab (più precisamente, esso crea un

---

<sup>22</sup> MATLAB® è un linguaggio di alto livello e una ambiente interattivo che dà l'abilità di produrre performance computazionali intensive in maniera più veloce dei tradizionali programmi come ad esempio: C, C++, and Fortran.

intermediari Matlab o C-files che vengono poi utilizzati dal codice Matlab) usati per risolvere e stimare il modello. Infine, i risultati sono presentati in Matlab.

Dynare è in grado di:

- calcolare lo stato stazionario di un modello;
- calcolare la soluzione di modelli deterministici;
- calcolare l'approssimazione di primo e secondo ordine alla soluzione di modelli stocastici;
- parametri di stima dei modelli DSGE utilizzando la massima verosimiglianza o l'approccio bayesiano;
- calcolare le politiche ottimali nei modelli lineari quadratici.

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

I comandi che lanciamo per stimare il modello sono contenuti nel file.mod, il quale è diviso in cinque blocchi distinti:

- preambolo: si inserisce la lista delle variabili e dei parametri; è suddiviso in tre comandi, “var” contiene le variabili endogene, “varexo” contiene le variabili esogene, “parameters” contiene i parametri e i loro valori;
- modello: si descrive il modello DSGE nel dettaglio equazione per equazione;
- steady state o valori iniziali: da un'indicazione per trovare lo stato stazionario del modello o il punto iniziale per la simulazione per ogni parametro o la funzione di risposta d'impulso basata sulla soluzione del modello, dato che si lavora in un contesto stocastico è necessario specificare queste condizioni iniziali per far cominciare la simulazione del modello;

- shock: si definiscono gli shock del sistema, 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: si istruisce Dynare a intraprendere specifiche operazioni (previsioni, stima, funzioni di risposta ad impulso, ...). Per vedere l'impatto degli shock sul modello Dynare utilizza una procedura ricorsiva che gli permette di tracciare una risposta media.

## B. Comandi

Qui di seguito riporto l'insieme di comandi del mio file.mod lanciati per stimare il modello descritto al capitolo 2, i cui risultati di stima vengono analizzati al capitolo 3.

```
//% .mod file DSGE con news shock

var pi, x, i, epspi, epsx, ffrq, inflgdpq, ygaphp, uxendnews ;

varexo ux, upi, ui, uxnews;

// shocks - ordering matters in case of correlated shocks -- Cholesky
decomposition applies

parameters mipi, lambda, mix, psi, phii, phii2, phipi, phix, rhopi, rhox, rhoi,
beta;

// initial values for the parameter vector

// quarterly data (no annualization)

// fixed parameters
```

```

// beta = .99;

//structural model

mipi = .5;

lambda = .1;

mix = .5;

psi = .1;

phii = .75;

phii2 = 0;

hipi = 1.5;

phix = .5;

rhopi = 0;

rhox = .5;

rhoi = .5;

beta = .99;

model;

pi = beta*mipi*pi(1) + (1-mipi)*pi(-1) + lambda*x + epspi;

uxendnews = uxnews;

x = mix*x(1) + (1-mix)*x(-1) - psi*(i-pi(1)) - epsx - uxendnews(-1);

i = phii*i(-1) + phii2*i(-2) + (1-phii-phii2)*(hipi*pi + phix*x ) + ui ;

//i = phii*i(-1) + (1-phii)*(hipi*pi + phix*x + phigamma*nomgr) + epsi;

```

```

epspi = rhoi*epspi(-1) + upi;

epsx = ux;

//epsi = rhoi*epsi(-1) + ui;

// measurement equation

inflgdpq*100 = pi ;

ygaphp*100 = x ;

ffrq*100 = i ;

end;

steady(solve_algo=0); check;

estimated_params;

mipi, .5, beta_pdf, .5, .15;

lambda,.1, gamma_pdf, .1, .05;

mix, .5, beta_pdf, .5, .15;

psi, .1, gamma_pdf, .1, .05;

phii, .7, normal_pdf, .7, .3;

phii2, -1., normal_pdf, .3, .3;

phipi, 1.5, gamma_pdf, 1.5, .35;

```

```

phix, .5, gamma_pdf, .5, .15;

rhoi, .5, beta_pdf, .5, .285;

//rhoi, .5, beta_pdf, .5, .285;

// shocks, stdevs

stderr upi, .1, gamma_pdf, .1, .05;

stderr ux, .1, gamma_pdf, .1, .05;

stderr ui, .1, gamma_pdf, .1, .05;

stderr uxnews, .1, gamma_pdf, .1, .05;

end;

varobs inflgdpq ygaphp ffrq;

// data_moneynk.m - campione: 1966q1-2007q2

estimation(datafile=data_moneynk,prefilter=1,first_obs=1,mh_jscale=.45,mh_dr
op=.9,mode_compute=4,mh_nblocks=2,conf_sig=0.90,filtered_vars,bayesian_ir
f,mh_replic=400000);

// Generate IRfunctions and Moments of the variables of interest

stoch_simul pi x i ;

```

vardecdyn(40);

## C. Convergenza Univariata

Di seguito riporto i grafici della convergenza univariata per ciascun parametro del modello stimato al capitolo 3. La convergenza di ogni singolo parametro è il primo requisito necessario per la bontà del modello. L'analisi della convergenza è stata spiegata in modo dettagliato al paragrafo (3.3). Analizziamo ora questi grafici ottenuti per ciascun parametro.

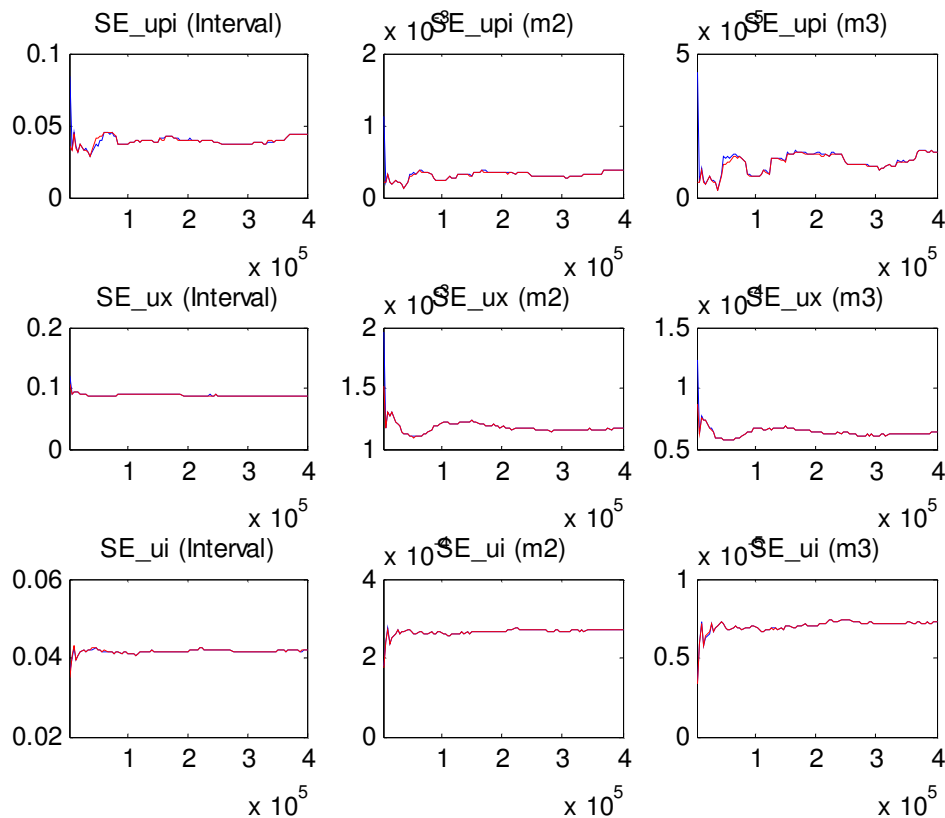


Figura 47: “MCMC univariate diagnostics” - I

La figura 47 riporta i grafici della convergenza per i parametri  $\sigma_\pi$  (SE\_upi),  $\sigma_x$  (SE\_ux) e  $\sigma_i$  (SE\_ui). E' di nostro interesse solo l'ultima parte dei grafici, come già spiegato, possiamo quindi dire che le serie si stabilizzano e convergono.

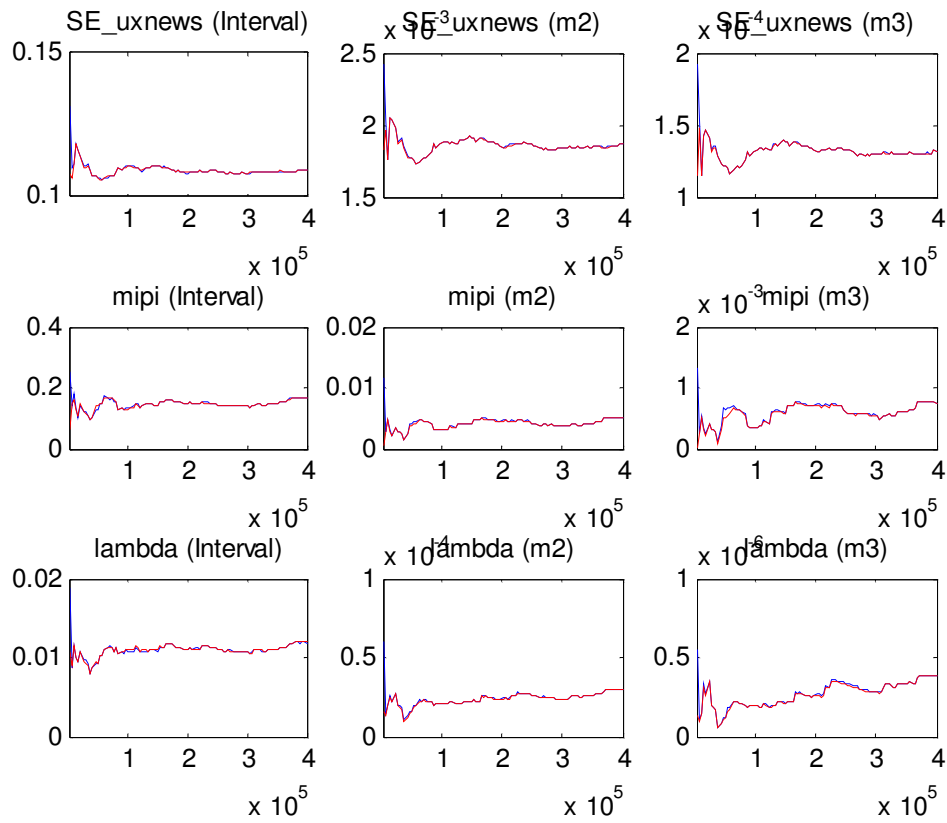


Figura 48: “MCMC univariate diagnostics” - II

La figura 48 riporta i grafici della convergenza per i parametri  $\sigma_\eta$  (SE\_uxnews),  $\mu_\pi$  (mipi) e  $\lambda$  (lambda). Anche qui emerge la convergenza delle serie per i singoli parametri.



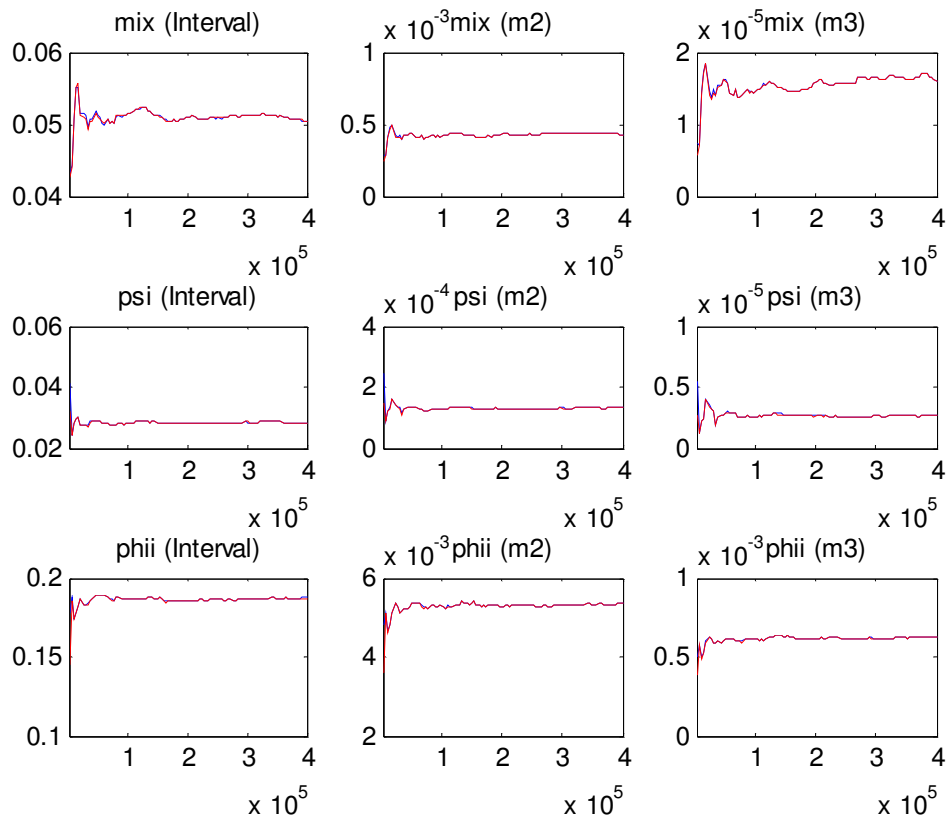


Figura 49: “MCMC univariate diagnostics” - III

La figura 49 contiene i grafici della convergenza univariata per i parametri  $\mu_x$  (mix),  $\psi$  (psi) e  $\phi_1^i$  (phii). Per tutti e tre questi parametri si ha la convergenza.

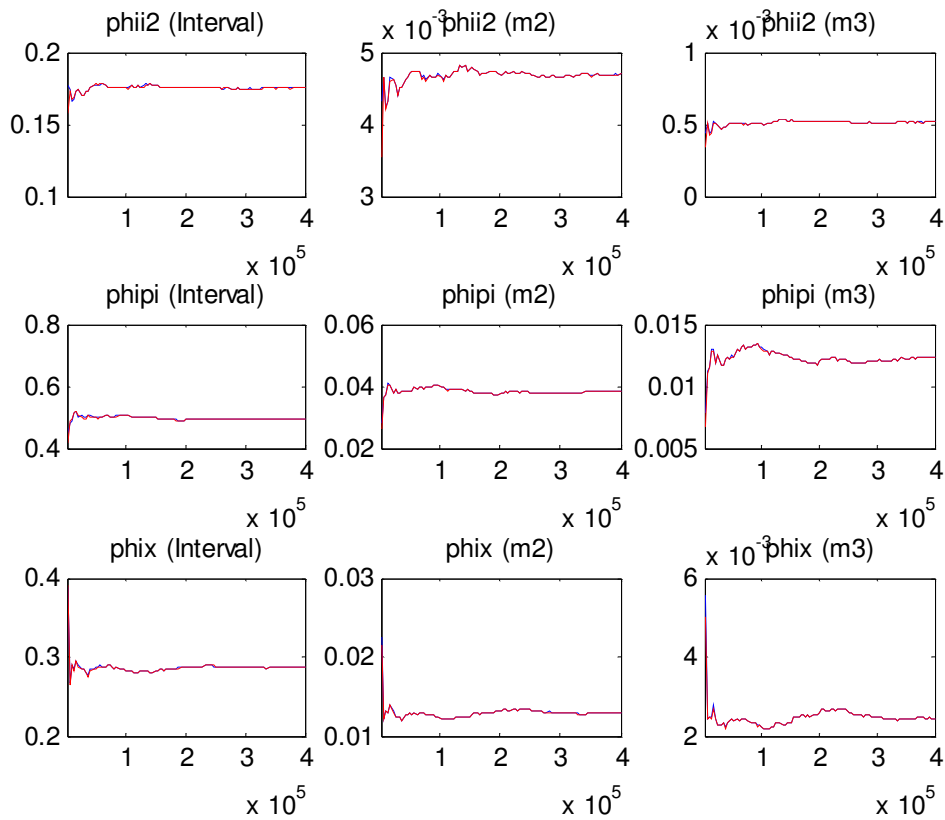


Figura 50: “MCMC univariate diagnostics” - IV

La figura 50 ci restituisce i grafici della convergenza univariata per i parametri  $\phi_2^i$  ( $\phi_{ii2}$ ),  $\phi^\pi$  ( $\phi_{ipi}$ ) e  $\phi^x$  ( $\phi_{ix}$ ), tutte le serie risultano convergere.

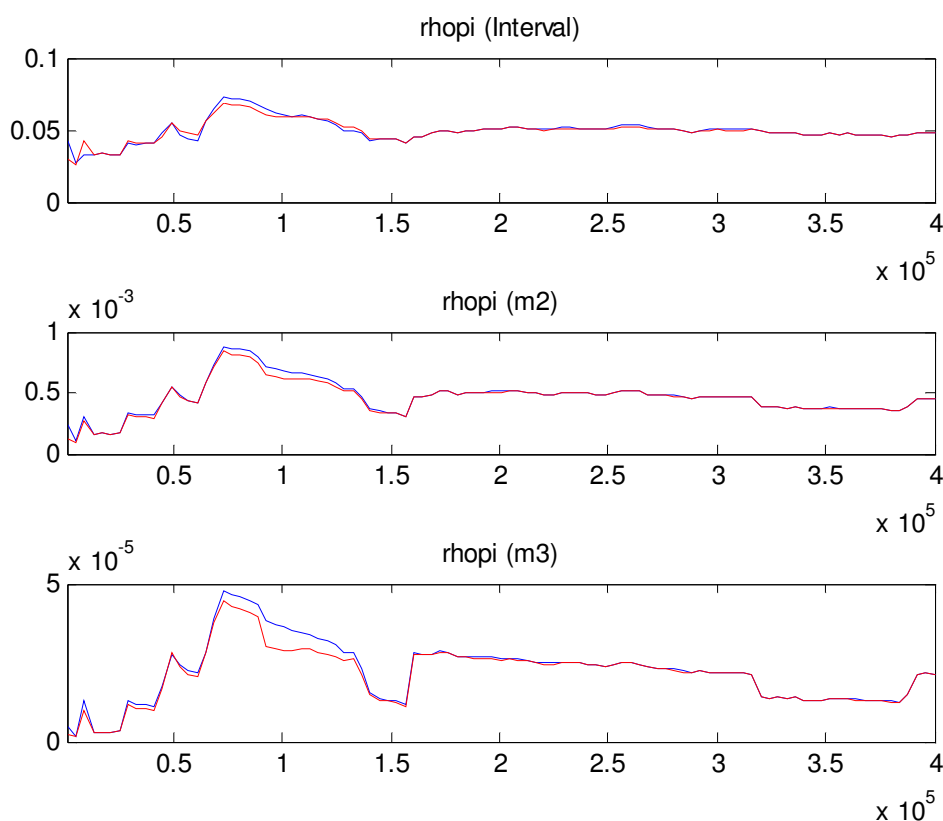


Figura 51: “MCMC univariate diagnostics” - V

In figura 51 si hanno i grafici della convergenza univariata per il parametro  $\rho_\pi$  (rhopi), ed anche questi convergono.

### D. Output processo di stima

Come descritto nel paragrafo (1.3), la stima della densità a posteriori con Dynare avviene in due passi. Al primo passo del processo di stima si ottiene soltanto la moda della distribuzione a posteriori. Al secondo passo del processo di stima Dynare fornisce anche la media a posteriori e l’intervallo di credibilità al 90%.

Riportiamo di seguito gli output veri e propri del processo di stima di Dynare, che già avevamo sintetizzato nel paragrafo (3.4).

```

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION
parameters
      prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
      mipi  0.500    0.4978  0.0219 22.7718 beta  0.1500
      lambda 0.100    0.0062  0.0025  2.4467 gamm 0.0500
      mix    0.500    0.5258  0.0181 29.0329 beta  0.1500
      psi    0.100    0.0220  0.0100  2.2125 gamm 0.0500
      phii   0.700    0.5911  0.0719  8.2206 norm 0.3000
      phi12  0.300    0.2391  0.0673  3.5502 norm 0.3000
      phipi  1.500    1.2737  0.1896  6.7190 gamm 0.3500
      phix   0.500    0.5415  0.1070  5.0606 gamm 0.1500
      rhopi  0.500    0.0009  0.0043  0.2016 beta  0.2850
standard deviation of shocks
      prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
      upi    0.100    0.1648  0.0091 18.0518 gamm 0.0500
      ux     0.100    0.3348  0.0328 10.2076 gamm 0.0500
      ui     0.100    0.2990  0.0158 18.8845 gamm 0.0500
      uxnews 0.100    0.1733  0.0382  4.5421 gamm 0.0500
Log data density [Laplace approximation] is 1989.312879.

```

Figura 52: Primo "step" di stima

Del primo "step" di stima è di nostro interesse solo la moda, che abbiamo riportato in tabella 4. Ma come vediamo in figura 52, Dynare fornisce anche la media a priori (prior mean), la distribuzione a priori (prior), la deviazione standard (pstdev) da noi assegnata nel file.mod, la statistica t (t-stat) e la rispettiva deviazione standard (s.d.). La statistica t, non è riconducibile alla statistica t classica, poiché si riferisce ad una densità a posteriori e non ad una verosimiglianza, intesa in senso classico. Non è dunque affidabile per valutare la significatività dei parametri.

```

ESTIMATION RESULTS
Log data density is 1990.923914.
parameters
  prior mean post. mean conf. interval prior pstdev
  mipi 0.500 0.4502 0.3129 0.5416 beta 0.1500
  lambda 0.100 0.0097 0.0022 0.0190 gamm 0.0500
  mix 0.500 0.5224 0.4911 0.5551 beta 0.1500
  psi 0.100 0.0266 0.0087 0.0435 gamm 0.0500
  phii 0.700 0.5947 0.4770 0.7191 norm 0.3000
  phii2 0.300 0.2383 0.1266 0.3514 norm 0.3000
  phipi 1.500 1.3437 1.0243 1.6621 gamm 0.3500
  phix 0.500 0.5669 0.3771 0.7423 gamm 0.1500
  rhopi 0.500 0.0255 0.0000 0.0599 beta 0.2850

standard deviation of shocks
  prior mean post. mean conf. interval prior pstdev
  upi 0.100 0.1757 0.1453 0.2112 gamm 0.0500
  ux 0.100 0.3455 0.2889 0.4023 gamm 0.0500
  ui 0.100 0.3040 0.2775 0.3307 gamm 0.0500
  uxnews 0.100 0.1712 0.1013 0.2410 qamm 0.0500

```

Figura 53: Secondo "step" di stima

Del secondo “step” di stima sono di nostro interesse, la media a posteriori (post. mean) e l’intervallo di credibilità al 90% (conf. interval) anche questo riportati in tabella 4. Però Dynare ci restituisce nuovamente la media a priori, la distribuzione a priori e la deviazione standard da noi inseriti nel file.mod.

## Bibliografia

- ADJEMIAN S., JUILLARD M., MIHOUBI F., PERENDIA G., VILLEMOT S. (2009): Dynare Manual Version 4.0.4, <http://www.dynare.org/documentation-and-support/manual/manual.pdf/view>.
- AN S., SCHORFHEIDE F. (2007): “Bayesian Analysis of DSGE Models”, *Econometric Review*, 26, pp. 113-172.
- BEAUDRY P., PORTIER F. (2006): "News, Stock Prices and Economic Fluctuations", *American Economic Review*, 96(4), pp. 1293-1307.
- BENATI L. (2008): “Investigating Inflation Persistence Across Monetary Regimes”, *Quarterly Journal of Economics*, 123(3), pp. 1005-1060.
- BENATI L., SURICO P. (2009): “VAR Analysis and the Great Moderation”, *American Economic Review*, 99(4), pp. 1636-1652.
- BENATI L., SURICO P. (2008): “Evolving U.S. Monetary Policy and the Decline of Inflation Predictability”, *Journal of the European Economic Association*, 6(2-3), pp. 634-646.
- BOIVIN J., GIANNONI M. (2006): “Has Monetary Policy Become More Effective?”, *Review of Economics and Statistics*, 88(3), pp. 445-462.
- BROOKS S. P., GELMAN A. (1998): “General Methods for Monitoring Convergence of Iterative Simulations”, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol. 7, No. 4, pp.434-455.
- CANOVA F. (2009): “Bridging Cyclical DSGE Models and the Raw Data”, Universitat Pompeu Fabra, mimeo.
- CANOVA F. (2009): “What Explains the Great Moderation in the US? A Structural Analysis”, *Journal of the European Economic Association*, 7 (4), pp. 697-721.

- CASTELNUOVO E. (2010): “Tracking U.S. Inflation Expectations with Domestic and Global Determinants”, *Journal of International Money and Finance*, 29(7), pp. 1340-1356.
- CASTELNUOVO E. (2011): “Problem Set # 2”, [http://www.decon.unipd.it/personale/curri/castelnuovo/ProblemSet\\_2.pdf](http://www.decon.unipd.it/personale/curri/castelnuovo/ProblemSet_2.pdf).
- CASTELNUOVO E., SURICO P. (2010): “Monetary Policy, Inflation Expectations and the Price Puzzle”, *Economic Journal*, 120(549), pp. 1262-1283.
- CHRISTIANO L., EICHENBAUM M. AND EVANS C. (2005): “Nominal rigidities and the dynamic effects of a shock to monetary policy”, *Journal of Political Economy* 113, pp. 1-45.
- CLARIDA R., GALI J., AND GERTLER M. (1999): “The Science of Monetary Policy: A New Keynesian Perspective”, *Journal of Economic Literature*.
- CLARIDA, R., GALI J., AND GERTLER M. (2000): “Monetary Policy Rules and Macroeconomic Stability: Evidence and Some Theory”, *Quarterly Journal of Economics* 115, pp. 147-180.
- COGLEY T., PRIMICERI G. E., SARGENT T. (2010): “Inflation-Gap Persistence in the U.S.”, *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2(1), pp. 43-69.
- COIBION O., GORODNICHENKO Y. (2011): “Why are target interest rate changes so persistent?”, Working Paper Number 106.
- DAVIS J. M. (2007): “News and Term Structure in General Equilibrium”, manuscript.
- FUJIWARA I., YASUO H., AND MOTOTSUGU S. (2008): “Can News Be a Major Source of Aggregate Fluctuations? A Bayesian DSGE Approach,” IMES Discussion paper No. 2008-E-16, Bank of Japan.
- GELMAN A., RUBIN D. B. (1992): “Inference from Iterative Simulation Using Multiple Sequences”, *Statistical Science*, 7(4), pp. 457-472.

- GEWEKE J. (1998): “Using Simulation Methods for Bayesian Econometric Models: Inference, Development, and Communication”, *Federal Reserve Bank of Minneapolis Research Department Staff Report* 249.
- HODRICK R., PRESCOTT E. C. (1997): “Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation”, *Journal of Money, Credit and Banking*, 29, pp. 1 – 16.
- IRELAND P. (2007): “Changes in Federal Reserve’s Inflation Target: Causes and Consequences”, *Journal of Money, Credit and Banking*, 39(8), pp. 1851-1882.
- JUSTINIANO A., PRIMICERI G. (2008): “The Time Varying Volatility of Macroeconomic Fluctuations”, *The American Economic Review*, 98(3), pp. 604-641.
- KASS R. E., RAFTERY A. E., “Bayes Factor” (1995): *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 90, No. 430, pp. 773-795.
- KHAN H., TSOUKALAS J. (2009): “The Quantitative Importance of News Shocks in Estimated DSGE Models”.
- LISEO B. (2008): “Introduzione alla statistica bayesiana”.
- LUBIK T., SCHORFHEIDE F. (2004): “Testing for Indeterminacy: An Application to U.S. Monetary Policy”, *American Economic Review*, 94(1), pp. 190-217.
- LUBIK T., SURICO P. (2010): “The Lucas Critique and the Stability of Empirical Models”, *Journal of Applied Econometrics*, 25(1), pp. 177-194.
- MANCINI GRIFFOLI T. (2007): “An introduction to the solution & estimation of DSGE models”, Dynare – v4 User Guide.
- PIGOU A. (1926): “Industrial Fluctuations”, London: Macmillan.
- SCHMITT-GROHE S., URIBE M. (2008): “What’s news in business cycles”, NBER Working Paper No. 14215.



## Ringraziamenti

Voglio innanzitutto esprimere la mia gratitudine e ammirazione al Prof. Efrem Castelnuovo per l'impegno e la passione che dedica al suo lavoro, per la costante disponibilità e pazienza dimostratami e per i preziosi consigli che mi ha dato in questo periodo.

Un doveroso ringraziamento anche a tutti i professori della Facoltà di Scienze Statistiche per tutto quello che da loro ho potuto imparare in questi anni di studio.

Un grazie di cuore a mamma e papà per la fiducia che mi hanno dimostrato, per avermi sostenuto moralmente ed economicamente in tutti questi anni. Grazie a Magi perché è stata la sorella migliore del mondo, per avermi sempre incoraggiata e per la sua ospitalità in questo ultimo anno di studi. Un grazie a mio fratello Emanuele perché porta sempre un po' di gioia nelle mie giornate.

Un ringraziamento speciale a Nicolò, per essermi sempre a fianco e per avermi incoraggiata nei momenti in cui avrei voluto arrendermi. Un grazie perché mi ha sostenuto in ogni scelta, per essere sempre in grado di trasmettermi serenità e positività nell'affrontare la vita.

Un grazie va a tutti i compagni di facoltà, per aver condiviso tutte le difficoltà e per gli indimenticabili momenti passati assieme. Un grazie speciale a Annachiara, Silvia e Arianna, perché, con loro, perfino studiare era piacevole. Grazie per avermi aiutata a preparare al meglio gli esami più duri. Ancora grazie per essere delle grandi amiche che mi capiscono sempre e mi sanno consigliare in ogni momento, grazie perché so di poter contare su di loro.

Un grazie immenso a tutti gli amici che ho, perché sono sempre stati disponibili ad ascoltarmi e sanno farmi divertire e distogliere dallo studio.

Grazie ai nonni, gli zii e tutti i cugini, per essere sempre presenti nella mia vita e per rendere la nostra famiglia ogni giorno più speciale.