



Università degli Studi Padova

FACOLTÀ DI SCIENZE STATISTICHE

Corso di Laurea Specialistica in Scienze Statistiche Economiche Finanziarie e Aziendali

TESI DI LAUREA

**STIMA DI MODELLI DI PERSISTENZA DELLA
POLITICA MONETARIA PER L'AREA
DELL'EURO CON TECNICHE BAYESIANE**

Laureando: **Damiano De Luca**
Matricola: **589825**

Relatore: **Prof. Efrem Castelnuovo**

Anno accademico: 2011-2012

Indice

Introduzione	5
Stima Bayesiana dei modelli DSGE	9
1.1 Perché un modello DSGE	9
1.2 Perché la stima Bayesiana	11
1.3 Metodo di stima Bayesiana	13
Modello dsge con “interest smoothing” e “persistent shocks”	15
2.1 Versione empirica	15
2.2 I dati	18
2.3 Densità a priori	21
2.4 Verosimiglianza	23
Analisi Bayesiana del modello	25
3.1 Il modello	25
3.1.1 Analisi Bayesiana	25
3.1.2 Convergenza del modello	26
3.1.3 Analisi delle densità a posteriori	28
3.1.4 Funzioni di risposta ad impulso (IRF)	31
3.2 Seconda specificazione	33
3.2.1 Convergenza del modello	33
3.2.2 Analisi della densità a posteriori	34
3.3 Terza specificazione	36
3.3.1 Convergenza del modello	36
3.3.2 Analisi della densità a posteriori	37
3.4 Quarta specificazione	39
3.4.1 Convergenza del modello	39
3.4.2 Analisi della densità a posteriori	40
3.5 Quinta specificazione	42
3.5.1 Convergenza del modello	42
3.5.2 Analisi della densità a posteriori	43
Cinque diverse specificazioni	45

4.1	Analisi delle varianze	45
4.2	Valore della log-verosimiglianza	46
4.3	Decomposizione della varianza dell'errore di previsione	48
	<i>Analisi con un campione ristretto</i>	49
5.1	I dati	49
5.2	Confronto fra i residui del modello per i due campioni	51
5.3	Analisi Bayesiana del modello	53
5.3.1	<i>Prima specificazione</i>	53
5.3.2	<i>Seconda specificazione</i>	54
5.3.3	<i>Terza specificazione</i>	56
5.3.4	<i>Quarta specificazione</i>	57
5.3.5	<i>Quinta specificazione</i>	58
5.4	Confronto fra le specificazioni.....	60
5.4.1	<i>Analisi delle varianze</i>	60
5.4.2	<i>Valore della log-verosimiglianza</i>	61
5.4.3	<i>Decomposizione della varianza dell'errore di previsione</i>	62
	<i>Conclusioni</i>	63
	<i>Appendice tecnica</i>	65
	<i>Bibliografia</i>	69

Introduzione

Nonostante la volontà di agire rapidamente in periodi di crisi, le banche centrali hanno tradizionalmente dimostrato una significativa inerzia nel processo di elaborazione delle politiche da attuare. Gli economisti hanno riconosciuto da sempre che i banchieri centrali cambiano la linea di condotta in un modo più graduale di quanto previsto dai modelli macroeconomici standard data la volatilità di breve periodo nelle condizioni macroeconomiche, ma non hanno adeguatamente indirizzato l'origine di questa inerzia.

L'interpretazione più comune è che questa politica sia riflettuta dallo "smoothing" del tasso di interesse. Questa vista suggerisce che il banchiere centrale abbia un tasso di interesse desiderato come in Taylor (1993), il quale risponde alle condizioni macroeconomiche correnti e aspettate, ma i policy-makers muovano il tasso di interesse solo gradualmente attorno al tasso desiderato. Questa forma di gradualità, o "smoothing" del tasso di interesse, presenta numerosi benefici potenziali: può essere ottimale quando i policy-makers sono incerti sugli effetti quantitativi dei cambi di strategia (Brainard 1967), dà ai policy-makers maggior controllo sui tassi di interesse a lungo termine attraverso l'expectation channel (Woodford 2003a), e può ridurre l'instabilità finanziaria del settore a causa dell'aumentata prevedibilità dei tassi di interesse.

La maggior parte della letteratura che caratterizza la funzione di reazione delle banche centrali ha affermato che le decisioni sul tasso di interesse possono essere rappresentate modellando il tasso di interesse corrente come una media pesata del tasso di interesse passato e il tasso di interesse desiderato dalla banca centrale, laddove quest'ultimo dipende dalle condizioni macroeconomiche secondo la regola di Taylor (1993).

Allo stesso tempo, l'evidente volontà delle banche centrali di rispondere rapidamente in certe situazioni, suggerisce che questo apparente conservativismo sia più finzione che realtà.

Questo punto è stato analizzato da Rudebusch (2002, 2006) che afferma che l'inerzia identificata nei lavori precedenti sia più verosimilmente un riflesso di

variabili omesse nella funzione di reazione. Se la banca centrale reagisse ad altri fattori oltre a quelli inclusi nella regola di Taylor semplificata, come i prezzi dei beni, le condizioni di liquidità, o l'incertezza del mercato allora considerando la persistenza di queste variabili, questo potrebbe erroneamente portare all'apparenza di un'inerzia nella regola di Taylor quando questa effettivamente non è presente. Ruedebusch mostra che una regola di Taylor standard, che include shock persistenti dovuti ad altri fattori è statisticamente indistinguibile da un modello con l'inerzia nel tasso di interesse. Successivi lavori che utilizzano specificazioni annidate con sia l'inerzia nel tasso di interesse che gli shock persistenti hanno confermato che ci sono poche basi statistiche per rigettare entrambe le ipotesi, ma che permettere shock persistenti diminuisce significativamente il grado di inerzia.

Riuscire ad identificare il grado di inerzia nella politica monetaria è importante per numerose ragioni. Prima di tutto il grado di inerzia nella politica monetaria gioca un ruolo determinante non solo nell'azione delle banche centrali nei periodi di crisi, ma nella risposta dei policy makers a shock in generale. Per esempio il grado di inerzia avrà effetto sulla previsione del ritmo della risposta endogena della banca centrale (e quindi delle condizioni macroeconomiche più in generale) alle innovazioni politiche non monetarie come la tecnologia o il prezzo del petrolio. Inoltre i parametri sottostanti I modelli macroeconomici sono effettivamente stimati comparando le funzioni di risposta ad impulso previste da quelle osservate. Capire se la risposta condizionale dell'economia agli shock è soggetta all'inerzia importerà quindi per la stima di tutti i parametri del modello, non solo quelli riguardanti la policy rule. Terzo, sapere se assumere inerzia o shock persistenti nella funzione di reazione della banca centrale è importante per le interpretazioni storiche.

Nonostante l'importanza di questa distinzione nelle ragioni per l'inerzia nel processo di elaborazione delle politiche monetarie, ha ricevuto poca attenzione in letteratura, con la maggior parte dei lavori che assumono semplicemente che lo "smoothing" del tasso d'interesse è l'origine della persistenza del tasso di interesse. Alcuni ricercatori hanno stimato la regola di Taylor con entrambi gli shock persistenti e lo "smoothing" del tasso di interesse, ma questa metodologia

ha consistentemente fallito nel rifiutare entrambe le ipotesi. Rudebusch(2002), English et al. (2003), Gerlach-Kristen (2004) e Consolo e Favero (2009) tutti stimano la regola di Taylor usando metodi ad equazione singola e riportano evidenza per entrambi i motivi, anche se a livelli differenti. Carrillo et al. (2007) e Smets e Wouters (2007) stimano specificazioni annidate con modelli DSGE completamente specificati e trovano anche evidenza per entrambe le spiegazioni. Usando una varietà di metodi Coibon e Gorodnichenko (2011) trovano nuova evidenza a favore della interpretazione della inerzia politica come riflesso di uno “smoothing” del tasso di interesse.

Innanzitutto, Coibon e Gorodnichenko rivisitano le stime empiriche della specificazione annidata della regola di Taylor su cui la ricerca precedente è stata incapace di discriminare in maniera sicura tra le due ipotesi. Infatti la ricerca precedente aveva ristretto a solo modelli auto regressivi di primo grado, nonostante la modellizzazione teoretica suggerisse modelli di ordine più elevato potessero essere ottimali (Woodford 2003b) e non ci sia ragione a priori per sostenere che gli shock persistenti seguano un modello AR(1).

Permettendo forme più generali per ognuno, Coibon e Gorodnichenko mostrano che i dati sono molto più informativi sull’origine sottostante la persistenza dei tassi di interesse.

Utilizzando criteri informativi per selezionare tra un ampio set di specificazioni annidate di diverso ordine di “smoothing” dell’interesse e shock persistenti, i dati supportano fortemente i modelli con solo lo “smoothing” con due ritardi del tasso d’interesse scelta come specificazione preferita. Inoltre mostrano che, permettendo ritardi di secondo ordine nella regola di Taylor i parametri auto regressivi nel termine d’errore diventano insignificanti statisticamente o negativi.

In quest’ottica, questo lavoro si prefigge di stimare un modello Neo-Keynesiano del ciclo economico nel periodo (1991-2009) al fine di identificare il ruolo giocato dalla politica monetaria e dagli shock macroeconomici (all’output gap, all’inflazione e al tasso di interesse nominale) nel determinare la volatilità dell’inflazione e del ciclo economico. La novità sta nello stimare cinque differenti specificazioni annidate di diverso ordine di “smoothing” dell’interesse e di shock persistenti utilizzando dati europei prodotti dall’OCSE.

Vedremo le differenze tra esse, e quale di loro fornisca una spiegazione migliore relativa ai nostri dati europei. Valuteremo se la migliore adattabilità ai dati di un modello AR(2) per l' "interest smoothing" (come in Coibon Gorodnichenko) sia confermata anche con i dati europei.

Nel capitolo 1 spiegheremo la scelta di un modello dsge e dell'utilizzo delle tecniche Bayesiane per l'analisi del modello.

Nel capitolo 2 verranno presentate le cinque differenti specificazioni del modello.

Nel capitolo terzo 3 verrà effettuata l'analisi Bayesiana del nostro modello nelle sue cinque differenti specificazioni: 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 capitolo 4 verranno utilizzate diverse metodologie per il confronto tra le diverse specificazioni del modello.

Nel capitolo 5 verranno analizzate le diverse specificazioni con un campione ristretto.

Il capitolo 6 conclude.

Stima Bayesiana dei modelli DSGE

1.1 Perché un modello DSGE

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 autorità.

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.

I modelli DSGE (Dynamic Stochastic General Equilibrium) sono molto usati dai macroeconomisti contemporanei per spiegare fenomeni economici aggregati, quali la crescita economica, cicli economici, e gli effetti della politica monetaria e fiscale.

Uno dei motivi principali per cui i macroeconomisti preferiscono tali modelli rispetto ai più tradizionali modelli VAR è che, a differenza di tali modelli di previsione, i modelli DSGE non sono soggetti alla critica di Lucas, il quale sostiene che parametri dei tradizionali modelli econometrici, stimati basandosi su dati passati, non sarebbero indipendenti dalle politiche economiche adottate dalle autorità: se il comportamento degli individui è influenzato dalle scelte degli operatori pubblici, un modello di strategia basato su parametri «vecchi» non potrà essere utilizzato per prevedere le conseguenze delle misure di politica economica che si ha intenzione di adottare poiché proprio la nuova politica comporterà un mutamento dei parametri strutturali.

Per superare questa critica nei modelli DSGE le relazioni del modello non sono

assunte ad-hoc ma invece derivate da solide microfondazioni, cioè da comportamenti ottimizzanti da parte degli agenti economici, per assicurarne la loro costanza nel tempo in funzione dei parametri.

I parametri devono essere parametri strutturali e tecnologici (deep parameters) costanti, relativi ai comportamenti "profondi" degli agenti e non soggetti a cambiamenti a seconda dei diversi atteggiamenti di politica adottati. In altre parole, parametri che è possibile considerati come "dati" (=assunti esogenamente) senza particolari problemi. Essi sono soprattutto parametri che definiscono le preferenze degli agenti (nella funzione di utilità) e le tecniche di produzione (nella funzione di produzione).

1.2 Perché la stima Bayesiana

La stima Bayesiana sta diventando molto utilizzata dai macroeconomisti contemporanei per una serie di importanti motivazioni.

Prima di tutto la stima Bayesiana si adatta perfettamente a risolvere i modelli DSGE, a differenza della stima GMM (massima verosimiglianza generalizzata) che si basa su un particolare relazione di equilibrio come l'equazione di Eulero del consumo. Similmente la stima Bayesiana si basa sulla verosimiglianza generata dal modello DSGE, anziché la più indiretta discrepanza tra le funzioni di risposta a d impulso (IRF) implicate dal modello DSGE e dal VAR.

Le tecniche Bayesiane inoltre permettono la considerazione di distribuzioni a priori da utilizzare come pesi nel processo di stima in modo che le distribuzioni a posteriori evitino dei picchi in punti anomali dove la verosimiglianza ha dei picchi. Spesso, a causa della stilizzata errata specificata natura dei modelli DSGE, la verosimiglianza raggiunge dei picchi in regioni dello spazio parametrico contraddittorie con le osservazioni comuni, portando al "dilemma delle stime assurde del parametro".

Inoltre l'inclusione delle stime a priori aiuta a identificare i parametri. Sfortunatamente infatti, quando si deve specificare un modello spesso si presenta il problema dell'identificazione. Si può riassumere come 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. In questo caso 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 errata 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.

1.3 Metodo di stima Bayesiana

Per stimare il modello DSGE utilizzeremo la statistica Bayesiana.

La differenza che nell'inferenza frequentista sta nel fatto che il parametro non è più una quantità fissata ed incognita, ma una variabile aleatoria la cui distribuzione iniziale dipende dalle informazioni in possesso e dalle ipotesi che vengono elaborate soggettivamente dal singolo ricercatore. Attraverso il Teorema di Bayes si formalizzano tutte le conoscenze in possesso sul parametro in termini di una distribuzione di probabilità iniziale o a priori. Le informazioni a priori hanno dunque un ruolo molto importante nell'approccio Bayesiano, esse introducono nell'analisi una componente soggettiva.

Distribuzione a priori e funzioni di verosimiglianza sono combinate dalla regola di Bayes per dare la distribuzione finale o a posteriori. In termini più semplici, il teorema di Bayes fornisce un metodo per modificare il livello di fiducia in una data ipotesi, alla luce di nuova informazione.

Più specificatamente vediamo come funzione a priori e funzione di massima verosimiglianza vengono collegate attraverso la regola di Bayes.

Viene definita una distribuzione a priori descritta come una funzione di densità dalla forma:

$p(\theta_A|\mathbf{A})$ dove \mathbf{A} indica lo specifico modello, θ_A rappresenta i parametri del modello \mathbf{A} , $p(\cdot)$ indica la funzione di densità di probabilità.

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

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

e

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

A questo punto abbiamo una densità a priori ipotizzata ed una funzione di verosimiglianza dei dati osservati, utilizzando il teorema di Bayes otteniamo la densità dei parametri conoscendo i dati. Infatti abbiamo che:

$$p(\theta|Y_t) = \frac{p(\theta; Y_t)}{p(Y_t)}$$

$$p(Y_t|\theta) = \frac{p(\theta; Y_t)}{p(\theta)} \Leftrightarrow p(\theta; Y_t) = p(\theta|Y_t)p(\theta)$$

Utilizzando queste identità possiamo combinare l'a-priori con la verosimiglianza per ottenere l'a-posteriori:

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

dove $p(Y_t|\mathbf{A})$ è la densità marginale dei dati condizionale al modello:

$$p(Y_t|\mathbf{A}) = \int_{\phi_A} p(\theta_A; Y_t|\mathbf{A}) d\theta_A$$

Infine l'a-posteriori Kernel (o densità a posteriori non-normalizzata, dato che la densità marginale è costante o uguale per ogni parametro), corrisponde al numeratore della densità a posteriori:

$$p(\theta_A|Y_t, \mathbf{A}) \propto p(Y_t|\theta_A, \mathbf{A})p(\theta_A|\mathbf{A}) \equiv \mathbf{K}(\theta_A|Y_t, \mathbf{A})$$

Questa è l'equazione fondamentale che ci consente di ricostruire tutti i momenti di interesse della a-posteriori.

Modello dsge con “interest smoothing” e “persistent shocks”

2.1 Versione empirica

I modelli DSGE che si andranno ad analizzare sono i seguenti:

Primo modello

$$R_t = \phi_R R_{t-1} + (1 - \phi_R)(\phi_\pi \pi_t + \phi_x x_t) + \mu_t^R \quad (1.1)$$

$$\pi_t = \frac{\alpha}{1+\alpha\beta} \pi_{t-1} + \frac{\beta}{1+\alpha\beta} \pi_{t+1|t} + kx_t + \varepsilon_t^\pi \quad (1.2)$$

$$x_t = \frac{h}{1+h} x_{t-1} + \frac{1}{1+h} x_{t+1|t} - \psi(R_t - \pi_{t+1|t}) + \varepsilon_t^x \quad (1.3)$$

Secondo modello

$$R_t = \phi_{R1} R_{t-1} + \phi_{R2} R_{t-2} + (1 - \phi_{R1} - \phi_{R2})(\phi_\pi \pi_t + \phi_x x_t) + \mu_t^R$$

$$\pi_t = \frac{\alpha}{1+\alpha\beta} \pi_{t-1} + \frac{\beta}{1+\alpha\beta} \pi_{t+1|t} + kx_t + \varepsilon_t^\pi$$

$$x_t = \frac{h}{1+h} x_{t-1} + \frac{1}{1+h} x_{t+1|t} - \psi(R_t - \pi_{t+1|t}) + \varepsilon_t^x$$

Terzo modello

$$R_t = \phi_{R1} R_{t-1} + (1 - \phi_{R1})(\phi_\pi \pi_t + \phi_x x_t) + \varepsilon_t^R$$

$$\pi_t = \frac{\alpha}{1+\alpha\beta} \pi_{t-1} + \frac{\beta}{1+\alpha\beta} \pi_{t+1|t} + kx_t + \varepsilon_t^\pi$$

$$x_t = \frac{h}{1+h} x_{t-1} + \frac{1}{1+h} x_{t+1|t} - \psi(R_t - \pi_{t+1|t}) + \varepsilon_t^x$$

$$\varepsilon_t^R = \rho_{R1} \varepsilon_{t-1}^R + \mu_t^R$$

Quarto modello

$$R_t = \phi_{R1} R_{t-1} + \phi_{R2} R_{t-2} + (1 - \phi_{R1} - \phi_{R2})(\phi_\pi \pi_t + \phi_x x_t) + \varepsilon_t^R$$

$$\pi_t = \frac{\alpha}{1+\alpha\beta} \pi_{t-1} + \frac{\beta}{1+\alpha\beta} \pi_{t+1|t} + kx_t + \varepsilon_t^\pi$$

$$x_t = \frac{h}{1+h} x_{t-1} + \frac{1}{1+h} x_{t+1|t} - \psi(R_t - \pi_{t+1|t}) + \varepsilon_t^x$$

$$\varepsilon_t^R = \rho_{R1} \varepsilon_{t-1}^R + \mu_t^R$$

Quinto modello

$$R_t = \phi_{R1} R_{t-1} + \phi_{R2} R_{t-2} + (1 - \phi_{R1} - \phi_{R2})(\phi_\pi \pi_t + \phi_x x_t) + \varepsilon_t^R$$

$$\pi_t = \frac{\alpha}{1+\alpha\beta} \pi_{t-1} + \frac{\beta}{1+\alpha\beta} \pi_{t+1|t} + kx_t + \varepsilon_t^\pi$$

$$x_t = \frac{h}{1+h} x_{t-1} + \frac{1}{1+h} x_{t+1|t} - \psi(R_t - \pi_{t+1|t}) + \varepsilon_t^x$$

$$\varepsilon_t^R = \rho_{R1} \varepsilon_{t-1}^R + \rho_{R2} \varepsilon_{t-2}^R + \mu_t^R$$

Con:

$$\varepsilon_t^x = \rho_x \varepsilon_{t-1}^x + \mu_t^x$$

$$\varepsilon_t^\pi = \rho_\pi \varepsilon_{t-1}^\pi + \mu_t^\pi$$

$$\mu_t^j \sim i.i.d. N(0, \sigma_j^2), \quad j \in \{\pi, x, R\}.$$

L'equazione (1.2) rappresenta la curva di Phillips Neo-Keynesiana (NKPC), nella quale π_t è il tasso di inflazione, β identifica il fattore di sconto, α è il peso assegnato all'inflazione passata, x_t misura l'output gap il cui effetto sull'inflazione è influenzato dal parametro di pendenza k e ε_t^π rappresenta lo shock all'inflazione o cambiamento di offerta, che segue un modello AR(1), con $0 < \rho_\pi < 1$.

L'equazione (1.3) è ottenuta log-linearizzando l'equazione di Eulero per il consumo. Le fluttuazioni dell'output sono influenzate sia dalle aspettative di consumo future $x_{t+1|t}$ che dalle realizzazioni di output gap passate x_{t-1} . h rappresenta la formazione delle abitudini, mentre ψ è l'elasticità intertemporale di sostituzione che determina l'impatto del tasso di interesse reale ex-ante sul consumo (determinato da abitudini e avversione al rischio). Il termine d'errore ε_t^x è lo shock alle abitudini dei consumatori o shock fiscale.

L'equazione (1.1) cattura la reazione della politica monetaria alle oscillazioni del gap di inflazione e dell'output gap. Inoltre il parametro di interest-rate smoothing ϕ_R è il peso assegnato al tasso di interesse nominale ritardato R_{t-1} . Infine il termine d'errore ε_t^R rappresenta l'innovazione nella politica monetaria.

I modelli successivi sono estensioni del primo modello in cui vengono permessi ritardi di ordine maggiore sul tasso di interesse e sugli shock monetari. In

particolare nelle specificazioni 1 e 2 non consideriamo gli shock persistenti nella funzione del tasso di interesse e assegniamo un modello rispettivamente AR(1) e AR(2) all'interest smoothing, nei modelli 3 e 4 utilizziamo un modello AR(1) per gli shock e un modello rispettivamente AR(1) e AR(2) per l'interest smoothing, e nel modello 5 utilizziamo un modello AR(2) sia per gli shock persistenti che per l'interest smoothing.

L'interesse in diversi modelli delle regole di politica monetaria deriva da due recenti studi effettuati con dati americani.

Nel primo, Coibon e Gorodnichenko (2011), si dimostra come una regola di Taylor con due ritardi del tasso di interesse nominale ed errore incorrelato goda di un potere descrittivo superiore rispetto ad una varietà di alternative. Tale risultato, effettuato con un approccio uniequazionale, è confortato dall'analisi di Ascari, Castelnuovo e Rossi (2011), che utilizzando tecniche Bayesiane (come in questa tesi), stimano un modello DSGE simile a quello che proponiamo. Il nostro obiettivo è quello di verificare questo risultato con dati europei e coglierne la rilevanza in momenti simulati quali le funzioni di risposta ad impulso (IRF) e la decomposizione della varianza dell'errore (FEVD).

2.2 I dati

Come anticipato, per la nostra analisi utilizzeremo europei. I dati provengono dalla OECD Economic indicators, che considera l'Euro 12, ovvero solo le prime 12 nazioni europee in cui è entrato in vigore l'Euro all'inizio (Austria, Belgio, Finlandia, Francia, Germania, Grecia, Irlanda, Italia, Lussemburgo, Olanda, Portogallo, Spagna). Il campione comprende dati trimestrali che vanno dal primo trimestre del 1991 fino al terzo trimestre del 2009. Disponiamo di tre serie: output gap, tasso di interesse nominale a breve termine, inflazione calcolata con il deflatore del PIL.

E' necessario sottolineare che la banca centrale ha cominciato a gestire la politica monetaria dell'area euro a partire dal 1999, mentre prima di tale data ogni stato gestiva indipendentemente la propria politica monetaria. L'utilizzo di un campione che comprenda solo dati europei successivi a tale data sarebbe troppo restrittivo poiché si disporrebbe di poche osservazioni. Si procede quindi come già molti altri autori, come ad esempio Peersman e Smets (1999), Taylor (1999), Gerlech e Schnabe (2000), Surico (2003), Sauer e Sturm (2003), Gerdemeier e Roffia (2004) e Castelnuovo (2007) hanno già fatto, e di utilizzare dati sintetici europei che comincino prima della centralizzazione della politica monetaria europea.

Assumeremo quindi che i dati sintetici dell'area euro catturino l'andamento medio delle politiche monetarie pre-1999.

Procediamo con l'analisi grafica dei dati in questione.

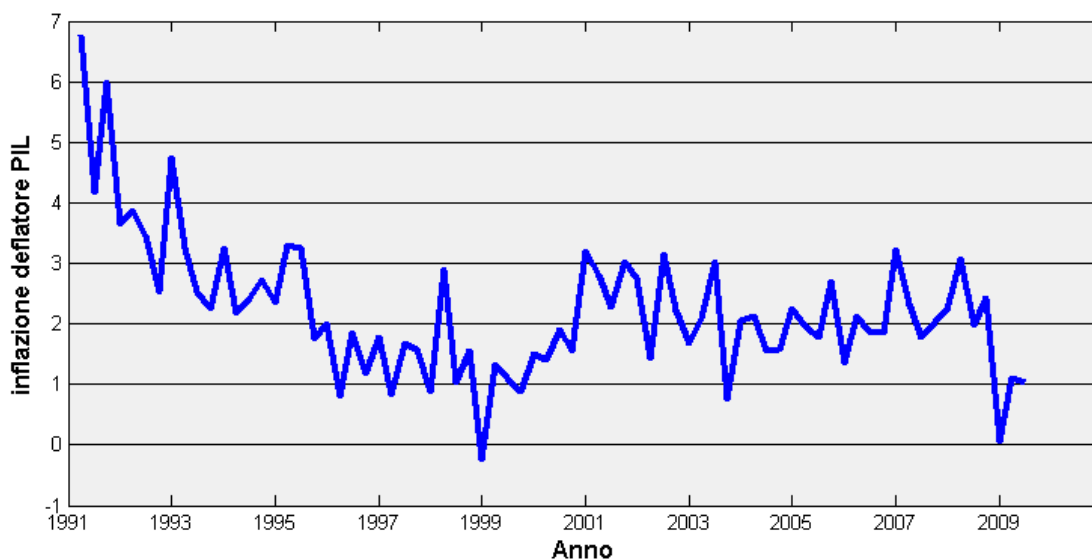


Figura 2.1: Deflatore del pil

Il deflatore del PIL viene calcolato come $400 \frac{(P_t - P_{t-1})}{P_{t-1}}$, dove P_t è l'indice dei prezzi al consumo. Viene moltiplicato per 400 perché annualizzato (moltiplicato per il numero di 4 trimestri) e percentualizzato (moltiplicato per cento). La modalità stessa di calcolo del deflatore del PIL fa sì che i dati partano dal secondo quadrimestre del 1991 perché perdiamo la prima osservazione. Si può notare il calo dell'inflazione a partire dagli anni '90.

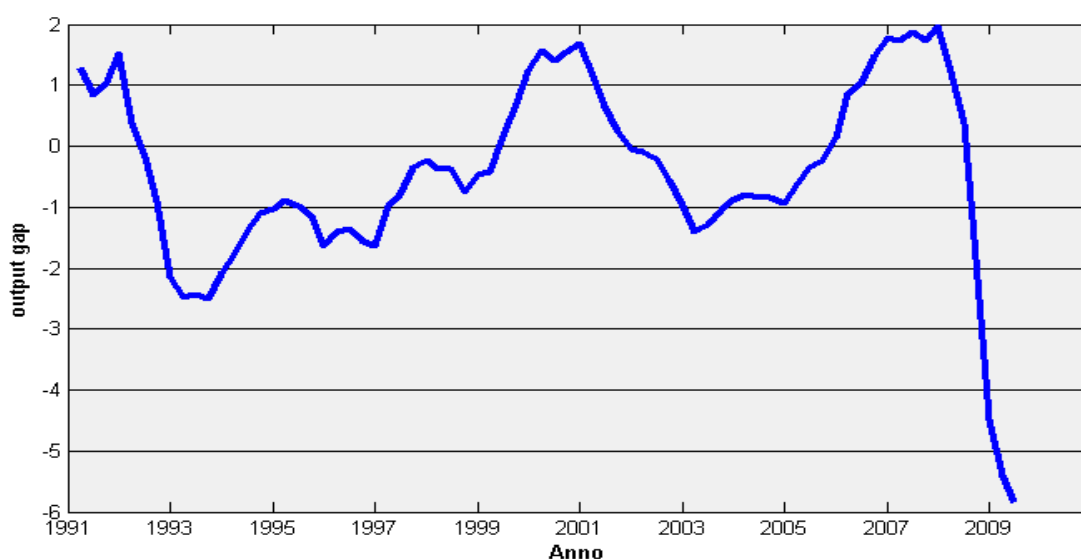


Figura 2.2: Output gap

Questa serie rappresenta l'output gap, ovvero differenza tra il prodotto interno lordo effettivo e quello potenziale. Come si può notare, c'è una drastica riduzione negli ultimi quattro trimestri, cioè quelli relativi al periodo di crisi economica che sta coinvolgendo non solo l'area dell'Euro ma tutto il mondo.

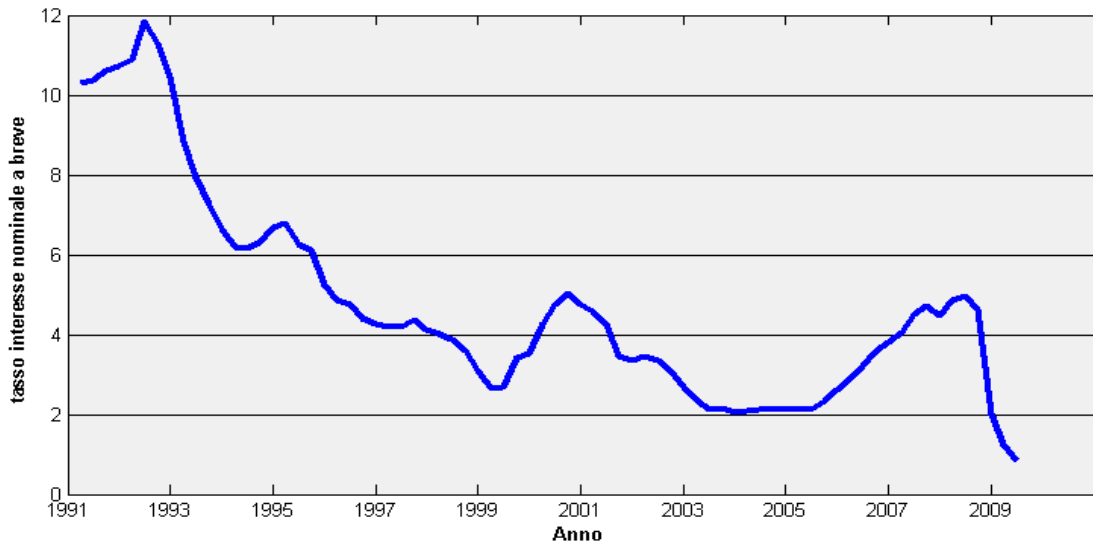


Figura 2.3: Tasso di interesse nominale a breve periodo

Questa serie rappresenta il tasso d'interesse nominale che diminuisce anch'esso a partire dagli anni '90, e inoltre in particolare in corrispondenza degli ultimi 4 trimestri poiché è correlato positivamente con l'inflazione e con l'output gap, come si può vedere nell'equazione di Taylor.

2.3 Densità a priori

Innanzitutto bisogna assegnare le distribuzioni iniziali ai parametri del modello. Per fare questo ci si basa principalmente sul supporto del parametro e si cerca la distribuzione più adatta tra quelle con dominio corrispondente, tenendo conto che possono influenzare fortemente la distribuzione a posteriori. Mentre di principio, le posteriori possono essere scelte sulla base di ipotesi sulla validità di determinate teorie economiche, in pratica di solito vengono scelte sulla base delle osservazioni.

La scelta di una distribuzione iniziale rende l'analisi statistica soggettiva, quindi le distribuzioni a priori vengono adottate meno informative possibile, per permettere di spiegare i dati con le distribuzioni a posteriori.

Nella seguente tabella sono riportate le distribuzioni a-priori scelte per i parametri, con rispettivo supporto, media e deviazione standard.

È convenzione per l'analisi di dati trimestrali porre $\beta = 0.99$ che corrisponde ad un tasso di sconto annuale pari a circa il 4%.

Scegliamo poi per le a priori dei parametri che ci interessano ai fini della nostra analisi delle normali a media zero e varianza 0.5 affinché il supporto comprenda dei valori negativi.

Le rimanenti priori sono standard e in linea con Benati e Surico (2008), e Benati e Surico (2009).

Parametri	Supporto	Densità a priori
α	$[0,1]$	$\beta (0.5,0.285)$
ψ	$[0,+\infty)$	$\Gamma (0.15,0.005)$
h	$[0,1]$	$\beta (0.5,0.1)$
k	$[0,+\infty)$	$\Gamma (0.1,0.25)$
ϕ_1	$[0,1]$	$\beta (0.5,0.285)$
ϕ_2	R	$N (0,0.5)$
ρ_1	R	$N (0,0.5)$
ρ_2	R	$N (0,0.5)$
ρ_x	$[0,1]$	$\beta (0.5,0.285)$
ρ_π	$[0,1]$	$\beta (0.5,0.285)$
μ_π	$[0,+\infty)$	$I \Gamma (0.1,0.2)$
μ_x	$[0,+\infty)$	$I \Gamma (0.1,0.2)$
μ_R	$[0,+\infty)$	$I \Gamma (0.1,0.2)$
ϕ_π	R	$N (0.7,1.3)$
ϕ_x	$[0,+\infty)$	$\Gamma (0.3,0.2)$

Tabella 2.1: Densità a priori

2.4 Verosimiglianza

Si considerino:

- il vettore dei parametri strutturali:

$$\theta = (\alpha, \beta, k, h, \tau, \phi_x, \phi_\pi, \phi_{R1}, \phi_{R2}, \rho_{R1}, \rho_{R2}, \rho_\pi, \rho_x)$$

- il vettore delle variabili endogene: $X_t = (R_t, x_t, \pi_t)$

- il vettore degli shocks esogeni $\varepsilon_t = (\varepsilon_t^R, \varepsilon_t^x, \varepsilon_t^\pi)$

- il vettore delle innovazioni $a_t = (\mu_t^R, \mu_t^x, \mu_t^\pi)$

- il vettore delle osservazioni $Y_t = (R_t^{oss}, x_t^{oss}, \pi_t^{oss})$

Il modello viene espresso in forma *state space*:

$$\begin{pmatrix} X_t \\ \varepsilon_t \end{pmatrix} = T(\theta) \begin{pmatrix} X_{t-1} \\ \varepsilon_{t-1} \end{pmatrix} + Q(\theta)(a_t)$$

$$Y_t = Z(\theta) \begin{pmatrix} X_t \\ \varepsilon_t \end{pmatrix}$$

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.

Per stimare la funzione di verosimiglianza si utilizza il filtro di Kalman¹.

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

Analisi Bayesiana del modello

3.1 Il modello

$$\begin{aligned}R_t &= \phi_R R_{t-1} + (1 - \phi_R)(\phi_\pi \pi_t + \phi_x x_t) + \mu_t^R \\ \pi_t &= \frac{\alpha}{1+\alpha\beta} \pi_{t-1} + \frac{\beta}{1+\alpha\beta} \pi_{t+1|t} + kx_t + \varepsilon_t^\pi \\ x_t &= \frac{h}{1+h} x_{t-1} + \frac{1}{1+h} x_{t+1|t} - \psi(R_t - \pi_{t+1|t}) + \varepsilon_t^x\end{aligned}$$

Con:

$$\begin{aligned}\varepsilon_t^x &= \rho_x \varepsilon_{t-1}^x + \mu_t^x \\ \varepsilon_t^\pi &= \rho_\pi \varepsilon_{t-1}^\pi + \mu_t^\pi \\ \mu_t^j &\sim i. i. d. N(0, \sigma_j^2), \quad j \in \{\pi, x, R\}.\end{aligned}$$

3.1.1 Analisi Bayesiana

Per effettuare l'analisi Bayesiana si utilizza Dynare 4.2, un insieme di algoritmi sviluppati da Michel Julliard e collaboratori.

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

Si usano poi i valori ottenuti per la moda per iniziare l'algoritmo Metropolis-Hastings al fine di simulare la distribuzione a posteriori.

Metropolis-Hastings fa parte delle tecniche MCMC (Markov Chain Monte Carlo) che permettono di ottenere un campione da una qualsiasi distribuzione target di interesse, e consentono tra le altre cose di utilizzarlo per calcolare stime e fare

inferenza, attraverso la costruzione di catene di Markov² aventi la distribuzione target come distribuzione stazionaria.

Con questo metodo si simulano due serie di 500.000 estrazioni ciascuna e si scarta il primo 50%: questo perché, scegliendo un numero molto alto di pescate, una parte andrà eliminata, al fine di convergere alla distribuzione ergodica della posteriori. La matrice di varianza e covarianza del termine d'errore di ogni pescata casuale, che permetterà di arrivare a disegnare l'intera distribuzione a posteriori, viene riaggiustata in modo da avere un tasso di accettazione delle pescate compreso tra il 23% e il 40%.

3.1.2 Convergenza del modello

Un metodo per valutare le correttezza delle stime è l'analisi della convergenza delle simulazioni iterative. A questo proposito 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.

Nelle univariate diagnostics si analizzano i grafici delle misure della varianza sia entro che tra le catene di Markov. Le linee blu rappresentano la varianza tra le catene mentre quelle rosse la varianza entro. Al fine di avere un risultato significativo queste dovrebbero essere relativamente costanti (anche se alcune variazioni sono ammesse) e dovrebbero convergere alla distribuzione ergodica (solitamente la varianza tra tende a diminuire mentre quella entro ad aumentare).

Dynare riporta tre misure: "interval", ci dà l'intervallo costruito attorno alla media delle medie con livello di confidenza del 90%; "m2"ne fornisce la varianza; "m3", il momento terzo e in tutti e tre i casi dynare riporta i valori tra e entro le catene. L'asse delle ascisse rappresenta il numero di iterazioni M-H (Metropolis-

² Una catena di Markov è un processo stocastico in cui, noto lo stato attuale, passato e futuro sono indipendenti; formalmente, questo concetto è espresso dal fatto che il processo stocastico gode della proprietà di Markov $P(\theta^{(n+1)} \in A | \theta^{(n)} = x, \theta^{(n-1)} \in A_{n-1}, \dots, \theta^{(0)} \in A_0) = P(\theta^{(n+1)} \in A | \theta^{(n)} = x)$ per tutti gli insiemi $A_0, \dots, A_{n-1}, A \in S$.

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.

Il grafico multivariate diagnostic presenta risultati della stessa natura, tranne che riflettono una misura aggregata basata sugli autovalori della matrice di covarianza dei parametri.

Naturalmente perché i risultati siano sensati il numero di iterazioni per ogni catena deve essere adeguatamente alto. In questo caso scegliamo 500000 iterazioni.

Riportiamo i grafici delle multivariate diagnostics.

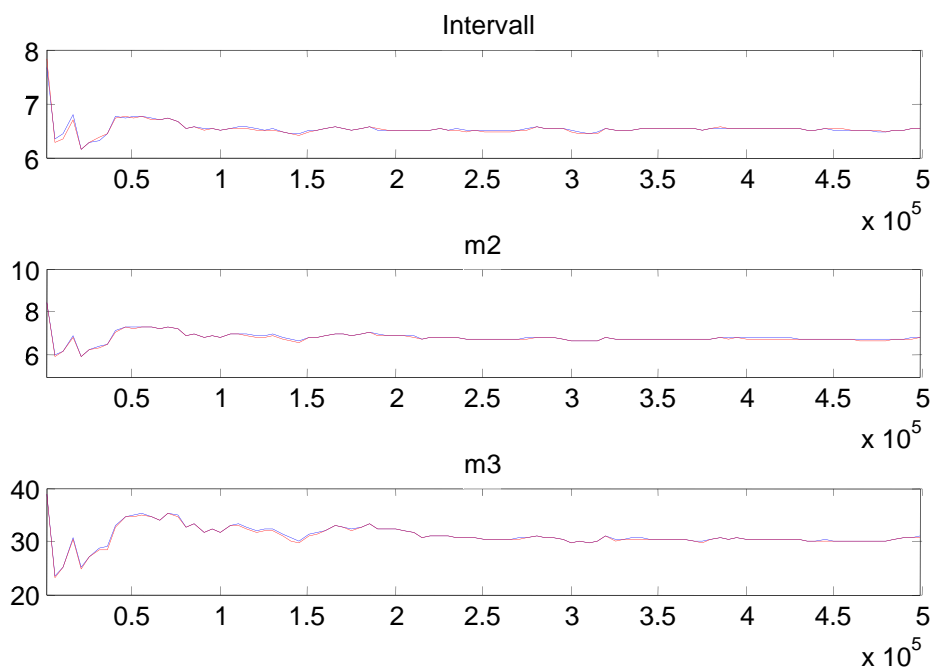


Figura 3.1: Multivariate diagnostics

Sono state simulate 500.000 iterazioni per ogni catena ma per valutare se esiste la convergenza per tale modello, si analizza l'andamento del grafico da 2.5 in poi perché si è deciso di scartare la prima metà delle iterazioni.

Le serie dovrebbe essere pressoché costanti e tendenti alla stabilizzazione. Se i momenti rilevati sono fortemente instabili oppure non convergono, significa che c'è un problema di priori troppo povere, cioè sono troppo poco informative. In questo caso sarebbe quindi consigliabile di rifare le stime con diverse distribuzioni a priori, oppure in alternativa utilizzare un numero più grande di

iterazioni del Metropolis-Hastings, ad esempio dell'ordine di 1.000.000.

Le figure mostrano i grafici le cui caratteristiche rispettano i criteri elencati sopra necessari per la convergenza: il numero di iterazioni sembra adeguato poiché le tre linee dal valore 2.5 in poi tendono a convergere. Le priori scelte perciò sono sufficientemente informative, benché fossero state appositamente scelte debolmente informative per lasciar parlare i dati. Verificato il presupposto della convergenza, necessario per assicurare la correttezza dei risultati, si procede dunque con l'analisi delle distribuzioni a posteriori ottenute.

3.1.3 Analisi delle densità a posteriori

Il primo passo del processo di stima fornisce il calcolo della moda della distribuzione a posteriori per ciascun parametro del modello e per le deviazioni standard degli shock. Per ogni parametro viene fornito il valore della statistica t^3 .

Inoltre viene fornito il valore della log-verosimiglianza di Laplace, calcolata assumendo una distribuzione a posteriori forzatamente normale, misura importante per valutare la bontà del modello.

```

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION
parameters
      prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
alpha  0.500  0.0031  0.0157  0.1965 beta  0.2850
phipi  1.700  1.8106  0.2325  7.7867 norm  0.3000
phix   0.300  1.4486  0.3066  4.7251 gamm  0.2000
k      0.100  0.0593  0.0154  3.8383 gamm  0.0250
h      0.500  0.7022  0.0730  9.6171 beta  0.1000
phir   0.500  0.8691  0.0191  45.5473 beta  0.2850
rhop   0.500  0.2569  0.1221  2.1033 beta  0.2850
rhox   0.500  0.9664  0.0128  75.6346 beta  0.2850
csi    0.150  0.1479  0.0049  29.9426 gamm  0.0050
standard deviation of shocks
      prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
mux    0.100  0.0913  0.0107  8.5261 invg  2.0000
mupi   0.100  0.6834  0.1109  6.1611 invg  2.0000
mur    0.100  0.4134  0.0363  11.3780 invg  2.0000

Log data density [Laplace approximation] is -236.748738.

```

Figura 3.2: Primo step di stima

³ La t-stat non è riconducibile ad una statistica t classica, poiché si riferisce ad una densità a posteriori e non ad una verosimiglianza, intesa nel senso classico. Non è dunque molto affidabile per valutare la significatività dei vari parametri.

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 log-verosimiglianza è calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean” (Geweke, 1998) che non assume la normalità della distribuzione a posteriori.

ESTIMATION RESULTS

Log data density is -235.517347.

parameters

	prior mean	post. mean	conf. interval	prior	pstdev
alpha	0.500	0.0863	0.0000 0.2032	beta	0.2850
phipi	1.700	1.8597	1.4844 2.2533	norm	0.3000
phix	0.300	1.4404	0.9215 1.9405	gamm	0.2000
k	0.100	0.0628	0.0366 0.0878	gamm	0.0250
h	0.500	0.6923	0.5744 0.8093	beta	0.1000
phir	0.500	0.8644	0.8321 0.8977	beta	0.2850
rhop	0.500	0.2085	0.0000 0.3764	beta	0.2850
rhox	0.500	0.9578	0.9345 0.9825	beta	0.2850
csi	0.150	0.1481	0.1399 0.1563	gamm	0.0050

standard deviation of shocks

	prior mean	post. mean	conf. interval	prior	pstdev
mux	0.100	0.0969	0.0776 0.1160	invg	2.0000
mupi	0.100	0.7026	0.5354 0.8705	invg	2.0000
mur	0.100	0.4295	0.3660 0.4930	invg	2.0000

Figura 3.3: Secondo step di stima

Due parametri (α e ρ_π), oltre ad avere i valori più bassi della t-stat, hanno come estremo inferiore dell’intervallo di confidenza relativo alla loro stima Bayesiana lo zero.

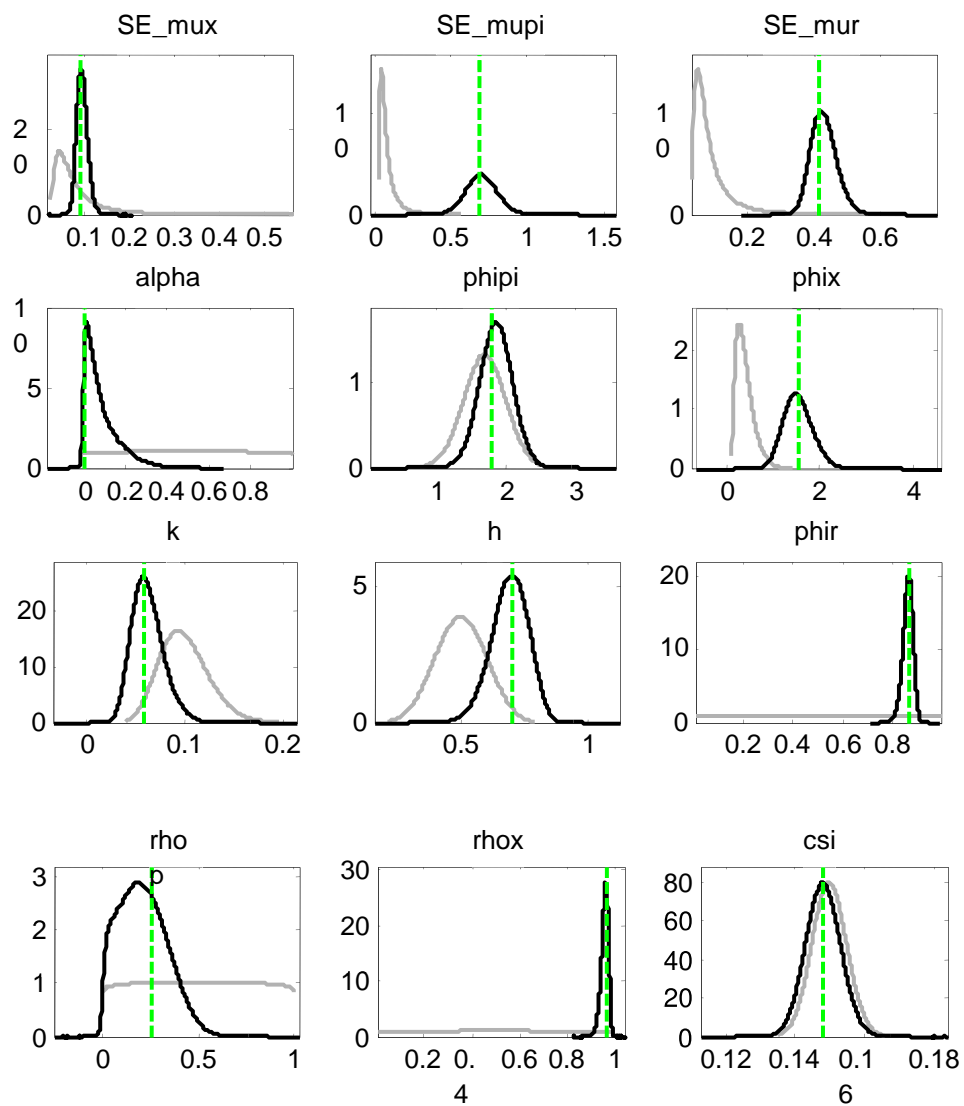


Figura 3.4: Densità a priori e posteriori

Le linee nere rappresentano le distribuzioni a posteriori, le grigie sono le priori mentre

la linea verticale verde indica la moda delle posteriori. 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 è molto vicina a quella calcolata al primo passo del processo di stima e risulta abbastanza centrata rispetto alla

distribuzione a posteriori.

Le distribuzioni a posteriori hanno una distribuzione molto simile alla normale centrata nella moda. Il valore della log-verosimiglianza, infatti, è calcolato con il metodo di Laplace. I risultati ottenuti dalla stima del modello sembrano attendibili

3.1.4 Funzioni di risposta ad impulso (IRF)

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.

Nel nostro modello è interessante capire come 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, lo shock all’output gap e lo shock al tasso d’interesse.

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.

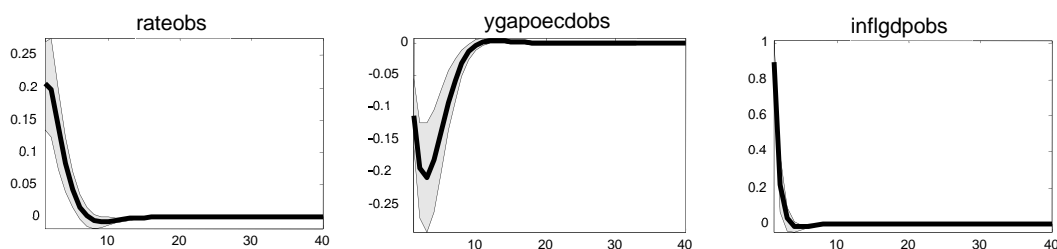


Figura 3.5: IRF inflazione

In figura viene rappresentato l’effetto di uno shock all’inflazione: se aumenta l’inflazione 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).

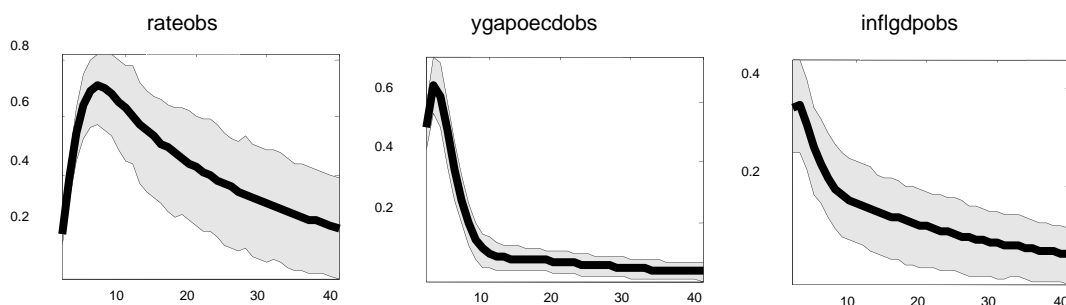


Figura 3.6: IRF output gap

In figura viene rappresentato l'effetto di uno shock all'output gap: se aumenta l'output gap, questo porta ad un aumento sia dell'inflazione tramite la curva di Phillips e sia del tasso di interesse nominale tramite la regola di Taylor. L'aumento del tasso di interesse nominale apre però una recessione e diminuisce l'output, di conseguenza scendono i prezzi e, tramite la curva di Phillips, anche l'inflazione, riducendo l'effetto iniziale dello shock che pian piano scompare finché tutte e tre le serie tornano al loro stato stazionario.

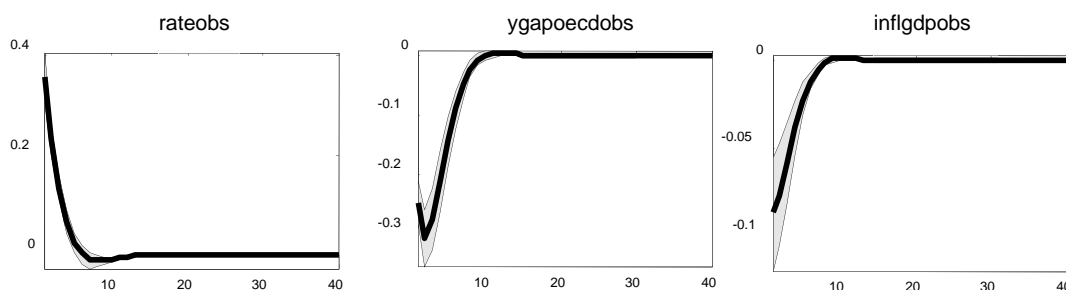


Figura 3.7: IRF tasso di interesse nominale

In figura viene rappresentato l'effetto di uno shock ai tassi di interesse nominale: se 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.

3.2 Seconda specificazione

$$R_t = \phi_{R1}R_{t-1} + \phi_{R2}R_{t-2} + (1 - \phi_{R1} - \phi_{R2})(\phi_\pi\pi_t + \phi_x x_t) + \mu_t^R$$

$$\pi_t = \frac{\alpha}{1+\alpha\beta}\pi_{t-1} + \frac{\beta}{1+\alpha\beta}\pi_{t+1|t} + kx_t + \varepsilon_t^\pi$$

$$x_t = \frac{h}{1+h}x_{t-1} + \frac{1}{1+h}x_{t+1|t} - \psi(R_t - \pi_{t+1|t}) + \varepsilon_t^x$$

Con:

$$\varepsilon_t^x = \rho_x \varepsilon_{t-1}^x + \mu_t^x$$

$$\varepsilon_t^\pi = \rho_\pi \varepsilon_{t-1}^\pi + \mu_t^\pi$$

$$\mu_t^j \sim i.i.d. N(0, \sigma_j^2), \quad j \in \{\pi, x, R\}.$$

3.2.1 Convergenza del modello

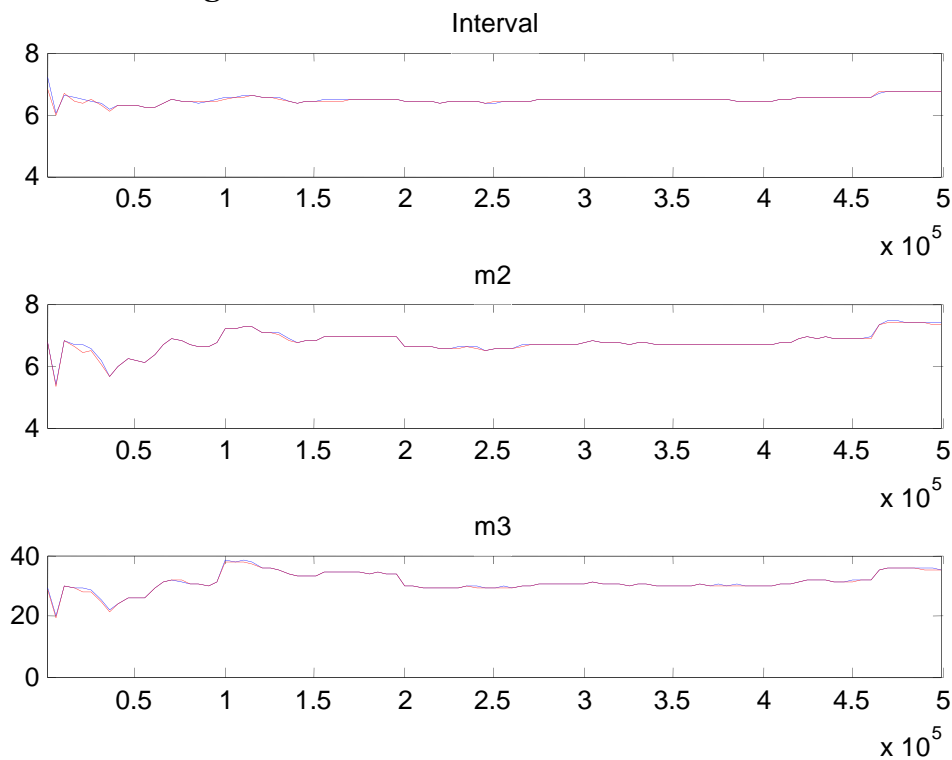


Figura 3.8: Multivariate diagnostics (seconda specificazione)

3.2.2 Analisi della densità a posteriori

```

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION
parameters
  prior mean      mode      s.d.  t-stat  prior  pstdev
alpha    0.500    0.0030  0.0154  0.1965  beta   0.2850
phipi    1.700    1.8226  0.2309  7.8937  norm   0.3000
phix     0.300    1.3166  0.3147  4.1835  gamm   0.2000
k        0.100    0.0614  0.0162  3.7872  gamm   0.0250
h        0.500    0.7000  0.0741  9.4494  beta   0.1000
phir1    0.500    0.9762  0.0786  12.4182  beta   0.2850
phir2    0.000   -0.1060  0.0776  1.3667  norm   0.5000
rhop     0.500    0.2728  0.1244  2.1933  beta   0.2850
rhox     0.500    0.9619  0.0149  64.7726  beta   0.2850
csi      0.150    0.1477  0.0049  29.9101  gamm   0.0050
standard deviation of shocks
  prior mean      mode      s.d.  t-stat  prior  pstdev
mux       0.100    0.0945  0.0115  8.2033  invg   2.0000
mupi     0.100    0.6720  0.1116  6.0206  invg   2.0000
mur       0.100    0.4062  0.0358  11.3474  invg   2.0000

Log data density [Laplace approximation] is -237.845909.

ESTIMATION RESULTS
Log data density is -236.940721.

parameters
  prior mean  post. mean  conf. interval  prior  pstdev
alpha        0.500    0.0948    0.0000  0.2154  beta   0.2850
phipi        1.700    1.8607    1.4839  2.2532  norm   0.3000
phix         0.300    1.3560    0.8232  1.8768  gamm   0.2000
k            0.100    0.0641    0.0369  0.0899  gamm   0.0250
h            0.500    0.6914    0.5721  0.8100  beta   0.1000
phir1        0.500    0.9138    0.8216  1.0000  beta   0.2850
phir2        0.000   -0.0510   -0.1472  0.0509  norm   0.5000
rhop         0.500    0.2090    0.0002  0.3818  beta   0.2850
rhox         0.500    0.9543    0.9284  0.9807  beta   0.2850
csi          0.150    0.1481    0.1398  0.1561  gamm   0.0050

standard deviation of shocks
  prior mean  post. mean  conf. interval  prior  pstdev
mux          0.100    0.0986    0.0787  0.1186  invg   2.0000
mupi         0.100    0.6980    0.5338  0.8662  invg   2.0000
mur          0.100    0.4275    0.3641  0.4905  invd   2.0000

```

Figura 3.9: Stima della densità a posteriori (seconda specificazione)

In questo modello è stato aggiunto il parametro ϕ_{R2} , corrispondente ad un secondo ritardo per il tasso di interesse nominale nella regola di Taylor. La media a posteriori del parametro, ovvero la sua stima Bayesiana è -0.0521, un valore negativo, come in Coibon e Gorodnichenko (2011). Tuttavia l'intervallo di confidenza per la media a posteriori comprende lo zero e il valore stimato è molto

prossimo allo zero. La t-stat ha un valore basso. Vi sono quindi ragionevoli dubbi sulla significatività del parametro. Il valore della log-verosimiglianza calcolata con il metodo di Laplace è diminuito leggermente.

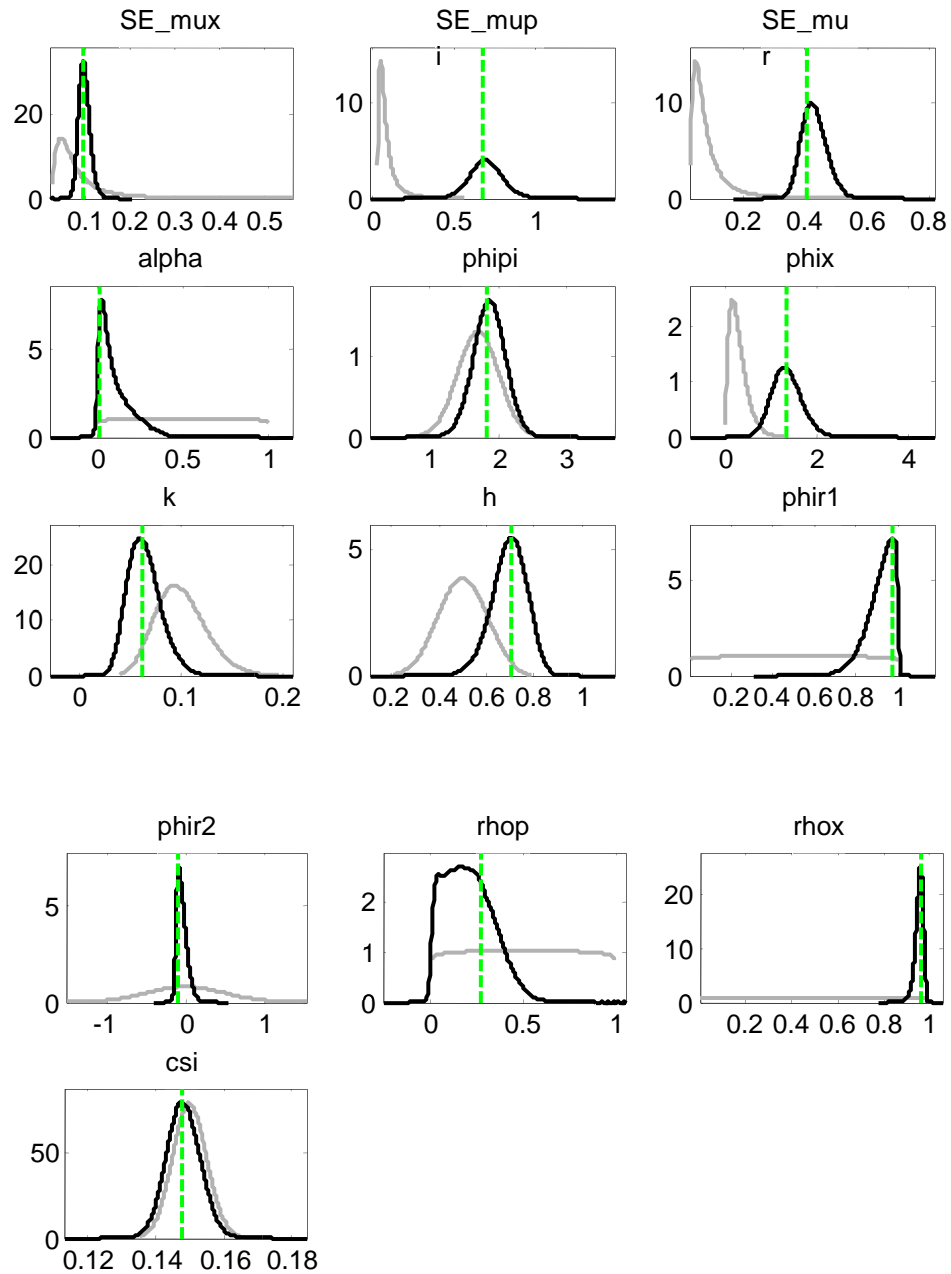


Figura 3.10: Densità a priorie e a posteriori (seconda specificazione)

3.3 Terza specificazione

$$R_t = \phi_{R1}R_{t-1} + (1 - \phi_{R1})(\phi_\pi\pi_t + \phi_x x_t) + \varepsilon_t^R$$

$$\pi_t = \frac{\alpha}{1+\alpha\beta}\pi_{t-1} + \frac{\beta}{1+\alpha\beta}\pi_{t+1|t} + kx_t + \varepsilon_t^\pi$$

$$x_t = \frac{h}{1+h}x_{t-1} + \frac{1}{1+h}x_{t+1|t} - \psi(R_t - \pi_{t+1|t}) + \varepsilon_t^x$$

$$\varepsilon_t^R = \rho_{R1}\varepsilon_{t-1}^R + \mu_t^R$$

Con:

$$\varepsilon_t^x = \rho_x\varepsilon_{t-1}^x + \mu_t^x$$

$$\varepsilon_t^\pi = \rho_\pi\varepsilon_{t-1}^\pi + \mu_t^\pi$$

$$\mu_t^j \sim i.i.d.N(0, \sigma_j^2), \quad j \in \{\pi, x, R\}.$$

3.3.1 Convergenza del modello

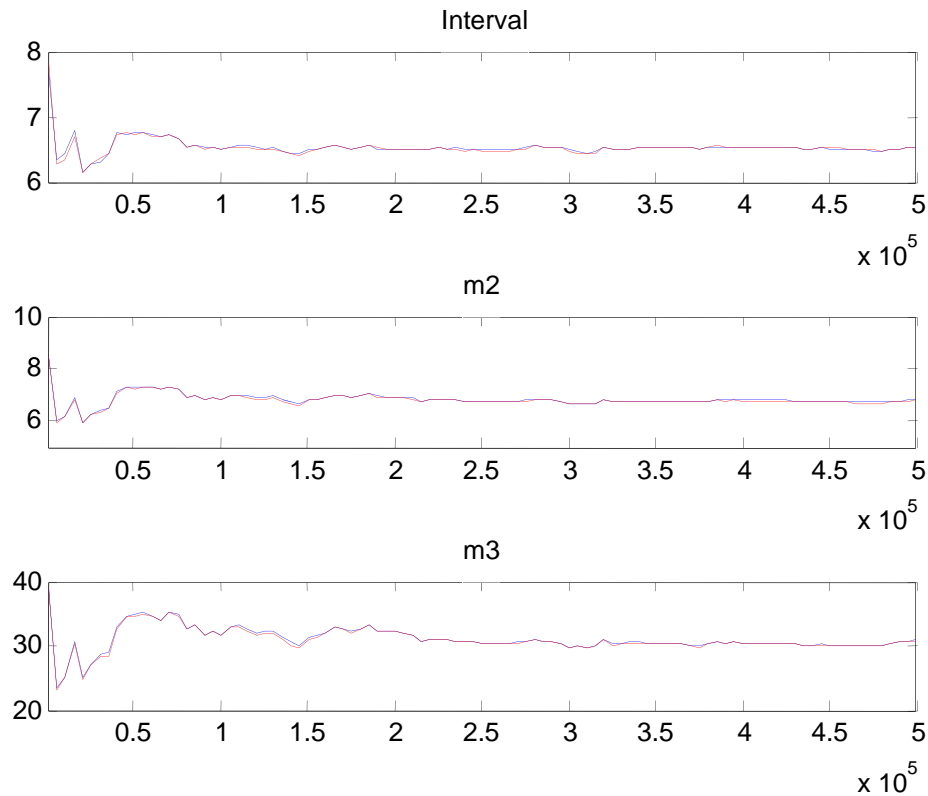


Figura 3.11: Multivariate diagnostics (terza specificazione)

3.3.2 Analisi della densità a posteriori

```

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION
parameters
  prior mean      mode      s.d.  t-stat  prior  pstdev
alpha    0.500    0.0032  0.0163  0.1964  beta   0.2850
phipi    1.700    1.6945  0.2479  6.8354  norm   0.3000
phix     0.300    1.5001  0.3056  4.9095  gamm   0.2000
k        0.100    0.0596  0.0154  3.8569  gamm   0.0250
h        0.500    0.6980  0.0745  9.3651  beta   0.1000
phir     0.500    0.8612  0.0212  40.7042  beta   0.2850
rhop     0.500    0.2517  0.1216  2.0693  beta   0.2850
rhox     0.500    0.9625  0.0141  68.2455  beta   0.2850
rhor     0.000    0.1809  0.1075  1.6826  norm   0.5000
csi      0.150    0.1479  0.0049  29.9135  gamm   0.0050
standard deviation of shocks
  prior mean      mode      s.d.  t-stat  prior  pstdev
mux       0.100    0.0969  0.0121  7.9915  invg   2.0000
mupi     0.100    0.6896  0.1120  6.1572  invg   2.0000
mur       0.100    0.3958  0.0354  11.1751  invg   2.0000

Log data density [Laplace approximation] is -236.695715.

ESTIMATION RESULTS
Log data density is -235.421776.

parameters
  prior mean  post. mean  conf. interval  prior  pstdev
alpha        0.500    0.0942    0.0000  0.2211  beta   0.2850
phipi        1.700    1.7166    1.2891  2.1281  norm   0.3000
phix         0.300    1.5125    0.9995  2.0206  gamm   0.2000
k            0.100    0.0630    0.0367  0.0884  gamm   0.0250
h            0.500    0.6870    0.5717  0.8113  beta   0.1000
phir         0.500    0.8534    0.8166  0.8907  beta   0.2850
rhop         0.500    0.1989    0.0000  0.3675  beta   0.2850
rhox         0.500    0.9514    0.9248  0.9792  beta   0.2850
rhor         0.000    0.2023    0.0159  0.3925  norm   0.5000
csi          0.150    0.1480    0.1399  0.1563  gamm   0.0050
standard deviation of shocks
  prior mean  post. mean  conf. interval  prior  pstdev
mux          0.100    0.1047    0.0815  0.1268  invg   2.0000
mupi         0.100    0.7066    0.5409  0.8709  invg   2.0000
mur          0.100    0.4137    0.3497  0.4754  invg   2.0000

```

Figura 3.12: Analisi della densità a posteriori per la terza specificazione

In questo caso il parametro che si è aggiunto rispetto alla prima specificazione e che ci interessa è ρ_R . La t-stat è bassa ma l'intervallo di confidenza per la sua media a posteriori non comprende lo zero. La log-verosimiglianza di Laplace è praticamente invariata rispetto alla prima specificazione

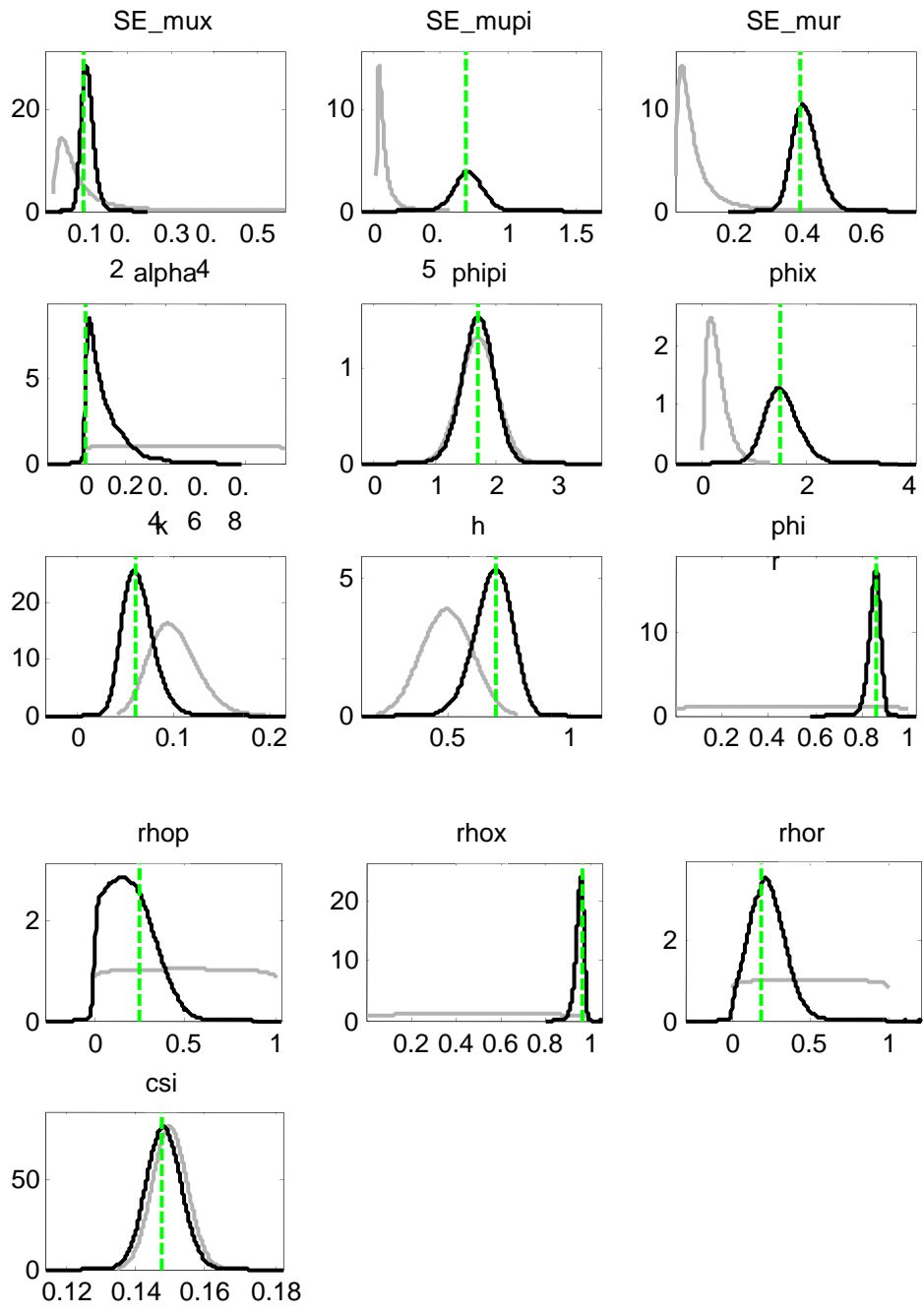


Figura 3.13: Densità a priori e a posteriori per la terza specificazione

3.4 Quarta specificazione

$$R_t = \phi_{R1}R_{t-1} + \phi_{R2}R_{t-2} + (1 - \phi_{R1} - \phi_{R2})(\phi_{\pi}\pi_t + \phi_x x_t) + \varepsilon_t^R$$

$$\pi_t = \frac{\alpha}{1+\alpha\beta}\pi_{t-1} + \frac{\beta}{1+\alpha\beta}\pi_{t+1|t} + kx_t + \varepsilon_t^{\pi}$$

$$x_t = \frac{h}{1+h}x_{t-1} + \frac{1}{1+h}x_{t+1|t} - \psi(R_t - \pi_{t+1|t}) + \varepsilon_t^x$$

$$\varepsilon_t^R = \rho_{R1}\varepsilon_{t-1}^R + \mu_t^R$$

Con:

$$\varepsilon_t^x = \rho_x\varepsilon_{t-1}^x + \mu_t^x$$

$$\varepsilon_t^{\pi} = \rho_{\pi}\varepsilon_{t-1}^{\pi} + \mu_t^{\pi}$$

$$\mu_t^j \sim i.i.d. N(0, \sigma_j^2), \quad j \in \{\pi, x, R\}.$$

3.4.1 Convergenza del modello

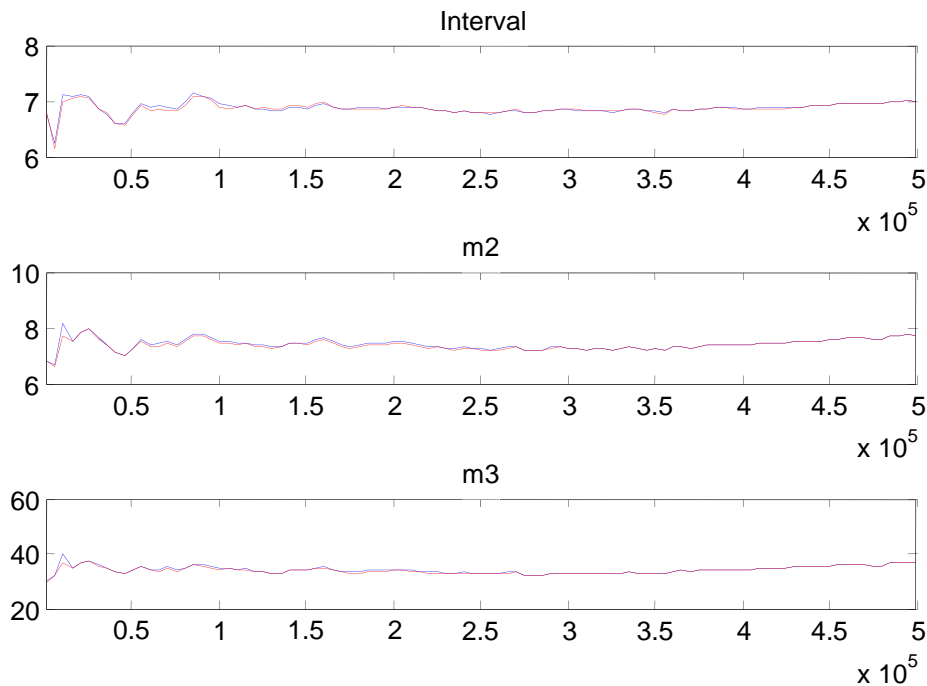


Figura 3.14: Multivariate diagnostics per la quarta specificazione

3.4.2 Analisi della densità a posteriori

```

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION
parameters
  prior mean      mode      s.d.  t-stat  prior  pstdev
alpha    0.500    0.0032  0.0163  0.1964  beta   0.2850
phipi    1.700    1.6999  0.2678  6.3476  norm   0.3000
phix     0.300    1.4896  0.3663  4.0670  gamm   0.2000
k        0.100    0.0597  0.0157  3.7988  gamm   0.0250
h        0.500    0.6979  0.0746  9.3574  beta   0.1000
phir1    0.500    0.8686  0.1446  6.0069  beta   0.2850
phir2    0.000   -0.0071  0.1373  0.0518  norm   0.5000
rhop     0.500    0.2530  0.1243  2.0359  beta   0.2850
rhox     0.500    0.9623  0.0146  65.8576  beta   0.2850
rhor     0.000    0.1757  0.1472  1.1935  norm   0.5000
csi      0.150    0.1479  0.0049  29.8914  gamm   0.0050
standard deviation of shocks
  prior mean      mode      s.d.  t-stat  prior  pstdev
mux      0.100    0.0969  0.0122  7.9562  invg   2.0000
mupi     0.100    0.6886  0.1137  6.0578  invg   2.0000
mur      0.100    0.3959  0.0355  11.1527  invg   2.0000

Log data density [Laplace approximation] is -237.983677.

ESTIMATION RESULTS
Log data density is -236.892691.

parameters
  prior mean  post. mean  conf. interval  prior  pstdev
alpha    0.500    0.0976    0.0000  0.2325  beta   0.2850
phipi    1.700    1.6789    1.2197  2.1227  norm   0.3000
phix     0.300    1.5413    0.9415  2.1103  gamm   0.2000
k        0.100    0.0625    0.0362  0.0871  gamm   0.0250
h        0.500    0.6866    0.5653  0.8075  beta   0.1000
phir1    0.500    0.8264    0.6719  1.0000  beta   0.2850
phir2    0.000    0.0237   -0.1403  0.1825  norm   0.5000
rhop     0.500    0.1926    0.0000  0.3609  beta   0.2850
rhox     0.500    0.9512    0.9247  0.9802  beta   0.2850
rhor     0.000    0.2213   -0.0056  0.4414  norm   0.5000
csi      0.150    0.1480    0.1400  0.1561  gamm   0.0050

standard deviation of shocks
  prior mean  post. mean  conf. interval  prior  pstdev
mux      0.100    0.1050    0.0824  0.1276  invg   2.0000
mupi     0.100    0.7109    0.5479  0.8811  invg   2.0000
mur      0.100    0.4147    0.3533  0.4777  invg   2.0000

```

Figura 3.15: Analisi della densità a posteriori (quarta specificazione)

Vediamo rispetto al secondo modello, che l'aggiunta di un ritardo nello shock al tasso di interesse nominale ha ulteriormente abbassato entrambe le t-stat dei parametri ϕ_{R1} e ϕ_{R2} . Le stime di ρ_R e ϕ_{R2} hanno una t-stat bassa e contengono nell'intervallo di confidenza relativo il valore zero. La log-verosimiglianza di Laplace è rimasta pressochè invariata.

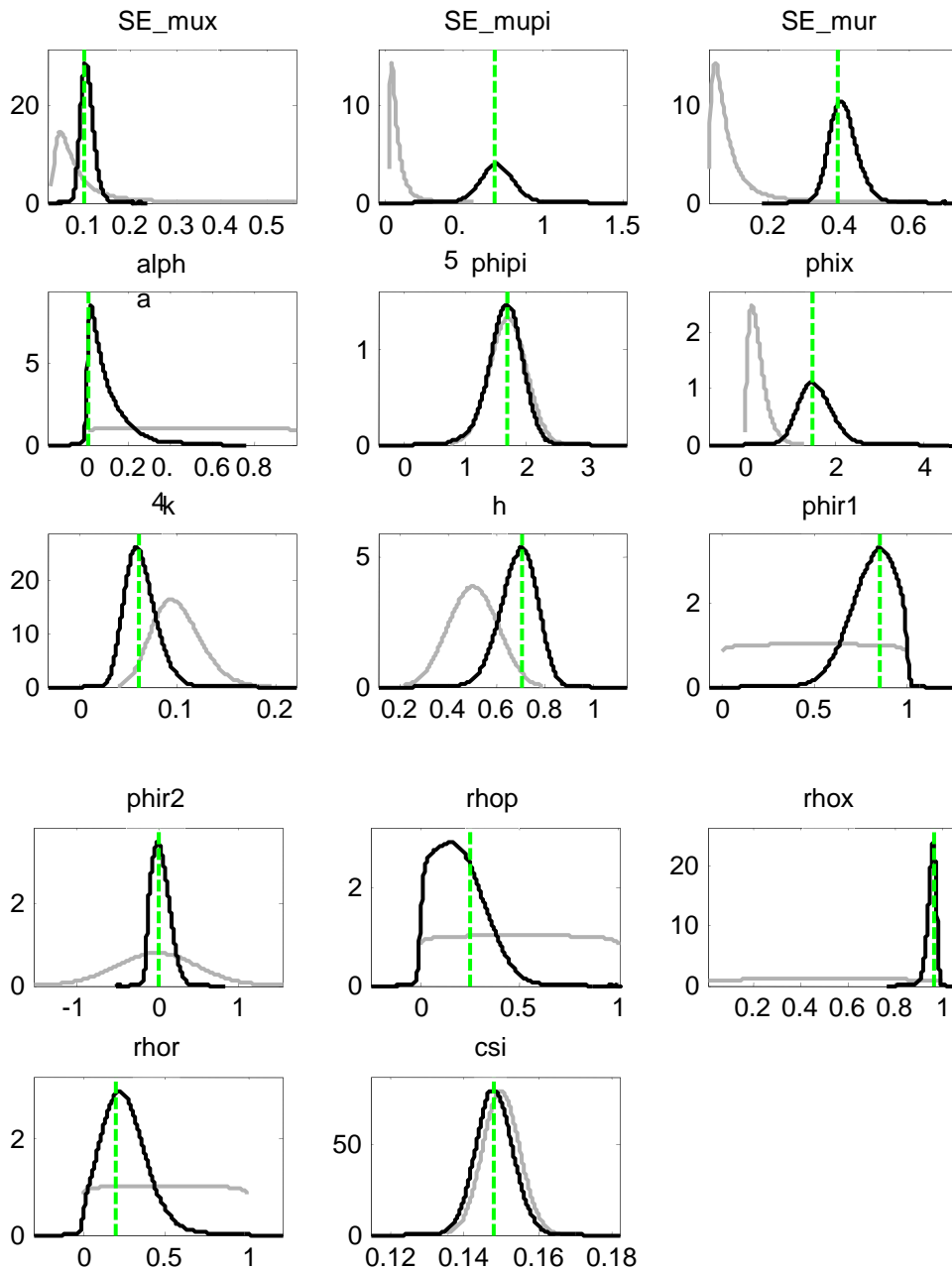


Figura 3.16: Densità a priori e a posteriori per la quarta specificazione

3.5 Quinta specificazione

$$R_t = \phi_{R1}R_{t-1} + \phi_{R2}R_{t-2} + (1 - \phi_{R1} - \phi_{R2})(\phi_\pi\pi_t + \phi_x x_t) + \varepsilon_t^R$$

$$\pi_t = \frac{\alpha}{1+\alpha\beta}\pi_{t-1} + \frac{\beta}{1+\alpha\beta}\pi_{t+1|t} + kx_t + \varepsilon_t^\pi$$

$$x_t = \frac{h}{1+h}x_{t-1} + \frac{1}{1+h}x_{t+1|t} - \psi(R_t - \pi_{t+1|t}) + \varepsilon_t^x$$

$$\varepsilon_t^R = \rho_{R1}\varepsilon_{t-1}^R + \rho_{R2}\varepsilon_{t-2}^R + \mu_t^R$$

Con:

$$\varepsilon_t^x = \rho_x\varepsilon_{t-1}^x + \mu_t^x$$

$$\varepsilon_t^\pi = \rho_\pi\varepsilon_{t-1}^\pi + \mu_t^\pi$$

$$\mu_t^j \sim i.i.d. N(0, \sigma_j^2), \quad j \in \{\pi, x, R\}.$$

3.5.1 Convergenza del modello

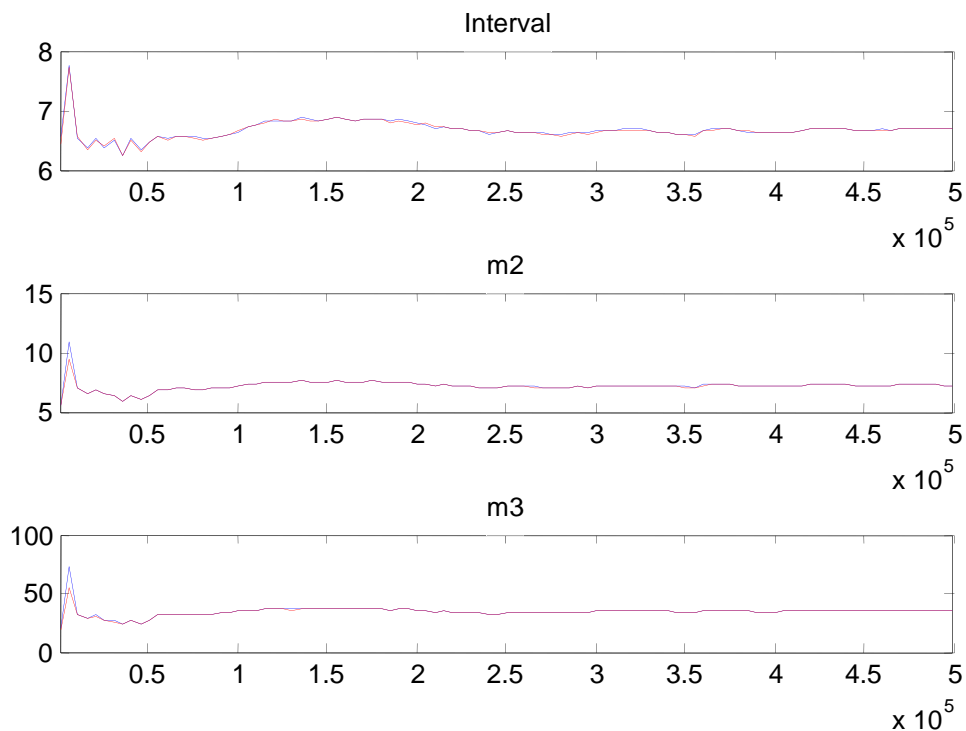


Figura 3.17: Multivariate diagnostics (quinta specificazione)

3.5.2 Analisi della densità a posteriori

```

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION
parameters
  prior mean      mode      s.d.  t-stat  prior  pstdev
alpha    0.500    0.0032  0.0164  0.1963  beta   0.2850
phipi    1.700    1.6962  0.2749  6.1698  norm   0.3000
phix     0.300    1.5279  0.3803  4.0178  gamm   0.2000
k        0.100    0.0589  0.0156  3.7823  gamm   0.0250
h        0.500    0.6974  0.0746  9.3545  beta   0.1000
phir1    0.500    0.8476  0.1540  5.5044  beta   0.2850
phir2    0.000    0.0162  0.1482  0.1096  norm   0.5000
rhor1    0.500    0.2145  0.1638  1.3095  beta   0.2850
rhor2    0.000   -0.0506  0.1238  0.4090  norm   0.5000
rhop     0.500    0.2466  0.1246  1.9800  beta   0.2850
rhex     0.500    0.9640  0.0146  66.0832  beta   0.2850
csi      0.150    0.1479  0.0049  29.8953  gamm   0.0050
standard deviation of shocks
  prior mean      mode      s.d.  t-stat  prior  pstdev
mux       0.100    0.0958  0.0125  7.6486  invg   2.0000
mupi     0.100    0.6934  0.1141  6.0796  invg   2.0000
mur       0.100    0.3940  0.0353  11.1570  invg   2.0000

```

Log data density [Laplace approximation] is -239.012429.

ESTIMATION RESULTS

Log data density is -237.879738.

```

parameters
  prior mean  post. mean  conf. interval  prior  pstdev
alpha    0.500    0.0923    0.0000    0.2126  beta   0.2850
phipi    1.700    1.6381    1.1700    2.1264  norm   0.3000
phix     0.300    1.6073    1.0008    2.1957  gamm   0.2000
k        0.100    0.0616    0.0360    0.0863  gamm   0.0250
h        0.500    0.6864    0.5645    0.8066  beta   0.1000
phir1    0.500    0.8002    0.6371    0.9995  beta   0.2850
phir2    0.000    0.0474   -0.1374    0.2171  norm   0.5000
rhor1    0.500    0.2719    0.0316    0.4785  beta   0.2850
rhor2    0.000   -0.0243   -0.2505    0.1957  norm   0.5000
rhop     0.500    0.1904    0.0000    0.3534  beta   0.2850
rhex     0.500    0.9519    0.9237    0.9804  beta   0.2850
csi      0.150    0.1482    0.1403    0.1564  gamm   0.0050
standard deviation of shocks
  prior mean  post. mean  conf. interval  prior  pstdev
mux       0.100    0.1052    0.0803    0.1283  invg   2.0000
mupi     0.100    0.7131    0.5479    0.8786  invg   2.0000
mur       0.100    0.4162    0.3530    0.4814  invg   2.0000

```

Figura 3.18: Analisi della densità a posteriori per la quinta specificazione

In quest'ultimo modello, con ritardi di secondo ordine sia per l'"interest smoothing" che per i "persistent shocks", la log-verosimiglianza di Laplace diminuisce ulteriormente rispetto ai modelli precedenti. Tutti e tre i parametri aggiunti rispetto alla prima specificazione hanno per le relative stime valori della t-stat prossimi a zero e intervalli di confidenza che comprendono lo zero.

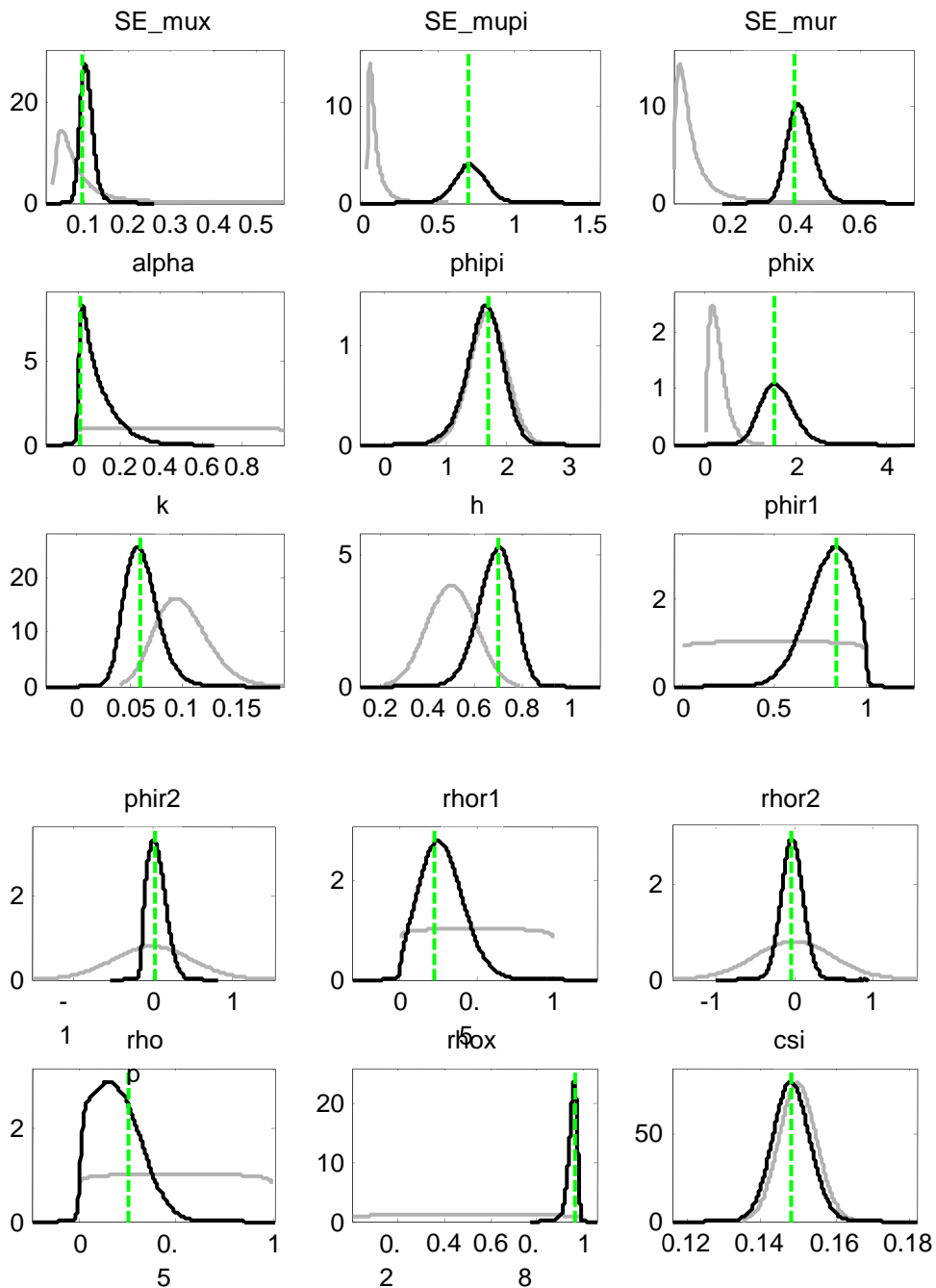


Figura 3.19: Densità a priori e a posteriori per la quinta specificazione

Cinque diverse specificazioni

In questo capitolo analizziamo alcune caratteristiche delle differenti specificazioni dei modelli per valutare se vi siano importanti differenze, e per capire quale modello si adatta meglio ai nostri dati.

4.1 Analisi delle varianze

	Spec. 1	Spec. 2	Spec. 3	Spec. 4	Spec. 5	$\hat{\sigma}$
$\hat{\pi}$	1.3359	1.3249	1.3223	1.3245	1.3305	1.1509
\hat{x}	1.5500	1.5748	1.5679	1.5760	1.5760	1.5600
\hat{R}	2.9863	2.9483	2.8821	2.9504	2.9727	2.6347

Tabella 4.1: Analisi delle varianze

La tabella riporta le deviazioni standard della stima delle variabili economiche di interesse ovvero inflazione, output gap e tasso di interesse nominale, nelle cinque differenti specificazioni del modello. L'ultima colonna riporta i valori delle deviazioni standard delle variabili di interesse nel nostro campione. Notiamo che il tasso di interesse nominale presenta la volatilità maggiore, seguito da output gap e inflazione. La terza specificazione ha valori leggermente minori e risulta più vicina alla varianza del nostro campione rispetto alle altre le specificazioni ma le differenze sono minime.

4.2 Valore della log-verosimiglianza

Specificazione	Log(ML)	Log(MHM)
1	-236.748738	-235.517347
2	-237.845909	-236.940721
3	-236.695715	-235.421776
4	-237.983677	-236.892691
5	-239.012429	-237.879738

Confrontiamo la log-verosimiglianza di Laplace, che è una misura della bontà di adattamento del modello ai dati, nelle quattro specificazioni. Anche in questo caso si può notare che la terza specificazione presenta un valore leggermente più alto. La terza specificazione sembra quella che si adatta di più ai dati.

Per supportare quanto appena effettuiamo il calcolo del fattore di Bayes suggerito da Kass e Raftery e ottenuto a partire dal teorema di Bayes in questo modo:

$$p(H_k|D) = \frac{p(D|H_k)p(H_k)}{p(D|H_1)p(H_1) + p(D|H_2)p(H_2)}$$

con $k = 1,2$ e dove D sono i dati derivanti da una delle due ipotesi a confronto H_1 e H_2 , in accordo con una densità di probabilità $p(D|H_1)$ o $p(D|H_2)$.

Date le probabilità a priori $p(H_1)$ e $p(H_2) = 1 - p(H_1)$, i dati producono le probabilità a posteriori $p(H_1|D)$ e $p(H_2|D)$. Affinché qualsiasi parere a priori si trasformi in un parere a posteriori, tramite l'esame dei dati, bisogna considerare che la trasformazione racchiude già di per sé l'indizio fornito dai dati. In effetti, la stessa trasformazione è utilizzata per ottenere la probabilità a posteriori, a prescindere dalla probabilità a priori. Una volta convertita nella scala di quota di probabilità, la trasformazione prende la semplice forma:

$$\frac{p(H_1|D)}{p(H_2|D)} = \frac{p(D|H_1)p(H_1)}{p(D|H_2)p(H_2)}$$

Dove,

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

È il fattore di Bayes che cercavamo.

Kass e Raftery propongono inoltre intervalli con relative classi di evidenza per valutare l'evidenza statistica sulla base di valori di B_{12} :

$\ln(B_{12})$	B_{12}	Evidenza contro H_2
0 - 2	1 - 3	Semplice menzione
2 - 6	3 - 20	Positivo
6 - 10	20 - 150	Forte
> 10	> 150	Molto Forte

Se indichiamo con H_2 l'ipotesi del modello vincolato e con H_1 l'ipotesi del modello senza vincoli, possiamo calcolare il fattore di Bayes nel seguente modo:

$$B_{12} = \exp(\text{ML}_v - \text{ML}_{nv}) .$$

Confrontiamo ad esempio il modello base che ha una log-verosimiglianza di Laplace pari a -236.748738 con il modello a cui abbiamo aggiunto un ritardo nello shock del tasso d'interesse nominale che ha verosimiglianza -236.695715. Il vincolo in questo caso è $\rho_R=0$.

Il fattore di Bayes è:

$$B_{12} = \exp(-236.748738 + 236.695715) = 0.9483582 ,$$

valore debolmente a sostegno del modello non vincolato.

Confrontiamo ora il modello di base con quello a cui abbiamo aggiunto il parametro relativo al secondo ritardo del tasso di interesse.

Il fattore di Bayes è:

$$B_{12} = \exp(-236.748738 + 237.845909) = 2.99 .$$
 Questo valore segnala una minima evidenza a sfavore del modello non vincolato.

Confrontando i vari modelli attraverso l'utilizzo del fattore di Bayes arriviamo a considerare la terza specificazione come quella che potrebbe spiegare meglio i dati, anche se l'evidenza è molto debole.

4.3 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione

Per vedere la porzione di varianza di errore di previsione sull'*i*-esima variabile attribuita alle innovazioni delle variabili considerate, si analizza la decomposizione della varianza dell'errore di previsione (Forecasting Error Variance Decomposition, FEVD). Si analizza separatamente l'effetto di uno shock, spegnendo tutti gli altri. Ogni shock produrrà un effetto diretto sulla variabile dipendente nell'equazione in cui è coinvolto ed un effetto indiretto sulle variabili dipendenti relative alle altre equazioni. Gli shock non sono noti, quindi vanno stimati con un conseguente errore di previsione.

	Spec.1			Spec.2			Spec.3			Spec.4			Spec.5		
	μ_x	μ_π	μ_R	μ_x	μ_π	μ_R	μ_x	μ_π	μ_R	μ_x	μ_π	μ_R	μ_x	μ_π	μ_R
$\hat{\pi}_t$	55.02	44.20	0.77	53.99	45.11	0.91	53.43	45.71	0.98	53.34	45.69	0.97	54.02	45.09	0.89
\hat{x}_t	82.06	5.25	12.69	79.91	6.21	13.88	80.79	4.22	14.99	80.86	4.16	14.98	81.44	4.35	14.21
\hat{R}_t	96.76	0.98	2.26	96.10	1.24	2.66	96.62	0.97	2.41	96.64	0.95	2.41	96.65	0.93	2.42

Tabella 4.2: FEVD

Uno shock all'output gap determina un effetto diretto di circa l'82% e gioca un ruolo molto forte anche nella spiegazione del tasso di interesse. Minore è l'effetto sull'inflazione ma comunque sostanziale (circa il 50%). Uno shock all'inflazione ha un impatto forte sull'inflazione stessa (44%) mentre sull'output gap ha un effetto debole (5%) e un effetto quasi nullo sul tasso di interesse. Lo shock sul tasso di interesse ha un effetto rilevante sull'output gap, debole sul tasso di interesse stesso e quasi nullo sull'inflazione. Vediamo che tra le diverse specificazioni la decomposizione varia in piccola misura.

Analisi con un campione ristretto

5.1 I dati

Proviamo a ristimare lo stesso modello restringendo il campione al periodo precedente la crisi economica. Utilizziamo quindi i dati fino al secondo trimestre del 2008 e i dati successivi li eliminiamo dal campione. Vediamo se in questo modo il nostro modello si adatta meglio ai dati e in particolare se cambia la valutazione delle differenti specificazioni del modello. Procediamo con un'analisi grafica di inflazione, output gap e tasso d'interesse nominale a breve per il nuovo campione.

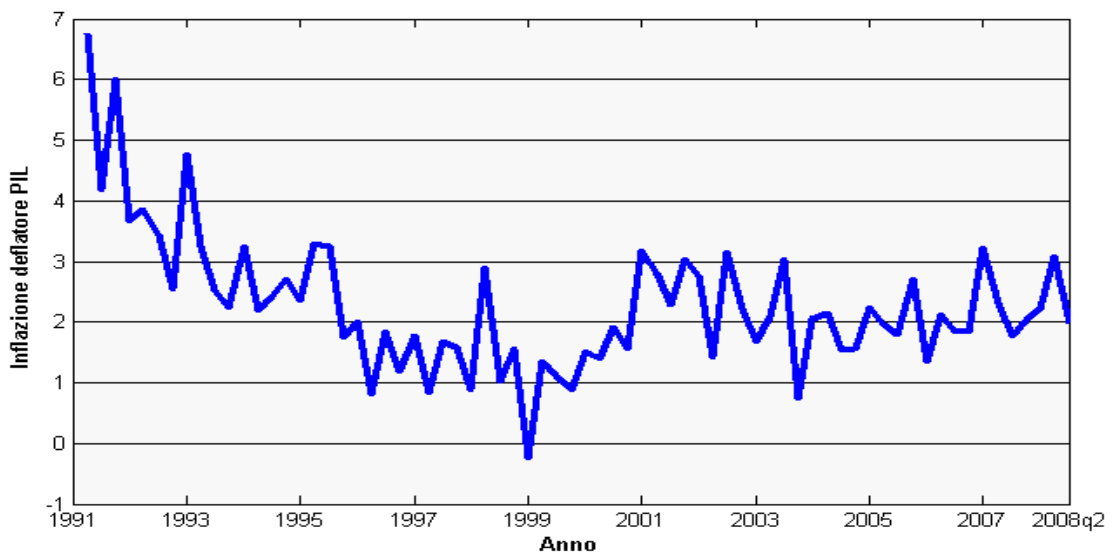


Figura 5.1: Inflazione 1991-2008q2

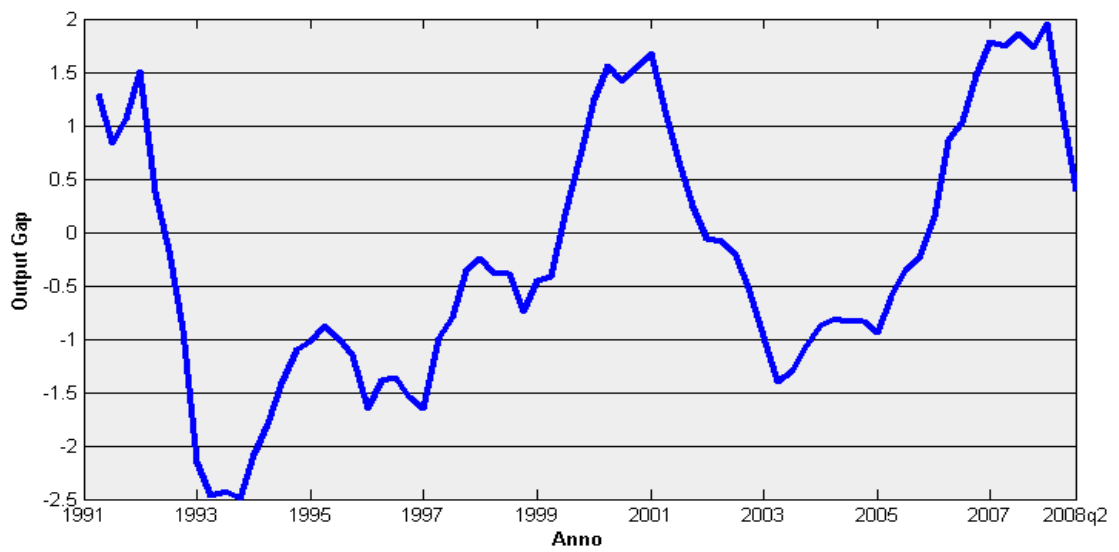


Figura 5.2: Output Gap 1991-2008q2

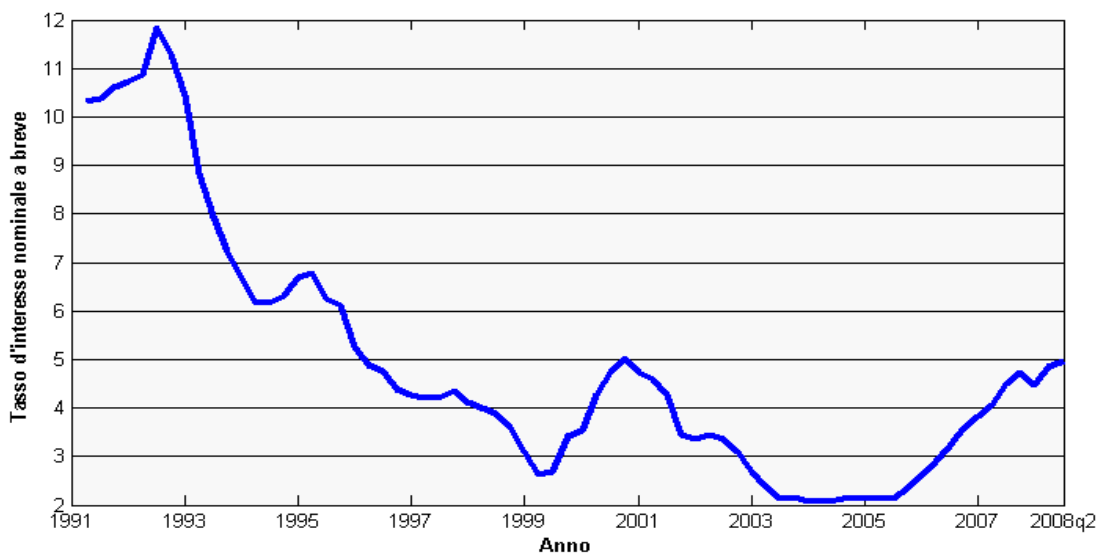


Figura 5.3: Tasso di interesse nominale a breve periodo 1991-2008q2

Come possiamo vedere le tre variabili procedono adesso in maniera più regolare, senza subire quel drastico cambio di direzione relativo alla crisi degli ultimi quattro trimestri.

5.2 Confronto fra i residui del modello per i due campioni

Per valutare l'adattamento ai dati del modello per i due differenti campioni non è possibile utilizzare l'approccio della log-verosimiglianza di Laplace poichè i valori di essa non sono confrontabili per campioni differenti.

Effettuiamo quindi una semplice analisi grafica dei residui.

Prendiamo la specificazione più semplice del modello e analizziamo i residui che si creano prima utilizzando l'intero campione e poi utilizzando il campione ristretto.

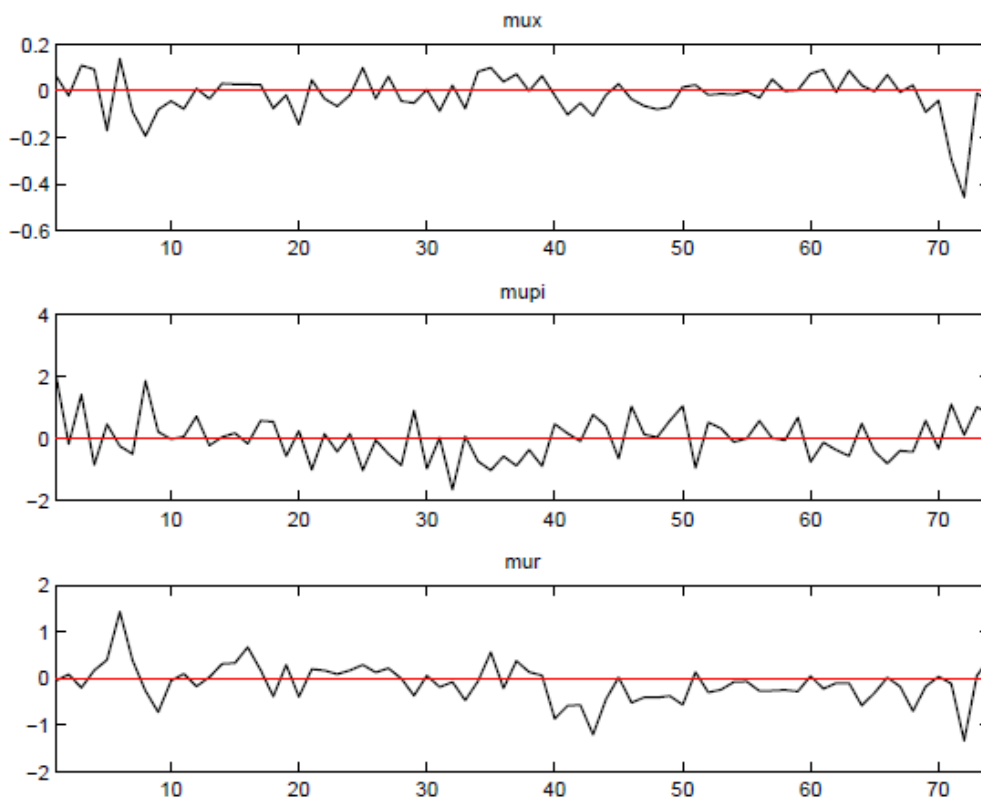


Figura 5.4: Campione intero: grafico dei residui

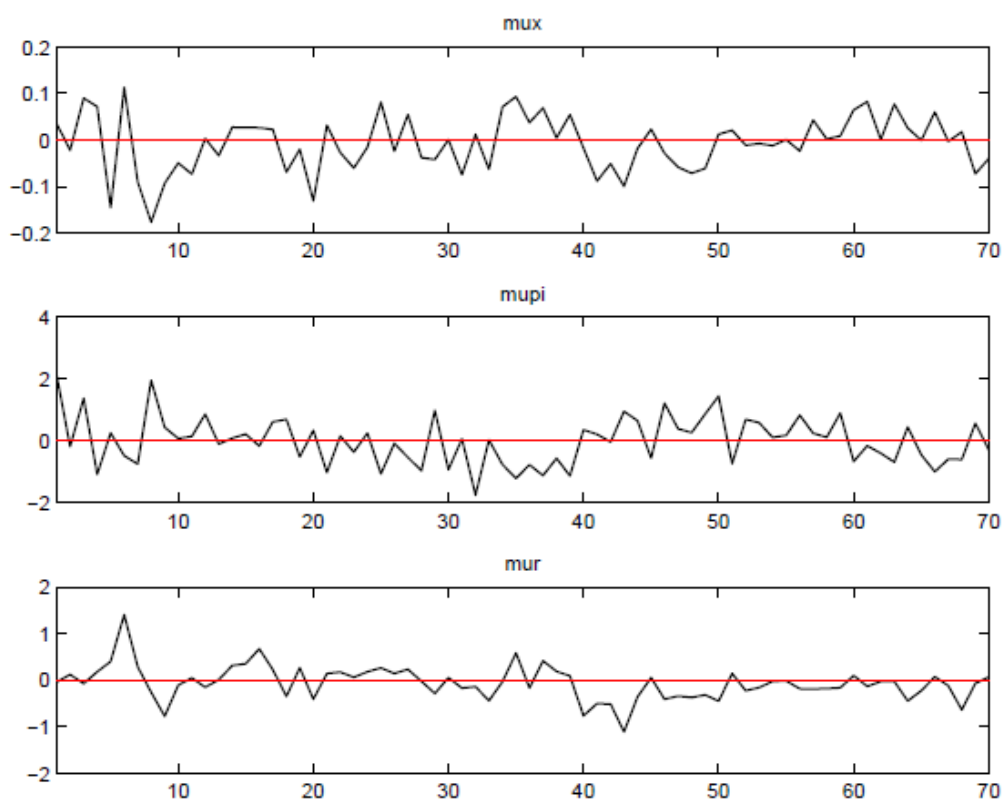


Figura 5.5: Campione ristretto: grafico dei residui

Possiamo facilmente notare come per tutte e tre le variabili di interesse l'utilizzo del campione ristretto determini una minore variabilità dei residui. In particolare spariscono i valori che più si discostano dallo zero, relativi al periodo di crisi economica i cui dati sono stati rimossi dal campione.

5.3 Analisi Bayesiana del modello

Tralasciamo la parte relativa alla diagnostica (vedi appendice) e andiamo ad analizzare le differenti distribuzioni a posteriori per le cinque specificazioni.

5.3.1 Prima specificazione

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION

```

parameters
  prior mean      mode      s.d.  t-stat  prior  pstdev
alpha  0.500  0.0057  0.0294  0.1945 beta  0.2850
phipi  1.700  1.6921  0.2354  7.1882 norm  0.3000
phix   0.300  1.6170  0.3634  4.4501 gamm  0.2000
k      0.100  0.0659  0.0167  3.9490 gamm  0.0250
h      0.500  0.6360  0.0856  7.4324 beta  0.1000
phir   0.500  0.8897  0.0166  53.5048 beta  0.2850
rhop   0.500  0.1521  0.1218  1.2495 beta  0.2850
rhox   0.500  0.9772  0.0089  109.8355 beta  0.2850
csi    0.150  0.1479  0.0049  29.9994 gamm  0.0050
standard deviation of shocks
  prior mean      mode      s.d.  t-stat  prior  pstdev
mux      0.100  0.0605  0.0072  8.3715 invg  2.0000
mupi    0.100  0.7539  0.1134  6.6483 invg  2.0000
mur      0.100  0.3604  0.0334  10.7895 invg  2.0000

```

Log data density [Laplace approximation] is -195.951988.

ESTIMATION RESULTS

Log data density is -195.195767.

```

parameters
  prior mean  post. mean  conf. interval  prior  pstdev
alpha        0.500    0.1005    0.0000  0.2207 beta  0.2850
phipi       1.700    1.7689    1.3668  2.1458 norm  0.3000
phix        0.300    1.5697    0.9661  2.1707 gamm  0.2000
k           0.100    0.0712    0.0423  0.0988 gamm  0.0250
h           0.500    0.6219    0.4873  0.7597 beta  0.1000
phir        0.500    0.8832    0.8545  0.9128 beta  0.2850
rhop        0.500    0.1376    0.0000  0.2762 beta  0.2850
rhox        0.500    0.9703    0.9524  0.9886 beta  0.2850
csi         0.150    0.1481    0.1401  0.1564 gamm  0.0050
standard deviation of shocks
  prior mean  post. mean  conf. interval  prior  pstdev
mux          0.100    0.0646    0.0512  0.0780 invg  2.0000
mupi        0.100    0.7380    0.5818  0.8865 invg  2.0000
mur         0.100    0.3771    0.3187  0.4379 invg  2.0000

```

La scelta di un campione ristretto apporta notevoli differenze all'adattamento del modello ai dati.

I parametri ϕ_R e ρ_x , corrispondenti ai ritardi di primo ordine per quanto riguarda rispettivamente il tasso d'interesse nominale nella regola di Taylor e lo shock dell'output gap, assumono una rilevanza ancora maggiore nello spiegare i dati. Per entrambi aumenta infatti il valore della moda a posteriori e diminuisce la sua deviazione standard, aumentando la t-stat.

Come intuibile la scelta di eliminare i dati relativi ad un periodo "anomalo" determina una maggiore importanza dei parametri che legano le variabili alle loro realizzazioni passate.

5.3.2 Seconda specificazione

```

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION
parameters
  prior mean      mode      s.d.  t-stat  prior  pstdev
alpha  0.500  0.0058  0.0298  0.1945  beta  0.2850
phipi  1.700  1.7063  0.2327  7.3323  norm  0.3000
phix   0.300  1.4586  0.3584  4.0695  gamm  0.2000
k      0.100  0.0680  0.0174  3.9091  gamm  0.0250
h      0.500  0.6343  0.0866  7.3266  beta  0.1000
phir1  0.500  0.9970  0.0118  84.6297  beta  0.2850
phir2  0.000  -0.1074  0.0198  5.4138  norm  0.5000
rhop   0.500  0.1675  0.1245  1.3461  beta  0.2850
rhox   0.500  0.9739  0.0102  95.4800  beta  0.2850
csi    0.150  0.1478  0.0049  29.9782  gamm  0.0050
standard deviation of shocks
  prior mean      mode      s.d.  t-stat  prior  pstdev
mux      0.100  0.0624  0.0075  8.2866  invg  2.0000
mupi     0.100  0.7437  0.1142  6.5103  invg  2.0000
mur      0.100  0.3514  0.0324  10.8584  invg  2.0000

Log data density [Laplace approximation] is -197.844702.

```

ESTIMATION RESULTS

Log data density is -196.119759.

parameters						
	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
alpha	0.500	0.1059	0.0000	0.2359	beta	0.2850
phipi	1.700	1.7849	1.4006	2.1642	norm	0.3000
phix	0.300	1.4303	0.8288	2.0193	gamm	0.2000
k	0.100	0.0730	0.0430	0.1012	gamm	0.0250
h	0.500	0.6199	0.4805	0.7582	beta	0.1000
phir1	0.500	0.9466	0.8819	1.0000	beta	0.2850
phir2	0.000	-0.0668	-0.1353	0.0083	norm	0.5000
rhop	0.500	0.1435	0.0000	0.2875	beta	0.2850
rhox	0.500	0.9669	0.9476	0.9874	beta	0.2850
csi	0.150	0.1480	0.1401	0.1562	gamm	0.0050
standard deviation of shocks						
	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
mux	0.100	0.0660	0.0525	0.0796	invg	2.0000
mup1	0.100	0.7345	0.5787	0.8907	invg	2.0000
mur	0.100	0.3762	0.3146	0.4342	invg	2.0000

Si può notare che aumenta l'informazione apportata dai parametri ρ_x , ϕ_{R1} e ϕ_{R2} . Importante ai fini della nostra tesi è la maggiore importanza che assume il parametro ϕ_{R2} nell'analisi del campione ristretto. La stima Bayesiana del parametro è negativa (come in Coibon Gorodnichenko) e il valore della t-stat triplica rispetto a quello con l'intero campione. L'intervallo di confidenza che racchiude la media a posteriori del parametro include ancora lo zero ma l'intervallo si è ristretto e l'estremo superiore si è "spostato a sinistra" (inoltre va considerato che la scelta di una normale con media zero come a-priori incide in parte nella distribuzione a posteriori "centrando" il parametro sullo zero).

5.3.3 Terza specificazione

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION

parameters						
	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
alpha	0.500	0.0062	0.0320	0.1941	beta	0.2850
phipi	1.700	1.5652	0.2539	6.1653	norm	0.3000
phix	0.300	1.7394	0.3766	4.6186	gamm	0.2000
k	0.100	0.0649	0.0164	3.9653	gamm	0.0250
h	0.500	0.6388	0.0861	7.4181	beta	0.1000
phir	0.500	0.8867	0.0173	51.2925	beta	0.2850
rhop	0.500	0.1358	0.1212	1.1206	beta	0.2850
rhox	0.500	0.9753	0.0094	104.2775	beta	0.2850
rhorr	0.000	0.1714	0.1032	1.6598	norm	0.5000
csi	0.150	0.1479	0.0049	29.9731	gamm	0.0050
standard deviation of shocks						
	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
mux	0.100	0.0639	0.0080	7.9402	invg	2.0000
mupi	0.100	0.7701	0.1149	6.7005	invg	2.0000
mur	0.100	0.3411	0.0326	10.4531	invg	2.0000

Log data density [Laplace approximation] is -196.065352.

ESTIMATION RESULTS

Log data density is -195.355853.

parameters						
	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
alpha	0.500	0.0961	0.0000	0.2148	beta	0.2850
phipi	1.700	1.6280	1.2134	2.0556	norm	0.3000
phix	0.300	1.7110	1.0805	2.3406	gamm	0.2000
k	0.100	0.0699	0.0418	0.0961	gamm	0.0250
h	0.500	0.6205	0.4862	0.7607	beta	0.1000
phir	0.500	0.8790	0.8489	0.9098	beta	0.2850
rhop	0.500	0.1287	0.0000	0.2611	beta	0.2850
rhox	0.500	0.9672	0.9479	0.9862	beta	0.2850
rhorr	0.000	0.1747	-0.0033	0.3511	norm	0.5000
csi	0.150	0.1480	0.1399	0.1562	gamm	0.0050
standard deviation of shocks						
	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
mux	0.100	0.0691	0.0539	0.0842	invg	2.0000
mupi	0.100	0.7486	0.5942	0.9054	invg	2.0000
mur	0.100	0.3605	0.3008	0.4194	invg	2.0000

Rispetto alla stessa specificazione con il campione completo, si può notare un considerevole aumento della t-stat per i parametri ϕ_R o ρ_x , a cui corrisponde una diminuzione della t-stat per il parametro che a noi più interessa, ovvero ρ_R . Ora l'estremo inferiore dell'intervallo di confidenza per la stima Bayesiana di ρ_R è un valore negativo. Data l'inclusione dello zero nell'intervallo di confidenza e il

valore basso della t-stat per la stima del parametro ρ_R diventa naturale porsi dei dubbi sulla sua significatività.

5.3.4 Quarta specificazione

```

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION
parameters
  prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
alpha  0.500    0.0061  0.0312  0.1942 beta  0.2850
phipi  1.700    1.6430  0.2472  6.6464 norm  0.3000
phix   0.300    1.5450  0.3781  4.0859 gamm  0.2000
k      0.100    0.0673  0.0172  3.9183 gamm  0.0250
h      0.500    0.6360  0.0869  7.3170 beta  0.1000
phir1  0.500    0.9943  0.0270  36.8170 beta  0.2850
phir2  0.000   -0.1052  0.0305  3.4457 norm  0.5000
rhop   0.500    0.1573  0.1242  1.2670 beta  0.2850
rhox   0.500    0.9732  0.0104  93.7924 beta  0.2850
rhor   0.000    0.0941  0.1045  0.9007 norm  0.5000
csi    0.150    0.1478  0.0049  29.9625 gamm  0.0050
standard deviation of shocks
  prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
mux     0.100    0.0643  0.0081  7.8974 invg  2.0000
mupi   0.100    0.7533  0.1152  6.5380 invg  2.0000
mur    0.100    0.3417  0.0327  10.4411 invg  2.0000

Log data density [Laplace approximation] is -198.112801.

```

ESTIMATION RESULTS

Log data density is -196.726717.

```

parameters
  prior mean post. mean  conf. interval  prior  pstdev
alpha      0.500    0.1009    0.0000  0.2192  beta  0.2850
phipi     1.700    1.6527    1.2317  2.0817  norm  0.3000
phix      0.300    1.5998    0.9481  2.2661  gamm  0.2000
k         0.100    0.0709    0.0426  0.0987  gamm  0.0250
h         0.500    0.6195    0.4803  0.7552  beta  0.1000
phir1     0.500    0.9143    0.8104  1.0000  beta  0.2850
phir2     0.000   -0.0376   -0.1381  0.0741  norm  0.5000
rhop      0.500    0.1328    0.0000  0.2697  beta  0.2850
rhox      0.500    0.9653    0.9449  0.9862  beta  0.2850
rhor      0.000    0.1497   -0.0416  0.3417  norm  0.5000
csi       0.150    0.1480    0.1399  0.1562  gamm  0.0050

standard deviation of shocks
  prior mean post. mean  conf. interval  prior  pstdev
mux         0.100    0.0693    0.0540  0.0843  invg  2.0000
mupi       0.100    0.7426    0.5909  0.8992  invg  2.0000
mur        0.100    0.3632    0.3023  0.4238  invg  2.0000

```

L'aggiunta di un ritardo nello shock al tasso di interesse, rispetto alla seconda specificazione, diminuisce l'importanza del parametro relativo al ritardo sul tasso

d'interesse e diminuisce il valore della log-verosimiglianza. L'intervallo di confidenza relativo alla stima di ρ_R contiene lo zero.

5.3.5 Quinta specificazione

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION

parameters						
	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
alpha	0.500	0.0059	0.0302	0.1943	beta	0.2850
phipi	1.700	1.6653	0.2466	6.7533	norm	0.3000
phix	0.300	1.5320	0.3771	4.0626	gamm	0.2000
k	0.100	0.0669	0.0171	3.9124	gamm	0.0250
h	0.500	0.6344	0.0869	7.2981	beta	0.1000
phir1	0.500	0.9937	0.0304	32.6662	beta	0.2850
phir2	0.000	-0.1016	0.0336	3.0239	norm	0.5000
rhorr1	0.000	0.1142	0.1095	1.0429	norm	0.5000
rhorr2	0.000	-0.0715	0.1135	0.6296	norm	0.5000
rhopp	0.500	0.1564	0.1238	1.2633	beta	0.2850
rhox	0.500	0.9744	0.0102	95.8747	beta	0.2850
csi	0.150	0.1478	0.0049	29.9687	gamm	0.0050
standard deviation of shocks						
	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
mux	0.100	0.0629	0.0082	7.6516	invg	2.0000
mupi	0.100	0.7530	0.1148	6.5590	invg	2.0000
mur	0.100	0.3420	0.0327	10.4647	invg	2.0000

Log data density [Laplace approximation] is -199.417292.

ESTIMATION RESULTS

Log data density is -197.983968.

parameters						
	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
alpha	0.500	0.0984	0.0000	0.2123	beta	0.2850
phipi	1.700	1.6566	1.2196	2.0895	norm	0.3000
phix	0.300	1.6270	0.9429	2.2973	gamm	0.2000
k	0.100	0.0708	0.0415	0.0982	gamm	0.0250
h	0.500	0.6206	0.4839	0.7605	beta	0.1000
phir1	0.500	0.9051	0.7895	1.0000	beta	0.2850
phir2	0.000	-0.0259	-0.1398	0.0953	norm	0.5000
rhorr1	0.000	0.1788	-0.0351	0.3917	norm	0.5000
rhorr2	0.000	-0.0631	-0.2605	0.1369	norm	0.5000
rhopp	0.500	0.1320	0.0000	0.2674	beta	0.2850
rhox	0.500	0.9665	0.9465	0.9875	beta	0.2850
csi	0.150	0.1480	0.1398	0.1562	gamm	0.0050
standard deviation of shocks						
	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
mux	0.100	0.0685	0.0526	0.0842	invg	2.0000
mupi	0.100	0.7456	0.5921	0.9013	invg	2.0000
mur	0.100	0.3643	0.3021	0.4238	invg	2.0000

Anche in questo caso le t-stat relative ai parametri di nostro interesse, ovvero ϕ_{R1} e ϕ_{R2} aumentano, anche se l'aggiunta di parametri per i "persistent shock" sembra diminuire l'effetto dei parametri relativi allo "interest smoothing". Tuttavia i parametri ρ_{R1} e ρ_{R2} relativi ai ritardi sullo shock del tasso di interesse hanno delle t-stat prossime allo zero e non sembrano apportare contributo all'informazione.

5.4 Confronto fra le specificazioni

5.4.1 Analisi delle varianze

	Spec.1	Spec.2	Spec.3	Spec.4	Spec.5	$\hat{\sigma}$
$\hat{\pi}$	1.3352	1.3148	1.3376	1.3194	1.3249	1.1360
\hat{x}	1.2018	1.2124	1.2319	1.2295	1.2265	1.2148
\hat{R}	2.6662	2.5593	2.6768	2.5868	2.6030	2.6091

Tabella 5.1: Analisi della varianze

La tabella riporta le deviazioni standard della stima delle variabili economiche di interesse ovvero inflazione, output gap e tasso di interesse nominale, nelle cinque differenti specificazioni del modello. L'ultima colonna riporta i valori delle deviazioni standard delle variabili di interesse nel nostro campione. Rispetto al campione completo sono diminuite le volatilità delle variabili di interesse, anche se i modelli non sono andati di pari passo nella diminuzione e la volatilità stimata dell'inflazione è più alta rispetto a quella dell'output gap. Adesso è la seconda specificazione che sembra spiegare meglio la varianza del nostro campione rispetto alle altre le specificazioni ma le differenze sono minime.

5.4.2 Valore della log-verosimiglianza

Specificazione	Log(ML)	Log(MHM)
1	-195.951988	-195.195767
2	-197.844702	-196.119759
3	-196.065352	-195.355853
4	-198.112801	-196.726717
5	-199.417292	-197.983968

Rispetto ai modelli stimati con il campione completo, le differenze più notevoli che presentano in generale le diverse specificazioni del modello con il campione ristretto riguardano i valori più alti della log-verosimiglianza di Laplace (e quindi una migliore informazione apportata) e i valori più alti delle t-stat nei parametri relativi all'interest smoothing ovvero ϕ_{R1} e ϕ_{R2} , accompagnati dai valori più bassi nelle t-stat dei parametri relativi ai persistent shock ovvero ρ_{R1} e ρ_{R2} . Questo porta, trattando il campione ristretto, degli argomenti a favore della tesi di Coibon Gorodnichenko (2011) di una evidenza a favore dell'interest smoothing e in particolare della scelta di un modello AR(2).

Confrontiamo ora il modello di base che ha una log-verosimiglianza di Laplace pari a -195.951988 con quello a cui abbiamo aggiunto il parametro relativo al ritardo nello shock al tasso di interesse che ha una log-verosimiglianza pari a -196.065352.

Il fattore di Bayes è:

$B_{12} = \exp(-195.951988 + 196.065352) = 1.120040$, valore che non ci dà particolari informazioni dato che nella scala di Kass e Raftery si colloca nella "semplice menzione" a sfavore del modello non vincolato.

Confrontiamo allora il modello base che ha una log-verosimiglianza di Laplace pari a -195.951988 con il modello a cui abbiamo aggiunto il parametro relativo al ritardo di secondo grado del tasso di interesse nominale che ha verosimiglianza

-197.844702. Il vincolo in questo caso è $\phi_{R2} = 0$.

Il fattore di Bayes è:

$B_{12} = \exp(-195.951988 + 197.844702) = 6.637358$ valore che indica una evidenza contro l'ipotesi di non uguaglianza a zero del parametro. A differenza di quanto ci si aspettava, nonostante un valore elevato nella t-stat per quanto riguarda il parametro ϕ_{R2} , il modello con un ritardo AR(2) sembra apportare meno informazione rispetto alla specificazione con un solo ritardo nel tasso di interesse nominale.

Confrontando i vari modelli con il fattore di Bayes possiamo sostenere, anche se con un evidenza molto debole, che il modello di base è quello che apporta maggiore informazione.

5.4.3 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione

	Spec.1			Spec.2			Spec.3			Spec.4			Spec.5		
	μ_x	μ_π	μ_R	μ_x	μ_π	μ_R	μ_x	μ_π	μ_R	μ_x	μ_π	μ_R	μ_x	μ_π	μ_R
π_t	58.09	41.03	0.88	56.69	42.30	1.01	57.39	41.61	1.01	56.49	42.44	1.08	57.14	41.87	0.99
x_t	76.68	4.91	18.41	74.24	5.90	19.86	75.69	3.66	20.65	73.94	4.96	21.10	74.75	5.11	20.14
R_t	97.12	0.63	2.25	96.53	0.83	2.64	97.17	0.55	2.28	96.62	0.74	2.64	96.61	0.71	2.68

Tabella 5.2: FEVD

Rispetto al modello stimato con il campione completo, si può notare un aumento dell'effetto dello shock al tasso di interesse in particolare sull'output gap a spese dell'effetto diretto dello shock sull'output gap in tutte le specificazione. Lo shock sull'output gap rimane comunque quello che ha un effetto maggiore sulle tre variabili di interesse.

Conclusioni

In questa tesi abbiamo analizzato un campione di dati provenienti dalla OECD Economic indicators relativi al periodo 1991-2009, attraverso cinque differenti specificazioni di un modello DSGE, con un approccio Bayesiano. Si tratta di specificazioni che differiscono per il numero di ritardi relativi all' "interest rate smoothing" e ai "persistent shocks".

La ricerca di un modello che si adatti meglio degli altri ai dati non ha tuttavia portato a risultati decisamente a favore di uno dei singoli modelli analizzati.

Abbiamo scelto allora di analizzare un campione ristretto, eliminando alcuni dati "anomali" relativi al periodo di crisi economica, per verificare se questo portasse ad ottenere dei risultati più significativi.

Anche nell'analisi dei dati sul campione ristretto non otteniamo dei risultati definitivi a favore di una particolare specificazione del modello.

I risultati ottenuti sui dati europei mostrano una sostanziale differenza rispetto a quanto valido per i dati americani, dove viene preferito il modello con due ritardi sul parametro relativo al tasso di interesse nominale nella regola di Taylor (Coibon e Gorodnichenko (2011), Gega (2011)).

Nel nostro caso la scelta più opportuna sembra invece quella di utilizzare il modello più "parsimonioso", ovvero quello con un ritardo per l' "interest rate smoothing" e con l'assenza di "persistent shocks".

Appendice tecnica

Riportiamo di seguito o codici dynare utilizzati per la stima del modello e delle diverse specificazioni.

```
var pihat xhat rhat epsx ygapoecdobs inflgdpobs rateobs
epsr ; //epsr
varexo mux mupi mur;
parameters alpha beta phipi phix rhop rhox k h csi phir;
//phir1 phir2 rhor1 rhor2 rhor
beta = .99;
alpha = 0;
k = .1;
h = 0;
csi = .1;
phipi = 1.5;
phir = 0;
//phir1=0;
//phir2=0;
//rhor1=0;
//rhor2=0;
phix = 0;
rhop = 0;
rhox = 0;
//rhor = 0;

model;
pihat = (beta/(1+alpha*beta))*pihat(1) +
(alpha/(1+alpha*beta))*pihat(-1) + k*(xhat) + epsr;
xhat = (1/(1+h))*xhat(1)+(h/(1+h))*xhat(-1)-csi*(rhat-
pihat(+1))+epsx;
rhat = (1-phir)*(phipi*pihat + phix*xhat )+phir*rhat(-
1)+mur;
//epsr = rhor*epsr(-1)+mur;
epsr = rhop*epsr(-1)+mupi;
epsx = rhox*epsx(-1)+mux;
ygapoecdobs = xhat;
inflgdpobs = pihat;
rateobs = rhat;
end;

//model;
//pihat = (beta/(1+alpha*beta))*pihat(1) +
(alpha/(1+alpha*beta))*pihat(-1) + k*(xhat) + epsr;
//xhat = (1/(1+h))*xhat(1)+(h/(1+h))*xhat(-1)-csi*(rhat-
pihat(+1))+epsx;
```

```

//rhat = (1-phir1-phir2)*(phipi*pihat + phix*xhat
)+phir1*rhat(-1)+phir2*rhat(-2)+epsr;
//epsr = rhor*epsr(-1)+mur;
//epspi = rhop*epspi(-1)+mupi;
//epsx = rhox*epsx(-1)+mux;
//ygapoecdobs = xhat;
//inflgdpobs = pihat;
//rateobs = rhat;
//end;

//model;
//pihat = (beta/(1+alpha*beta))*pihat(1) +
(alpha/(1+alpha*beta))*pihat(-1) + k*(xhat) + epspi;
//xhat = (1/(1+h))*xhat(1)+(h/(1+h))*xhat(-1)-csi*(rhat-
pihat(+1))+epsx;
//rhat = (1-phir1-phir2)*(phipi*pihat + phix*xhat
)+phir1*rhat(-1)+phir2*rhat(-2)+mur;
//epspi = rhop*epspi(-1)+mupi;
//epsx = rhox*epsx(-1)+mux;
//ygapoecdobs = xhat;
//inflgdpobs = pihat;
//rateobs = rhat;
//end;

//model;
//pihat = (beta/(1+alpha*beta))*pihat(1) +
(alpha/(1+alpha*beta))*pihat(-1) + k*(xhat) + epspi;
//xhat = (1/(1+h))*xhat(1)+(h/(1+h))*xhat(-1)-csi*(rhat-
pihat(+1))+epsx;
//rhat = (1-phir1-phir2)*(phipi*pihat + phix*xhat
)+phir1*rhat(-1)+phir2*rhat(-2)+epsr;
//epsr = rhor1*epsr(-1)+rhor2*epsr(-2)+mur;
//epspi = rhop*epspi(-1)+mupi;
//epsx = rhox*epsx(-1)+mux;
//ygapoecdobs = xhat;
//inflgdpobs = pihat;
//rateobs = rhat;
//end;

steady(solve_algo=0);
check;

estimated_params;
alpha, beta_pdf, .5, .285;
phipi, normal_pdf, 1.7, .3;
phix, gamma_pdf, .3, .2;
k, gamma_pdf, .1, .025;
h, beta_pdf, .5, .1;
//phir1, beta_pdf, .5, .285;
//phir2, beta_pdf, 0.3, .1;
//rhor1, beta_pdf, .5, .285;
//rhor2, normal_pdf, 0, 0.5;
phir, beta_pdf, .5, .285;

```

```
rhop, beta_pdf, .5, .285;  
rhox, beta_pdf, .5, .285;  
//rhor, beta_pdf, .5, .285;  
csi, gamma_pdf, .15, .005;  
stderr mux, inv_gamma_pdf, 0.1, 2;  
stderr mupi, inv_gamma_pdf, 0.1, 2;  
stderr mur, inv_gamma_pdf, 0.1, 2;  
end;
```

```
varobs ygapoecdobs inflgdpobs rateobs;
```

```
estimation(datafile=dati_euroareal,mh_jscale=0.5,prefilter=1  
,first_obs=1,mode_compute=4,mode_check,bayesian_irf,filtered  
_vars,mh_replic=500000);
```

```
stoch_simul pihat xhat rhat;
```


Bibliografia

- Adjemian S., Juillard M., Mihoubi F., Perendia G., Villemot S. (2011). Dynare Manual Version 4.2.2, <http://www.dynare.org/documentation-and-support/manual/manual.pdf/view>.
- Ascari G., Castelnuovo E., Rossi L. (2011). “Calvo vs. Rotemberg in a Trend Inflation World: An Empirical Investigation,” *Journal of Economic Dynamics and Control*, 35(11), 1852-1867.
- Benati L. (2008). “Investigating Inflation Persistence Across Monetary Regimes,” *Quarterly Journal of Economics*, 123(3), 1005-1060.
- 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), 634-646.
- Benati L., Surico P. (2009). “VAR Analysis and the Great Moderation,” *American Economic Review*, 99(4), 1636-1652.
- Carrillo J., Fève P., Matheron J. (2007). “Monetary Policy Inertia or Persistent Shocks: A DSGE Analysis,” *International Journal of Central Banking*, 3(2), 1-38.
- Castelnuovo E. (2007): “Taylor Rules and Interest Rate Smoothing in the Euro Area,” *The Manchester School*, 75(1), 1-16.
- Coibion O., Gorodnichenko Y. (2011). “Why are target interest rate changes so persistent?,” Working Paper Number 106.

- Consolo A.; Favero, Carlo A. (2009). “Monetary policy inertia: More a fiction than a fact?,” *Journal of Monetary Economics*, 56(6), 900-906.
- English, William B.; Nelson, William R.; and Sack, Brian P. (2003). “Interpreting the Significance of the Lagged Interest Rate in Estimated Monetary Policy Rules,” *Contributions to Macroeconomics*, 3(1), Article 5.
- Gerdesmeier D., Roffia B. (2004): “Empirical Estimates of Reaction Functions for the Euro Area,” *Swiss Journal of Economics and Statistics*, 140(1), 37-66.
- Gerlach S., Schnabel G. (2000): “The Taylor rule and interest rates in the EMU area,” *Economic Letters*, 67, 165-171.
- Gerlach-Kristen P. (2004). “Interest-Rate Smoothing: Monetary Policy Inertia or Unobserved Variables?,” *Contributions to Macroeconomics*, 4(1), Article 3.
- Geweke J. (1998). “Using Simulation Methods for Bayesian Econometric Models: Inference, Developmetn and Communication”, *Federal reserve Bank of Minnesota Staff Report*, 249.
- Kass R., Raftery A. (1995) “Bayes Factors”, *Journal of American Statistical Assocation*, 90, 773–795.
- Peersman G., Smets F. (1999). “The Taylor rule: A Useful Monetary Policy Benchmark for the Euro Area?,” *International Finance*, 49, 1161-1187.

- Rudebusch, Glenn D. (2002). “Term structure evidence on interest rate smoothing and monetary policy inertia,” *Journal of Monetary Economics*, 49(6), 1161-1187.
- Rudebusch, Glenn D. (2006). “Monetary Policy Inertia: Fact or Fiction?,” *International Journal of Central Banking*, 2(4).
- Sauer S., Sturm J. (2003). “Using Taylor Rules to Understand ECB Monetary Policy,” *CEsifo Working Paper No. 1110*.
- Smets F., Wouters R. (2007). “Shocks and Frictions in US Business Cycles: A Bayesian DSGE Approach,” *American Economic Review*, American Economic Association, 97(3), 586-606.
- Surico P. (2003). “Asymmetric Reaction Functions for the Euro Area,” *Oxford Review of Economic Policy*, 19, 44-57.
- Taylor J.B. (1999). “The robustness and efficiency of monetary policy rules as guidelines for interest rate setting by the European central bank,” *Journal of Monetary Economics*, 43, 655-679.
- Woodford M. (2003). “Interest and Prices: Foundations of a Theory of Monetary Policy,” *Princeton University Press*.

