



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI PADOVA

Facoltà di scienze statistiche

Corso di laurea specialistica in
Scienze Statistiche, Economiche, Finanziarie e Aziendali

TESI DI LAUREA

**Disturbi correlati e ciclo economico: una verifica empirica per gli
Stati Uniti**

RELATORE: Prof. Efrem Castelnuovo

LAUREANDO: Tommaso Ercole

MATRICOLA: N. 583868-SEA

Anno Accademico 2009/2010

Indice

Introduzione	5
 Capitolo Primo	
1.1 Stima Bayesiana dei modelli DSGE.....	7
 Capitolo Secondo	
2.1 Il modello.....	11
2.2 I dati.....	12
2.3 Analisi empirica.....	13
2.4 Densità a priori.....	14
2.5 Monitoraggio della convergenza delle simulazioni iterative.....	16
 Capitolo Terzo	
Confronto tra il modello con shock correlati e il modello con shock incorrelati:	
3.1 Verosimiglianza marginale	21
3.2 Stime dei parametri.....	22
3.3 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs).....	24
3.4 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEVDs).....	29
 Capitolo Quarto	
4.1 Modelli con target inflazionistico fisso.....	33
 Conclusioni	 37

Appendice	39
Comandi file .mod.....	70
Bibliografia	75

Introduzione

Questa tesi nasce come analisi critica di alcune comuni assunzioni che sono alla base dei modelli macroeconomici DSGE.

Il lavoro ha come scopo di valutare se l'assunzione di incorrelazione tra gli shock, non preventivamente verificata nei dati, distorca le stime dei modelli e in tal caso quanto sia grave l'errore commesso.

I modelli macroeconomici DSGE propongono delle dinamiche di comportamento economico; nel fare questo considerano esogeni e latenti gli shock e producono previsioni per alcune variabili endogene.

Nella quasi totalità dei casi, nei modelli DSGE, gli shock sono modellati come AR(1) incorrelati tra loro. Tale assunzione è stata ampiamente rigettata dalla letteratura che ha dimostrato come tra gli shock sia presente una struttura di cross-correlazione e, in alcuni casi, una correlazione dinamica di ordine superiore al primo.

È inoltre da notare che sugli shock, essendo per definizione non spiegati, sarebbe preferibile fare delle assunzioni il meno possibile restrittive.

Il motivo sottostante ad una modellazione degli shock AR(1) è fondamentalmente di tipo pratico. Consentendo strutture di cross-correlazione infatti aumentano il numero di parametri e ciò soprattutto nei modelli più ricchi fa esplodere il numero di calcoli necessari all'algoritmo.

Lo scopo della tesi è dunque capire se e quanto l'errata modellazione degli shock vada ad influire sui risultati in termini di stime dei parametri, risposte d'impulso e decomposizione della varianza.

Nei SEM in forma ridotta infatti, è dimostrato che restrizioni arbitrarie distorcono le stime dei parametri e delle risposte d'impulso proprio perché

“endogenizzano” shock non correttamente specificati.

Inoltre consentire agli shock una ricca struttura di cross-correlazione fornisce un controllo sulla bontà di adattamento del modello.

Se infatti si riscontrasse una forte dipendenza tra gli shock contemporanei ciò suggerirebbe che la parte endogena del modello fallisca nell'adattarsi ai dati e quindi di svilupparne di nuovi per “endogeneizzare” tali correlazioni.

Un paper con lo stesso obiettivo di questa tesi, ma che analizza modelli senza parte nominale, è stato pubblicato da Cùrdia e Reis nel febbraio di quest'anno.

Capitolo Primo

1.1 Stima Bayesiana dei modelli DSGE

La tesi è incentrata su modelli DSGE, cioè modelli stocastici di equilibrio economico generale. Lo scopo di tali modelli è cercare di comprendere i legami tra gli aggregati economici, come la crescita economica e gli effetti della politica monetaria e fiscale.

I DSGE sono modelli dinamici e stocastici, infatti considerano l'evolvere delle variabili economiche dovuto ad uno shock casuale.

Come negli articoli di Fernandez-Villaverde e Rubio-Ramirez (2001), Schorfheide (2000) e Landon-Lane (2000) la statistica sottostante alle stime per i modelli DSGE è di tipo bayesiano. Si parte da una distribuzione a priori compatibile per i parametri d'interesse e poi si unisce alla verosimiglianza data dalle serie economiche per giungere alla distribuzione a posteriori dei parametri.

L'utilizzo di una metodologia di questo tipo aiuta a risolvere l'annoso problema di massimizzazione della verosimiglianza in casi in cui essa si presenta particolarmente “piatta”. Il problema si presenta spesso in modelli microfondati di politica monetaria e viene aggirato grazie all'introduzione della distribuzione a priori che attribuisce una probabilità più alta ad alcune zone dello spazio parametrico (Smets & Wouters 2003).

La distribuzione a priori è scelta con attenzione, deve essere prima di tutto compatibile col tipo di parametro. Ad esempio se un parametro può assumere valori tra zero e uno gli potrà essere assegnata una Beta e non certo una Gamma. Nel decidere i valori dei parametri della distribuzione si sfruttano i risultati di studi precedenti creando un continuo con la

letteratura precedente e rispettando così il concetto di informazione a priori della statistica Bayesiana.

La distribuzione a priori non deve dare però né un'indicazione forte né estremamente blanda sulla distribuzione a posteriori del parametro. Nel primo caso infatti l'a priori è troppo condizionante e sovrasta quella che è l'informazione portata dai dati in termini di verosimiglianza e quindi genera distribuzioni a posteriori che non riflettono i dati.

Allo stesso tempo non bisogna estremizzare la scarsa informatività in tutte le distribuzioni a priori in quanto ciò estinguerebbe la ragione per cui esse sono utilizzate.

Il processo ha come teoria sottostante teorema di Bayes: sia θ il vettore dei parametri di interesse ed A il nostro modello, $p(\theta|A)$ rappresenta la priori (ad es. gamma, beta, normale, uniforme, ecc...). Sia $p(Y_t|\theta,A)$ la verosimiglianza, dove Y_t sono i dati.

La posteriori può essere trovata come

$$p(\theta|Y_t, A) = p(Y_t|\theta, A) p(\theta|A) / p(Y_t|A) \quad \text{dove} \quad p(Y_t|A) = \int_{\theta \in \Theta} p(\theta, Y_t|A) d\theta$$

è la densità marginale dei dati condizionata al modello.

La verosimiglianza viene stimata con il filtro di Kalman, utilizzato anche in Sargent (1989), che permette di aggiornarla continuamente ogniqualvolta arriva una nuova osservazione. In realtà si possono utilizzare due metodi: filtraggio oppure smoothing. La differenza tra i due sta nel fatto che per il filtraggio vogliamo ottenere la stima dello stato al tempo t disponendo delle osservazioni fino al tempo t ; mentre per lo smoothing vogliamo ottenere sempre la stima al tempo t , disponendo però delle osservazioni fino al tempo T , dove $T > t$.

A questo punto ci si imbatte in un problema in quanto la distribuzione a posteriori non è lineare in θ e non è nota. Per ovviare a questo problema viene utilizzato l'algoritmo Metropolis-Hastings. Tale algoritmo opera in due stadi: al primo stadio trova la moda della posteriori, cioè il punto più probabile della distribuzione; al secondo per simulare la distribuzione della posteriori fino alle code attua il seguente procedimento.

Estrae un punto θ' con $\theta' = \theta + \varepsilon$, dove $\varepsilon \sim N(0, c\Sigma)$ e Σ è l'inverso della matrice Hessiana calcolata nella moda della distribuzione a posteriori e c una costante. Il punto θ' , quindi, viene sorteggiato a caso, tramite il processo chiamato random walk Metropolis-Hastings.

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

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

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

In questa tesi si utilizzeranno mezzo milione di pescate. Da queste pescate si elimina una prima parte, in questa tesi l'ottanta per cento. La logica di ciò è che stiamo cercando una distribuzione ergodica, cioè che non dipenda dal punto di partenza. Il motivo per cui si eliminano la prima parte delle pescate è quindi chiaro: si lascia la possibilità all'algoritmo di spostarsi dal suo punto di partenza quindi di non esserne più influenzato.

Il tasso di accettazione dei nuovi punti è preferibilmente compreso tra il 23% e il 40%, in modo da evitare i due casi estremi in cui si rifiuta o si

accetta troppo spesso. Infatti, in realtà, in entrambi i casi non ci si sposta dalla moda a posteriori. Se si accetta sempre infatti significa che non ci si muove mai dalla moda a posteriori ($r = 1$ implica che sto confrontando la moda con la moda stessa). Se si rifiuta sempre si torna sempre alla moda quindi in entrambi i casi limite non si riesce a disegnare la distribuzione.

Similmente tassi d'accettazione troppo bassi o troppo alti concentrano la distribuzione attorno alla moda. Proprio per questo motivo è stata introdotta la costante c , infatti alzandone il valore si abbassa il tasso di accettazione e abbassandola si alza il tasso a proprio piacimento.

Diversi studi statistici hanno dimostrato che la distorsione è trascurabile per tassi d'accettazione tra il 23% e il 40% e in particolare verso l'estremo inferiore di tale intervallo, pertanto in questa tesi i tassi sono tra il 23% e il 26%.

Capitolo Secondo

2.1 Il modello

In questa tesi sono stati sviluppati principalmente due modelli che differiscono per la struttura degli shock. Nel primo modello gli shock sono AR(1) incorrelati tra loro mentre il secondo modello ammette cross-correlazione.

$$\hat{\pi}_t = \beta / (1 + \alpha \beta) E_t(\pi_{\hat{t}+1}) + \alpha / (1 + \alpha \beta) \pi_{\hat{t}-1} + k \hat{X}_t + \epsilon_t^\pi \quad (1)$$

$$\hat{X}_t = 1 / (1 + h) E_t X_{\hat{t}+1} + h / (1 + h) X_{\hat{t}-1} - \tau (\hat{R}_t - E_t \pi_{\hat{t}+1}) + \epsilon_t^x \quad (2)$$

$$\hat{R}_t = (1 - \phi_R) [\phi_\pi (\hat{\pi}_t - \pi_t^{star}) + \phi_x \hat{X}_t] + \phi_R R_{\hat{t}-1} + \epsilon_t^R \quad (3)$$

$$\epsilon_t^x = \rho_x \epsilon_{(t-1)}^x + \eta_t^x$$

$$\epsilon_t^\pi = \rho_\pi \epsilon_{(t-1)}^\pi + \eta_t^\pi + cc_{(\pi, x)} \eta_t^x$$

$$\epsilon_t^R = \rho_R \epsilon_{(t-1)}^R + \eta_t^R + cc_{(R, x)} \eta_t^x + cc_{(R, \pi)} \eta_t^\pi$$

$$\pi_t^{star} = \rho_{(\pi^{star})} \pi_{(t-1)}^{star} + \eta_t^{(\pi^{star})} + cc_{(\pi^{star}, x)} \eta_t^x + cc_{(\pi^{star}, \pi)} \eta_t^\pi + cc_{(\pi^{star}, R)} \eta_t^R$$

Nei modello con shock incorrelati tra loro, i coefficienti $cc_{(i, j)}$ sono fissati a zero, cioè: $\epsilon_j \sim \text{i.i.d. N}(0, \sigma_j^2)$, $j \in \{\pi, \pi^*, x, R\}$.

La prima eq. rappresenta la curva di Philips Neo-Keynesiana (NKPC) dove π_t è il tasso di inflazione, π_t^* è il target di inflazione corrente, β è il fattore di sconto, X_t misura l'output gap e il cappelletto indica la log-deviation.

L'inflazione corrente è quindi influenzata dal proprio valore passato, dalle aspettative sul futuro e dall'output gap.

L'eq. (2) è l'equazione di Eulero per l'output gap, dove h rappresenta la formazione delle abitudini, mentre τ è l'elasticità intertemporale di sostituzione che determina l'impatto del tasso di interesse reale ex-ante sul consumo. Per comprendere le abitudini consideriamo x_t come il consumo

attuale, x_{t-1} il consumo passato e x_{t+1} quello futuro. Molte persone tendono a spalmare il proprio consumo in modo da non dover modificare spesso e repentinamente il proprio stile di vita e questo atteggiamento viene rappresentato nell'eq. dal parametro h .

Il tasso di interesse reale ex-ante rappresenta il guadagno sui risparmi che tende quindi a perturbare il livello di consumo corrente. Quando il tasso di interesse reale è alto c'è un grande guadagno sui risparmi e viene quindi incentivato un minor consumo corrente in favore di un risparmio che darà un ritorno e una conseguente capacità d'acquisto futura importante. Al contrario un tasso d'interesse reale basso non incentiva il risparmio, insomma il consumo corrente è correlato negativamente con il tasso di interesse reale. τ quindi rappresenta tale effetto di sostituzione.

L'equazione (3) invece è la regola di Taylor che fornisce la risposta graduale del tasso d'interesse nominale alle oscillazioni del gap di inflazione e dell'output gap. In accordo con alcuni studi per migliorare le stime ho inserito il tasso di interesse nominale ritardato R_{t-1} tra i regressori secondo la logica del "interest rate smoothing". L'effetto nell'eq. è rappresentato dal parametro ϕ_R ,

2.2 I dati

La fonte dei dati trimestrali americani è il sito web della Federal Reserve Bank of St. Louis (<http://research.stlouisfed.org/fred2/>) ed essi partono dal quarto trimestre del 1954 per arrivare al secondo del 2008.

In particolare sono il tasso di crescita del deflatore del PIL, la deviazione logaritmica del PIL rispetto al suo potenziale fornito dal Congressional Budget Office, e la Federal Funds Rate (media dei dati mensili).

2.3 Analisi empirica

Il modello viene stimato attraverso l'analisi Bayesiana. Chiamando il vettore dei parametri strutturali

$\xi = (\alpha, \beta, h, k, \phi_R, \phi_\pi, \phi_X, \tau, \sigma_X, \sigma_\pi, \sigma_R, \sigma_{star}, \rho_X, \rho_\pi, \rho_R, \rho_{star}, CC_{(\pi, X)}, CC_{(R, X)}, CC_{(R, \pi)}, CC_{(\pi^{star}, X)}, CC_{(\pi^{star}, \pi)}, CC_{(\pi^{star}, R)})'$, il vettore delle variabili endogene $z_t = (X_t, \pi_t, R_t)'$, il vettore delle innovazioni $\eta_t = (\epsilon_t^X, \epsilon_t^\pi, \epsilon_t^R, \epsilon_t^{star})'$ e il vettore delle osservazioni $Y_t = (X_t^{obs}, \pi_t^{obs}, R_t^{obs})'$.

Modello in forma state space:

$$\begin{bmatrix} Z_t \\ \epsilon_t \end{bmatrix} = A(\xi) \begin{bmatrix} Z_{(t-1)} \\ \epsilon_{(t-1)} \end{bmatrix} + B(\xi) \eta_t$$

$$Y_t = C(\xi) \begin{bmatrix} Z_t \\ \epsilon_t \end{bmatrix}$$

Come si può vedere il sistema in forma *state space* è formato da due gruppi di equazioni, il primo rappresenta l'equazione strutturale che lega le endogene alle esogene. Il secondo è l'equazione di misura che collega le variabili latenti del processo con quelle osservabili. In questa tesi non vengono assunti errori di misura.

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

Una volta che il modello viene espresso in questa forma si calcola la verosimiglianza $L(Y|\xi)$ attraverso il filtro di Kalman, che è un meccanismo che ci permette di aggiornare la verosimiglianza ogniqualvolta è disponibile una nuova osservazione. La distribuzione a posteriori $p(\xi|Y)$ sarà quindi proporzionale proprio al prodotto tra la distribuzione a priori

$\Pi(\xi)$ e la verosimiglianza $L(Y|\xi)$.

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

2.4 Densità a priori

Le densità a priori sono utili a risolvere i problemi di verosimiglianza piatta e sono scelte allo stesso tempo in modo tale da non influenzare troppo la densità a posteriori.

In accordo con la letteratura precedente ho fissato β a 0.99. Inizialmente ho stimato i modelli con una Beta poco informativa per la distribuzione a priori di α . Le stime a posteriori davano una forte indicazione di nullità del parametro quindi l'ho fissato a 0 per migliorare le stime degli altri parametri.

Tabella : **densità a priori**

Parametri	Densità	Media	Deviazione Standard
β	Calibrato	0.99	-
α	Calibrato	0	-
k	Gamma	0.05	0.01
h	Beta	0.3	0.15
Σ	Normale	1	0.1
ϕ_R	Beta	0.6	0.24
ϕ_X	Gamma	0.4	0.2
ϕ_π	Normale	1.7	0.3
ρ_π	Beta	0.5	0.285
ρ_X	Beta	0.5	0.285
ρ_R	Beta	0.5	0.285
ρ_{star}	Beta	0.6	0.24
σ_π	Inverse gamma	0.15	2
σ_X	Inverse gamma	0.15	2
σ_R	Inverse gamma	0.15	2
σ_{star}	Inverse gamma	0.15	2
$cc_{(\pi, X)}$	Normale	0	1
$cc_{(R, X)}$	Normale	0	1
$cc_{(R, \pi)}$	Normale	0	1
$cc_{(\pi^{star}, \pi)}$	Normale	0	1
$cc_{(\pi^{star}, R)}$	Normale	0	1
$cc_{(\pi^{star}, X)}$	Normale	0	1

$$\tau = (1 - h) / (\Sigma(1 + h))$$

Nel modello con shock incorrelati i parametri $cc_{(i,j)} = 0 \forall (i; j)$.

La scelta delle distribuzioni a priori è fatta in base a risultati di vari lavori precedenti e rispetta il principio secondo cui, in un procedimento come questo, le priori debbano essere il meno informative possibili. Il motivo di ciò è che le distribuzioni a posteriori devono essere comandate dai dati e non dalle distribuzioni a priori.

2.5 Monitoraggio della convergenza delle simulazioni iterative

Le stime ottenute con Dynare hanno bisogno di un ulteriore e fondamentale controllo.

Al fine di avere stime attendibili, le distribuzioni generate dall'algoritmo devono convergere alla distribuzione ergodica dove con ergodica si intende indipendente dal punto di partenza dell'algoritmo.

Il modo utilizzato in questa tesi per questo controllo consiste nel confronto tra la varianza tra ed entro le varie catene di Markov generate per trovare la distribuzione, in altre parole la convergenza si raggiunge quando le stime delle quantità di interesse non dipendono dal punto di partenza della simulazione, cioè quando convergono alla distribuzione ergodica. Il metodo qui utilizzato prende il nome di algoritmo di MonteCarlo (MCMC). In pratica si valuta la convergenza confrontando i risultati ottenuti con campioni indipendenti con diversi punti di partenza con un metodo dovuto a Brooks e Gelman (1998).

Si parte da m catene simulate in parallelo, ognuna con una differente punto di partenza. Ogni singola catena effettua k iterazioni, e all'aumentare delle iterazioni si controlla se la varianza tra ed entro i gruppi converge, cioè in sostanza se c'è differenza tra gli m gruppi e il gruppo composto dalle $m \times k$ iterazioni. Nell'osservare questo non vengono considerate le prime estrazioni in modo da dare modo all'algoritmo di convergere alla sperata distribuzione ergodica.

Per fare questo controllo il programma fornisce tre grafici: “interval” cioè l'intervallo di confidenza al 90% per le medie, mentre “m2” e “m3” sono misure rispettivamente della varianza e del momento terzo.

I grafici presentano in ascissa il numero delle iterazioni dell'algoritmo Metropolis-Hastings ed in ordinata i momenti del parametro.

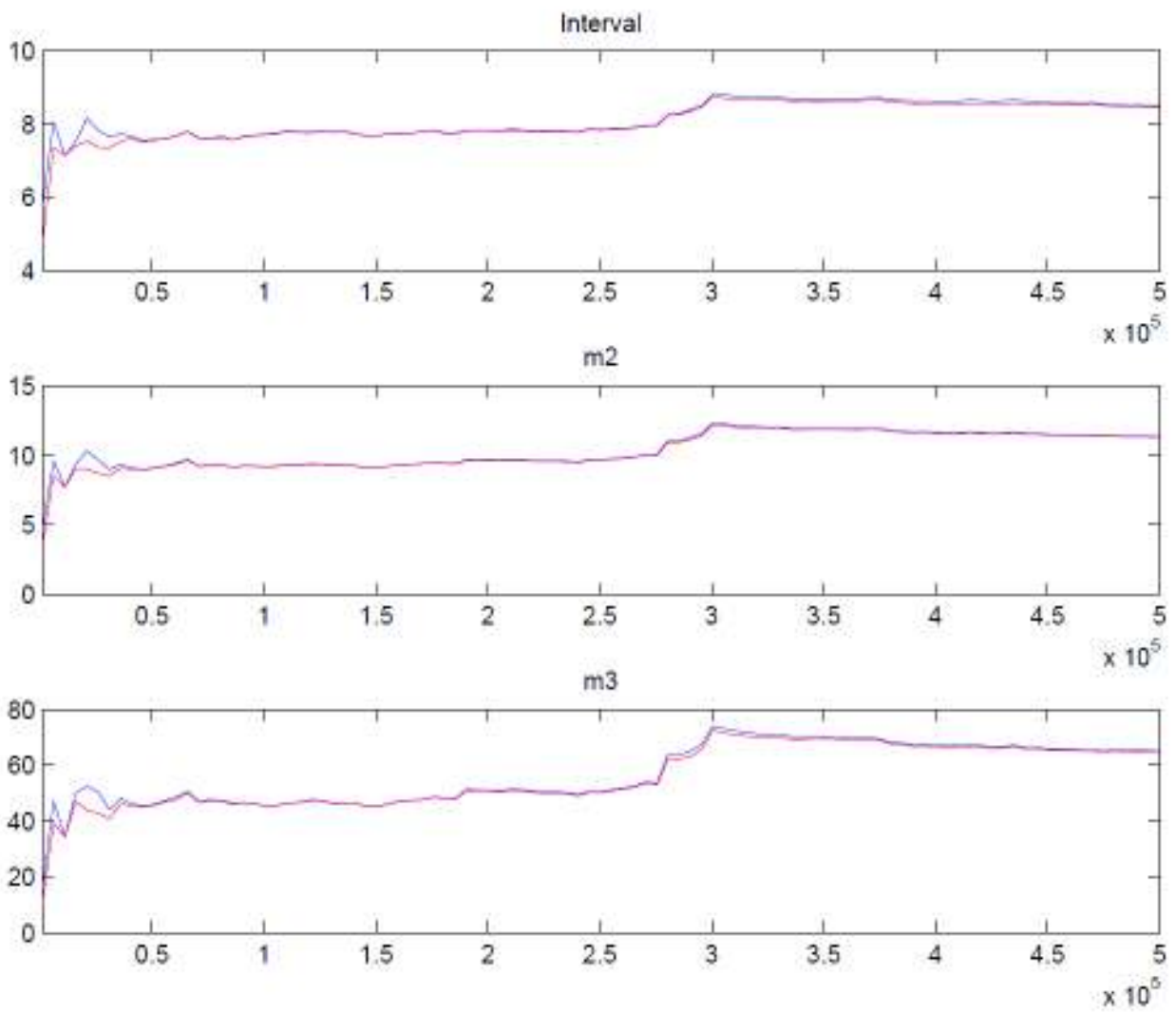
A questo punto se i grafici non convergono significa che la verosimiglianza non porta abbastanza informazione quindi si può procedere in due modi.

La modifica preferibile consiste nell'aumentare il numero di simulazioni dell'algoritmo Metropolis-Hastings. Se anche questo non risolve il problema si può procedere ad una scelta di distribuzioni a priori maggiormente informative.

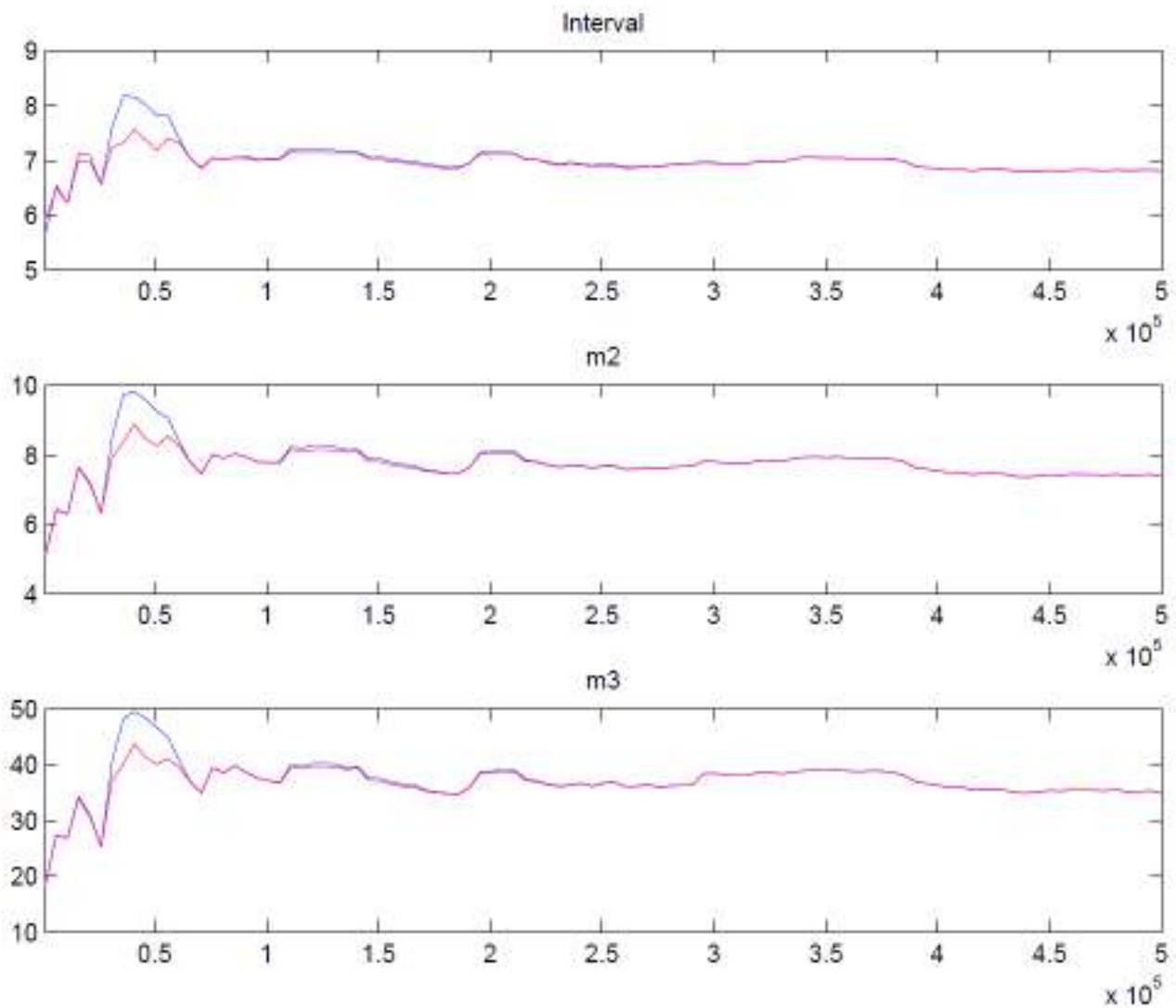
Le linee blu e rosse rappresentano misure specifiche dei vettori dei parametri relative alla varianza all'interno delle catene e tra esse. In questa tesi il confronto viene eseguito tra due catene per ogni modello. Come si può vedere dai grafici dei modelli nel loro complesso, le stime hanno una ottima convergenza in quanto le oscillazioni tra le linee rosse e blu è molto contenuta. Nell'appendice sono presenti i grafici per la convergenza dei singoli parametri. Nel valutare la convergenza bisogna poi ricordare che i valori dell'ottanta per cento iniziale dei grafici vanno scartati per permettere agli algoritmi di convergere alla distribuzione ergodica. Da questo punto di vista sono quindi soddisfacenti sia le priori, per quanto appositamente poco informative, sia il numero di simulazioni.

I grafici sulle convergenze del modello in generale sono riportati qui di seguito:

Modello shock correlati:



Modello con shock incorrelati



Il passo successivo è controllare che le mode calcolate al primo step di stima coincidano con buona approssimazione con quelle delle distribuzioni a posteriori. Infine con una analisi visiva si controlla che le posteriori non risultino eccessivamente influenzate dalle priori, cioè che le distribuzioni a posteriori si discostino leggermente dalle priori. I grafici “priors and

posteriors” superano anche questo controllo quindi posso passare ad analizzare e confrontare i risultati dei modelli. I risultati al primo step di stima, i grafici delle convergenze e quelli priori-posteriori sono riportati in appendice.

Osservando i risultati nel modello ci si accorge subito che una cross-correlazione sembra nulla. L'intervallo di confidenza per $cc_{(star, X)}$ è centrato in zero come si può vedere nella seguente tabella:

Modello con shock correlati e target d'inflazione variabile

parameters

prior	post. mean	post. Mean	conf.	interval	prior	pstdev
sigma	1.00	0.99	0.82	1.15	norm	0.10
chi	0.05	0.05	0.04	0.06	gamm	0.01
h	0.30	0.06	0.00	0.12	beta	0.20
phipi	1.70	1.66	1.19	2.11	norm	0.30
phix	0.40	0.28	0.07	0.49	gamm	0.20
phir	0.50	0.91	0.86	0.97	beta	0.29
rhox	0.50	0.91	0.87	0.95	beta	0.29
rhopi	0.50	0.16	0.00	0.31	beta	0.29
rhorr	0.50	0.32	0.20	0.44	beta	0.29
rhopistar1	0.60	0.96	0.94	0.99	beta	0.24
ccpix	0.00	-0.44	-0.63	-0.25	norm	1.00
ccrx	0.00	0.54	0.37	0.70	norm	1.00
ccrpi	0.00	0.77	-0.02	1.46	norm	1.00
ccstarx	0.00	-0.04	-0.27	0.22	norm	1.00
ccstarpi	0.00	0.93	-0.02	1.89	norm	1.00
ccstarr	0.00	0.56	0.06	1.22	norm	1.00
ex	0.15	0.28	0.22	0.34	ingv	2.00
epi	0.15	0.12	0.07	0.17	ingv	2.00
er	0.15	0.16	0.09	0.23	ingv	2.00
estar	0.15	0.06	0.04	0.09	ingv	2.00

Alla luce di ciò ho ristimato il modello ponendo a zero tale parametro.

Capitolo Terzo

Confronto tra il modello con shock correlati e il modello con shock incorrelati:

3.1 Verosimiglianza marginale

Una volta che tutti i controlli sul procedimento hanno dato esito positivo posso passare al confronto tra i modelli.

Analizzo quindi le differenze nelle stime dei parametri, le risposte d'impulso e la decomposizione della varianza per vedere se il modello con shock correlati differisce nei risultati da quello con shock incorrelati.

Un immediato confronto può innanzitutto essere fatto con i valori delle verosimiglianze marginali tra i modelli (Laplace log data density); si preferisce ovviamente il modello con il valore più alto. Un confronto di questo tipo presuppone però la normalità delle distribuzioni a posteriori. Con un fattore di Bayes di $\exp(-309.25 - (-334.07)) = 6,01 \times 10^{10}$ si riscontra una prova definitiva in favore del modello con shock cross-correlati.

Il risultato non cambia se si utilizza un metodo che non ipotizza necessariamente distribuzioni a posteriori normali quale il Modified Harmonic Mean (Geweke 1998).

		Log data density (Laplace)	Log data density (MHM)
Mod. shock correlati		-309.25	-308.47
Mod shock incorr.		-334.07	-331.41

3.2 Stime dei parametri

Modello con shock correlati e target inflazionistico variabile

parameters

	prior mean	post.mean	mean conf.	interval	prior	pstdev
sigma	1.00	0.97	0.80	1.13	norm	0.10
chi	0.05	0.05	0.04	0.06	gamm	0.01
h	0.30	0.05	0.00	0.11	beta	0.20
phipi	1.70	1.62	1.15	2.09	norm	0.30
phix	0.40	0.30	0.07	0.52	gamm	0.20
phir	0.60	0.89	0.81	0.96	beta	0.24
rhox	0.50	0.90	0.85	0.95	beta	0.29
rhopi	0.50	0.19	0.00	0.35	beta	0.29
rhorr	0.50	0.36	0.21	0.51	beta	0.29
rhopistar1	0.60	0.97	0.94	0.99	beta	0.24
ccpix	0.00	-0.46	-0.67	-0.26	norm	1.00
ccrx	0.00	0.56	0.39	0.72	norm	1.00
ccrpi	0.00	0.91	0.06	1.71	norm	1.00
ccstarpi	0.00	0.84	0.16	1.62	norm	1.00
ccstarr	0.00	0.49	-0.11	1.12	norm	1.00
ex	0.15	0.28	0.21	0.34	inv	2.00
epi	0.15	0.12	0.07	0.16	inv	2.00
er	0.15	0.15	0.07	0.22	inv	2.00
estar	0.15	0.07	0.04	0.10	inv	2.00

Modello con shock incorrelati e target inflazionistico variabile

parameters

prior	prior mean	post. Mean	mean conf.	interval	prior	pstdev
sigma	1.00	1.02	0.86	1.19	norm	0.10
chi	0.10	0.03	0.02	0.04	gamm	0.03
h	0.30	0.07	0.01	0.12	beta	0.15
phipi	1.50	0.93	0.57	1.27	norm	0.30
phix	0.40	1.11	0.77	1.45	gamm	0.20
phir	0.50	0.68	0.59	0.78	beta	0.29
rhox	0.50	0.82	0.75	0.88	beta	0.29
rhopi	0.50	0.06	0.00	0.13	beta	0.29
rhorr	0.50	0.62	0.53	0.72	beta	0.29
rhopistar1	0.80	0.99	0.99	1.00	beta	0.16
ex	0.15	0.33	0.28	0.39	invg	2.00
epi	0.15	0.22	0.19	0.24	invg	2.00
er	0.15	0.38	0.30	0.46	invg	2.00
estar	0.15	0.08	0.04	0.11	invg	2.00

La stima di ϕ_X risulta significativamente più alta nel modello con shock correlato, mentre per ϕ_R vale il contrario.

L'output gap è presente nella regola di Taylor, che modella il tasso d'interesse nominale, moltiplicato per $(1-\phi_R)\phi_X$, quindi l'effetto dell'output gap sul tasso d'interesse nominale è molto più forte nel modello con shock incorrelati.

Il parametro autoregressivo del tasso d'interesse nominale è significativamente più alto nel modello con shock incorrelati.

In entrambi i modelli, come ci si poteva aspettare, si osserva la fortissima persistenza del target inflazionistico.

La stima di ϕ_π nel modello con shock incorrelati denota una reazione insufficientemente aggressiva da parte della Banca Centrale all'inflazione.

In realtà questo può essere guidato dalla misspecificazione del modello; infatti nel modello che ammette correlazioni tra gli shock la stima è 1.62.

Infine le stime delle varianze delle innovazioni nel modello che non

ammette correlazioni tra gli shock sono più alte in quanto il modello scarica su di esse l'incertezza che si può spiegare con le cross-correlazioni.

3.3 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs)

Dopo il confronto tra le stime sono passato ad un confronto ancora più interessante, cioè ho guardato come nei modelli le variabili reagiscano nel tempo in relazione ad un impulso di un'altra variabile.

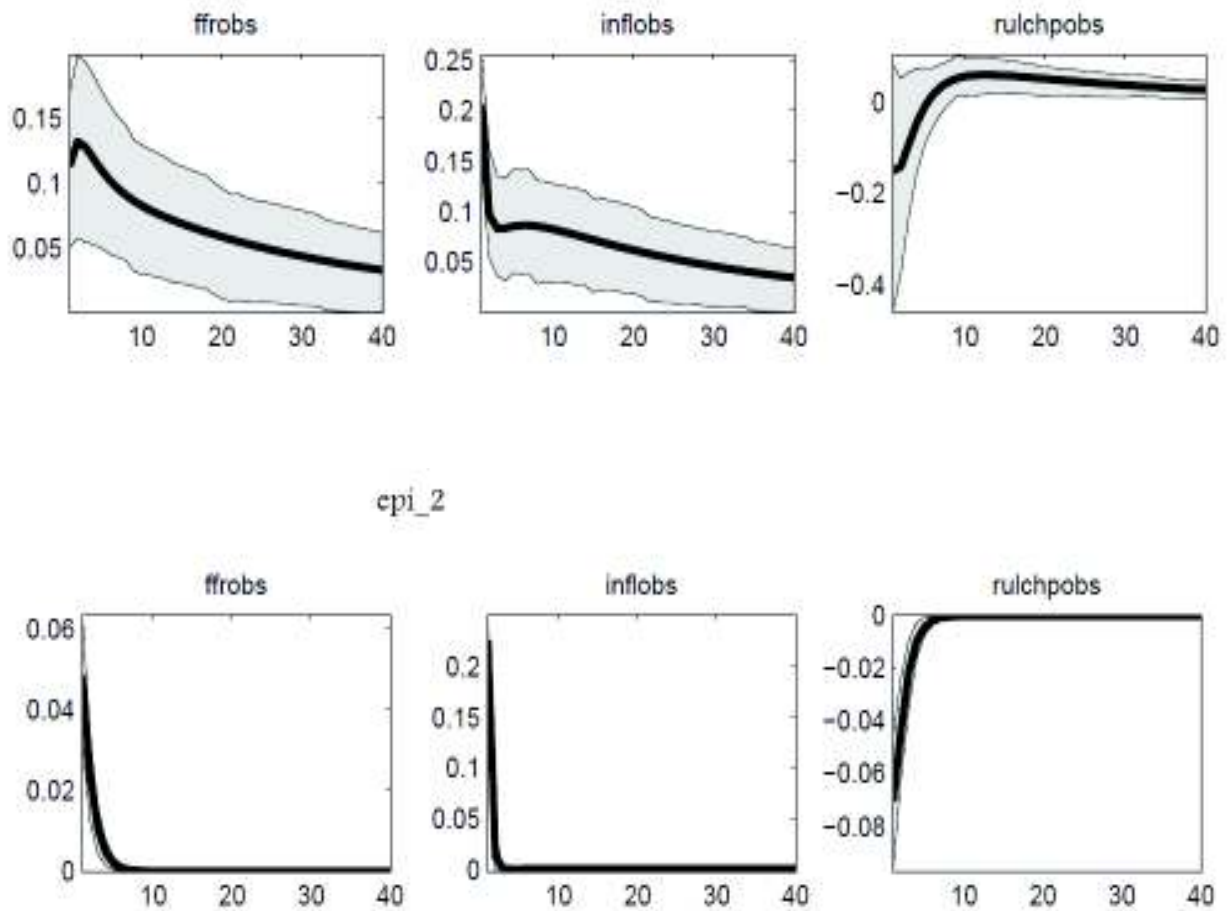
Per fare questo ho considerato le funzioni di risposta d'impulso che misurano l'effetto di una innovazione in una delle variabili sul sistema.

Dal punto vista operativo Dynare estrae 500 vettori di realizzazioni dei parametri stimati e simula per ogni vettore la funzione di impulso-risposta. Nel grafico vengono poi riportati oltre alla media anche il quinto e il novantacinquesimo percentile.

Andiamo quindi a vedere come le variabili reagiscono alle quattro innovazioni nei due modelli (con il 2 indico il modello con shock incorrelati).

Ffrops è il tasso d'interesse nominale, inflobs l'inflazione e rulchpobs l'output gap.

Innovazione all'inflazione

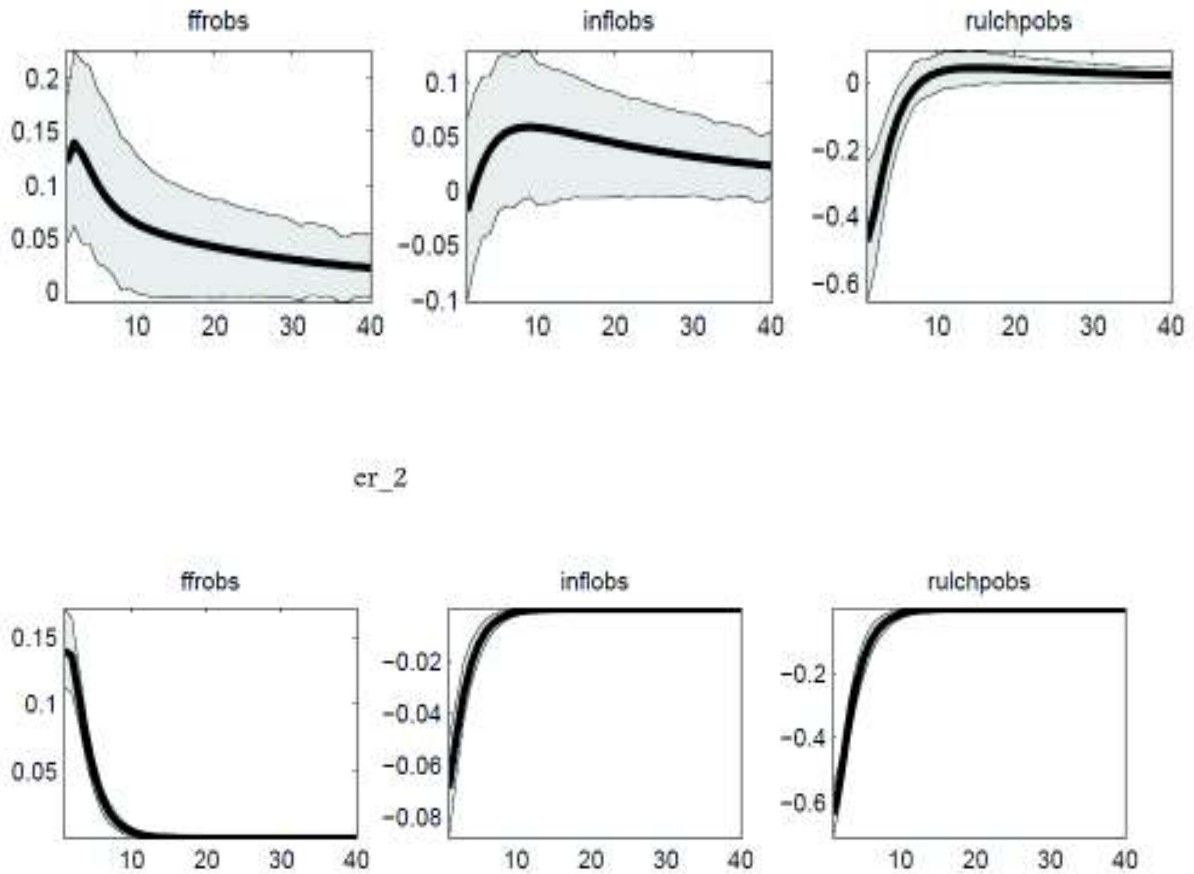


Come era prevedibile lo shock all'inflazione fa crescere l'inflazione stessa e di conseguenza il tasso d'interesse sale secondo la regola di Taylor. L'output gap si abbassa in reazione all'aumento dei tassi e di conseguenza attraverso la curva di Phillips l'inflazione scende lentamente fino al livello iniziale facendo tornare anche l'output e il tasso d'interesse nominale ai livelli pre-shock.

Si nota che nel modello con shock correlati gli effetti dello shock all'inflazione decadono più lentamente rispetto al modello con shock

incorrelati; inoltre nel primo modello l'effetto è più forte sia sul tasso d'interesse nominale che sull'output.

Innovazione al tasso d'interesse nominale

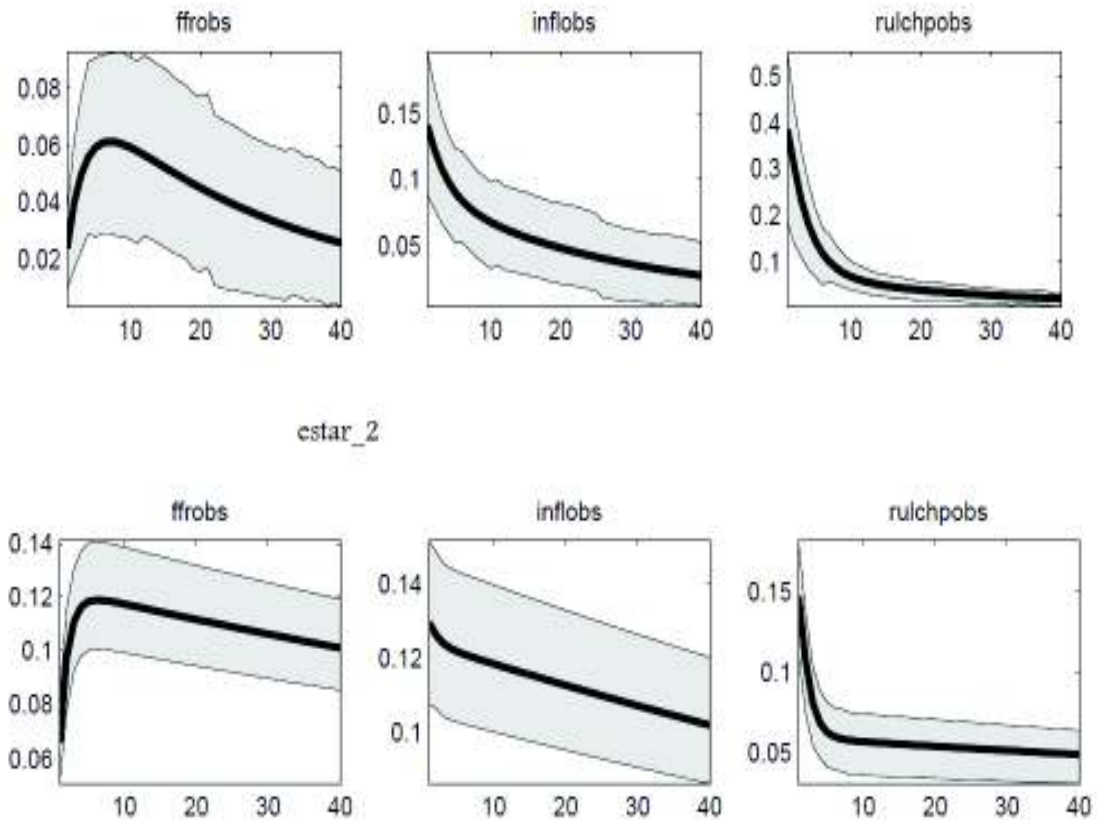


Una innovazione al tasso d'interesse ha ovviamente l'effetto di fare alzare quest'ultimo. Per contrastare ciò l'output scende e di conseguenza tramite la curva di Philips scende anche l'inflazione. Le tre variabili col tempo ritornano allo stato stazionario.

Nel modello con shock correlati però l'inflazione, invece di scendere, sale.

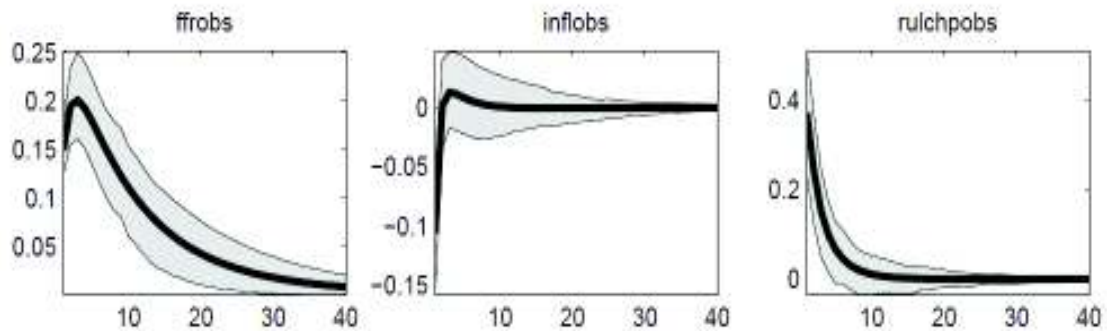
La spiegazione è che, a causa della correlazione negativa tra inflazione e output gap ($cc_{(\pi, X)} = -0.46$), la diminuzione di quest'ultimo fa salire l'inflazione.

Innovazione al target inflazionistico

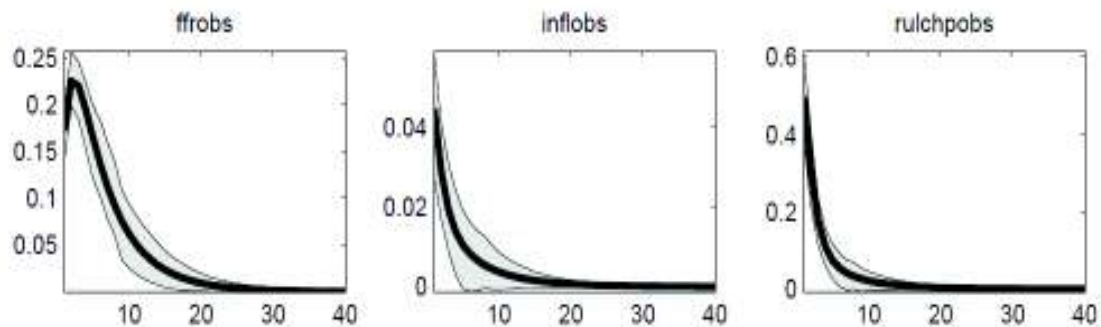


Questo risultato è interessante, ci si poteva aspettare che il tasso d'interesse nominale scendesse in seguito all'innovazione sul target per la regola di Taylor. In realtà il target inflazionistico salendo fa scendere il tasso d'interesse nominale che fa salire l'output gap e le relative aspettative. Di conseguenza l'aspettativa dell'inflazione sale e fa salire l'inflazione più di quanto sia salito il target e nel complesso il tasso d'interesse nominale sale per la regola di Taylor.

Innovazione all'output gap



ex_2



In risposta ad uno shock sull'output, quest'ultimo sale, di conseguenza tramite la curva di Philips sale l'inflazione e tramite la regola di Taylor sale anche il tasso d'interesse. Successivamente il tasso d'interesse più alto fa scendere l'output che a sua volta abbassa l'inflazione e il tasso d'interesse fino a quando le serie ritornano al loro stato stazionario.

Nel modello con shock correlati in realtà l'inflazione inizialmente scende a causa della correlazione negativa con l'output gap, per le altre due variabili le risposte sono simili per entità e persistenza.

3.4 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEVDs)

L'ultimo confronto che propongo tra i modelli si basa sulla decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEVDs). La decomposizione della varianza del termine di errore permette di misurare il contributo dell'innovazione della variabile j alla varianza dell'errore di previsione h passi in avanti della variabile k .

In questa tesi si considerano modelli di equilibrio in cui il movimento delle serie è dovuto agli shock e in assenza di questi le serie non si muovono. Quindi si vuole osservare annullando tutti gli shock tranne uno, come le serie reagiscano. Lo shock infatti non produce effetti solo nell'equazione in cui è presente ma causa indirettamente variazioni anche nelle altre equazioni in quanto le variabili interagiscono tra loro.

Gli shock non sono noti quindi producono errori nella previsione delle variabili, ed è quindi oggetto di interesse il contributo che ogni shock dà a questo errore in termini di varianza.

In questa tesi ho considerato la decomposizione della varianza a breve periodo cioè a uno e due anni (quattro e otto passi in avanti) e nel lungo periodo a dieci anni (quaranta passi in avanti).

Modello con shock correlati

VARIANCE DECOMPOSITION (4-step ahead, in percent)

	ex	epi	er	estar
pihat	6.86	51.96	4.07	37.12
xhat	16.84	2.34	44.83	35.98
rhat	51.21	17.51	30.33	0.95

VARIANCE DECOMPOSITION (8-step ahead, in percent)

	ex	epi	er	estar
pihat	4.71	47.84	14.08	33.37
xhat	16.05	2.36	43.18	38.41
rhat	52.75	17.43	28.07	1.76

VARIANCE DECOMPOSITION (40-step ahead, in percent)

	ex	epi	er	estar
pihat	2.55	43.30	32.18	21.96
xhat	14.48	6.26	42.63	36.63
rhat	47.45	20.11	28.64	3.80

Ad esempio la varianza dell'errore di previsione dell'inflazione ad un anno è spiegata circa per il 52% dallo shock sull'inflazione stessa, il 7% dallo shock sull'output gap, il 4% dallo shock al tasso d'interesse nominale, e il 37% dallo shock al target d'inflazione.

Modello con shock incorrelati

VARIANCE DECOMPOSITION (4-step ahead, in percent)

	ex	epi	er	estar
pihat	2.80	40.63	5.08	51.49
xhat	25.15	0.26	70.71	3.87
rhat	63.52	0.55	18.71	17.22

VARIANCE DECOMPOSITION (8-step ahead, in percent)

	ex	epi	er	estar
pihat	2.20	27.31	3.56	66.93
xhat	25.28	0.24	69.21	5.26
rhat	59.89	0.36	13.48	26.27

VARIANCE DECOMPOSITION (40-step ahead, in percent)

	ex	epi	er	estar
pihat	0.74	8.81	1.15	89.30
xhat	23.23	0.22	62.26	14.29
rhat	32.36	0.18	6.65	60.81

Come si può vedere dalle tabelle, dal punto di vista della decomposizione della varianza ci sono differenze importanti tra il modello con shock correlati e quello con shock incorrelati.

Ad un anno l'effetto sull'inflazione dello shock all'inflazione stessa è dell'undici per cento più alto nel modello con shock correlati a discapito dello shock al target inflazionistico che risulta meno importante.

Per quanto riguarda la varianza dell'errore di previsione dell'output gap nel modello con shock correlati si può vedere che il peso dello shock al target inflazionistico è al trentasei per cento; tale valore diminuisce sensibilmente nell'altro modello in favore dello shock al tasso d'interesse che sale al

settanta per cento.

Nello spiegare la varianza dell'errore di previsione del tasso d'interesse nominale in entrambi modelli è preponderante lo shock all'output gap ma nel modello con shock correlati non si dà peso allo shock al target inflazionistico contrariamente al modello con shock incorrelati dove non si dà peso allo shock all'inflazione.

A due anni, nel modello con shock correlati, la situazione non cambia molto da quella ad un anno.

Nel modello con shock incorrelati invece scende il peso dello shock all'inflazione sull'inflazione stessa e aumenta quello del target inflazionistico sul tasso d'interesse aumentandone quindi la differenza rispetto al modello con shock correlati.

Queste due differenze si fanno ancora più importanti nel lungo periodo.

Inoltre, contrariamente al modello con shock correlati dove rimane abbastanza costante, nel modello con shock incorrelati l'effetto del target d'inflazione sulla varianza dell'errore di previsione del tasso d'interesse, ma soprattutto dell'inflazione, diventa fondamentale.

Capitolo Quarto

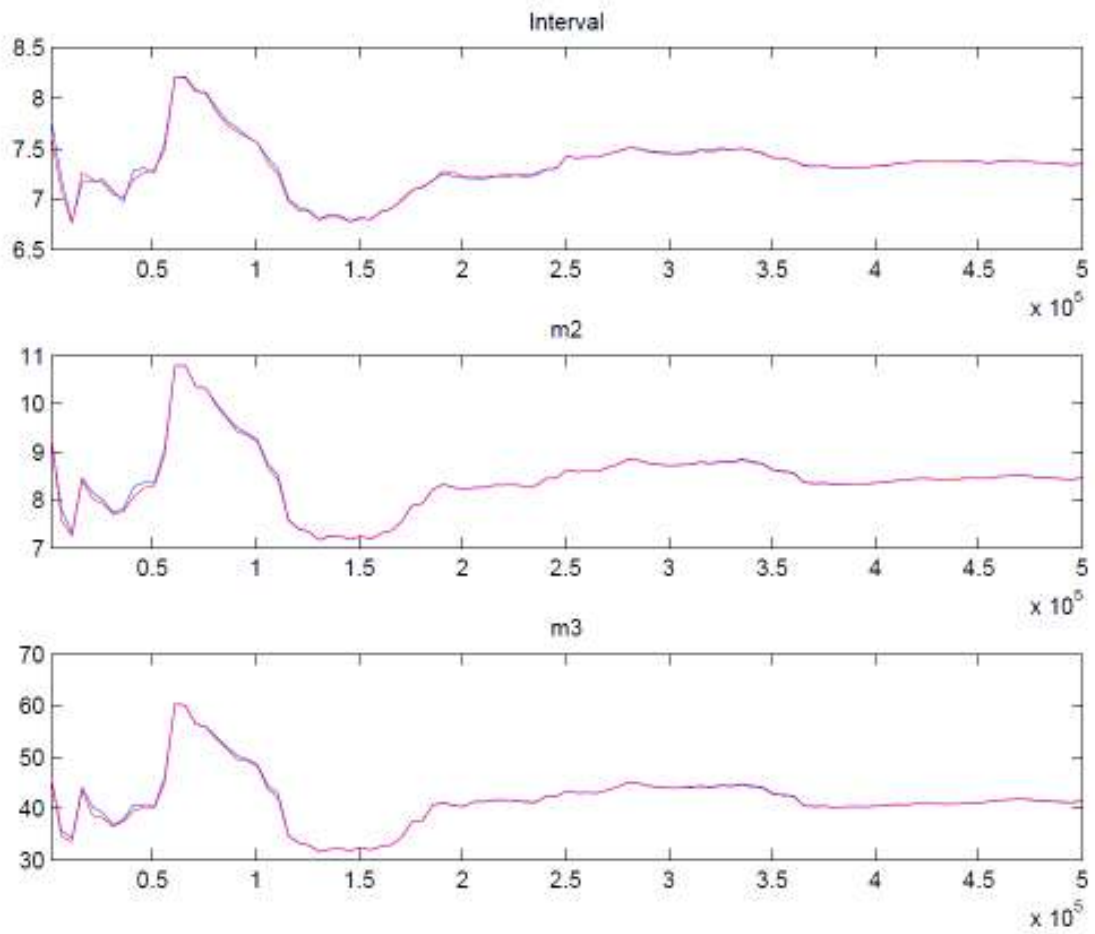
4.1 Modelli con target inflazionistico fisso

Per completezza ho esteso la mia ricerca anche a modelli più semplici, cioè con target inflazionistico fisso cercando un' altra prova della necessità di ammettere le cross-correlazioni.

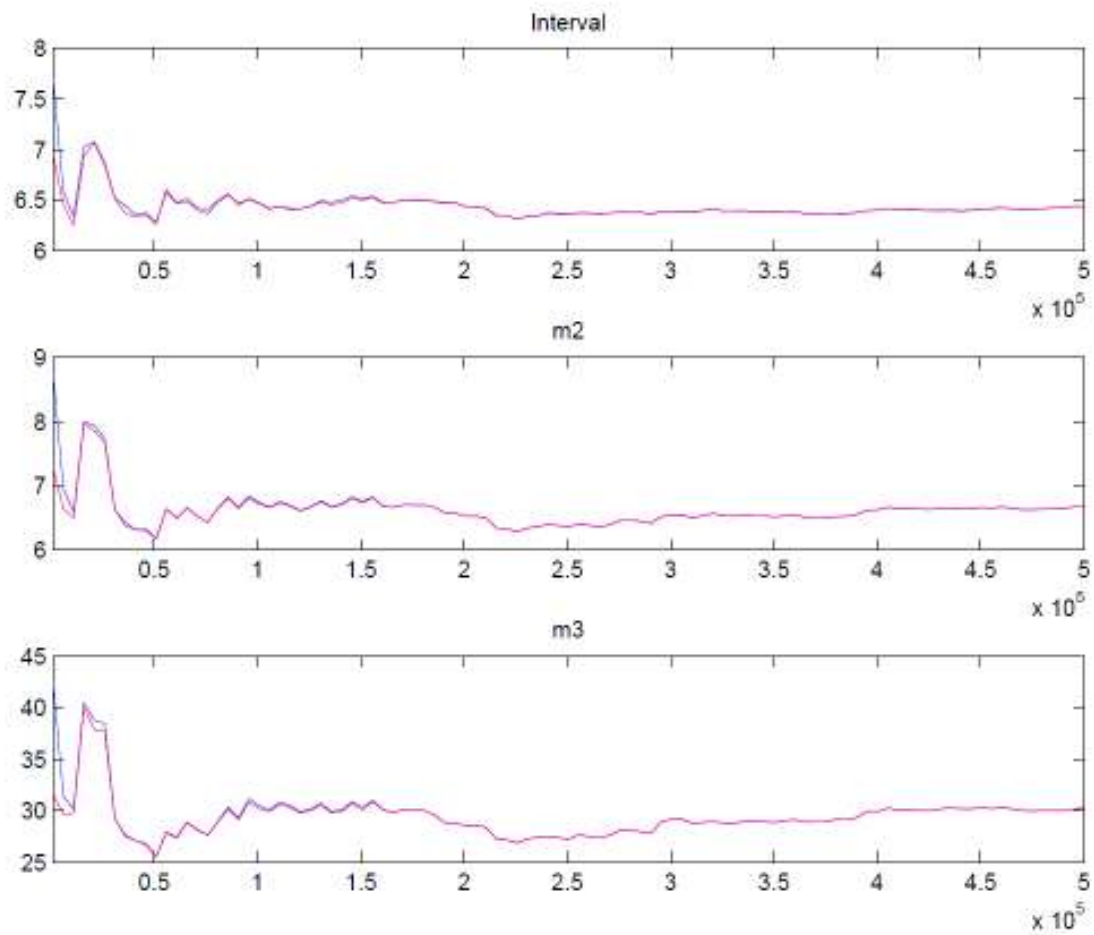
Riporto nelle pagine seguenti solamente le convergenze dei due modelli con target fisso, le densità a posteriori e le stime delle medie a posteriori con i relativi intervalli di credibilità.

Non riporto i risultati su decomposizione della varianza e funzioni di risposta d'impulso in quanto ho già proceduto all'analisi di questi risultati in modelli più complessi di questi cioè con target variabile.

Convergenza del modello con target d'inflazione fisso e shock correlati



Convergenza del modello con target d'inflazione fisso e shock incorrelati



Come si può vedere la convergenza è molto buona per entrambi i modelli e lo sono anche le convergenze dei singoli parametri (vedi appendice).

I due modelli superano anche il controllo incrociato tra moda a posteriori calcolata dall'algoritmo `csmmwel` e distribuzioni a posteriori trovate dall'algoritmo Metropolis-Hastings (per i grafici vedi appendice).

Procedo quindi con il confronto tra le verosimiglianze marginali.

		Log data density (Laplace)	Log data density (MHM)
Mod. correlati	shock	-347.05	-345.47
Mod. incorr.	shock	-353.01	-352.20

Con un fattore di Bayes di 837 in favore del modello con shock correlati si ha un'indicazione decisiva in favore del modello con shock correlati.

Se però si va a guardare nell'output delle stime gli intervalli di credibilità delle cross-correlazioni includono lo zero.

parametro	intervallo di credibilità 90%	
ccpix	-0.132	0.008
ccrx	-0.192	0.023
ccrpi	-2.180	0.491

Se si toglie a turno di quello una delle cross-correlazioni le stime risultano comunque non significative.

Questo risultato non va ad intaccare l'evidenza in favore dell'introduzione della correlazione degli shock in quanto il modello con target inflazionistico variabile è decisamente migliore di quello con target fisso: il fattore di Bayes assume infatti un valore in favore del primo nell'ordine di 10^{15} .

Conclusioni

Lo scopo di questa tesi era verificare se le restrizioni nella modellazione classica degli shock in un modello DSGE, cioè l'incorrelazione tra gli shock, siano accettabili oppure no.

Nei modelli con target inflazionistico variabile il fattore di Bayes, che assume valore $6,01 \times 10^{10}$, fornisce una indicazione decisiva a favore dei modelli con shock correlati rispetto a quelli con shock incorrelati.

Si è inoltre visto che non tutte le cross-correlazioni sono significative, in particolare l'innovazione all'output gap non sembra influenzare direttamente il target d'inflazione.

Successivamente ho voluto controllare se il confronto tra modelli con shock correlati e modelli con shock incorrelati fornisse le stesse indicazioni anche in un modello più povero, cioè con target inflazionistico fisso.

È stato interessante osservare che la necessità di introdurre correlazioni è molto più forte nel modello target inflazionistico variabile rispetto al modello con target inflazionistico fisso.

Questo fatto è un'ulteriore indicazione a favore dell'introduzione delle cross-correlazioni tra gli shock. Se si fosse riscontrato il contrario infatti si sarebbe potuto pensare che le stime delle correlazioni siano distorte dal modello che scarica su di esse ciò che non riesce a spiegare.

Appendice

Modello con shock correlati e target inflazionistico variabile

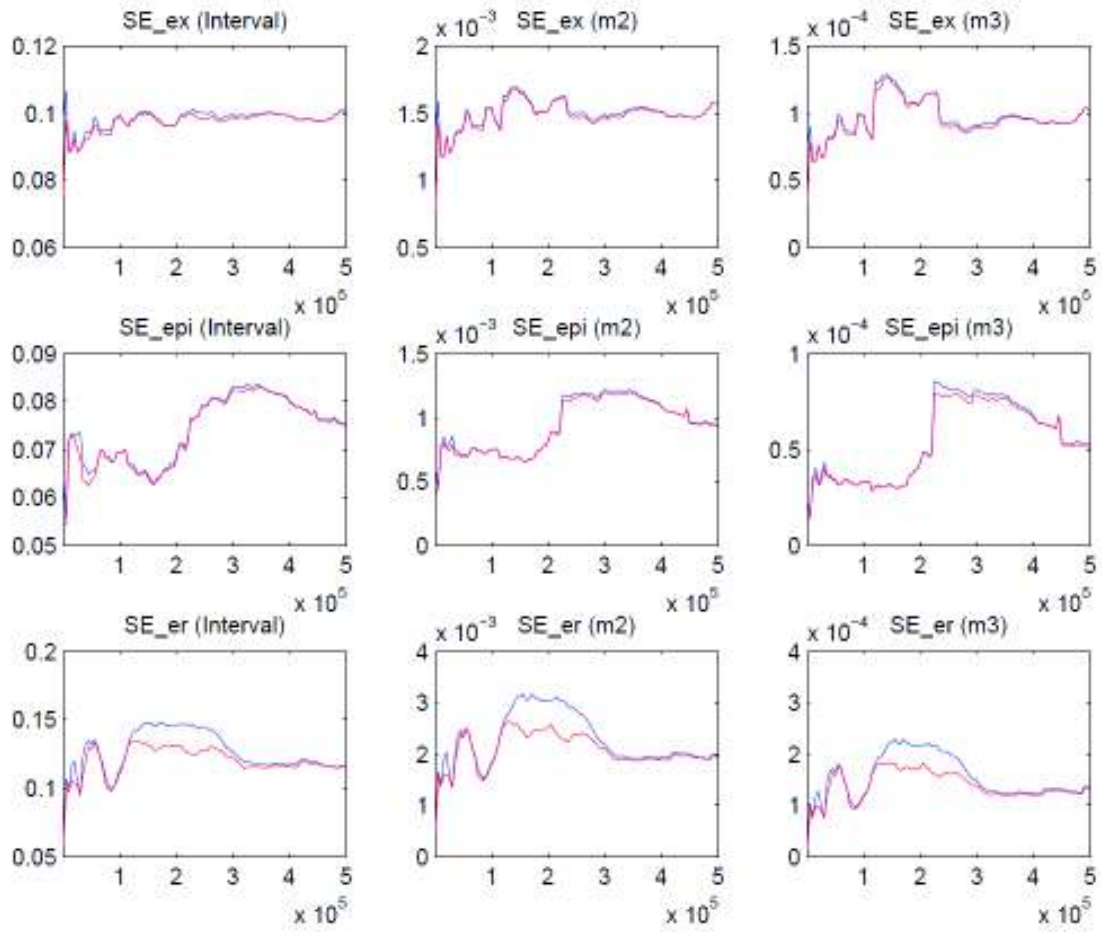
-Primo step di stima

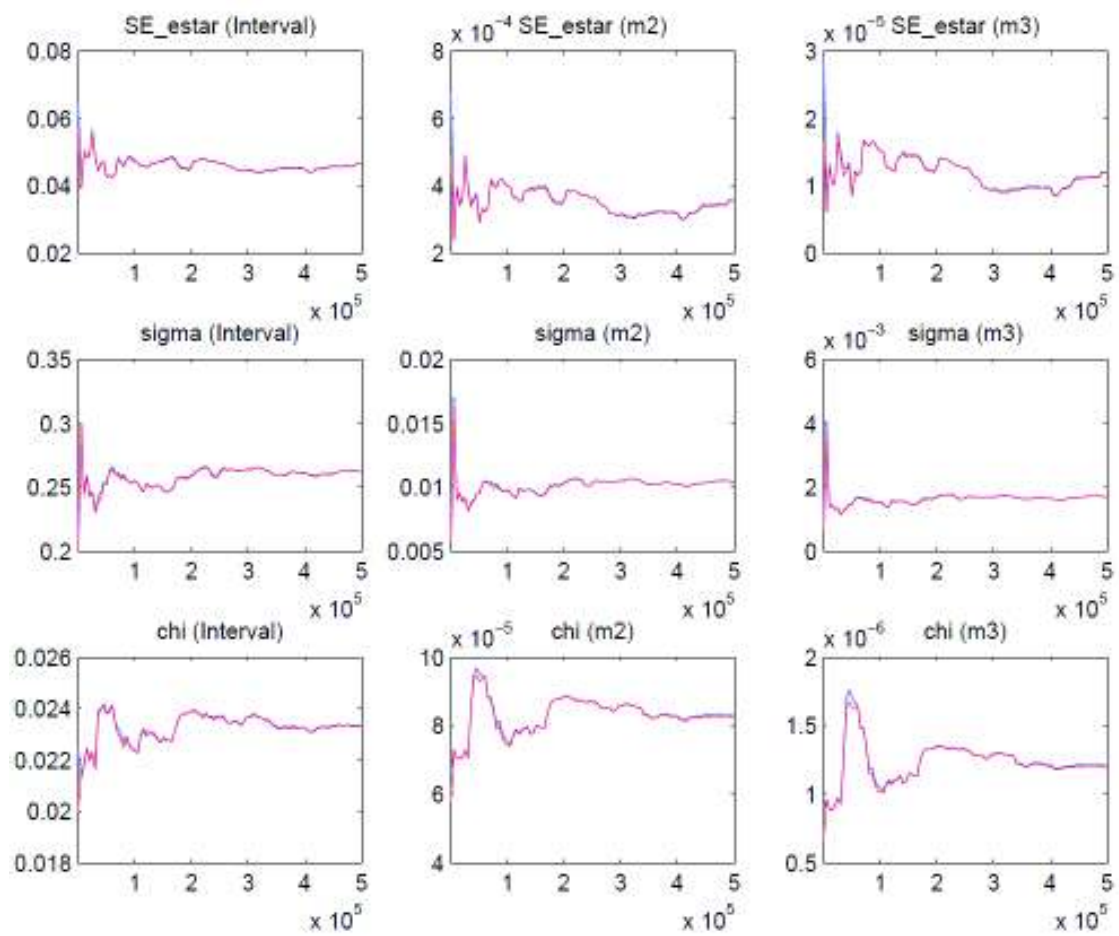
Modello con shock correlati e target inflazionistico variabile

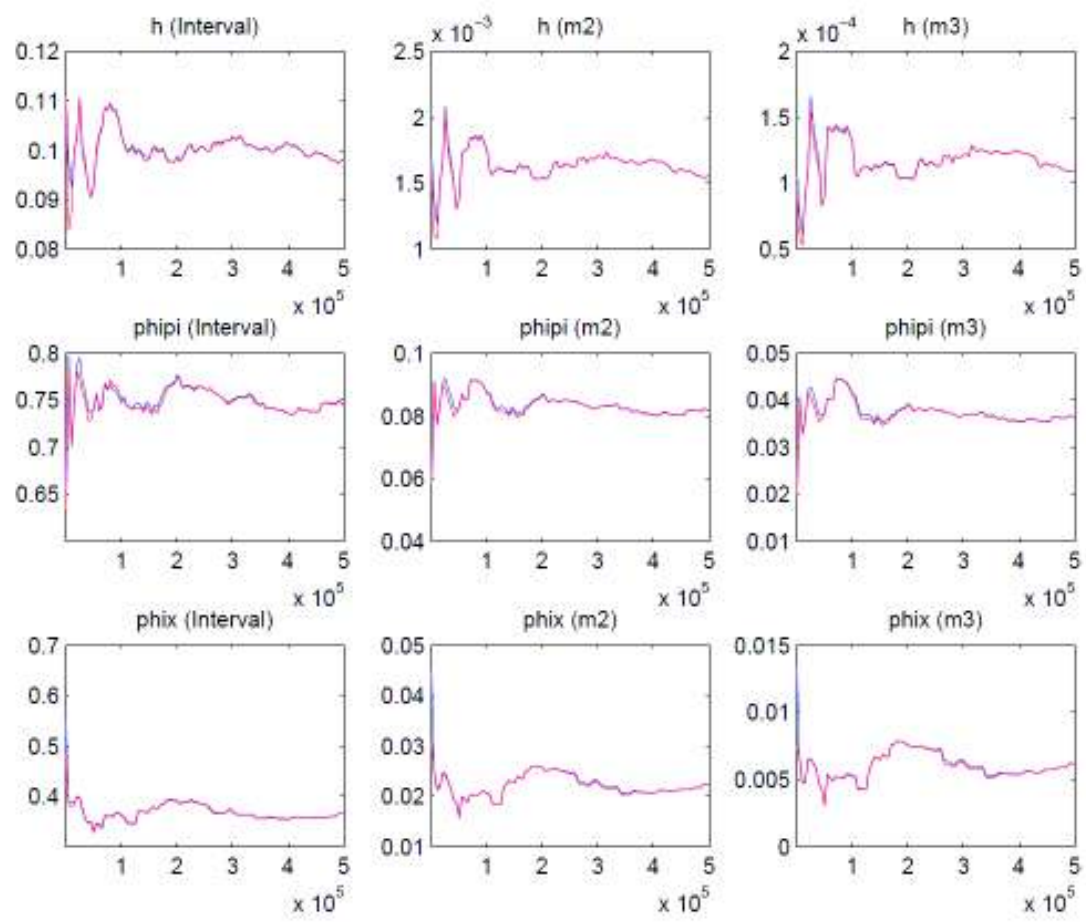
parameters

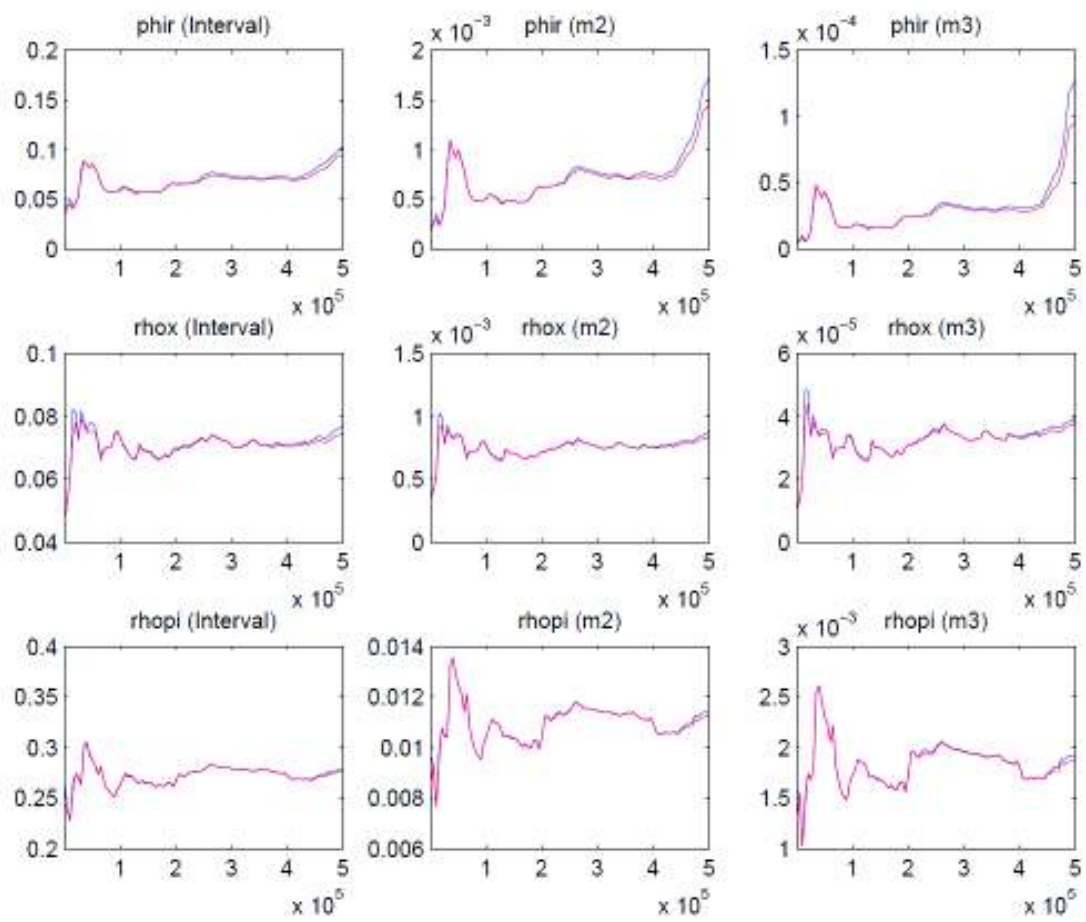
prior	mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
sigma	1.00	0.97	0.10	9.58	norm	0.10
chi	0.05	0.05	0.01	5.62	gamm	0.01
h	0.30	0.02	0.04	0.60	beta	0.20
phipi	1.70	1.63	0.33	4.92	norm	0.30
phix	0.40	0.22	0.13	1.69	gamm	0.20
phir	0.60	0.95	0.02	38.87	beta	0.24
rhox	0.50	0.93	0.03	35.16	beta	0.29
rhopi	0.50	0.10	0.12	0.89	beta	0.29
rhorr	0.50	0.28	0.07	3.86	beta	0.29
rhopistar1	0.60	0.97	0.01	73.75	beta	0.24
ccpix	0.00	-0.41	0.12	3.36	norm	1.00
ccrx	0.00	0.57	0.09	6.29	norm	1.00
ccrpi	0.00	0.63	0.49	1.27	norm	1.00
ccstarpi	0.00	0.70	0.54	1.29	norm	1.00
ccstarr	0.00	0.73	0.34	2.14	norm	1.00
ex	0.15	0.28	0.04	7.31	invg	2.00
epi	0.15	0.14	0.03	4.05	invg	2.00
er	0.15	0.15	0.04	3.31	invg	2.00
estar	0.15	0.05	0.01	4.12	invg	2.00

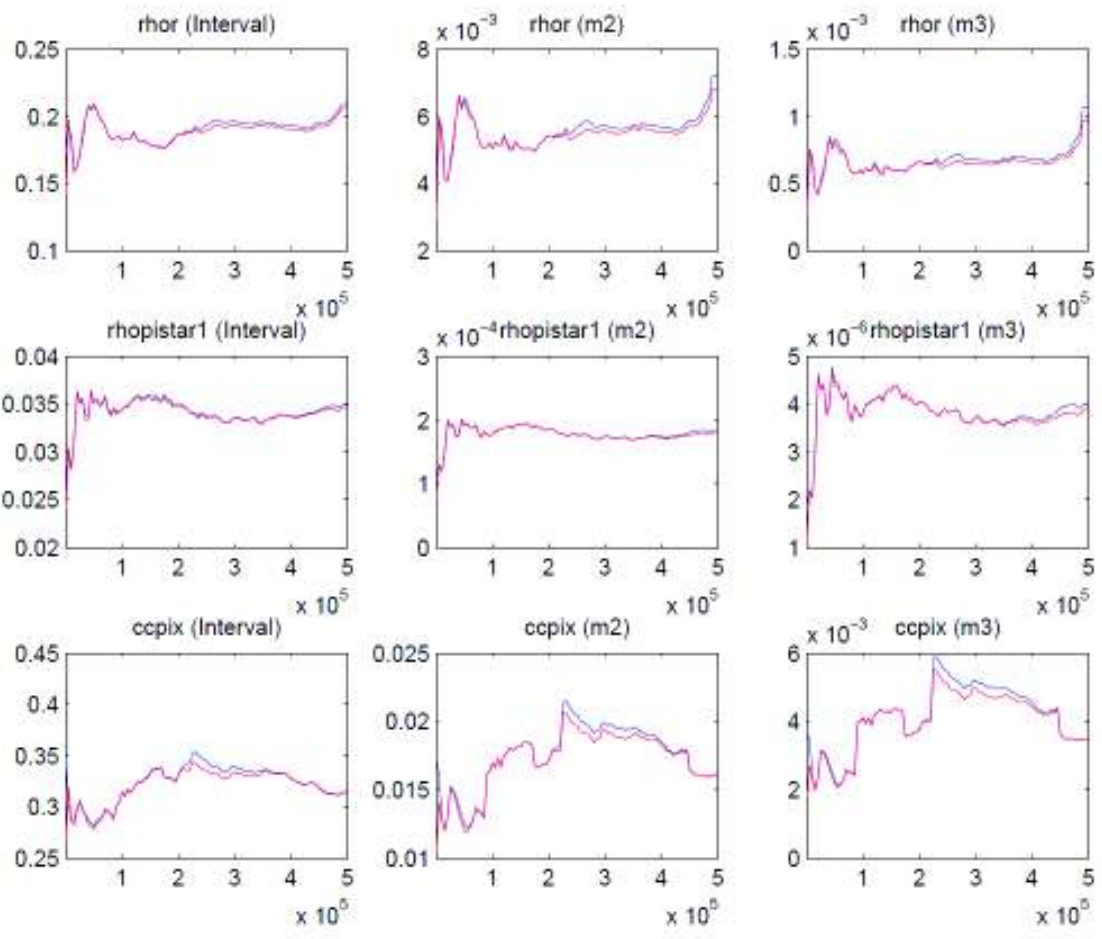
-Convergenze (Modello con shock correlati e target inflazionistico variabile)

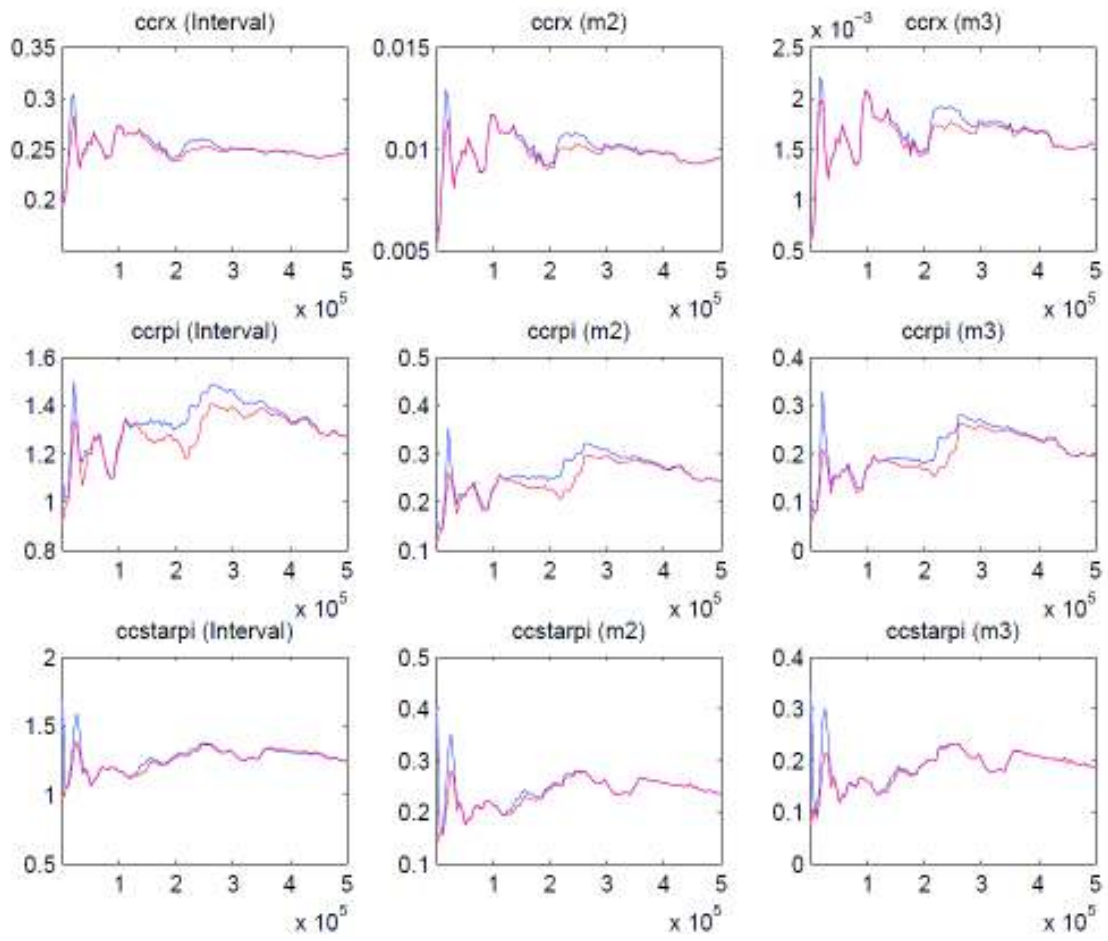


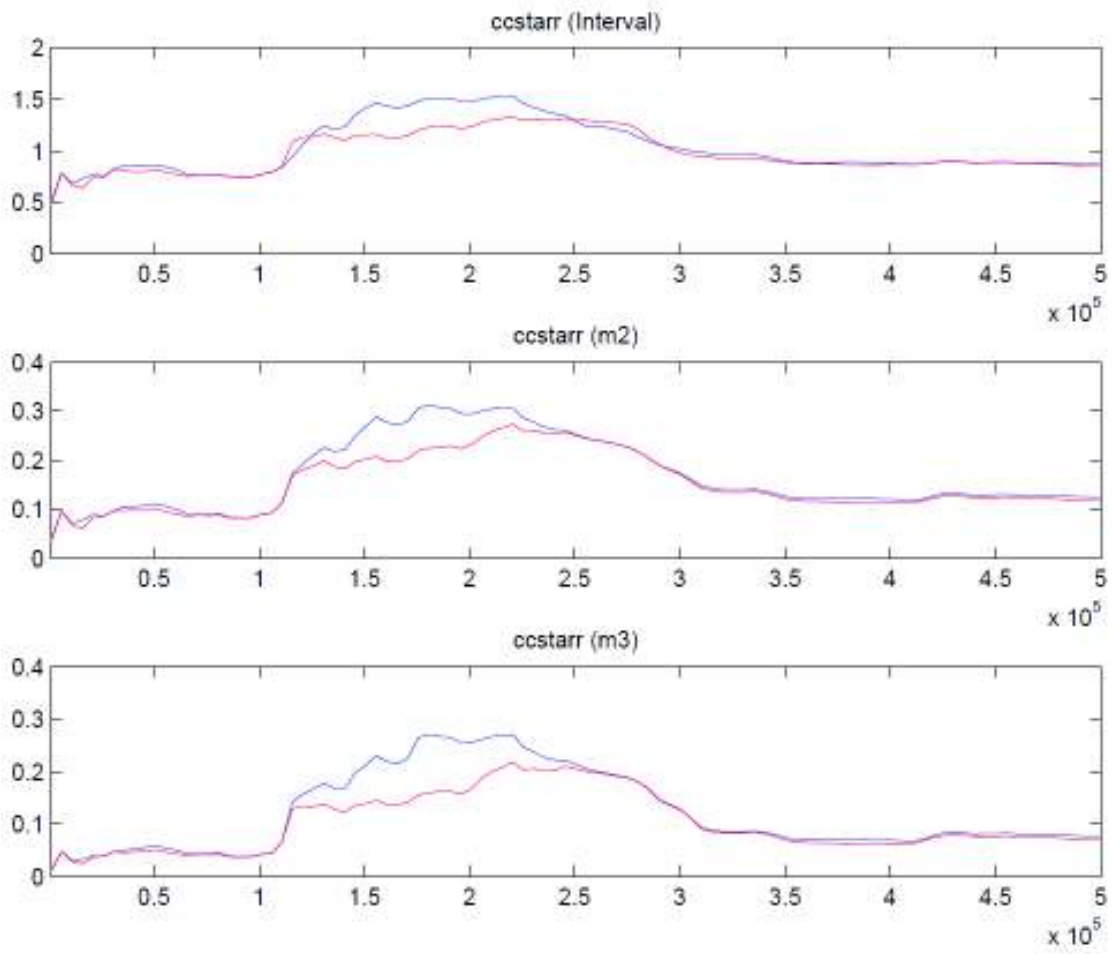




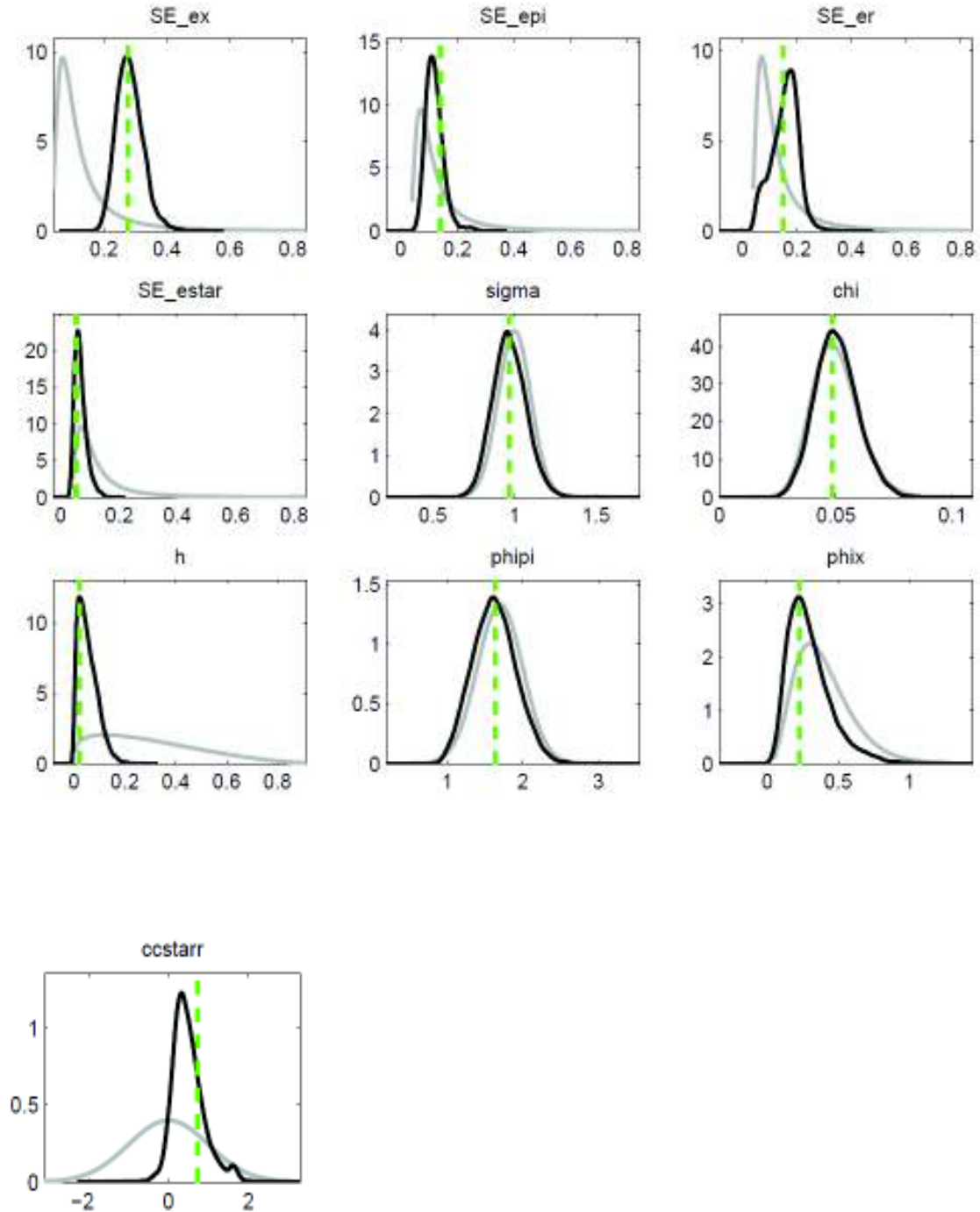


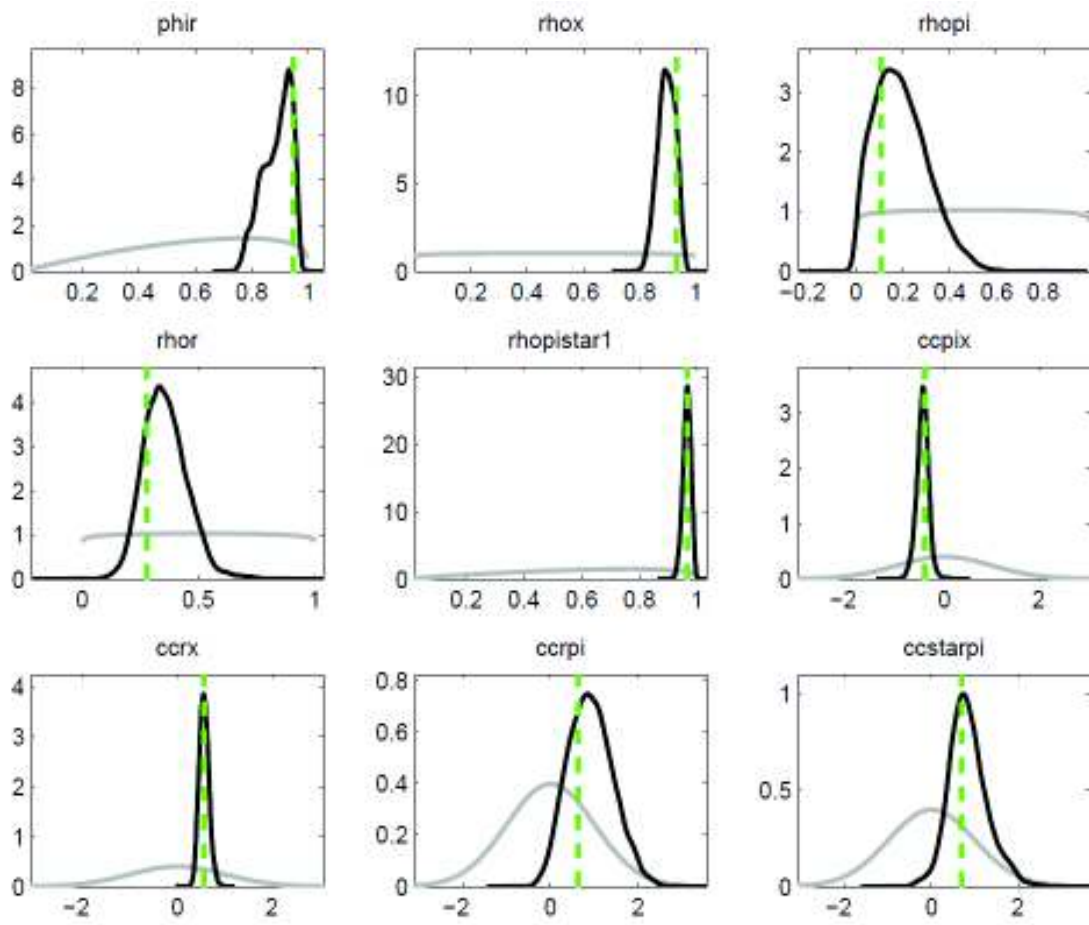






-Priors and Posteriors (Modello con shock correlati e target inflazionistico variabile)





Modello con shock incorrelati e target inflazionistico variabile

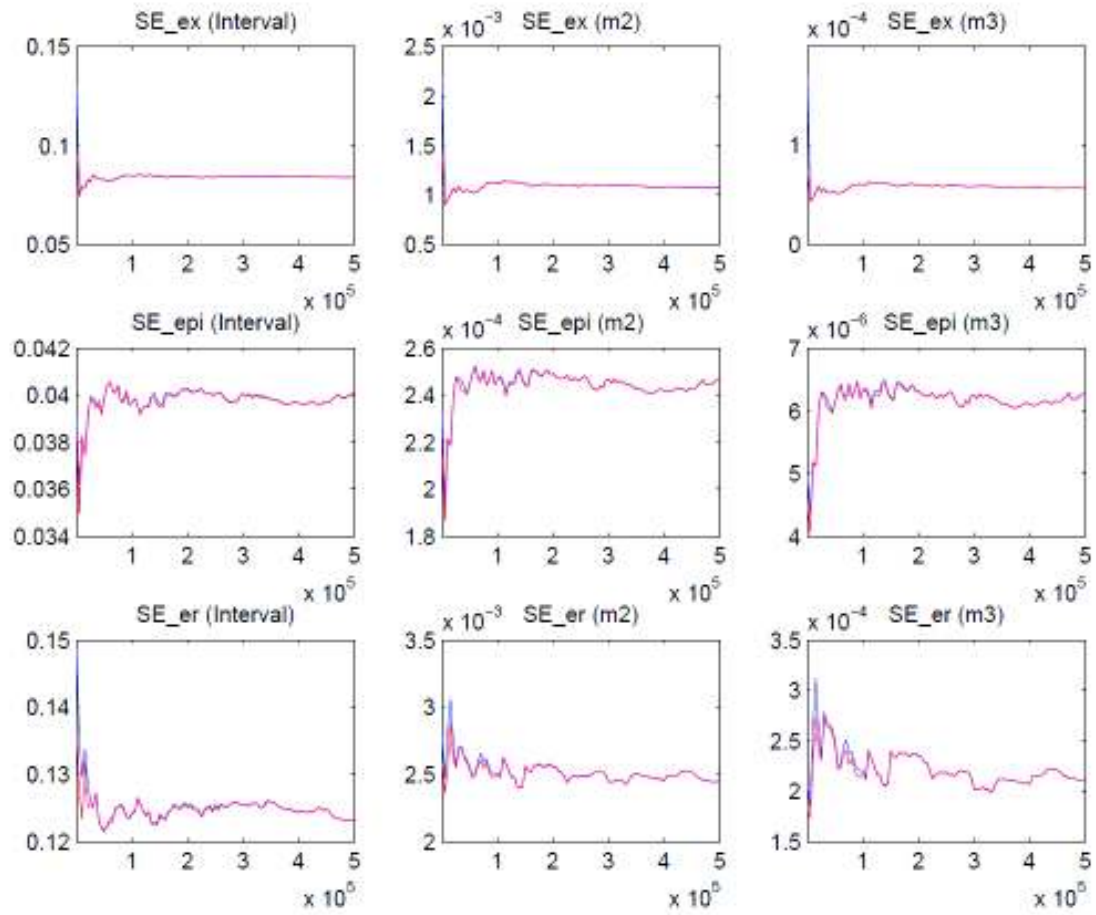
-Primo step di stima

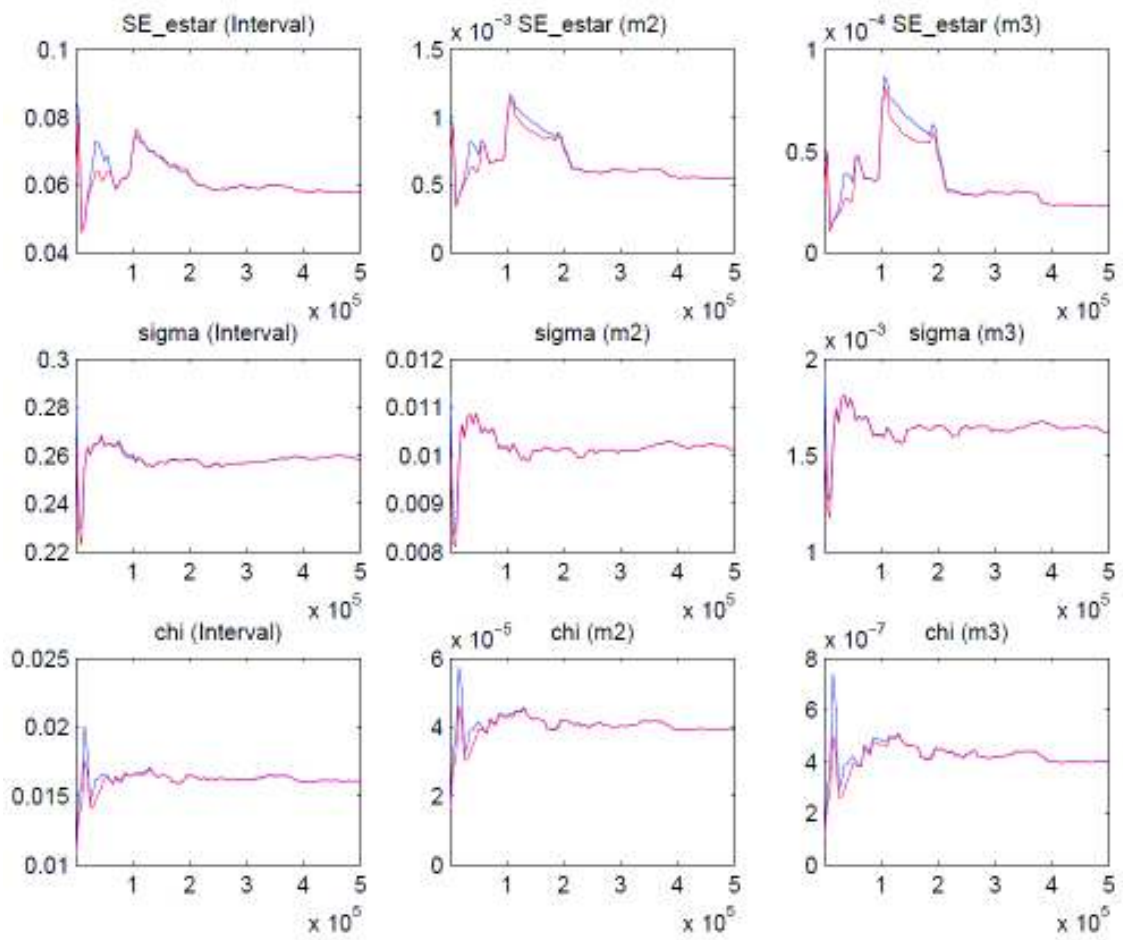
Modello con shock incorrelati e target inflazionistico variabile

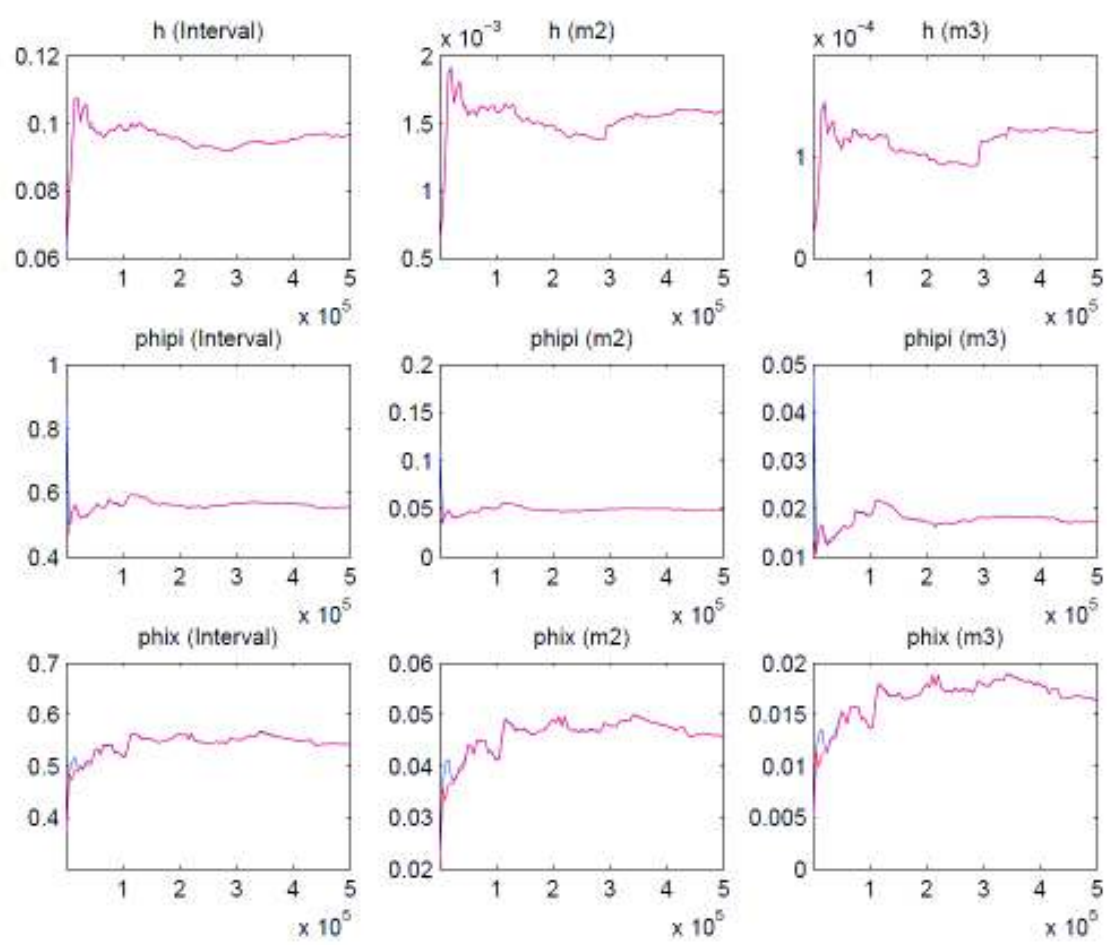
parameters

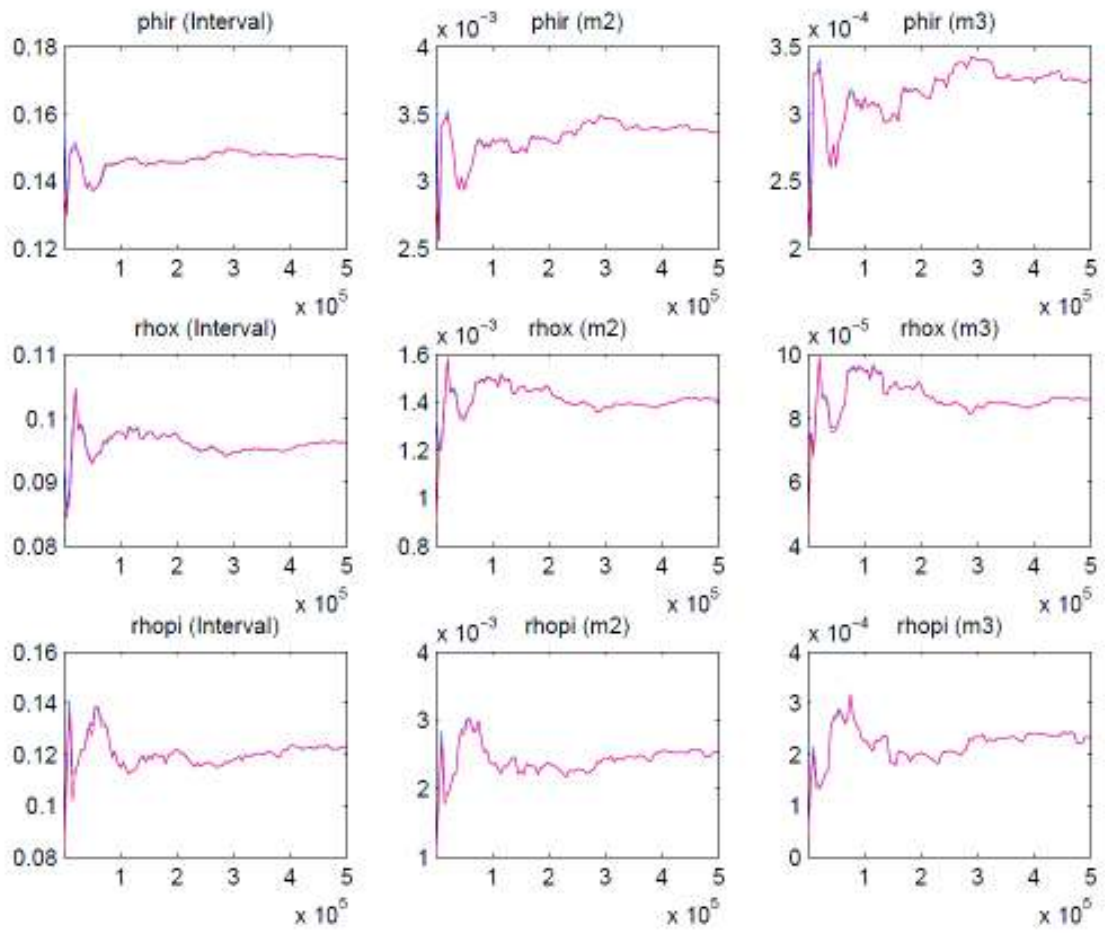
prior	mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
sigma	1.00	1.02	0.10	10.25	norm	0.10
chi	0.10	0.03	0.01	3.85	gamm	0.03
h	0.30	0.04	0.03	1.31	beta	0.15
hipi	1.50	0.66	0.31	2.12	norm	0.30
phix	0.40	1.01	0.16	6.15	gamm	0.20
phir	0.50	0.63	0.08	7.75	beta	0.29
rhox	0.50	0.84	0.04	22.57	beta	0.29
hopi	0.50	0.00	0.02	0.20	beta	0.29
hor	0.50	0.66	0.06	10.19	beta	0.29
hopistar1	0.80	0.99	0.00	1793.92	beta	0.16
ex	0.15	0.31	0.04	8.23	invg	2.00
epi	0.15	0.22	0.01	15.63	invg	2.00
er	0.15	0.39	0.05	7.74	invg	2.00
estar	0.15	0.06	0.02	3.13	invg	2.00

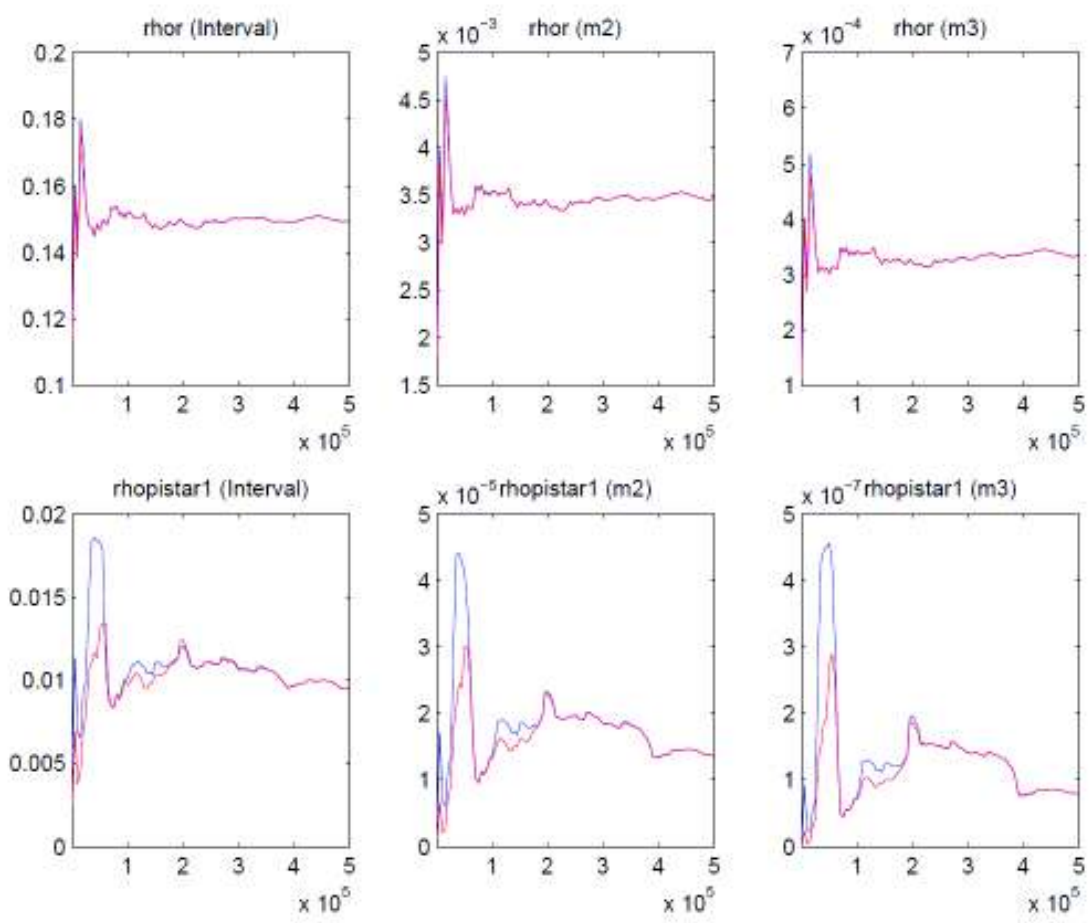
-Convergenze (Modello con shock incorrelati e target inflazionistico variabile)



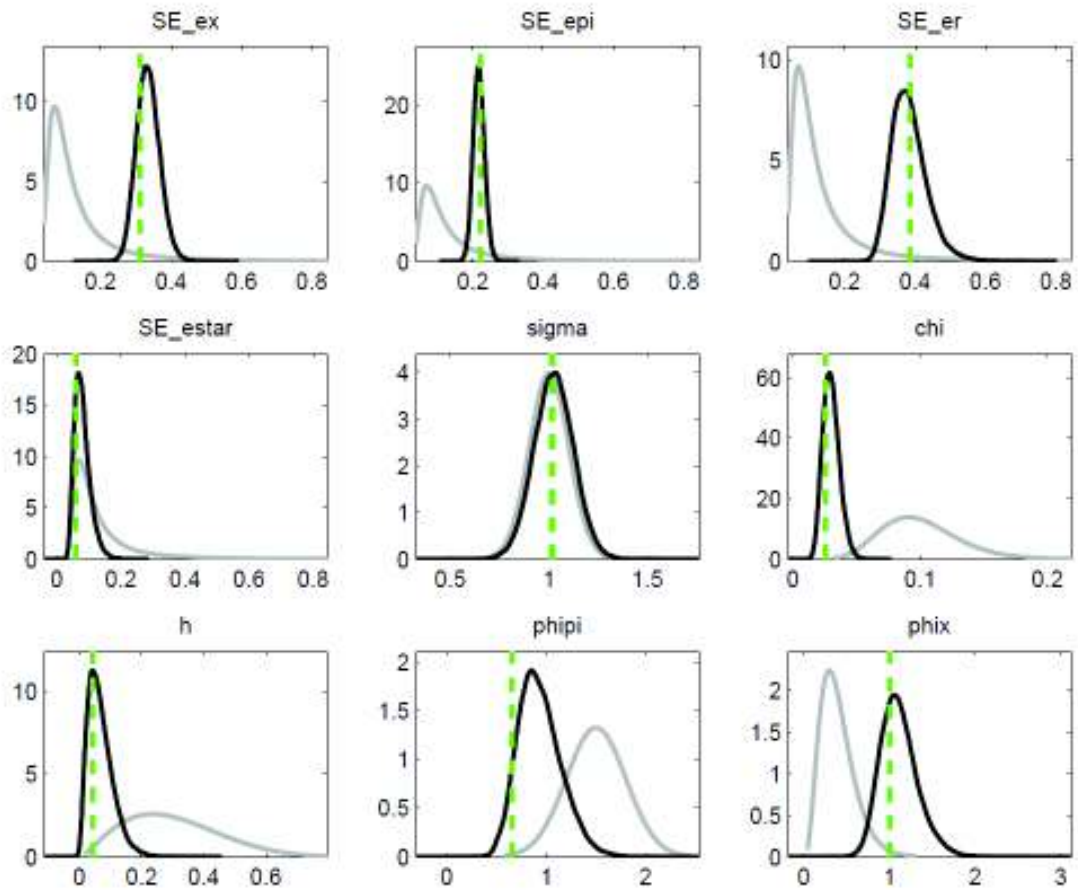


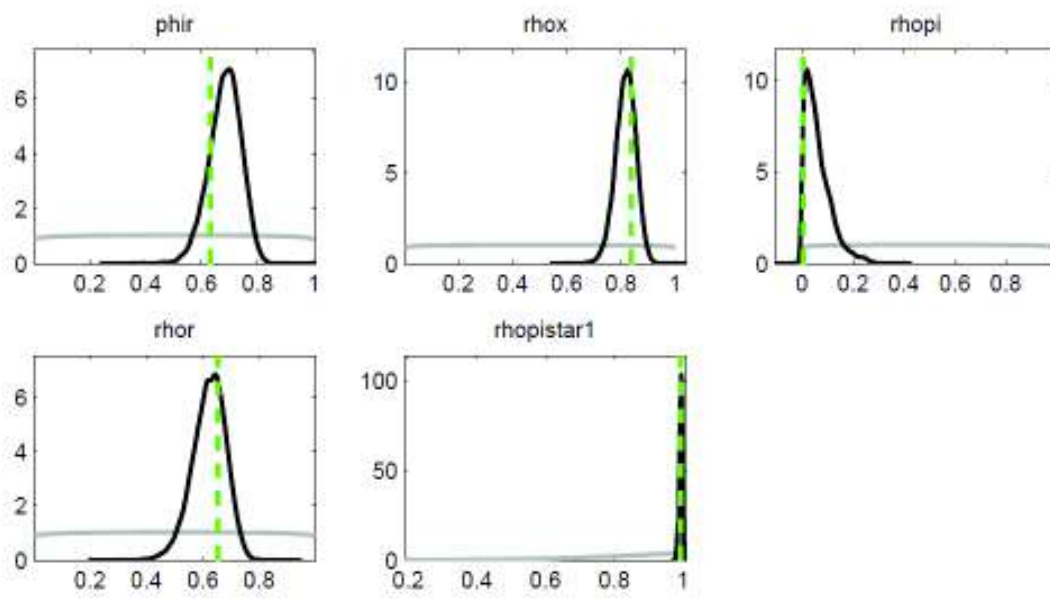






-Priors and Posteriors (Modello con shock incorrelati e target inflazionistico variabile)





Modello con shock correlati e target inflazionistico fisso

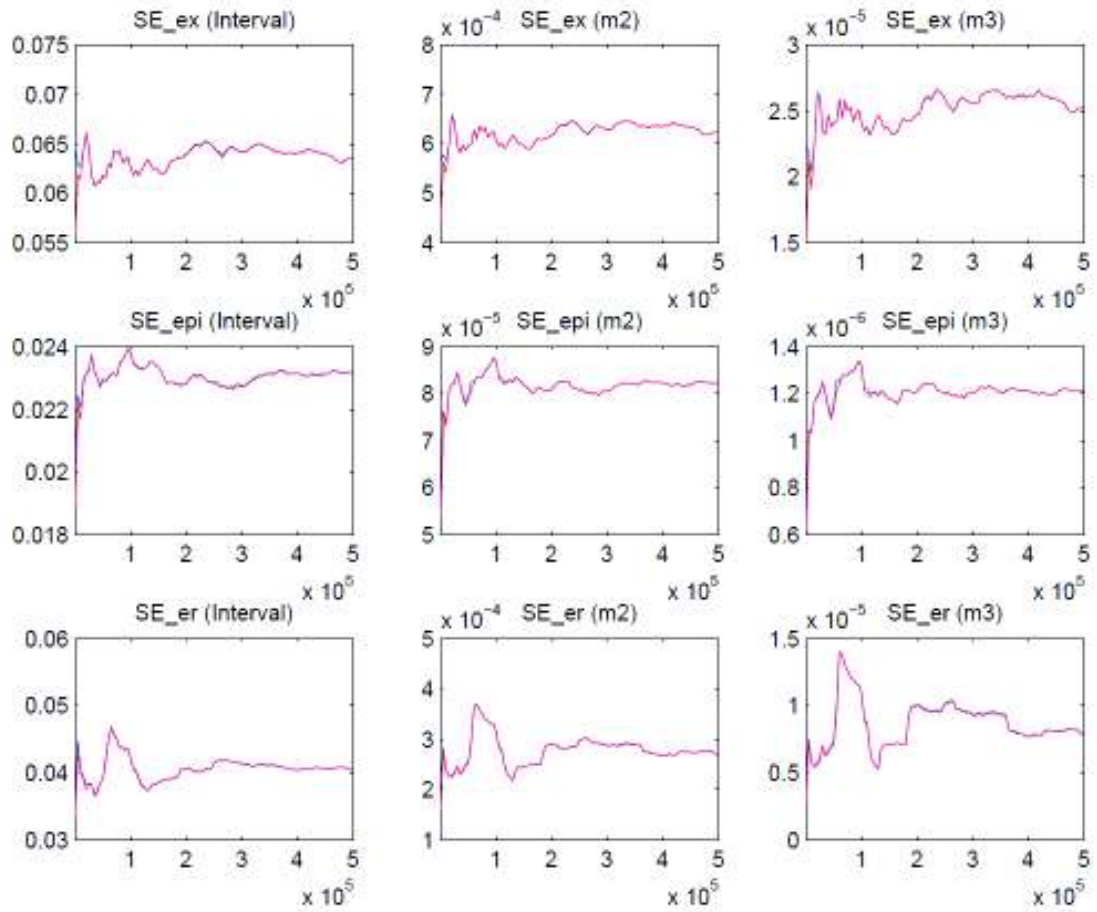
-Primo step di stima

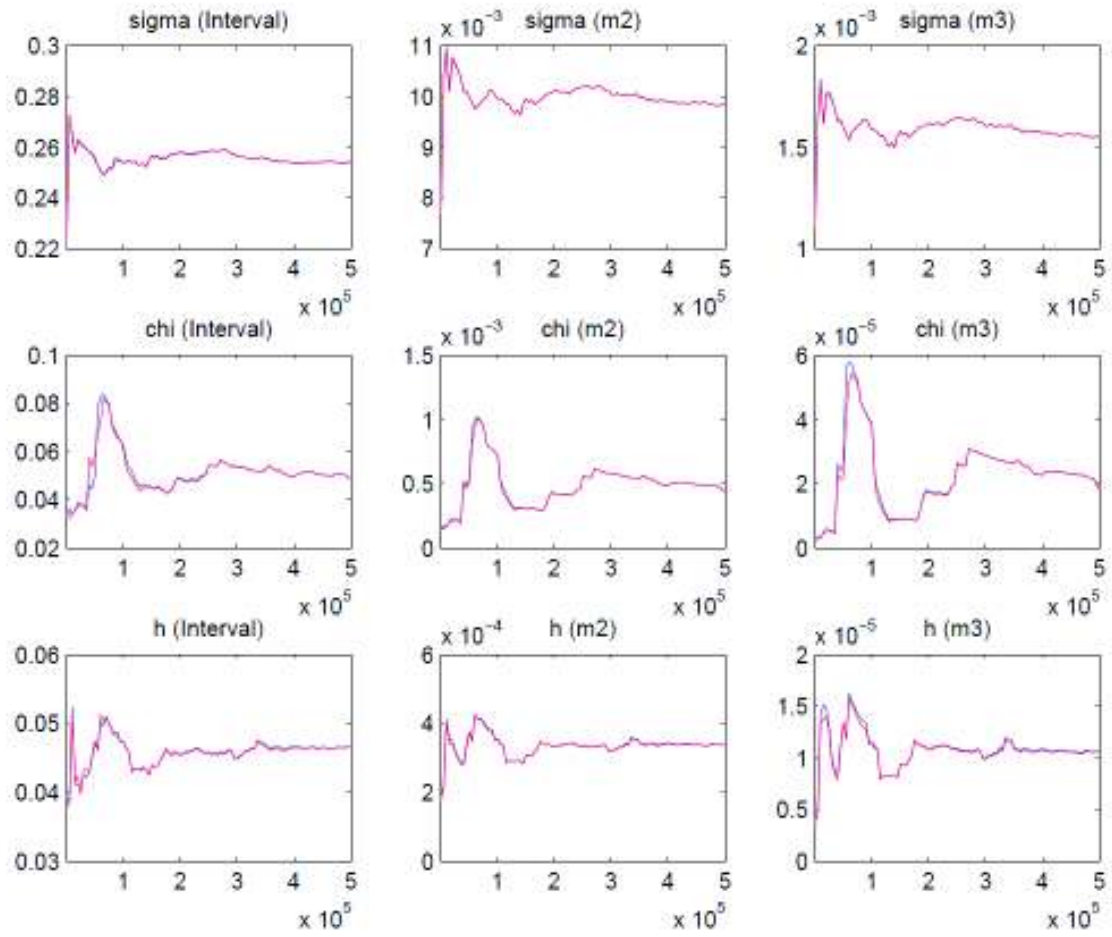
Modello con shock correlati e target inflazionistico fisso

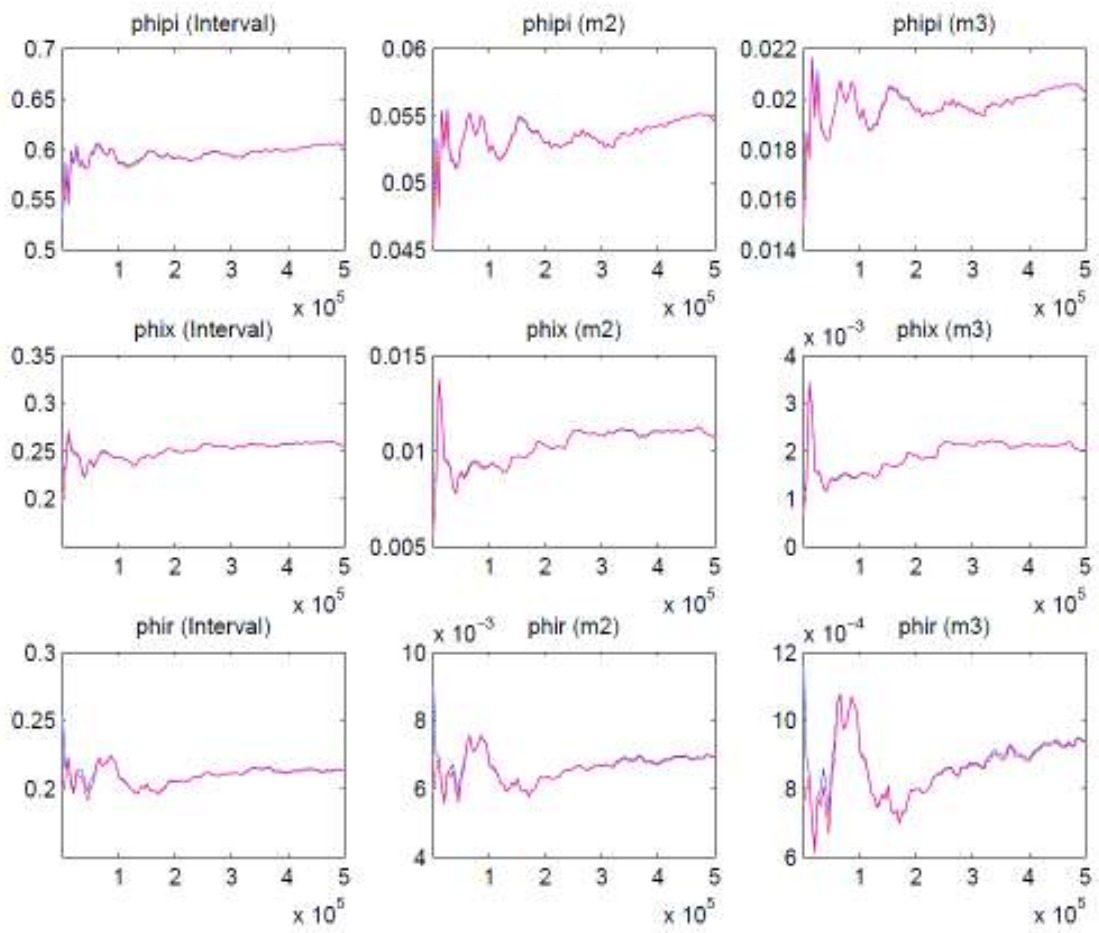
parameters

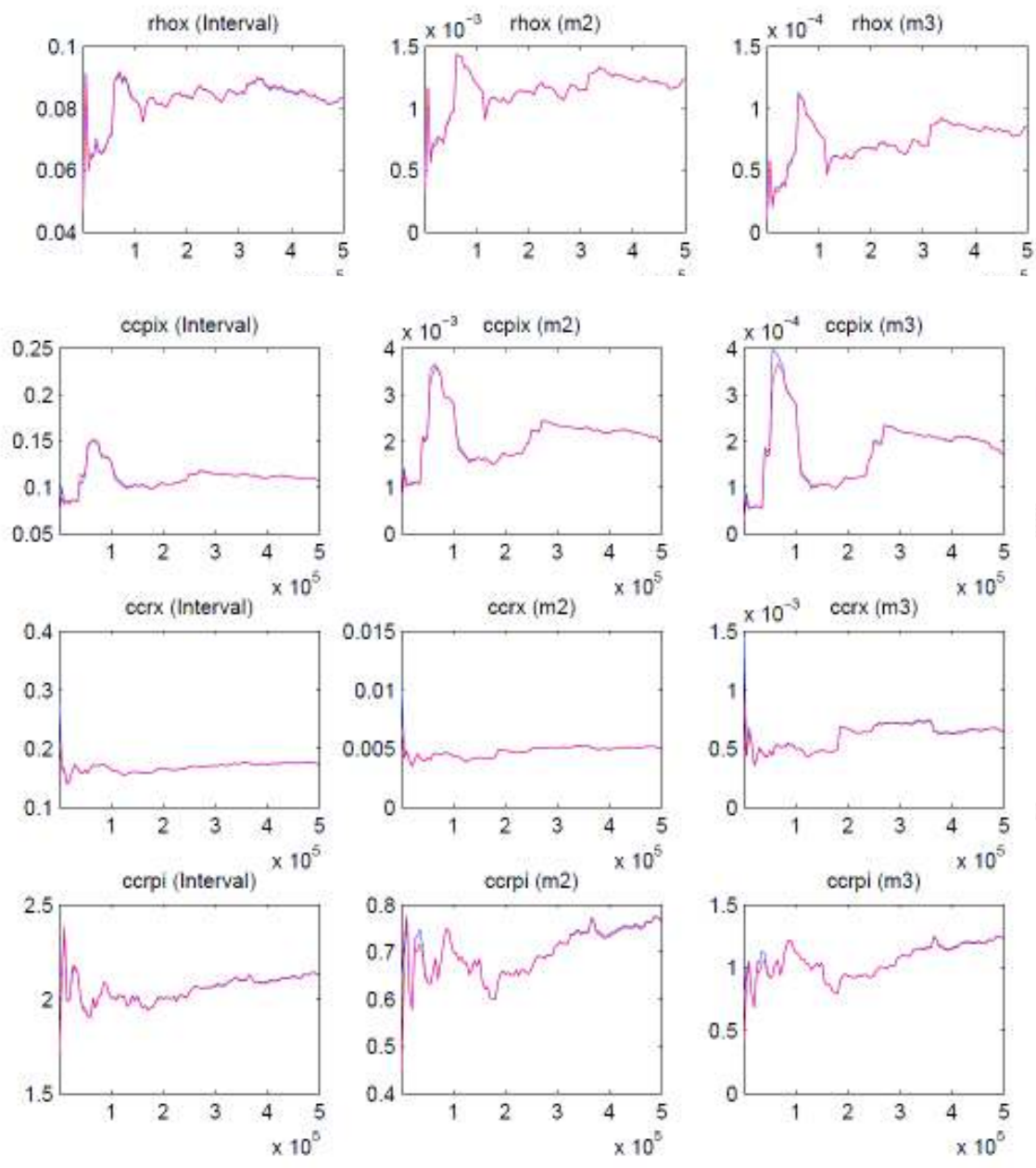
	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
sigma	1.00	1.01	0.10	10.09	norm	0.10
chi	0.05	0.01	0.01	1.15	gamm	0.03
h	0.50	0.98	0.01	82.07	beta	0.29
phipi	1.50	1.42	0.23	6.28	norm	0.30
phix	0.40	0.15	0.08	1.92	gamm	0.20
phir	0.50	0.84	0.05	15.73	beta	0.29
rhox	0.50	0.00	0.01	0.20	beta	0.29
rhopi	0.50	0.84	0.03	25.67	beta	0.29
rhorr	0.50	0.36	0.10	3.59	beta	0.29
ccpix	0.00	-0.03	0.04	0.97	norm	1.00
ccrx	0.00	-0.04	0.04	1.00	norm	1.00
ccrpi	0.00	-0.51	0.53	0.96	norm	2.00
ex	0.20	0.43	0.02	19.42	ingv	2.00
epi	0.20	0.06	0.01	6.35	ingv	2.00
er	0.20	0.22	0.01	19.57	ingv	2.00

-Convergenze (Modello con shock correlati e target inflazionistico fisso)

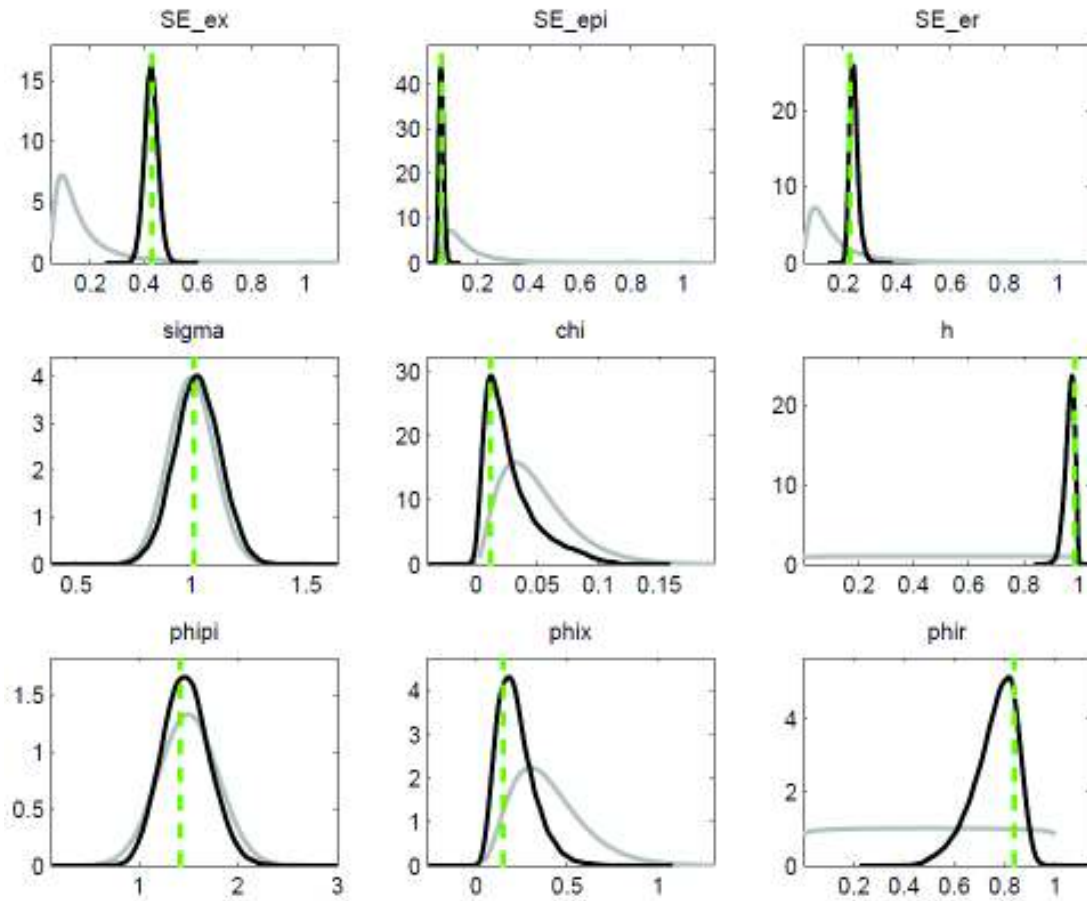


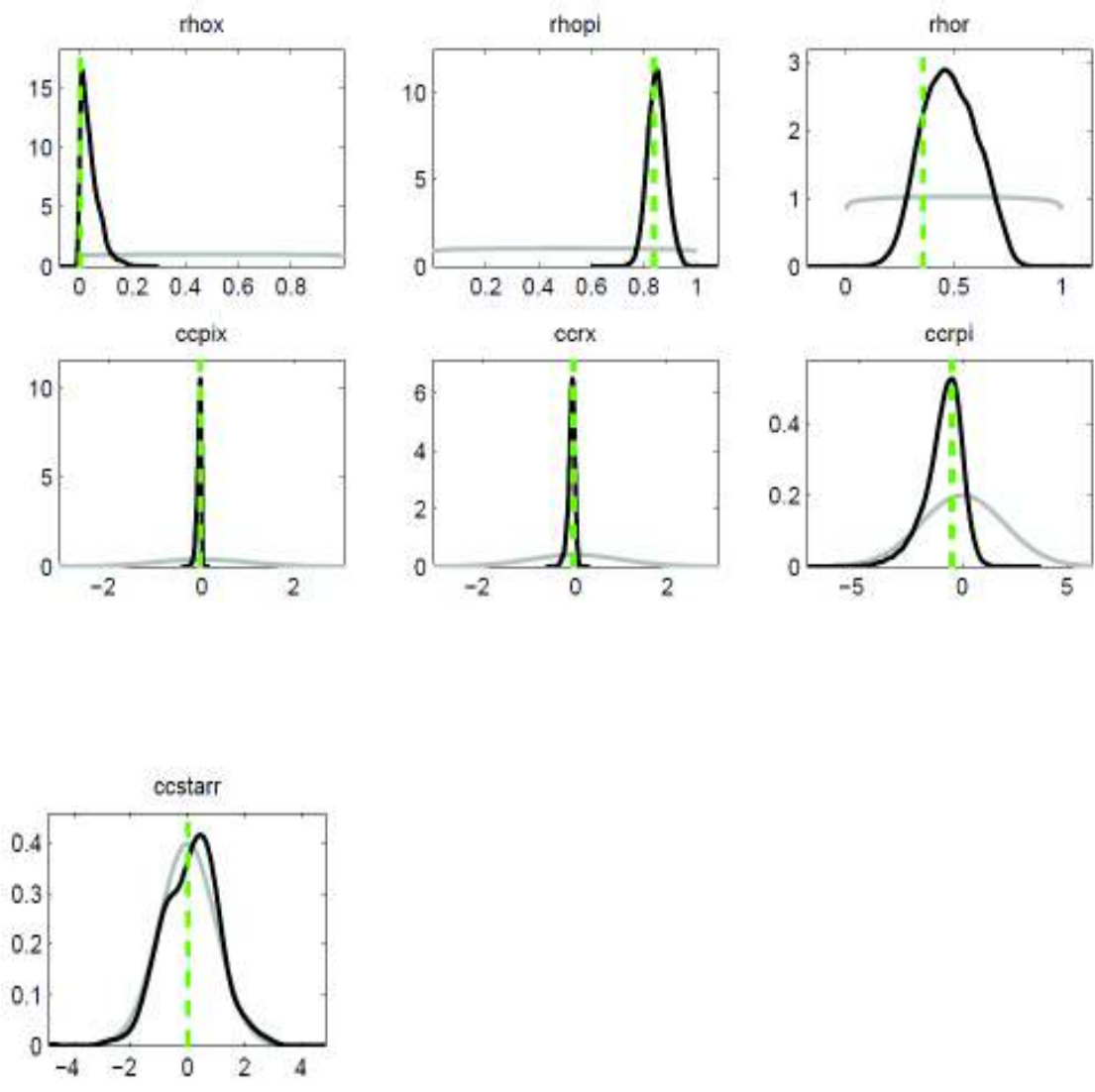






-Priors and Posteriors (Modello con shock correlati e target inflazionistico fisso)





Modello con shock incorrelati e target inflazionistico fisso

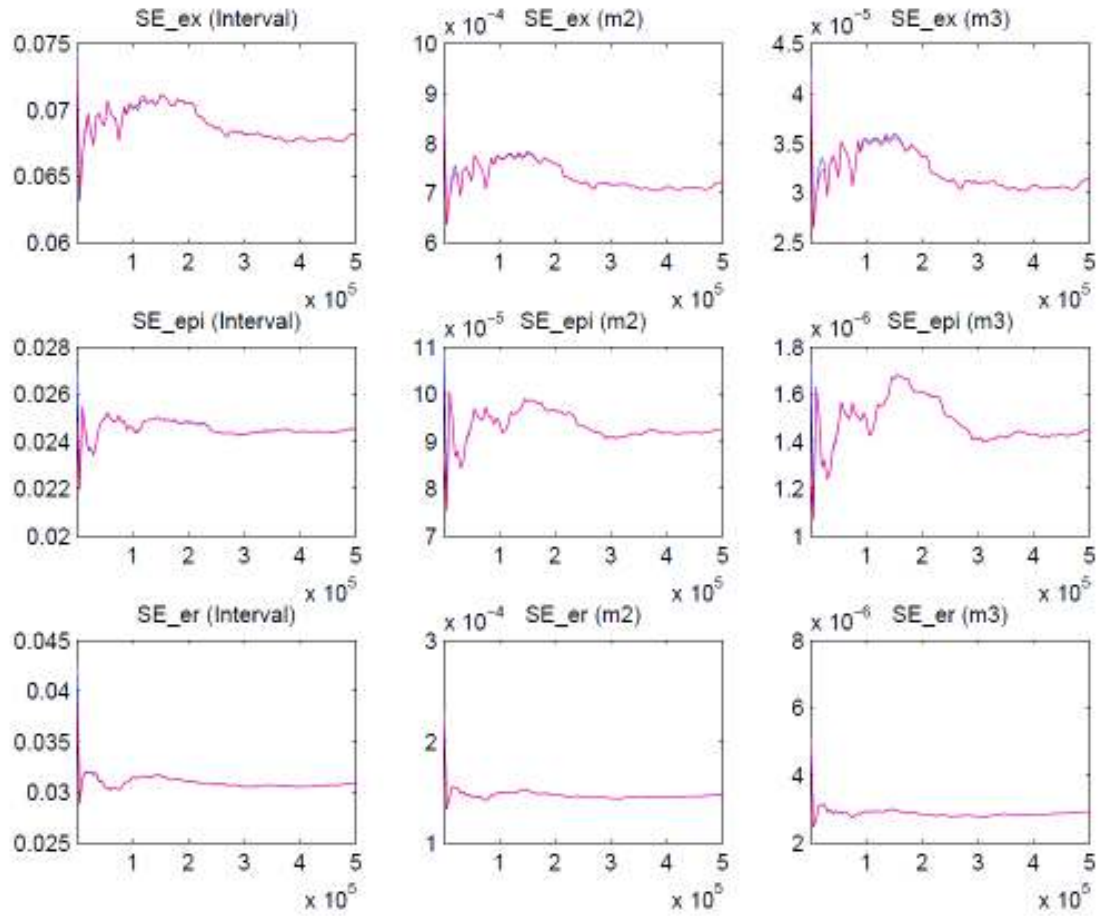
-Primo step di stima

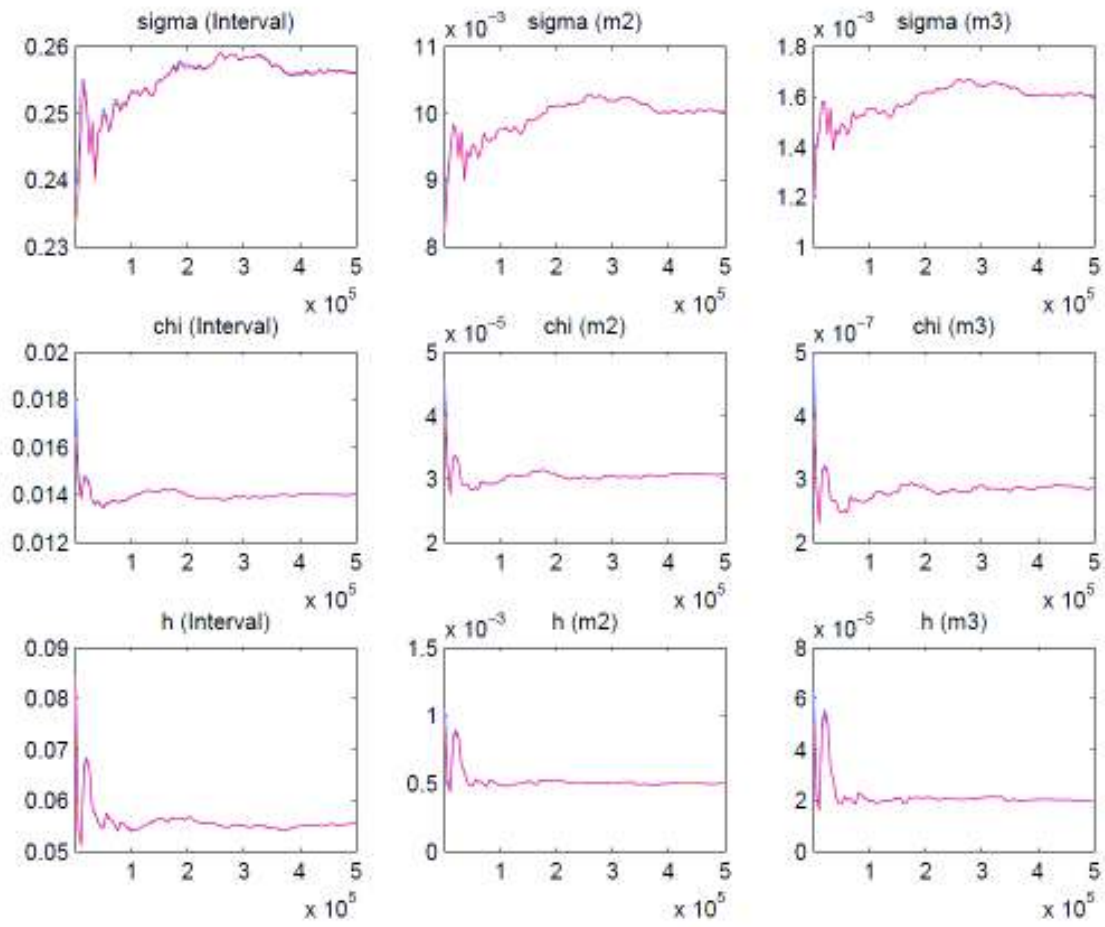
Modello con shock incorrelati e target inflazionistico fisso

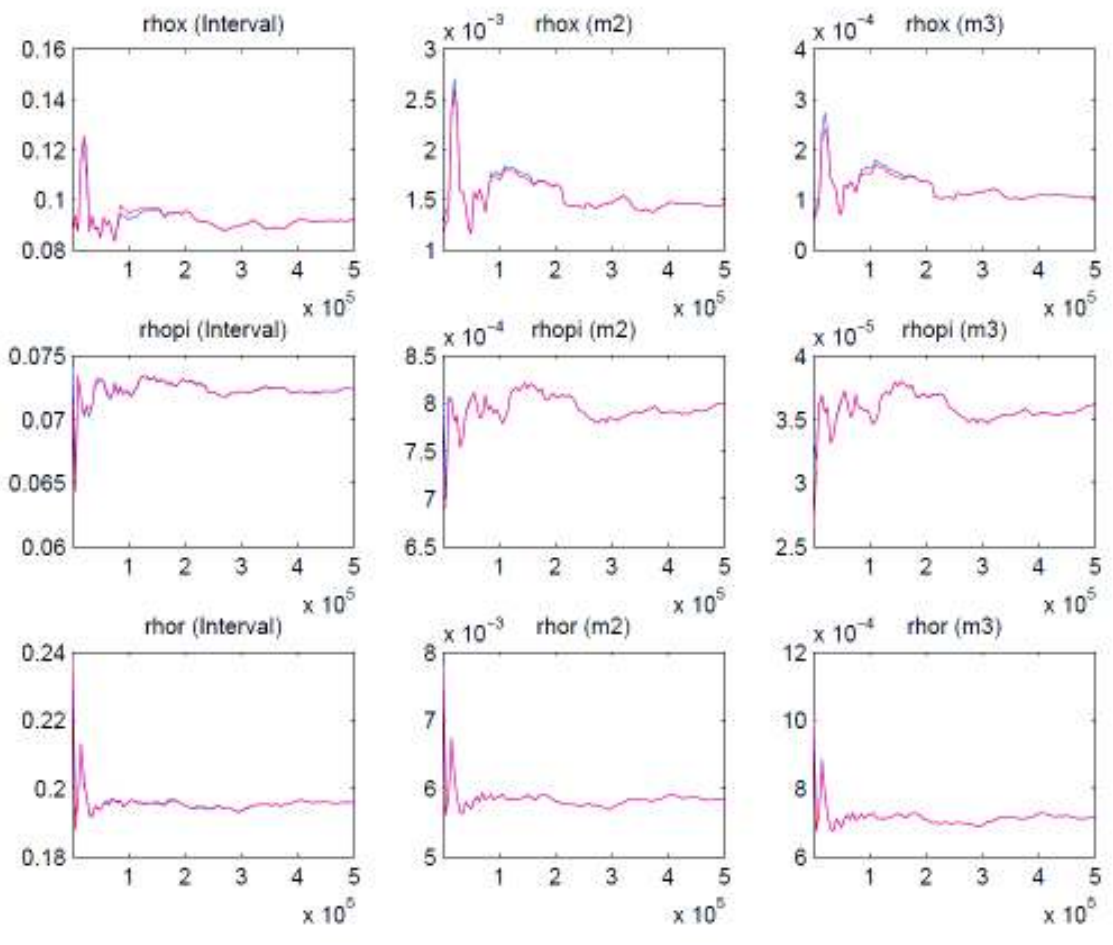
parameters

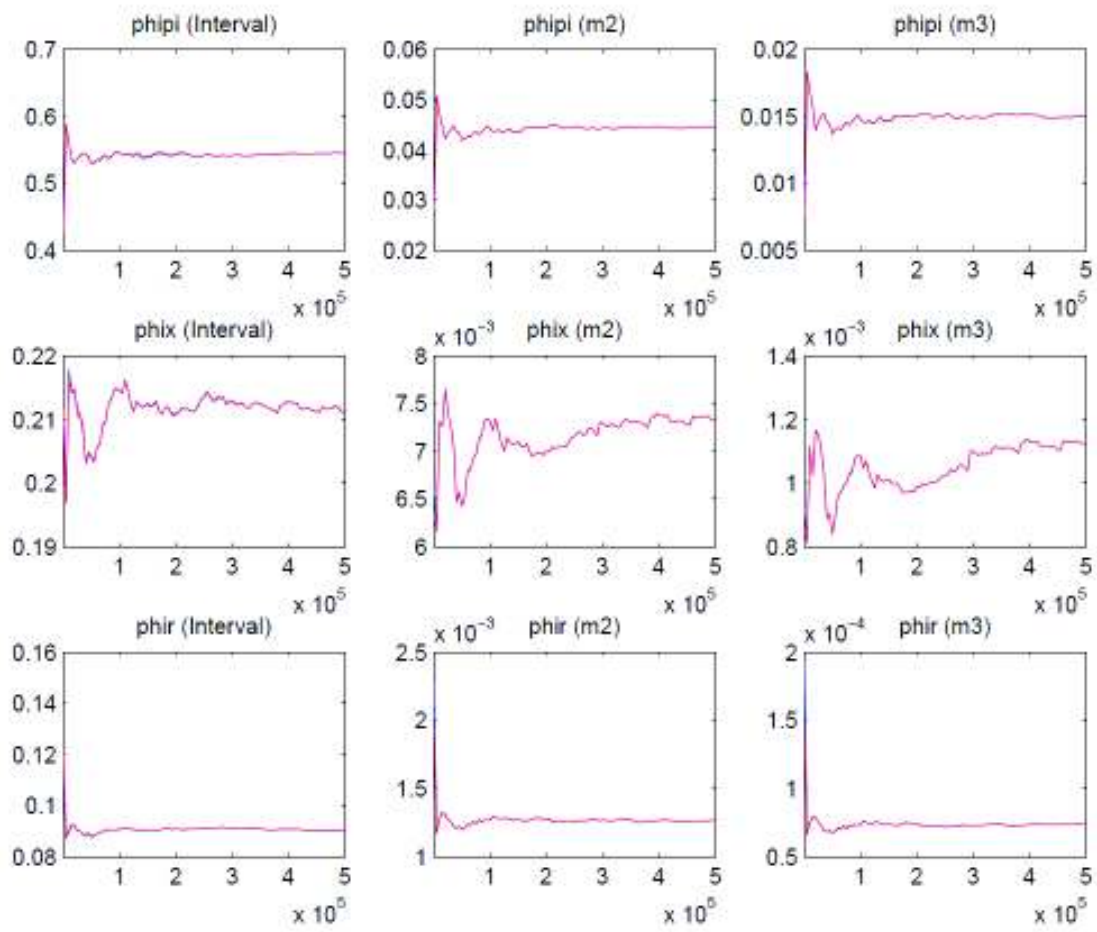
	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
sigma	1.00	1.03	0.10	10.29	norm	0.10
chi	0.10	0.02	0.01	3.29	gamm	0.03
h	0.50	0.96	0.02	56.31	beta	0.29
phipi	1.50	1.31	0.22	5.98	norm	0.30
phix	0.40	0.22	0.08	2.84	gamm	0.20
phir	0.50	0.85	0.03	24.58	beta	0.29
rhox	0.50	0.00	0.01	0.20	beta	0.29
rhopi	0.50	0.84	0.03	29.67	beta	0.29
rhorr	0.50	0.34	0.07	4.50	beta	0.29
ex	0.20	0.45	0.02	18.55	invg	2.00
epi	0.20	0.06	0.01	6.49	invg	2.00
er	0.20	0.23	0.01	19.85	invg	2.00

-Convergenze (Modello con shock incorrelati e target inflazionistico fisso)

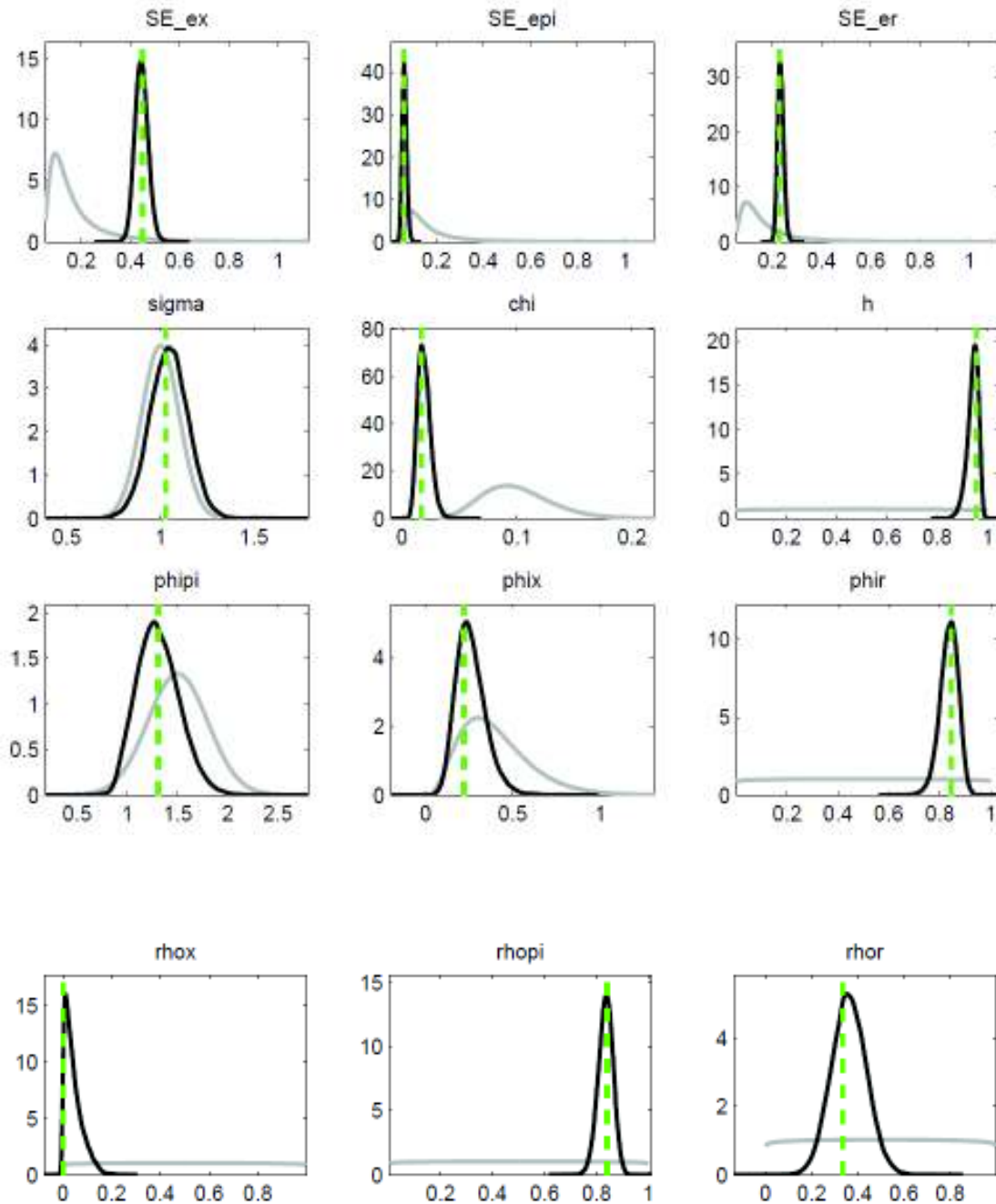








-Priors and posteriors (Modello con shock incorrelati e target inflazionistico fisso)



Comandi file .mod

Modello con shock correlati e target inflazionistico variabile

```
var pihat, xhat, rhat, pihatdiff, xhatdiff, epspi, epsx, epsr, ffrobs, inflobs,  
rulchpobs, pistar ; % endogenous variables and exogenous latent AR(1) processes  
varexo ex, epi, er, estar; % shocks // ordering matters in case of correlated shocks  
-- Cholesky decomposition applies
```

```
parameters beta, phicc, alpha, chi, h, phipi, phix, phir, rhox, rhoi, rhor,  
rhopistar1, rhopistar2, sigma, eta, chip, chistar, chix, ecmcoeff  
ccpix ccrx ccrpi ccstarx ccstarpi ccstarr;
```

```
// initial values for the parameter vector
```

```
// quarterly data (no annualization)
```

```
// fixed parameters
```

```
beta = .99;
```

```
// Phillips curve
```

```
phicc = 2;
```

```
alpha = 0;
```

```
chi = .05;
```

```
sigma = 3;
```

```
eta = 1;
```

```
//structural model
```

```
// IS curve
```

```
h = 0;
```

```

// TRule
phipi = 1.75;
//phipidiff = 1.75;
phix = 0;
//phixdiff = .125;
phir = 0; // .8
//arshocks
rhox = 0; % .7 default
rhopi = 0;
rhor = 0;
rhopistar1 = .995;
rhopistar2 = 0;
chip = 0;
chistar = 0;
chix = 0;
ecmcoeff = 0;
// shocks, cross-correlations
ccpix = 0;
ccrx = 0;
ccrpi = 0;
ccstarx = 0;
ccstarpi = 0;
ccstarr = 0;

model;
# ies = (1-h)/(sigma*(1+h)); // intertemporal elasticity of substitution
pihat = (beta/(1+alpha*beta))*pihat(1) + (alpha/(1+alpha*beta))*pihat(-1) +
chi*(xhat) + epspi;

```

```

xhat = (1/(1+h))*xhat(1)+(h/(1+h))*xhat(-1)-ies*(rhat-pihat(+1))+epsx;
rhat = (1-phir)*( phipi*(pihat-pistar) + phix*xhat )+phir*rhat(-1)+epsr;
//rhat = (1-phir)*( phipi*(pihat) + phix*xhat )+phir*rhat(-1)+epsr;
pihatdiff = pihat - pihat(-1);
xhatdiff = xhat - xhat(-1);
epsx=rhox*epsx(-1)+ex;
epspi=rhopi*epspi(-1)+epi + ccpix*ex;
epsr=rhor*epsr(-1)+er + ccrx*ex + ccrpi*epi;
pistar = rhopistar1*pistar(-1)+rhopistar2*pistar(-2)+estar + ccstarx*ex +
ccstarpi*epi + ccstarr*er;
//ex = ccexepi*epi;
//epsx=ex;

// measurement equation
inflobs = pihat; // + me_infl;
rulchpobs = xhat ; // me_gap;
ffrobs = rhat ; // + me_rate;
end;

steady(solve_algo=0); check;

estimated_params;

// Phillips
//phicc, 1.48, 0, 10, normal_pdf, 1.75, .7;
//phicc, .88, normal_pdf, 0, 1;
//alpha, .0008, beta_pdf, .5, .285;
sigma, .9, normal_pdf, 1, .1;
//eta, normal_pdf, 1, .25;

```



```

chi, .05, 0, 1, gamma_pdf, .05, .01;
//chi, 0, normal_pdf, 0, 1;
//IS
h, .12, beta_pdf, .3, .2;
// TRule
phipi, 1.6, normal_pdf, 1.7, .3;
//phipidiff, gamma_pdf, 1.75, 0.125;
phix, .4, gamma_pdf, .4, .2;
//phixdiff, gamma_pdf, .125, 0.05;
phir, .9, beta_pdf, .6, .24;
//ar1 roots
rhox, .43, beta_pdf, .5, .285;
rhopi, .7, beta_pdf, .5, .285;
rhor, 0.45, beta_pdf, .5, .285;
rhopistar1, .85, beta_pdf, .6, .24;
//rhopistar2, .3, beta_pdf, .5, .285;
ccpix, -.38, normal_pdf, 0, 1;
ccrx, .58, normal_pdf, 0, 1;
ccrpi, 0.7, normal_pdf, 0, 1;
//ccstarx, -.2, normal_pdf, 0, 1;
ccstarpi, 1.9, normal_pdf, 0, 1;
ccstarr, -0.7, normal_pdf, 0, 1;

// shocks, stdevs
stderr ex, .22, inv_gamma_pdf, 0.15, 2;
stderr epi, .17, inv_gamma_pdf, 0.15, 2;
stderr er, .17, inv_gamma_pdf, 0.15, 2;

```

```

stderr estar, .23, inv_gamma_pdf, 0.15, 2;
//stderr me_infl, inv_gamma_pdf, 0.1, 2;
//stderr me_gap, inv_gamma_pdf, 0.1, 2;
//stderr me_rate, inv_gamma_pdf, 0.1, 2;
end;

varobs ffrobs inflobs rulchpobs;
//varobs ffrobs inflobs xgapcboobs;
//varobs ffrobs inflpceobs xgapcboobs;

// walshconj_data.m - sample: 54:IV-08:II - obs #1=54q3, #23=60q1, #47=66q1,
#114=82q4, #119=84q1, #123=85q1, #133=87Q3, #151=92q1

estimation(datafile=walshconj_data,prefilter=1,first_obs=1,
mode_compute=4,mode_check,mh_replic=0); % ycbo seems to work better
estimation(datafile=walshconj_data,prefilter=1,first_obs=1,
mh_jscale=.325,mh_drop=.8,mode_compute=0,mode_file=tesi_mode,mh_nbloc
ks=2,conf_sig=0.90,filtered_vars,bayesian_irf,mh_replic=500000); % ycbo
seems to work better

// Generate IRfunctions and Moments of the variables of interest
stoch_simul pihat xhat rhat;
vardecodyn(40);
save stimel.mat;

```

I file .mod degli altri modelli sono facilmente ricavabili da questo.

Bibliografia

Boivin, J. & Giannoni, M. P., (2006), *Has Monetary Policy Become more Effective?*, The Review of Economics and Statistics, MIT Press, vol. 88(3), October, pages 445-462.

Castelnuovo, E. & Surico, P., (2009), *Monetary Policy, Inflation Expectations And The Price Puzzle*, The Economic Journal, http://www.decon.unipd.it/~castelnuovo/ppuzzle_EJ_final.pdf

Castelnuovo, E., (2010): *Trend inflation and macroeconomic volatilities in the post-WWII U.S. Economy*
http://www.decon.unipd.it/~castelnuovo/tvtgmacrodyn_final_NAJEF.pdf

Castelnuovo, E. (2010): *Testing the Structural Interpretation of the Price Puzzle with a Cost Channel Model*, University of Padua and Bank of Finland

Clarida, R & Gali, J., Gertler, M., (2000), *Monetary policy rules and macroeconomic stability: evidence and some theory*, The quarterly Journal of Economics, MIT Press, vol. 115(1), pages 147-180,

Cùrdia, V., & Reis, R., (2010): *Correlated Disturbances and U.S. Business Cycles*, 0910-12, Columbia University, Department of Economics

Fernandez-Villaverde, J, *Methods in Macroeconomic Dynamics*
<http://www.econ.upenn.edu/~jesusfv/teaching.html>

Ireland, P., (2007), *Changes in the Federal Reserve's Inflation Target: Causes and Consequences*, Journal of Money, Credit and Banking, Blackwell Publishing, vol. 39(8), pages 1851-1882, December

Lubik, T.A., & Schorfheide, F., *Testing for Indeterminacy: An Application to U.S. Monetary Policy*, American Economic Review, 94(1): 190–217.

Mavroeidis, S., (2010), *Monetary Policy Rules and Macroeconomic Stability: Some New Evidence*, American Economic Review 2010, 100:1, 491–503

Rabanal, P., (2006): *Does inflation increase after a monetary policy tightening? Answers based on an estimated DSGE model*

http://www.paurabanal.net/cost_channel_JEDC.pdf

Smets, F. & Wouters, R., (2003): "*An Estimated Dynamic Stochastic General Equilibrium Model of the Euro Area*," *Journal of the European Economic Association*, MIT Press, vol. 1(5), pages 1123-1175