

**Università degli Studi di Padova**

---

FACOLTÀ DI SCIENZE STATISTICHE

Corso di Laurea Specialistica in Scienze Statistiche Economiche Finanziarie e Aziendali

TESI DI LAUREA

**ISTERESI NELLA DISOCCUPAZIONE:  
UNA VERIFICA EMPIRICA PER IL CASO  
STATUNITENSE**

HYSTERESIS IN UNEMPLOYMENT  
AN EMPIRICAL CASE FOR THE U.S.

Candidato:  
**Alessandro Bisinella**  
Matricola 587260

Relatore:  
**Prof. Efrem Castelnuovo**

---

Anno Accademico 2010-2011



# Indice

<b>Introduzione</b>	<b>7</b>
<b>1 Isteresi nella disoccupazione</b>	<b>9</b>
1.1 La curva di Phillips e le fluttuazioni del tasso di disoccupazione di lungo periodo . . . . .	9
1.2 Lavoro e disoccupazione nella teoria economica . . . . .	11
<b>2 I modelli DSGE</b>	<b>13</b>
2.1 Cosa sono e perchè vengono usati . . . . .	13
<b>3 Modello DSGE con isteresi</b>	<b>17</b>
3.1 Versione empirica del modello . . . . .	17
3.1.1 Versione <i>state-space</i> . . . . .	19
3.2 I dati . . . . .	21
3.3 Strategia di stima . . . . .	23
<b>4 Analisi empirica</b>	<b>25</b>
4.1 Convergenza del modello . . . . .	25
4.2 Analisi delle distribuzioni a posteriori . . . . .	30
4.2.1 Primo step di stima . . . . .	30
4.2.2 Secondo step di stima . . . . .	34
4.3 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs) . . . . .	39
4.4 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione . . . . .	43
<b>5 Analisi sottocampioni</b>	<b>45</b>
5.1 Analisi campione 1954q3-1979q2 . . . . .	46

5.1.1	Funzioni di risposta ad impulso (IRFs) . . . . .	49
5.1.2	Decomposizione della varianza dell'errore di previsione	52
5.2	Analisi campione 1990q1-2008q2 . . . . .	53
5.2.1	Funzioni di risposta ad impulso (IRFs) . . . . .	56
5.2.2	Decomposizione della varianza dell'errore di previsione	58
5.3	Analisi campione 1979q3-1989q4 . . . . .	59
5.3.1	Funzioni di risposta ad impulso (IRFs) . . . . .	62
<b>6</b>	<b>Conclusioni</b>	<b>65</b>
	<b>Appendice tecnica</b>	<b>67</b>
	<b>Bibliografia</b>	<b>83</b>

*A Domenico*



# Introduzione

Lo studio delle differenti evoluzioni del tasso di disoccupazione è stato al centro del dibattito di politica economica degli ultimi anni. Si sono formate fondamentalmente due correnti di pensiero. Da un lato alcuni economisti sono convinti che le differenti politiche economiche per reagire agli shock intervenuti siano la causa della discrepanza della disoccupazione rispetto al NAIRU (Non-Accelerating Inflation Rate of Unemployment). Per altri le differenze sarebbero dovute al cambiamento della struttura del mercato del lavoro, che avrebbe determinato un innalzamento del tasso di equilibrio, o tasso naturale, della disoccupazione. Il dibattito ha riguardato, negli anni '80, soprattutto l'esistenza o meno di un unico tasso di disoccupazione di equilibrio per il quale l'inflazione non subisce accelerazioni (NAIRU). Tuttavia l'esperienza dell'ultimo ventennio, caratterizzata da una forte differenza tra disoccupazione e potenziale, sembra contraddire l'esistenza di un unico tasso di disoccupazione di lungo periodo. Per questo diversi economisti si sono concentrati nel tentativo di dimostrare che il tasso di disoccupazione naturale subisce significative variazioni nel tempo. In questo modo si sono sviluppate le teorie dell'isteresi che, legando la disoccupazione di equilibrio con la disoccupazione passata, portano di fatto alla negazione dell'esistenza di un tasso di disoccupazione invariante nel tempo. La teoria dell'isteresi prevede infatti che il tasso di disoccupazione, in seguito ad un shock, rimanga su un livello più alto, nonostante le cause, che ne hanno determinato l'aumento vengano rimosse.

Questo lavoro propone un modello DSGE con dati americani, nel quale il tasso di disoccupazione viene lasciato libero di muoversi nel tempo, al fine

di verificare la dipendenza di tale tasso con la disoccupazione passata. Verrà poi ripetuta l'analisi *spezzando* il campione di osservazioni a disposizione in tre archi temporali, per vedere se ci sono differenze significative per quanto riguarda i periodi ante, post e durante la presidenza Volcker alla Federal Reserve.



# Isteresi nella disoccupazione

## 1.1 La curva di Phillips e le fluttuazioni del tasso di disoccupazione di lungo periodo

Gran parte della letteratura macroeconomica è basata sulla curva di Phillips accelerata (corretta per le aspettative) che in forma semplice può essere rappresentata dalla seguente equazione:

$$\pi_t = \pi_{t-1} + \alpha(U - U^*) \quad (1.1)$$

L'inflazione dipende dall'inflazione del periodo precedente e dalla deviazione della disoccupazione dal proprio tasso naturale, detto NAIRU (non-accelerating inflation rate of unemployment).

Secondo Friedman (Ball, cfr [4]) scostamenti nella domanda aggregata provenienti da politiche monetarie o da altre fonti hanno un impatto di breve periodo nella disoccupazione; nel lungo periodo  $U$  torna sempre al livello  $U^*$ , il quale non può essere mai influenzato dalla domanda aggregata, ma solamente dal lato dell'offerta dell'economia, specialmente da frizioni nel mercato del lavoro. Nella teoria classica e pre-keynesiana le variabili reali e nominali possono essere analizzate separatamente, questo significa che il tasso naturale di occupazione può essere determinato senza conoscere il livello di offerta di moneta nominale o del tasso di inflazione. La maggior parte degli economisti infatti è convinta che la politica monetaria possa spingere  $U$  lontano da  $U^*$  per anni, senza produrre alcun effetto sul tasso naturale. Ad esempio

Paul Adolph Volcker, ex presidente della Federal Reserve durante il governo Carter, gestì un aumento del tasso di disoccupazione nella sua lotta alla stagflazione durante gli anni 1980-83 assumendo, di fatto, assenza d'isteresi; altri invece sono convinti che non sia possibile che  $U^*$  sia sensibile solamente ai fattori del lato dell'offerta e credono nel concetto di *isteresi* introdotto da Blanchard e Summers(1986): il tasso naturale può essere influenzato dalla traiettoria della disoccupazione attuale. Secondo questa teoria se, ad esempio,  $U$  supera  $U^*$  per diversi anni si vengono ad innescare meccanismi che trascinano verso l'alto  $U^*$ . Questi meccanismi sono creati principalmente da quattro fattori: modelli di tipo *insider-outsider*, ovvero la partecipazione alla contrattazione lavorativa da parte di chi è già occupato per mantenere il proprio posto di lavoro; *search e mismatch*, l'abitudine a scarsi risultati sia per chi cerca sia per chi offre lavoro; *stock di capitale*, il basso movimento di capitali; il numero di *lavoratori scoraggiati*, ovvero dal numero di quegli individui che dopo un periodo di fallimenti non hanno più voglia di cercare lavoro.

I cambiamenti del NAIRU nel corso degli anni sono evidenti, negli Stati Uniti è passato dal 7.1% nel 1980 al 4.9% nel 2007. In Europa il caso più eclatante riguarda la Spagna, dove il NAIRU è passato dal 6.5% nel 1980 al 14.4% nel 1995, per poi scendere al 7.5% nel 2007(Ball, cfr[4]).

Questo lavoro si pone l'obiettivo di testare se si possa o meno rifiutare l'ipotesi che il NAIRU, e quindi il comportamento di lungo periodo del tasso di disoccupazione, sia indipendente dalla curva di domanda aggregata.

## 1.2 Lavoro e disoccupazione nella teoria economica

Dal punto di vista della teoria economica sbalzi di capacità occupazionale del sistema hanno fatto emergere una perdita di fiducia nelle capacità interpretative dei modelli tradizionali. Dato che il modello keynesiano di base sembra non essere più in grado di spiegare quanto sta succedendo, nonostante le correzioni apportate alle curve di Phillips, si sono instaurate principalmente tre nuove linee di ricerca.

La *prima*, quella di Milton Friedman, si rifà all'approccio classico: ogni scostamento del tasso di disoccupazione dal suo livello naturale, a causa di inefficienze informative, porta inflazione. Questo implica che ogni intervento governativo mirante a portare la disoccupazione al di sotto del livello naturale, è inflazionistico.

La *seconda* si tratta di una reinterpretazione della teoria dell'occupazione di Keynes: economisti come Clower, Leijonhufvud e Malinvaud introducono un nuovo tipo di disoccupazione involontaria, ovvero la disoccupazione keynesiana, in cui alti salari reali riducono, tramite la domanda, la disoccupazione. La *terza* linea si tratta di una sintesi alla parzialità delle due precedenti, che analizza la disoccupazione e l'inflazione relativamente al comportamento del mercato del lavoro e dei beni in condizioni di concorrenza imperfetta.

Il modello che ne deriva mette insieme elementi keynesiani con l'esistenza di un tasso di disoccupazione di equilibrio.



# I modelli DSGE

## 2.1 Cosa sono e perchè vengono usati

Per sviluppare questo lavoro abbiamo deciso di stimare un modello DSGE (Dynamic Stochastic General Equilibrium), ovvero un modello stocastico di equilibrio generale; come altri modelli di equilibrio generale, i DSGE hanno lo scopo di descrivere il comportamento dell'economia nel suo complesso, analizzando l'interazione di più decisioni microeconomiche. Mentre i modelli in forma ridotta, secondo Lucas, producono previsioni poco probabili perchè si basano sulle correlazione passate osservate sulle variabili, relazioni che potrebbero cambiare con l'intervento di nuove politiche, i modelli DSGE non sono affetti da questa critica, in quanto costruiti sulla base delle preferenze dei decision-makers, i quali si possono interrogare se le politiche considerate siano ottimali in senso paretiano; inoltre, mentre i modelli più semplici impongono forti restrizioni sulle serie storiche reali e sono in molti casi rifiutati quando presentano specificazioni meno restrittive, al contrario i modelli DSGE forniscono una completa rappresentazione del processo stocastico multivariato per i dati.

La procedura di stima dei modelli DSGE si avvale dell'inferenza bayesiana, ovvero viene assegnata una distribuzione a priori ai parametri d'interesse che verrà poi combinata tramite il teorema di Bayes con la verosimiglianza ottenuta dai dati, per ottenere una distribuzione a posteriori. Utilizzando le distribuzioni a priori si attribuiscono pesi alla verosimiglianza, in modo da

assegnare maggiore importanza ad alcune zone dello spazio parametrico.

Sia  $\theta$  il vettore dei parametri di interesse,  $X$  il set delle osservazioni a disposizione e indichiamo con  $\pi(\theta)$  la funzione di densità della distribuzione a priori e con  $f(X|\theta)$  la verosimiglianza del modello, otteniamo:

$$\pi(\theta|X) = \frac{\pi(\theta) \cdot f(X|\theta)}{\int_{\theta} f(X|\theta) d\theta} \simeq \pi(\theta) \cdot f(X|\theta) \quad (2.1)$$

Dove il denominatore rappresenta la densità marginale dei dati e serve come costante di normalizzazione. L'informazione post sperimentale è quindi proporzionale al prodotto tra informazione pre sperimentale e informazione sperimentale. La verosimiglianza viene stimata tramite il filtro di Kalman, che ci permette di aggiornare l'informazione ogni qualvolta venga acquisita una nuova osservazione; viene utilizzato inoltre l'algoritmo Metropolis-Hasting per simulare la distribuzione a posteriori per i parametri di interesse. Si tratta di un metodo che genera catene di Markov Monte Carlo (MCMC) per ottenere una sequenza di campioni random da una funzione di probabilità per la quale risulta problematico il campionamento diretto: per prima cosa calcola il punto più probabile della distribuzione, ovvero la moda della densità a posteriori, tramite l'algoritmo *csmmwel* sviluppato da Chris Sims, poi, partendo da questo valore, genera una catena nella quale ogni stato  $x^{t+1}$  dipende solamente dal precedente stato  $x^t$  tramite l'equazione  $x^t = x^{t+1} + \varepsilon$ , dove  $\varepsilon \sim N(0, c\Sigma)$ ,  $\Sigma$  è l'inverso della matrice Hessiana calcolata nella moda della distribuzione a priori e  $c$  è una costante. Vengono così simulate due serie di 1.000.000 estrazioni delle quali la metà verrà scartata al fine di raggiungere la distribuzione ergodica a posteriori. Una volta effettuata l'estrazione, l'algoritmo decide se il candidato è un punto adeguato per la costruzione della distribuzione a posteriori, per farlo considera il rapporto  $w = \frac{p(x^{t+1})}{p(x^t)}$ .

---

e lo confronta con una realizzazione da una variabile Uniforme(0,1). Se  $w$  è maggiore della realizzazione, allora  $x^{t+1}$  viene accettato e prende il posto di  $x^t$  al momento in cui riparte l'algoritmo. La costante  $c$  è un fattore di scala molto importante in quanto ci permette di aggiustare la matrice di varianza e covarianza del termine d'errore per arrivare ad ottenere un range di accettazione delle estrazioni che va da un minimo del 23% ad un massimo del 40%.





# Modello DSGE con isteresi

## 3.1 Versione empirica del modello

Vengono in seguito riportate le equazioni che compongono il modello DSGE utilizzato per studiare il fenomeno di isteresi statunitense:

$$u_t - u_t^* = \rho_u(u_{t-1} - u_{t-1}^*) + \psi(R_t - \pi_{t+1}^e) + \epsilon_t^u \quad (3.1)$$

$$\pi_t = \gamma_\pi \pi_{t+1}^e + (1 - \gamma_\pi)\pi_{t-1} - \delta(u_t - u_t^*) + \epsilon_t^\pi \quad (3.2)$$

$$R_t = \rho_R R_{t-1} + (1 - \rho_R)[\alpha_\pi \pi_t - \alpha_u(u_t - u_t^*)] + \epsilon_t^R \quad (3.3)$$

$$u_t^* = (1 - \mu)u_{t-1}^* + \mu u_{t-1} + \epsilon_t^{u^*} \quad (3.4)$$

$$\epsilon_t^u = \beta_1 \epsilon_{t-1}^u + \zeta_t^u \quad (3.5)$$

$$\epsilon_t^\pi = \beta_2 \epsilon_{t-1}^\pi + \zeta_t^\pi \quad (3.6)$$

$$\epsilon_t^R = \beta_3 \epsilon_{t-1}^R + \zeta_t^R \quad (3.7)$$

Con  $\zeta^j \sim i.i.d.N(0, \sigma_j^2)$ ,  $j \in (u, \pi, R)$

Il modello preso in considerazione è in linea con il lavoro sviluppato da Eller e Gordon (cfr [14]).

L'equazione (3.1) descrive come si comporta il gap disoccupazionale, con il parametro  $\rho_u$  che cattura il peso dovuto al passato e il parametro  $\psi$  il peso dovuto alla differenza tra tasso nominale e inflazione.

La (3.2) rappresenta l'equazione di Friedman modificata con l'inserimento

del gap disoccupazionale.  $\pi_t$  è il tasso di inflazione,  $\pi_{t+1}^e$  l'inflazione attesa,  $u_t$  il tasso di disoccupazione attuale e  $u_t^*$  il tasso di disoccupazione potenziale di lungo periodo (NAIRU). L'aspettativa di inflazione e l'inflazione passata vengono pesate entrambe in modo complementare a 1 da  $\gamma_\pi$ . Il parametro  $\delta$  cattura l'influenza esercitata dal gap disoccupazionale sull'inflazione attuale. La (3.3) illustra la relazione tra politica monetaria e oscillazioni del gap inflazionistico e disoccupazionale, rispettando la regola di Taylor. Il parametro  $\rho_R$  (*interest rate smoothing*) coglie l'influenza del tasso d'interesse passato, mentre in modo complementare a uno pesa l'informazione derivante dalla somma dell'inflazione e del gap disoccupazionale. I parametri  $\alpha_\pi$  e  $\alpha_u$  rappresentano rispettivamente i singoli pesi di inflazione e gap di disoccupazione.

L'equazione (3.4) è la vera novità del nostro modello. Con questa espressione si cerca di catturare il modo in cui si forma il tasso di disoccupazione potenziale. Il parametro  $\mu$  pesa il contributo apportato dal livello della disoccupazione del periodo precedente, mentre il suo complementare a 1 misura il peso apportato dal livello potenziale precedente.

Le equazioni (3.5)-(3.7) descrivono l'autoregressività degli shocks con innovazioni serialmente e mutuamente incorrelate.

### 3.1.1 Versione *state-space*

Si considerino i seguenti vettori:

- il vettore dei parametri strutturali  $\beta = (\rho_u \ \psi \ \gamma_\pi \ \delta \ \rho_R \ \alpha_\pi \ \alpha_u \ \mu \ \gamma_1 \ \gamma_2 \ \gamma_3)'$ ;
- il vettore delle variabili endogene  $\alpha_t = (u_t \ u_t^* \ \pi_t \ R_t)'$ ;
- il vettore degli shock  $\epsilon_t = (\epsilon_t^u \ \epsilon_t^\pi \ \epsilon_t^R \ \epsilon_t^{u^*})'$ ;
- il vettore delle innovazioni  $\eta = (\zeta_t^u \ \zeta_t^\pi \ \zeta_t^R \ \zeta_t^{u^*})'$ .

Il modello espresso in forma *state-space* risulta:

$$\begin{bmatrix} \alpha_t \\ \epsilon_t \end{bmatrix} = T(\beta) \begin{bmatrix} \alpha_{t-1} \\ \epsilon_{t-1} \end{bmatrix} + Q(\beta)\eta_t, \quad (3.8)$$

$$Y_t = Z(\beta) \begin{bmatrix} \alpha_t \\ \epsilon_t \end{bmatrix}. \quad (3.9)$$

Dove  $T(\beta)$  è la matrice di transizione dello stato,  $Q(\beta)$  è la matrice che trasforma lo stato delle osservazioni e  $Z(\beta)$  è una matrice di elementi deterministici che servono a selezionare il termine d'errore. Oltre a queste due equazioni il modello *statespace* è formato dal vettore dei parametri iniziali, dove vengono specificate le distribuzioni a priori dei parametri strutturali. Tramite le equazioni di misura si collegano i processi latenti alle variabili osservate e la verosimiglianza viene calcolata tramite il filtro di Kalman, algoritmo ricorsivo che permette di aggiornare la verosimiglianza, ogniqualvolta viene acquisita una nuova osservazione. La verosimiglianza ottenuta

in questo modo viene poi combinata con la distribuzione a priori scelta opportunamente in modo da ottenere la distribuzione a posteriori per i vari parametri.

## 3.2 I dati

Per stimare il modello vengono utilizzate tre serie di osservazioni: il tasso d'interesse nominale, il tasso d'inflazione e il tasso di disoccupazione. Le osservazioni vanno dal terzo trimestre del 1954 al secondo trimestre del 2008.

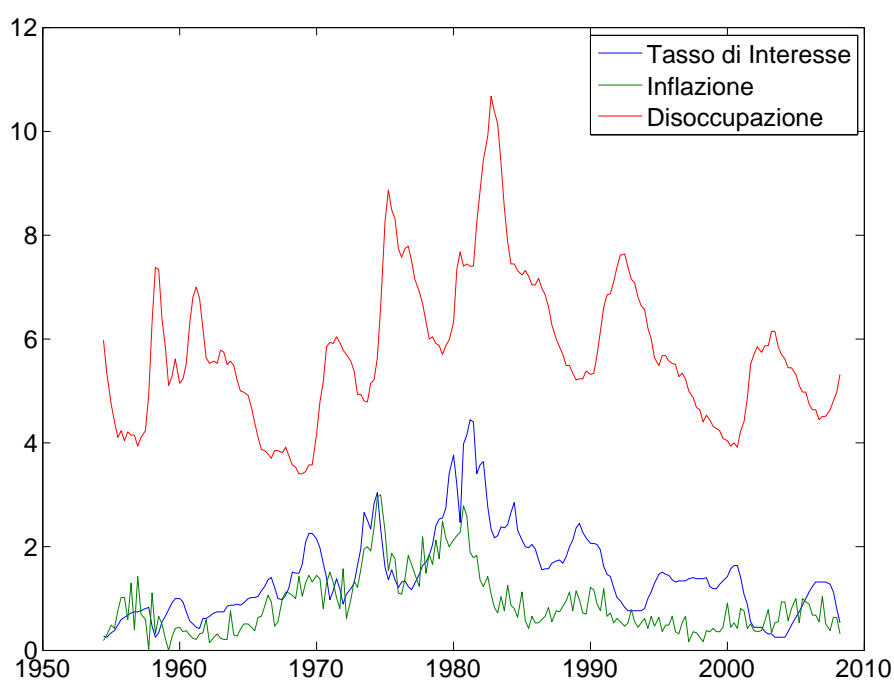


Figura 3.1: I dati

Nella figura 3.1 vengono riportate le 216 osservazioni utilizzate in questo lavoro: in rosso abbiamo la serie del tasso di disoccupazione, in verde quella dell'inflazione mentre in blu la serie del tasso d'interesse. Si nota subito

che a periodi di aumento del tasso d'interesse corrispondono periodi di bassa disoccupazione e viceversa.

In seguito i dati a disposizione verranno suddivisi in tre archi temporali differenti, il primo che va dal primo trimestre del 1954 al secondo trimestre del 1979 e rappresenta il periodo pre gestione Volcker, il secondo che va dal primo trimestre del 1990 al secondo trimestre del 2008 e rappresenta il periodo post Volcker; il terzo che va dal terzo trimestre 1979 al quarto trimestre 1989 e rappresenta un periodo caratterizzato da alti tassi di disoccupazione, come si può notare in figura 3.1.

La fonte dei dati è la Federal Reserve Bank of St.Louis (FREDII).

### 3.3 Strategia di stima

Il coefficiente chiave di questo modello DSGE è  $\mu$ , per il quale viene scelta come distribuzione a priori una Beta. Questo parametro può essere visto come la misura del grado di isteresi prodottasi nel periodo considerato, e può variare in un range che va da zero a uno. La teoria economica classica prevede che  $\mu$  debba essere statisticamente non significativo ai fini della stima del modello.

Il lavoro si può dividere in due parti, per prima cosa verranno calcolate le stime utilizzando tutto il campione disponibile, mentre in seconda analisi verrà ripetuta l'analisi spezzando il campione in tre archi temporali. Si procede in questo modo per vedere se ci sono differenze significative nelle stime per i dati pre e post la presidenza Volcker.

Una volta calcolate le stime verranno analizzate le funzioni di risposta ad impulso e le decomposizioni delle varianze d'errore di previsione.

In seguito viene riportata una tabella contenente tutte le distribuzioni a priori dei parametri del modello, in linea con G. Ascari, E. Castelnuovo e L. Rossi (cfr. Ascari). Nella colonna delle densità, entro parentesi, sono indicate media e deviazione standard.

---



---

Parametro	Distribuzione a priori
$\alpha_\pi$	$N(1.5,0.3)$
$\mu$	$\beta(0.5,0.285)$
$\rho_u$	$\beta(0.5,0.285)$
$\rho_r$	$\beta(0.5,0.285)$
$\psi$	$\Gamma(0.1,0.015)$
$\delta$	$\Gamma(0.1,0.015)$
$\alpha_u$	$N(0,0.3)$
$\beta_1$	$\beta(0.5,0.285)$
$\beta_2$	$\beta(0.5,0.285)$
$\beta_3$	$\beta(0.5,0.285)$
$\sigma_{\epsilon_u}$	$I\Gamma(0.1,2)$
$\sigma_{\epsilon_\pi}$	$I\Gamma(0.1,2)$
$\sigma_{\epsilon_r}$	$I\Gamma(0.1,2)$
$\sigma_{\epsilon_{u^*}}$	$I\Gamma(0.1,2)$

---



---

Tabella 3.1: Distribuzioni a priori



# Analisi empirica

In questo capitolo verranno esposti i risultati ottenuti dalla stima del modello 3.1-3.7.

## 4.1 Convergenza del modello

Quando si analizza un modello di questo tipo, una delle prime cose da fare è controllarne la convergenza in quanto sinonimo di correttezza per le stime ottenute. Il software usato per l'analisi, Dynare, utilizza il metodo elaborato da *Brooks and Gelman* (cfr citebrooks) che sfrutta le realizzazioni dell'algoritmo MonteCarlo (MCMC), un metodo che valuta la convergenza delle iterazioni verso la distribuzione ergodica, comparando la varianza *tra* ed *entro* le catene di Markov utilizzate per simulare le distribuzioni. Si può dire di aver raggiunto convergenza quando le conclusioni sui parametri d'interesse non dipendono dal punto di partenza della simulazione. Si tratta quindi di confrontare risultati ottenuti da campioni indipendenti generati da diversi punti di partenza, al fine di ottenere una famiglia di test per la convergenza. Ogni catena effettua un numero  $k$  prestabilito di iterazioni, delle quali verranno scartate le prime  $n$ . Avendo a disposizione  $m$  catene, verranno prodotte  $m$  possibili conclusioni e, per vedere quali tra queste sono abbastanza simili da indicare convergenza, vengono confrontate con il risultato ottenuto mescolando insieme tutte le  $mn$  estrazioni da tutte le sequenze. Prendiamo come esempio il caso scalare di una variabile  $\psi$  con media  $\mu$  e varianza  $\sigma^2$  sotto la

distribuzione target e supponiamo di disporre di uno stimatore non distorto per  $\mu$ . Indicando con  $\psi_{jt}$  la  $t$ -esima delle  $n$  iterazioni di  $\psi$  nella catena  $j$ , e ponendo  $\hat{\mu} = \bar{\psi}_{..}$ , calcoliamo la varianza *entro* e *tra* i gruppi, rispettivamente  $B/n$  e  $W$ , nel seguente modo:

$$B/n = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^m (\bar{\psi}_j - \bar{\psi}_{..})^2 \quad (4.1)$$

$$W = \frac{1}{m(n-1)} \sum_{j=1}^m \sum_{t=1}^n (\psi_{jt} - \bar{\psi}_j)^2 \quad (4.2)$$

Avendo queste stime, possiamo stimare  $\sigma^2$  tramite una media ponderata di  $B$  e  $W$ :

$$\hat{\sigma}_+^2 = \frac{n-1}{n} W + B/n \quad (4.3)$$

che sarebbe una stima non distorta della vera varianza  $\sigma^2$  se i punti di partenza delle sequenze fossero stati presi dalla distribuzione target, ma sovrastima  $\sigma^2$  se la distribuzione di partenza è appropriatamente *overdispersed*, ovvero caratterizzata da una forte presenza di variabilità. Tenendo conto della variabilità dello stimatore  $\hat{\mu}$  si produce una stima della varianza associata a posteriori  $\hat{V} = \hat{\sigma}_+^2 + B/(mn)$ . Il rapporto tra la stima appena ottenuta e la vera varianza prende il nome di *scale reduction factor* (SRF),

$$R = \frac{\hat{V}}{\sigma^2} \quad (4.4)$$

e dovrebbe tendere a 1 per raggiungere la condizione di convergenza. Il denominatore di  $R$  però non è noto e deve essere stimato dai dati; possiamo ottenere una sovrastima di  $R$  sottostimando  $\sigma^2$  con  $W$ .

$$\hat{R} = \frac{\hat{V}}{W} = \frac{m+1}{m} \frac{\hat{\sigma}_+^2}{W} - \frac{n-1}{m} \quad (4.5)$$

E nella versione aggiustata per i  $d$  gradi di libertà risulta essere:

$$\hat{R}_c = \frac{d+3}{d+1} \hat{R} = \frac{d+3}{d+1} \frac{\hat{V}}{W} \quad (4.6)$$

$\hat{R}$  viene chiamato *potential* scale reduction factor (PSRF), e può essere interpretato come una diagnostica di convergenza. Se  $\hat{R}$  è vicino a 1 possiamo concludere che ognuno degli  $m$  sets di  $n$  osservazioni simulate è vicino alla distribuzione target.

Un approccio analogo per il monitoraggio della convergenza è quello grafico. Si dividono le  $m$  sequenze in lotti di lunghezza  $b$  e si calcolano  $V(k)$ ,  $W(k)$  e  $\hat{R}_c(k)$  basati sulla seconda metà delle osservazioni di una sequenza di lunghezza  $2kb$ , per  $k = 1, \dots, n/b$  e  $n$  sufficientemente grande. La scelta di eliminare la prima parte di osservazioni è ragionevole in termini computazionali. Se si scartasse una quantità maggiore la diagnostica sarebbe basata in modo poco razionale su una piccola frazione dei campioni disponibili. Tuttavia, se si decidesse di scartare meno, il campione delle osservazioni usato cambierebbe troppo poco ad ogni iterazione, e il valore di  $\hat{R}$  rimarrebbe alto troppo a lungo, a causa della sua continua dipendenza. In questo caso la diagnosi sarebbe sbagliata, in quanto diagnosticherebbe convergenza più tardi del necessario. Lo scarto di metà campione ad ogni iterazione rappresenta un compromesso che cerca di massimizzare l'efficienza complessiva.

Le serie della varianza *tra* ed *entro* i gruppi vengono riportate su un diagramma e si guarda se tendono a stabilizzarsi (solitamente la varianza *tra* tende a diminuire mentre quella *entro* ad aumentare), se ciò accade si può concludere che il modello converge.

Prima di osservare i risultati ottenuti dalla stima, andiamo ad analizzare il grafico della convergenza del modello, in quanto non avrebbe senso proseguire se ci trovassimo di fronte ad un modello che non converge.

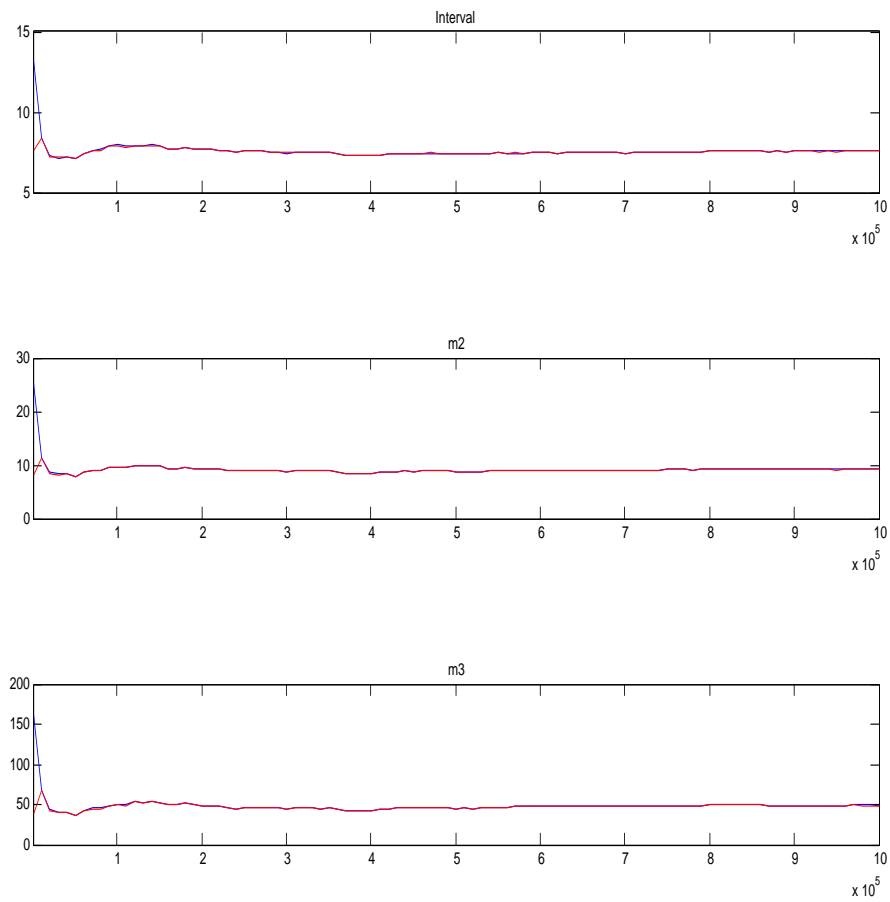


Figura 4.1: Convergenza del modello

Le linee blu rappresentano la varianza *tra* le catene di Markov mentre quelle rosse la varianza *entro*. Il confronto tra i due tipi di varianze viene fatto si-

mulando 1.000.000 di iterazioni per ogni catena. Il grafico va esaminato però dalla metà in poi poichè, per le ragioni illustrate in precedenza, si decide di scartare le prime 500.000 osservazioni. Dynare fornisce tre tipi di grafici: *interval*, ovvero l'intervallo costruito attorno alla media delle medie con un livello di confidenza del 90%; *m2* che ne fornisce la varianza e *m3* che ne plotta il momento terzo. Nell'asse delle ascisse viene riportato il numero di iterazioni simulate dall'algoritmo Metropolis-Hastings, mentre sull'asse delle ordinate le misure dei momenti del parametro (il primo valore corrisponde al valore di partenza dell'algoritmo). Se i momenti acquisiti si rilevassero troppo instabili, sarebbero sintomo di non convergenza e di distribuzioni a priori troppo poco informative, in questo caso saremmo costretti a rifare le stime con altre distribuzioni a priori, oppure utilizzando un numero superiore di iterazioni dell'algoritmo.

Nella figura 4.1 si possono vedere i tre grafici riferiti al modello preso in considerazione in questo lavoro. Le serie sembrano rispettare i criteri di convergenza, essendo pressochè costanti e tendenti alla stabilizzazione. Si può affermare quindi che le a priori sono sufficientemente informative, che il modello converge e che possiamo procedere all'analisi delle stime e delle distribuzioni a posteriori ottenute.

## 4.2 Analisi delle distribuzioni a posteriori

### 4.2.1 Primo step di stima

Il processo di stima si divide in due stadi. Nel primo viene calcolata la moda per ogni parametro del modello, mentre nel secondo viene calcolata la distribuzione a posteriori completa.

	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
$\alpha_\pi$	1.500	1.3098	0.1709	7.6635	norm	0.3000
$\mu$	0.500	0.8047	0.1499	5.3665	beta	0.2850
$\rho_u$	0.500	0.4869	0.1102	4.4167	beta	0.2850
$\rho_r$	0.500	0.8443	0.0215	39.2578	beta	0.2850
$\psi$	0.100	0.0945	0.0137	6.9153	gamm	0.0150
$\delta$	0.100	0.0800	0.0123	6.5222	gamm	0.0150
$\alpha_u$	0.000	1.1989	0.2121	5.6526	norm	0.3000
$\gamma_\pi$	0.500	0.9995	0.0104	96.0837	beta	0.2850
$\beta_1$	0.500	0.3251	0.1321	2.4603	beta	0.2850
$\beta_2$	0.500	0.8566	0.0424	20.2117	beta	0.2850
$\beta_3$	0.500	0.2045	0.0783	2.6102	beta	0.2850
$\sigma_u$	0.100	0.2779	0.0141	19.7320	invg	2.0000
$\sigma_\pi$	0.100	0.0480	0.0135	3.5469	invg	2.0000
$\sigma_r$	0.100	0.2012	0.0100	20.0716	invg	2.0000
$\sigma_u^*$	0.100	0.0421	0.0144	2.9184	invg	2.0000

Tabella 4.1: Primo step di stima

La tabella 4.2 rappresenta il tipico output di stime fornito da Dynare. Nelle prime tre colonne possiamo trovare media a priori, moda a posteriori e corrispettiva deviazione standard per tutti i parametri e per le deviazioni standard degli shock del modello. Nelle ultime tre colonne invece abbiamo un test di significatività, *t-stat*, la distribuzione scelta a priori per il parametro e la corrispettiva deviazione standard, anch'essa scelta a priori.

Alla seguente tabella va accompagnato il valore della logverosimiglianza di Laplace, calcolato assumendo una distribuzione a posteriori normale (Laplace approximation). Nel nostro caso risulta uguale a *-92.548980*.

Il *t-stat* non è riconducibile alla classica statistica *t*, in quanto si riferisce ad una posterior density e non ad una verosimiglianza. Si tratta dunque di una statistica non affidabile per la valutazione della significatività dei parametri, poichè non è garantito che la posterior sia una normale.

Al fine di raggiungere lo scopo preposto con questo lavoro è molto importante sapere se il nostro parametro di interesse  $\mu$  è statisticamente significativo (soprattutto per i sotto-campioni presi in considerazione successivamente). Per superare il problema di non affidabilità del test riportato da Dynare si decide di stimare di nuovo il modello vincolando  $\mu$  a zero, per poi confrontarne il valore della logverosimiglianza con quello ottenuto in precedenza:

Vincolo	Log(ML)
$\mu \neq 0$	-92.548980
$\mu = 0$	-130.752670

Il valore ottenuto della logverosimiglianza di Laplace è molto inferiore ri-

spetto a quello ottenuto con il modello completo. Possiamo concludere che restringendo  $\mu$  a zero si ha una diminuzione della bontà di adattamento e quindi che  $\mu$  è un parametro importante per l'analisi. Un'ulteriore verifica per supportare quanto appena descritto si può fare calcolando il fattore di Bayes suggerito da Kass e Raftery (cfr [15]) e ottenuto a partire dal teorema di Bayes nel seguente modo:

$$pr(H_k|D) = \frac{pr(D|H_k)pr(H_k)}{pr(D|H_1)pr(H_1) + pr(D|H_2)pr(H_2)} \quad (4.7)$$

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  $pr(D|H_1)$  o  $pr(D|H_2)$ . Date le probabilità a priori  $pr(H_1)$  e  $pr(H_2) = 1 - pr(H_1)$ , i dati producono le probabilità a posteriori  $pr(H_1|D)$  e  $pr(H_2|D)$ . Affinchè 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 sè 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:

$$\frac{pr(H_1|D)}{pr(H_2|D)} = \frac{pr(D|H_1)pr(H_1)}{pr(D|H_2)pr(H_2)} \quad (4.8)$$

dove,

$$B_{12} = \frac{pr(D|H_1)}{pr(D|H_2)} \quad (4.9)$$

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	Veramente forte

Se denotiamo con  $H_2$  l'ipotesi del modello vincolato (con  $\mu=0$ ) e con  $H_1$  l'ipotesi del modello senza vincoli (con  $\mu \neq 0$ ), possiamo andare a calcolare il fattore di Bayes nel seguente modo,  $B_{12} = \exp(ML_v - ML_{nv}) = \exp(-130.752670 + 92.548980) = 2.5606e^{-017} \simeq 0$ . Tale valore ci dice che i dati favoriscono inequivocabilmente un modello con la presenza del parametro  $\mu$ .

Possiamo passare ora ad esaminare le distribuzioni a posteriori complete con il secondo step di stime.

## 4.2.2 Secondo step di stima

	prior mean	post. mean	conf. interval	prior	pstdev
$\alpha_\pi$	1.500	1.3242	1.0500-1.5733	norm	0.3000
$\mu$	0.500	0.8188	0.6617-1.0000	beta	0.2850
$\rho_u$	0.500	0.4693	0.2956-0.6417	beta	0.2850
$\rho_r$	0.500	0.8438	0.8092-0.8798	beta	0.2850
$\psi$	0.100	0.0959	0.0734-0.1178	gamm	0.0150
$\delta$	0.100	0.0814	0.0615-0.1012	gamm	0.0150
$\alpha_u$	0.000	1.1788	0.8249-1.5262	norm	0.3000
$\gamma_\pi$	0.500	0.9864	0.9690-1.0000	beta	0.2850
$\beta_1$	0.500	0.3311	0.1465-0.5193	beta	0.2850
$\beta_2$	0.500	0.8438	0.7946-0.8940	beta	0.2850
$\beta_3$	0.500	0.2149	0.0889-0.3414	beta	0.2850
$\sigma_u$	0.100	0.2775	0.2524-0.3025	invg	2.0000
$\sigma_\pi$	0.100	0.0522	0.0352-0.0685	invg	2.0000
$\sigma_r$	0.100	0.2044	0.1874-0.2211	invg	2.0000
$\sigma_u^*$	0.100	0.0542	0.0252-0.0829	invg	2.0000

Tabella 4.2: Secondo step di stima

Il secondo step di stima produce un valore di logverosimiglianza pari a -92.934527, un valore in linea con quello ottenuto in precedenza. In questo punto però la log-densità marginale a posteriori viene calcolata con il metodo *Modified Harmonic Mean*, che non richiede l'assunzione di normalità nella distribuzione a posteriori.

Il tasso di accettazione è compreso tra il 37.33% e il 37.48%, valore che “va bene” in quanto appartenente all'intervallo di accettazione esposto nel para-

grafo 2.1.

La media a posteriori del nostro parametro d'interesse  $\mu$  risulta pari a 0.8188, con un intervallo di credibilità del 90% pari a [0.6617-1.0000]. Il valore 0 cade ben al di fuori dell'intervallo, ulteriore evidenza della significatività del parametro nel modello. Anche i coefficienti  $\alpha_u$  e  $\alpha_\pi$ , che descrivono il peso di  $(u_t - u_t^*)$  e  $\pi$  sulla determinazione del tasso d'interesse nominale, presentano medie a posteriori elevate, rispettivamente pari a 1.1788 e 1.3242. Il peso delle aspettative sul tasso d'inflazione viene stimato dal coefficiente  $\gamma_\pi$  che presenta una moda a posteriori pari a 0.9864.

Le stime di  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  e  $\beta_3$  sono tutte significative e comprese tra 0 e 1, il che significa che i termini d'errore sono correlati con il loro passato seguendo processi autoregressivi stazionari.

Possiamo passare ad analizzare la distribuzione a posteriori in versione grafica, fornita dal secondo step di stima.

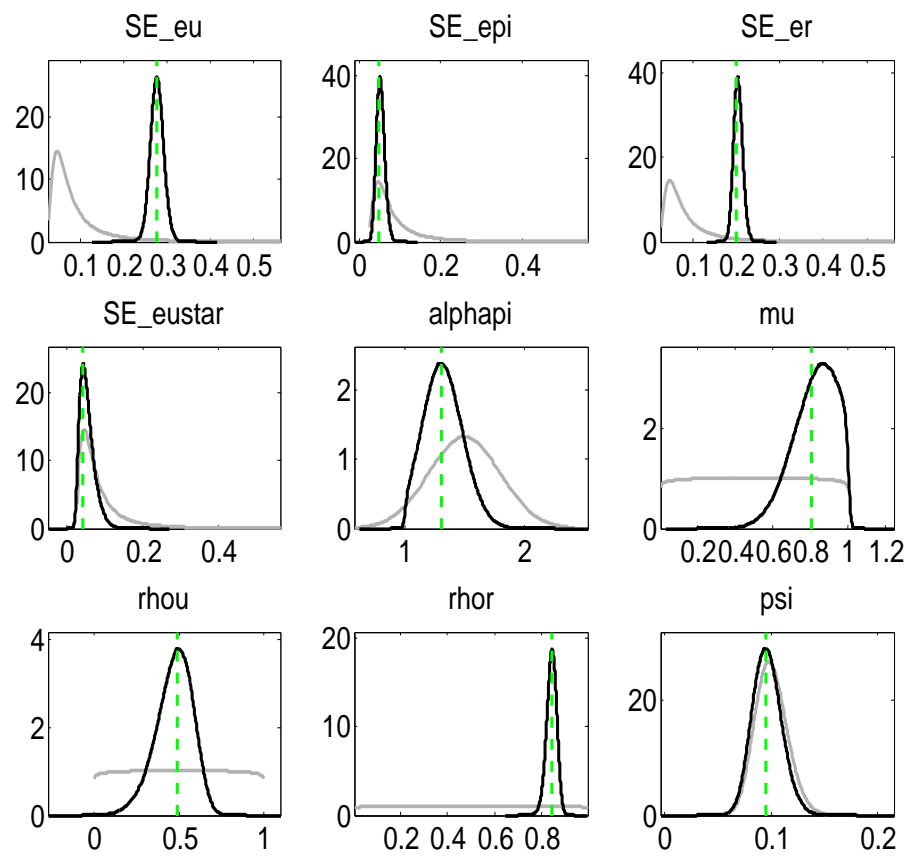


Figura 4.2: Densità a priori e a posteriori

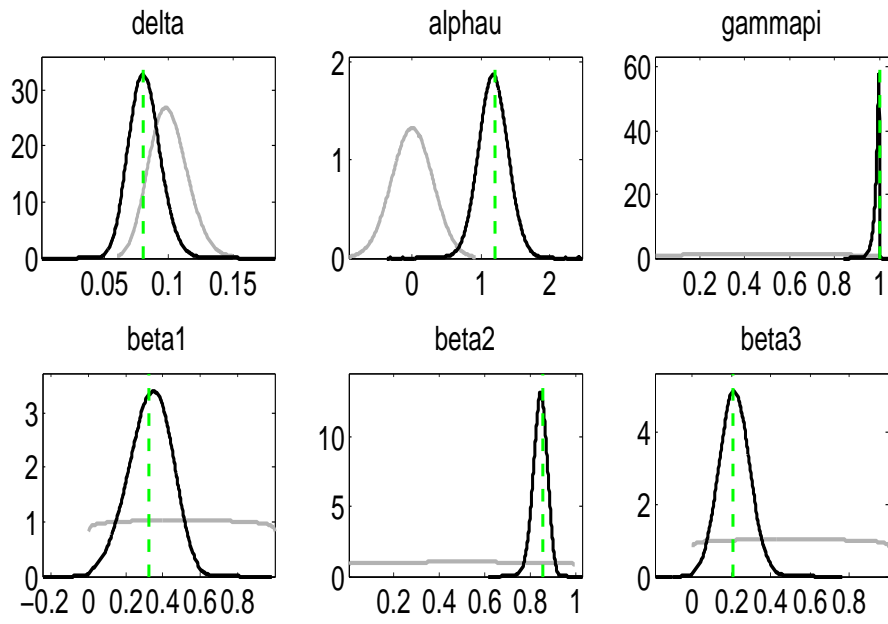


Figura 4.3: Densità a priori e a posteriori

Le linee grigie rappresentano le distribuzioni scelte a priori, le linee nere invece le distribuzioni a posteriori calcolate con l'algoritmo di Metropolis-Hastings. Le distribuzioni a priori non devono essere eccessivamente diverse da quelle a posteriori ma nemmeno del tutto simili, altrimenti significherebbe che i dati non hanno portato alcuna informazione aggiuntiva. Le linee nere prendono tutte forme simili a quella della normale ed è per questo che la log-verosimiglianza di Laplace viene calcolata assumendo che la densità a posteriori sia una normale centrata nella moda, con varianza funzione dell'Hessiano. Un altro elemento a favore della validità dei risultati ottenuti è rappresentato dal fatto che la moda a posteriori, calcolata come punto che massimizza la distribuzione a posteriori, non si discosta eccessivamente dalla moda della distribuzione a posteriori (i.e. il parametro d'interesse  $\mu$  presenta una moda a posteriori pari a 0.8047 e una moda della distribuzione a posteriori pari a 0.8188).

### 4.3 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs)

Andiamo ora ad analizzare come l'economia reagisce nel tempo ad impulsi esogeni, chiamati shocks, ovvero andiamo a studiare le *funzioni di risposta ad impulso* (IRFs) ottenute con il modello esposto nei paragrafi precedenti. Un sistema dinamico reagisce ad un input, l'impulso, producendo un certo tipo di output. L'IRF è la funzione che analizza la reazione nel tempo del sistema al cambiamento esterno.

In particolare andiamo a seguire come come shock di  $\zeta_t^\pi$ ,  $\zeta_t^R$  e  $\zeta_t^u$  impattano sulle nostre serie.

Nei seguenti grafici oltre alle funzioni di risposta ad impulso, delineate dalle curve nere più marcate, vengono riportati il quinto e il novantacinquesimo percentile della distribuzione a posteriori, identificati dalle linee sottili.

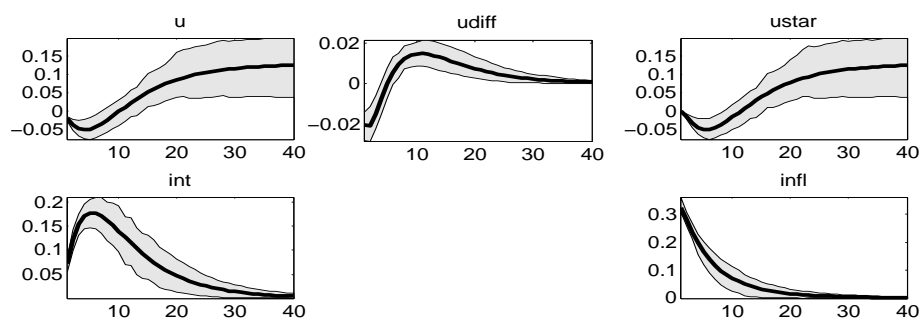


Figura 4.4: Orthogonalized shock to epi

In figura 4.4 viene illustrato l'effetto di uno shock all'inflazione: come ci aspettavamo l'aumento dell'inflazione comporta un aumento del tasso d'interesse nominale ( $int$ ), per cercare di contenere i prezzi come previsto dalla regola di Taylor. Il tasso di disoccupazione in questa situazione si comporta nel seguente modo: subisce inizialmente una spinta negativa, come vuole la curva di Phillips, per poi aumentare per far sì che il livello d'inflazione torni a quello iniziale. Questa spinta verso l'alto è il risultato interessante dell'analisi, soprattutto se accostata alla difficoltà del sistema di assorbirla. Si nota infatti che, mentre negli altri grafici la funzione tende velocemente a zero, per i grafici riguardanti il tasso di disoccupazione ed il tasso di disoccupazione potenziale ( $u$  e  $ustar$ ), la funzione non si annulla e l'effetto si protrae nel tempo. Questo è un comportamento tipico di una serie non stazionaria. Al fine dei nostri risultati ciò non ha molta importanza, in quanto il modello nel complesso risulta comunque stabile e soprattutto la serie gap disoccupazionale,  $u_t - u_t^*$  è stazionaria.  $Udiff$ , che è appunto la variabile che descrive il comportamento del gap tra disoccupazione puntuale e potenziale, subisce inizialmente una spinta negativa per poi aumentare e sistemarsi lentamente al livello di partenza. Ciò significa che uno shock all'inflazione comporta un sensibile scostamento del tasso di disoccupazione che a suo volta trascina il NAIRU ad un livello differente da quello iniziale. Una volta assorbito l'impulso  $u$  si riallinea al nuovo  $u^*$ . Infine è da tener conto che sotto l'ipotesi di assenza di isteresi  $u^*$  non dovrebbe reagire agli shock di politica monetaria.



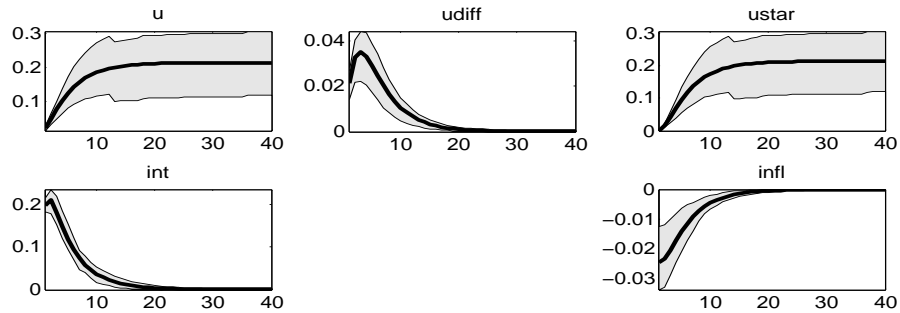


Figura 4.5: Orthogonalized shock to  $er$

In figura 4.5 viene riportata la IRF dello shock al tasso d'interesse nominale: uno shock positivo al tasso d'interesse nominale provoca una sensibile diminuzione del tasso di inflazione. Il tasso di disoccupazione risponde subito all'impulso aumentando il proprio livello. Questo effetto trascina il tasso di disoccupazione potenziale verso l'alto, come si può vedere dal comportamento del gap tra  $u$  e  $u^*$ . Il gap infatti è spinto inizialmente verso l'alto, fatto dovuto all'aumento di  $u$ , e poi si azzerava una volta che i due tassi si ritrovano allineati.

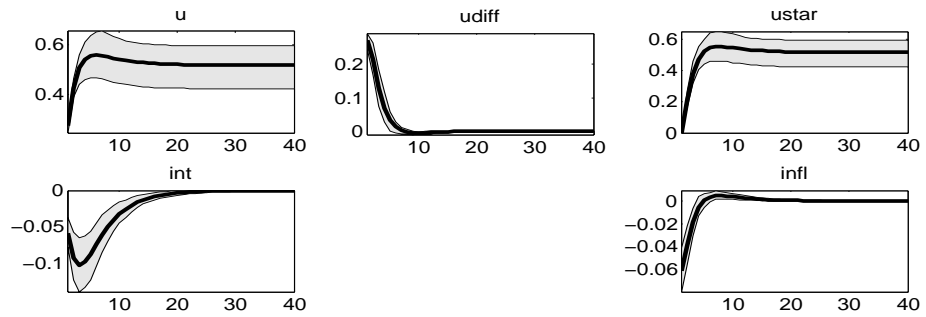


Figura 4.6: Orthogonalized shock to eu

Uno shock positivo al tasso di disoccupazione comporta una diminuzione del tasso dell'inflazione e di conseguenza del tasso d'interesse per riportarlo al livello originale.  $u$  e  $u^*$  reagiscono portandosi ad un livello più alto rispetto a quello di quiete e ancora una volta il gap disoccupazionale dopo una crescita iniziale si riporta velocemente al punto di partenza.

## 4.4 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. Viene analizzato separatamente l'effetto di uno shock, spegnendo tutti gli altri, il quale produrrà una reazione diretta nell'equazione in cui è coinvolto ed una conseguenza indiretta nelle altre equazioni tramite le relazioni con le variabili. Gli shocks non sono noti, quindi vanno stimati con un conseguente errore di previsione.

	$\zeta_t^u$	$\zeta_t^\pi$	$\zeta_t^R$	$\epsilon_t^{u^*}$
$u_t - u_t^*$	94.46	2.05	3.49	0.00
$u_t^* - u_{t-1}^*$	92.82	2.02	3.43	1.73
$\pi_t$	0.88	98.75	0.36	0.00
$R_t$	10.25	59.33	30.43	0.00

Tabella 4.3: FEVD

Uno shock nel tasso di disoccupazione gioca un ruolo molto forte nella spiegazione del gap tra disoccupazione e disoccupazione potenziale, raggiungendo una percentuale del 94% circa. Ha un effetto molto forte anche per quanto riguarda il gap temporale tra  $u_t^*$  e  $u_{t-1}^*$ , apportando un impatto del 93%. Impatta molto poco sull'inflazione, nemmeno l'1%, e apporta un'influenza del 10% circa al tasso di interesse nominale.

Per quanto riguarda l'effetto di uno shock al tasso di inflazione, si può notare

che apporta un contributo basso ai due gap, 2%, e un impatto ovviamente molto forte allo stesso  $\pi_t$ , 98%. Da sottolineare è anche la forte influenza esercitata sul tasso d'interesse nominale che arriva quasi al 60%.

Uno shock di politica monetaria comporta un impatto del 30% al tasso d'interesse nominale ed un impatto del 3% circa alle variabili che descrivono  $u_t - u_t^*$  e  $u_t^* - u_{t-1}^*$ .

Lo scopo di questa tesi è verificare la presenza di isteresi nella disoccupazione statunitense. Abbiamo costruito un modello capace di cogliere il grado di isteresi tramite il parametro  $\mu$ . I risultati ci dicono che la significatività di tale parametro è evidente e sembra giocare un ruolo fondamentale nel comprensione dei comportamenti macroeconomiche, quali tasso di disoccupazione e NAIRU.

# Analisi sottocampioni

In questo capitolo si procede spezzando il campione delle osservazioni in tre sottocampioni per cercare di capire se ci sono differenze sostanziali nella formazione del grado di isteresi. Il campione viene suddiviso in tre periodi che vanno rispettivamente dal terzo trimestre del 1954 al secondo trimestre del 1979, dal primo trimestre del 1990 al secondo trimestre del 2008 e dal secondo trimestre del 1979 al primo trimestre del 1985. Tale suddivisione è giustificata dal fatto che si crede che la politica economica statunitense sia cambiata sostanzialmente all'interno di questi periodi. Si è verificata, infatti, una significativa variazione di risposta ad impulso di uno shock di politica monetaria con l'avvento Paul Volcker alla guida della Federal Reserve (Castelnuovo e Surico (2010) cfr [11]).

## 5.1 Analisi campione 1954q3-1979q2

In questa sezione viene applicato il modello (3.1)-(3.7) al campione che va dal terzo trimestre del 1954 al secondo trimestre del 1979. Si tratta quindi del periodo precedente la presidenza di Volcker, ricordando che è stato incaricato di guidare la Federal Reserve nell'Agosto del 1979. Anche in questo caso partiamo analizzando graficamente la convergenza del modello.

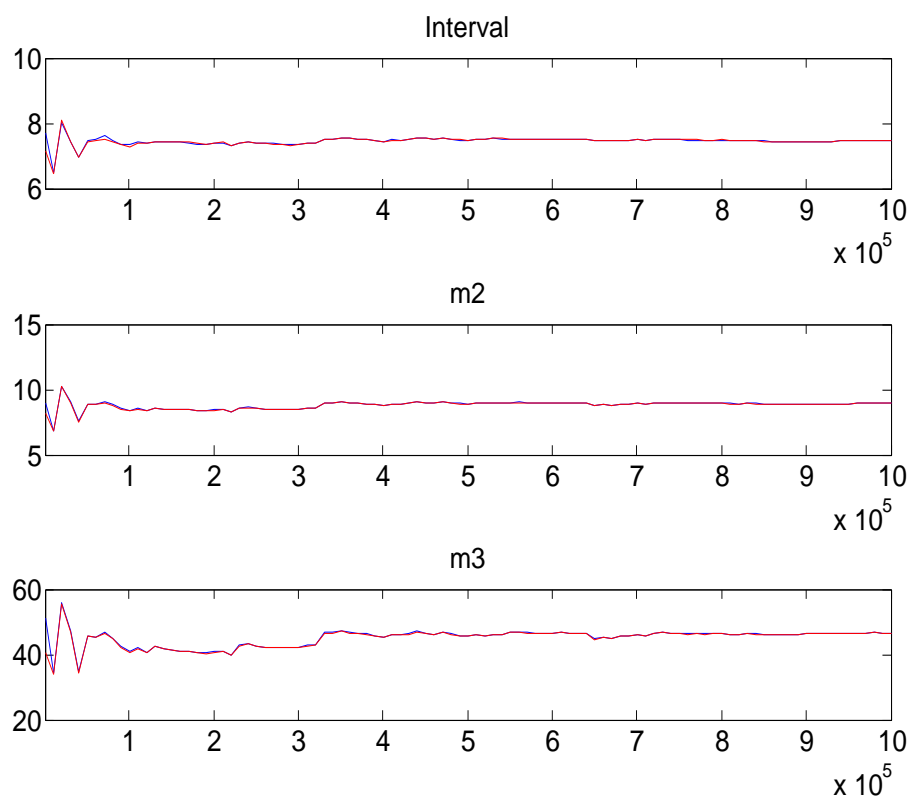


Figura 5.1: Convergenza del modello 1954-1979

Ricordiamo che il grafico va analizzato dalla metà in poi perchè vengono scartate le prime 500.000 simulazioni. Le serie seguono i criteri di convergenza, essendo anch'esse pressochè costanti e stabili. Possiamo passare quindi all'analisi delle stime ottenute, andando ad esaminare direttamente il secondo step di stima.

	prior mean	post. mean	conf. interval	prior	pstdev
$\alpha_\pi$	1.500	1.4866	1.0249-1.8685	norm	0.3000
$\mu$	0.500	0.1119	0.0284-0.1959	beta	0.2850
$\rho_u$	0.500	0.6794	0.5410-0.8223	beta	0.2850
$\rho_r$	0.500	0.9322	0.8968-0.9676	beta	0.2850
$\psi$	0.100	0.1019	0.0767-0.1260	gamm	0.0150
$\delta$	0.100	0.0730	0.0543-0.0913	gamm	0.0150
$\alpha_u$	0.000	0.4094	0.0323-0.7881	norm	0.3000
$\gamma_\pi$	0.500	0.9696	0.9309-1.0000	beta	0.2850
$\beta_1$	0.500	0.5874	0.4462-0.7332	beta	0.2850
$\beta_2$	0.500	0.5881	0.3834-0.8120	beta	0.2850
$\beta_3$	0.500	0.5347	0.3121-0.7619	beta	0.2850
$\sigma_u$	0.100	0.3463	0.2813-0.4098	invg	2.0000
$\sigma_\pi$	0.100	0.1413	0.0681-0.2110	invg	2.0000
$\sigma_r$	0.100	0.1064	0.0896-0.1226	invg	2.0000
$\sigma_u^*$	0.100	0.0770	0.0241-0.1389	invg	2.0000

Tabella 5.1: Secondo step di stima 1954-1979

Il tasso di accettazione è compreso tra 0.3655 e 0.3669, cade perciò dentro al range di accettazione esposto nel paragrafo 2.1.

La media a posteriori del parametro  $\mu$ , che misura il grado d'isteresi, risulta essere pari a 0.1119. Anche se otteniamo una stima molto più piccola rispetto

a quella ottenuta con tutto il campione, si tratta comunque di un parametro significativo. Come si può vedere dalla tabella 5.1 la stima di  $\mu$  cade dentro un intervallo di confidenza con una credibilità del 90% in cui non viene considerato lo zero. Andiamo a calcolare il fattore di Bayes anche in questo caso, stimando nuovamente il modello con  $\mu$  vincolato a zero e confrontando la log-verosimiglianza ottenuta con quella del modello completo.

Vincolo	Log(ML)
$\mu \neq 0$	-22.437398
$\mu = 0$	-22.487937

Se denotiamo con  $H_1$  l'ipotesi del modello vincolato e con  $H_2$  l'ipotesi del modello senza vincoli, otteniamo  $B_{12} = \exp(ML_v - ML_{nv}) = \exp(-22.487937 + 22.437398) = 0.9508$ . Valore che se confrontato con gli intervalli proposti da Kass e Raftery (cfr [15]), ci da un'ulteriore certezza nell'affermare che la stima ottenuta per  $\mu$  è statisticamente diversa da zero. Le stime degli altri parametri del modello, fatta eccezione per quella di  $\alpha_u$  che diminuisce in modo rilevante, rimangono in linea con i risultati ottenuti usando tutto il campione.

Per la visualizzazione dei grafici delle distribuzioni a posteriori ottenuti con l'algoritmo Metropolis-Hastings si rimanda all'appendice tecnica a fine lavoro.



### 5.1.1 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs)

Andiamo ora ad analizzare come l'economia ante 1979 risponde ad impulsi esogeni. Nei seguenti grafici le linee nere più marcate corrispondono alle funzioni di risposta, mentre le linee meno marcate corrispondono al quinto e al novantacinquesimo percentile della distribuzione a posteriori.

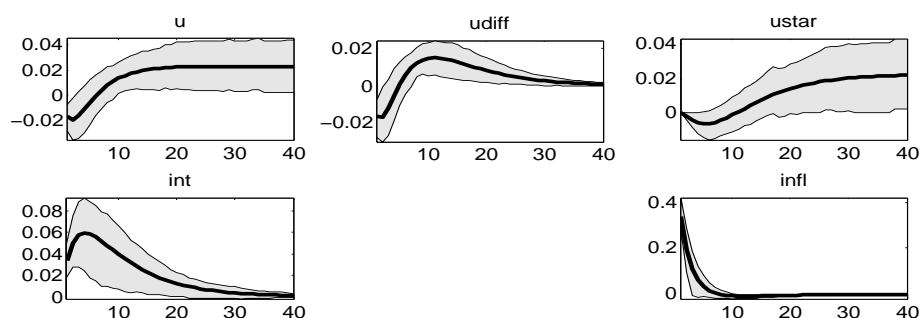


Figura 5.2: Orthogonalized shock to epi

In figura 5.2 viene riportato l'effetto di uno shock all'inflazione: il tasso d'interesse nominale cresce per cercare di contenere i prezzi, seguendo la regola di Taylor. Il tasso di disoccupazione reagisce alla spinta negativa aumentando oltre il livello iniziale. Tale effetto trascina il tasso di disoccupazione potenziale a seguire lo stesso comportamento; di conseguenza la variabile che misura il gap tra disoccupazione e NAIRU si comporta oscillando finchè non si riporta al livello iniziale.

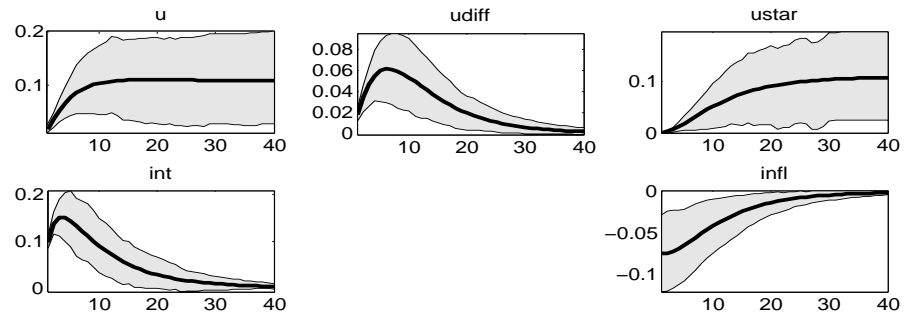


Figura 5.3: Orthogonalized shock to  $er$

In figura 5.3 viene descritto l'effetto di uno shock al tasso d'interesse nominale. Un improvviso aumento di  $R$  comporta una leggera diminuzione del tasso di inflazione, la quale comporta un graduale aumento del tasso di disoccupazione che il sistema fa fatica ad assorbire velocemente. Il tasso di disoccupazione trascina successivamente il tasso di disoccupazione potenziale verso l'alto e fa sì che il gap fra questi due tassi si annulli gradualmente.

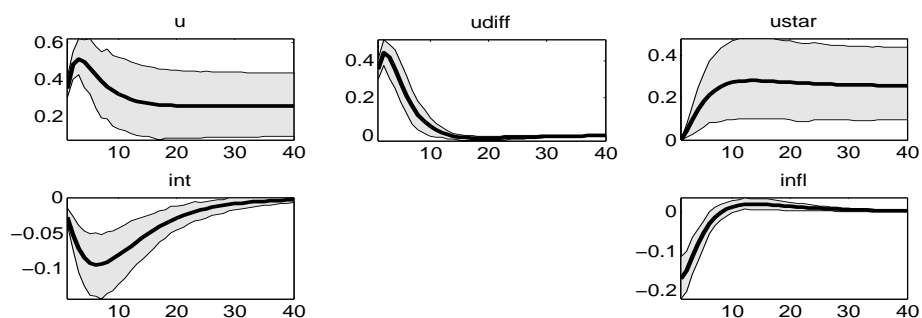


Figura 5.4: Orthogonalized shock to eu

Uno shock alla disoccupazione comporta un'istantanea diminuzione del tasso di disoccupazione, la quale comporta un calo del tasso d'interesse nominale per riportare  $\pi$  a livello iniziale. Il sistema non riesce ad assorbire del tutto l'impulso al tasso di disoccupazione, il quale rimane al di sopra del livello iniziale per molto tempo. Il tasso di disoccupazione potenziale viene anch'esso spinto verso dell'alto e fa molta fatica a ritornare al livello iniziale.

### 5.1.2 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione

	$\zeta_t^u$	$\zeta_t^\pi$	$\zeta_t^R$	$\epsilon_t^{u^*}$
$u_t - u_t^*$	94.74	0.43	4.83	0.00
$u_t^* - u_{t-1}^*$	70.14	0.32	3.58	25.97
$\pi_t$	27.25	57.11	15.63	0.00
$R_t$	27.50	9.89	62.61	0.00

Tabella 5.2: FEVD

In tabella 5.2 viene visualizzata la porzione di varianza di errore di previsione sull' $i$ -esima variabile attribuita alle innovazioni delle variabili considerate. Anche in questo caso, uno shock al tasso di disoccupazione gioca un ruolo molto forte nella determinazione del gap tra  $u$  e  $u^*$ , spiegandone il 95% circa. Apporta impatti molto significativi anche per le altre variabili prese in considerazione: 70% per quanto riguarda  $u_t^* - u_{t-1}^*$  e 27% circa sia per il tasso di inflazione, sia per il tasso d'interesse naturale.

Uno shock nel tasso d'inflazione incide quasi in modo nullo sulla formazione dei due gap, 0.43 % per  $u_t - u_t^*$  e 0.32% per  $u_t^* - u_{t-1}^*$ , giocando un ruolo più significativo per il tasso di interesse nominale, 10% circa, e ovviamente per lo stesso tasso d'inflazione, 57%.

Uno shock del tasso di interesse ha un effetto diretto del 63% e indirettamente incide sull'inflazione per 16%, su  $u_t - u_t^*$  per 5% e su  $u_t^* - u_{t-1}^*$  per il 4%. In conclusione uno shock sul tasso di disoccupazione potenziale ha unicamente un effetto diretto del 26%.

## 5.2 Analisi campione 1990q1-2008q2

Passiamo ora a stimare il modello (3.1)-(3.7) con il campione di osservazioni che va dal primo trimestre del 1990 al secondo trimestre del 2008. Prima di commentare le stime andiamo a verificare che il modello sia stabile anche per questo sottocampione.

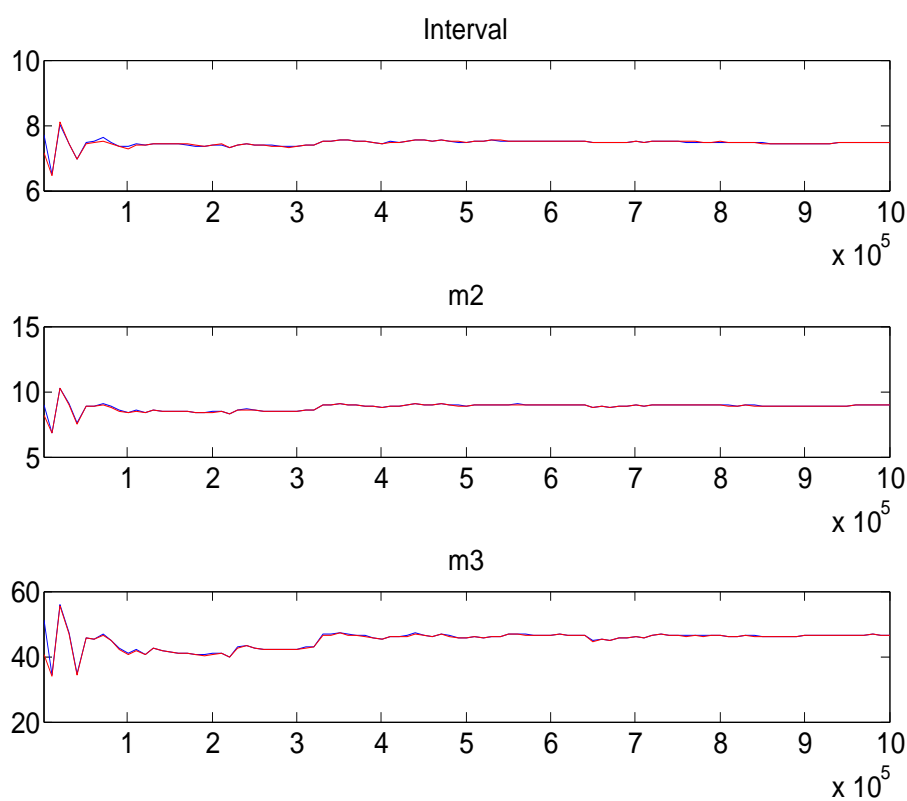


Figura 5.5: Convergenza del modello 1990-2008

In figura 5.5 si nota che la convergenza viene rispettata, in quanto in tutti i

tre grafici le linee rosse e blu tendono alla stabilizzazione.

Possiamo andare ad analizzare direttamente i risultati ottenuti dal secondo step di stima, conseguiti con un tasso di accettazione del 33% e con una log-verosimiglianza pari a 72.4417.

	prior mean	post. mean	conf. interval	prior	pstdev
$\alpha_\pi$	1.500	1.5054	1.0023-1.8914	norm	0.3000
$\mu$	0.500	0.4639	0.2681-0.6729	beta	0.2850
$\rho_u$	0.500	0.7292	0.5443-0.8734	beta	0.2850
$\rho_r$	0.500	0.8875	0.8352-0.9445	beta	0.2850
$\psi$	0.100	0.0949	0.0721-0.1153	gamm	0.0150
$\delta$	0.100	0.0909	0.0729-0.1131	gamm	0.0150
$\alpha_u$	0.000	0.3525	-0.1037-0.7988	norm	0.3000
$\gamma_\pi$	0.500	0.9794	0.9491-0.9996	beta	0.2850
$\beta_1$	0.500	0.6079	0.3842-0.7952	beta	0.2850
$\beta_2$	0.500	0.7775	0.7026-0.8709	beta	0.2850
$\beta_3$	0.500	0.8438	0.7632-0.9088	beta	0.2850
$\sigma_u$	0.100	0.1041	0.0638-0.1437	invg	2.0000
$\sigma_\pi$	0.100	0.0437	0.0239-0.0573	invg	2.0000
$\sigma_r$	0.100	0.0998	0.0737-0.1249	invg	2.0000
$\sigma_u^*$	0.100	0.1222	0.0957-0.1546	invg	2.0000

Tabella 5.3: Secondo step di stima 1990-2008

La media a posteriori del grado di isteresi  $\mu$  risulta essere pari a 0.4639, valore significativamente diverso da zero, in quanto l'intervallo di confidenza di credibilità del 90% non contiene il valore nullo. Il fattore di Bayes in questo caso risulta pari a  $B_{12} = \exp(ML_v - ML_{nv}) = \exp(71.457119 - 72.4417) = 0.3736$ , valore che cade nell'intervallo proposto da Kass e Raftery (cfr [15]) che esclu-

de evidenza contro l'ipotesi di modello non vincolato.

I risultati delle stime degli altri parametri rimangono in linea con le stime del primo sottocampione.

Passiamo ora ad analizzare le funzioni di risposta ad impulso e la decomposizione della varianza d'errore di previsione, per vedere se effettivamente ci sono differenze significative rispetto agli effetti visti in precedenza.

### 5.2.1 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs)

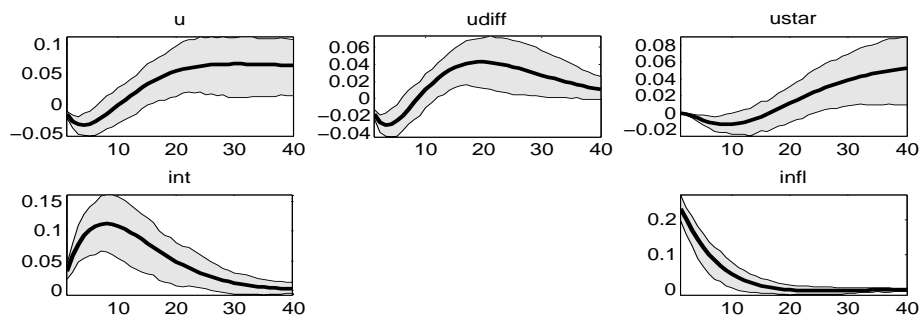


Figura 5.6: Orthogonalized shock to epi

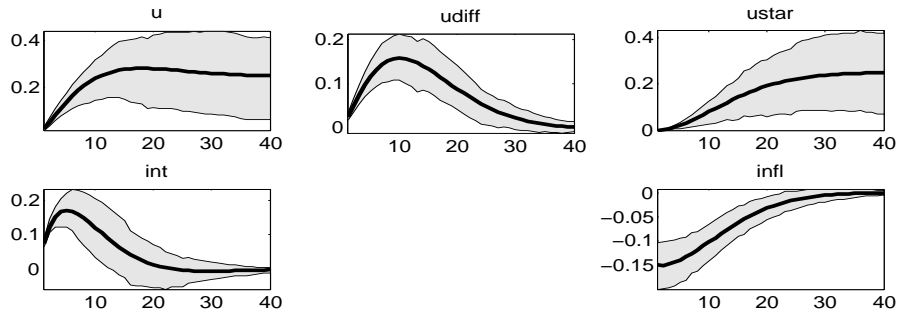


Figura 5.7: Orthogonalized shock to er

Anche in questo caso valgono le considerazioni fatte nel paragrafo 5.1.1. Lo shock all'inflazione comporta una crescita del tasso d'interesse nominale per cercare di contenere i prezzi e una leggera diminuzione del tasso di disoc-



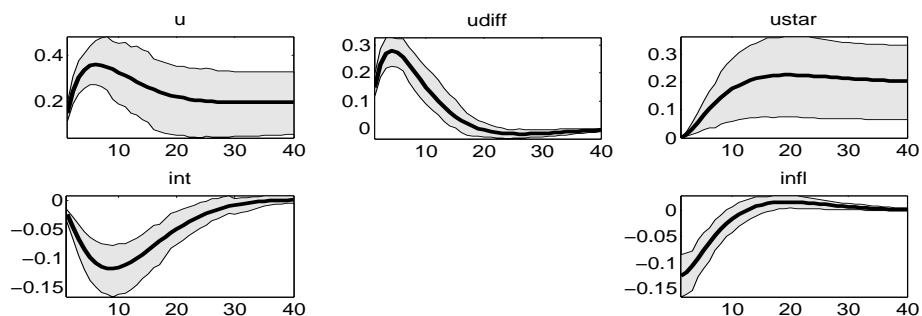


Figura 5.8: Orthogonalized shock to eu

cupazione che non riesce più a tornare rapidamente al proprio livello iniziale. Il tasso di disoccupazione potenziale si comporta di conseguenza, rimanendo a lungo leggermente al di sopra del proprio livello di partenza. La differenza tra  $u$  e  $u^*$  oscilla per poi tornare lentamente alla quota iniziale.

Uno shock al tasso di interesse nominale ha un effetto maggiore sul tasso di disoccupazione, e di conseguentemente nel tasso di disoccupazione potenziale, rispetto al periodo 1954-1979.

Lo shock alla disoccupazione comporta effetti quasi del tutto analoghi a quelli del periodo preso in considerazione in precedenza.

## 5.2.2 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione

	$\zeta_t^u$	$\zeta_t^\pi$	$\zeta_t^R$	$\epsilon_t^{u^*}$
$u_t - u_t^*$	58.90	2.20	38.91	0.00
$u_t^* - u_{t-1}^*$	21.06	0.78	13.91	64.25
$\pi_t$	13.27	35.53	51.19	0.00
$R_t$	25.80	20.64	53.56	0.00

Tabella 5.4: FEVD

In tabella 5.4 si possono notare sostanziali differenze rispetto ai risultati ottenuti per la prima parte del campione delle osservazioni. Uno shock alla disoccupazione gioca un ruolo un po' meno forte nella determinazione del gap tra  $u$  e  $u^*$ , spiegandone il 59%. Meno forti, ma comunque significativi, sono anche gli impatti apportati alle altre variabili,  $u_t^* - u_{t-1}^*$ ,  $\pi_t$  e  $R_t$ .

Un impulso all'inflazione comporta un effetto diretto del 35% circa, un effetto indiretto del 21% sul tasso di interesse nominale e del 2% su  $u_t - u_t^*$ , ed un effetto quasi nullo sulla differenza tra  $u_t^*$  e  $u_{t-1}^*$ .

Lo shock di politica monetaria presenta le più importanti differenze rispetto al vecchio orizzonte temporale: ha un effetto diretto pari al 54% circa ed effetti indiretti su  $u_t - u_t^*$ ,  $u_t^* - u_{t-1}^*$  e  $\pi_t$  molto significativi.

Infine uno shock di  $\epsilon_t^{u^*}$  ha sempre solo effetto su  $u_t^* - u_{t-1}^*$ .

### 5.3 Analisi campione 1979q3-1989q4

Prendiamo ora in analisi un arco temporale un pò particolare per quanto riguarda l'economia statunitense. Nell'agosto del 1979 fu eletto presidente della Federal Reserve Paul Volker, il quale iniziò una lotta ferrea alla stagflazione degli anni '70. L'inflazione passò da un tasso del 13.5% nel 1981, ad un tasso del 3,2% nel 1983. Volker non ebbe paura di creare una recessione negli Stati Uniti e nel mondo pur di riportare i prezzi americani sotto controllo. In questo periodo i tassi di interesse vengono mantenuti alti, provocando uno stato di recessione nel quale il tasso di disoccupazione raggiunse l'11%. C'è da dire inoltre che nella politica del "falco" è stato determinante l'effetto sulle aspettative della regola monetaria adottata, più che il meccanismo economico in sè, nonostante la scarsissima sfiducia che ha dovuto affrontare i primi anni di gestione.

Prima di andare ad analizzare i risultati ottenuti, bisogna dunque aver capito che stiamo analizzando un'epoca caratterizzata dalla più ampia e rapida riduzione del tasso d'inflazione verificatasi nella storia recente degli Stati Uniti.

Il modello risulta stabile, come si può constatare in figura 5.9, nella quale le linee che ritraggono *interval*, *m1* e *m2*, sembrano rispettare i criteri di convergenza esposti nei paragrafi precedenti.

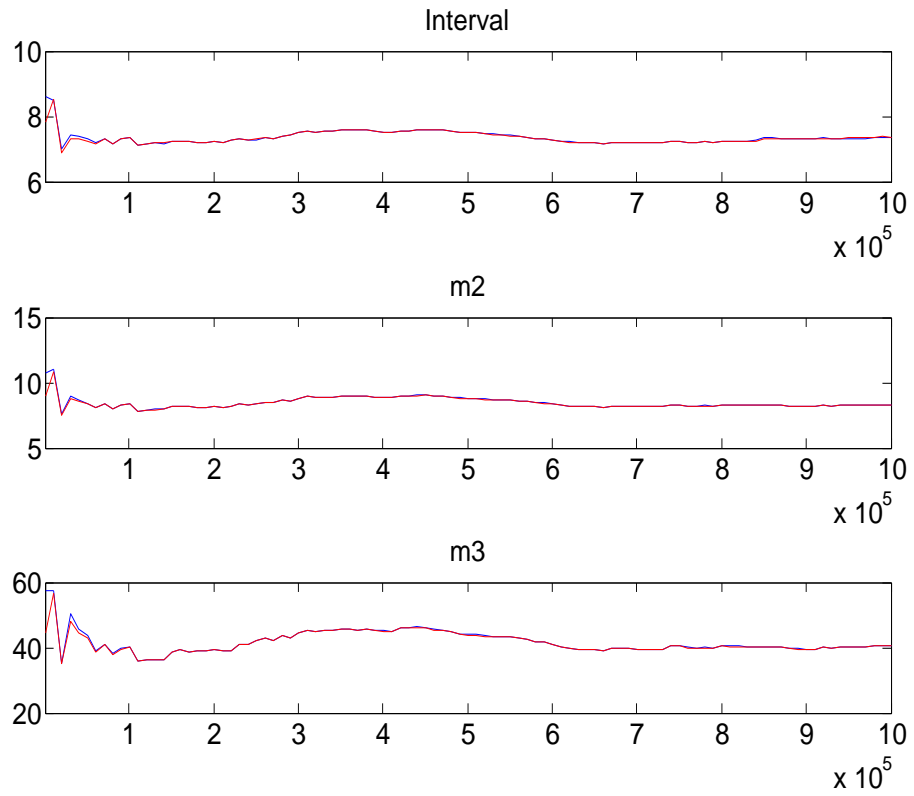


Figura 5.9: Convergenza del modello 1979-1989

Ricordiamo che anche in questo caso, come è stato fatto durante tutto il lavoro, vengono scartate le prime 500.000 simulazioni.

Vengono riportati direttamente i risultati ottenuti dal secondo step di stima con un tasso di accettazione de 33% circa e un valore di log-verosimiglianza pari a -67.682723.

	prior mean	post. mean	conf. interval	prior	pstdev
$\alpha_\pi$	1.500	1.4836	1.0865-1.8796	norm	0.3000
$\mu$	0.500	0.1214	0.0228-0.2183	beta	0.2850
$\rho_u$	0.500	0.8491	0.7220-0.9679	beta	0.2850
$\rho_r$	0.500	0.6370	0.4581-0.8285	beta	0.2850
$\psi$	0.100	0.0993	0.0752-0.1237	gamm	0.0150
$\delta$	0.100	0.0871	0.0651-0.1088	gamm	0.0150
$\alpha_u$	0.000	0.0230	-0.1896-0.2350	norm	0.3000
$\gamma_\pi$	0.500	0.0852	0.0004-0.1882	beta	0.2850
$\beta_1$	0.500	0.7522	0.5445-0.9714	beta	0.2850
$\beta_2$	0.500	0.3648	0.0003-0.6598	beta	0.2850
$\beta_3$	0.500	0.3648	0.0003-0.6598	beta	0.2850
$\sigma_u$	0.100	0.4120	0.2919-0.5420	invg	2.0000
$\sigma_\pi$	0.100	0.3397	0.2414-0.4392	invg	2.0000
$\sigma_r$	0.100	0.4515	0.3411-0.5588	invg	2.0000
$\sigma_u^*$	0.100	0.0844	0.0237-0.1590	invg	2.0000

Tabella 5.5: Secondo step di stima 1979-1989

Il coefficiente  $\alpha_u$ , che rappresenta il peso del gap disoccupazionale nella determinazione del tasso d'interesse nominale, presenta ora una stima molto bassa e un intervallo di credibilità al 90% che contiene il valore nullo.

Anche la stima  $\gamma_\pi$ , che rappresenta il peso dato alle aspettative d'inflazione, presenta un valore molto pi basso rispetto a quelli visti con gli altri campioni. Questo dato evidentemente riflette la scarsa fiducia sulle aspettative

d'inflazione degli anni '80.

Il nostro parametro d'interesse  $\mu$  risulta essere pari a 0.1214 con un intervallo di credibilità al 90% che esclude il valore nullo. Il fattore di Bayes, calcolato confrontando la log-verosimiglianza del modello con il parametro  $\mu$  vincolato a zero con quella del modello non vincolato, risulta pari a:  $B_{12} = \exp(ML_v - ML_{nv}) = \exp(-73.363911 + 67.659455) = 0.0033$ .

### 5.3.1 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs)

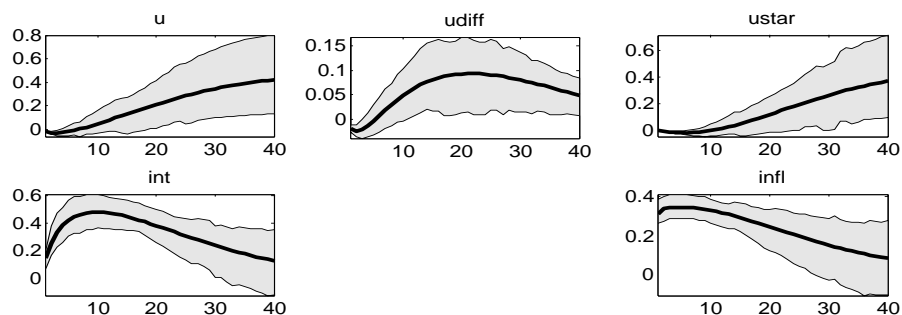


Figura 5.10: Orthogonalized shock to epi

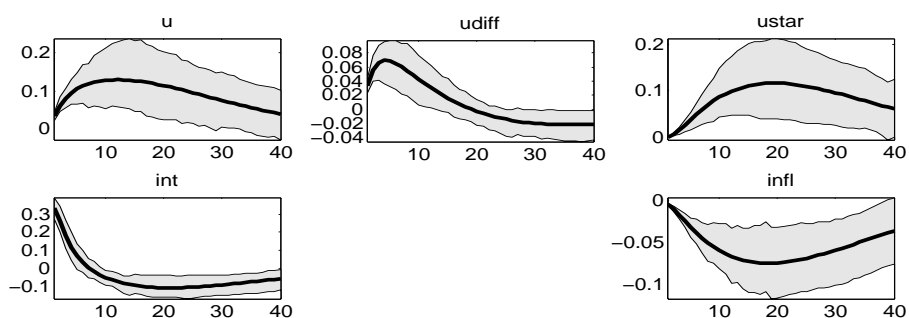


Figura 5.11: Orthogonalized shock to er

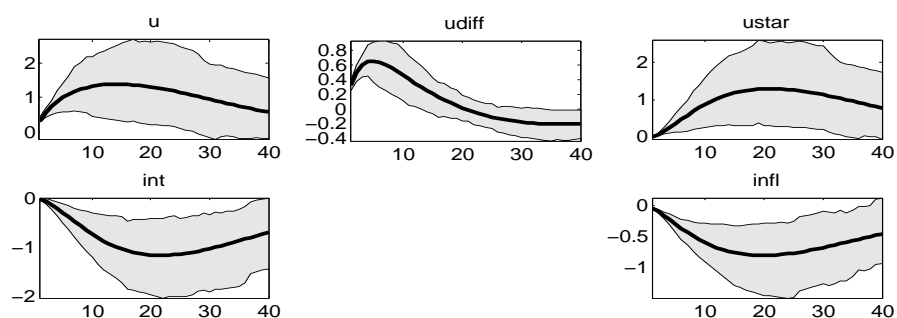


Figura 5.12: Orthogonalized shock to eu

In questo arco temporale uno shock esogeno comporta reazioni che il sistema assorbe molto lentamente, trattandosi di effetti forti. Per quanto riguarda il verso delle conseguenze rimangono valide le considerazioni espone per gli altri sottocampioni.





# Conclusioni

Secondo la maggior parte dei modelli macroeconomici utilizzati correntemente, in ogni economia esiste un tasso di disoccupazione di equilibrio che non può essere influenzato per nessuna ragione dalla curva di domanda aggregata. Altri invece sono convinti che politiche monetarie implementate per reagire agli shock siano in grado di modificare il livello di tale equilibrio. L'esperienza dell'ultimo ventennio, caratterizzata da una forte persistenza di discrepanza tra tasso di disoccupazione e NAIRU in tutto il mondo, ha indotto allo sviluppo delle cosiddette teorie dell'isteresi.

Con questo lavoro si è cercato di fare un po' di chiarezza sulla validità di tali teorie per quanto riguarda il caso statunitense. Permettendo alla disoccupazione di equilibrio di essere libera di muoversi nel tempo si è costruito un modello in grado di captare, tramite il parametro d'interesse  $\mu$ , l'influenza della disoccupazione passata sullo stesso tasso di disoccupazione potenziale. Si è partiti analizzando tutto il campione a disposizione, ovvero utilizzando i dati che vanno dal terzo trimestre del 1954 al secondo trimestre del 2008. I risultati di questa analisi favoriscono le teorie dell'isteresi, presentando una stima del parametro di interesse statisticamente "significativa" e abbastanza importante ( $\hat{\mu}_B=0.8188$ ).

Dalle analisi delle risposte ad impulso e dalla decomposizione della varianza si è visto come il modello reagisce agli shock. Cambiamenti improvvisi del tasso d'interesse nominale e del tasso di inflazione implicano variazioni del livello di disoccupazione potenziale, e comportano entrambi effetti sul livello

del gap tra disoccupazione e disoccupazione potenziale.

Si è poi deciso di ripetere l'analisi spezzando il campione a disposizione in tre diversi archi temporali. Il motivo di questa decisione è il significativo cambiamento della politica economia statunitense all'interno di questi periodi. In questo modo si è notato che la stima del grado di isteresi è più consistente per la parte del campione che fa riferimento al periodo che va dal 1990 al 2008, un dato che supporta la formulazione delle teorie dell'isteresi.

# Appendice tecnica

In questa parte verrà riportato il codice Dynare utilizzato per la stima del modello. Inoltre saranno riportati i grafici delle distribuzioni a posteriori dei parametri dei modelli stimati per i sottocampioni ed i grafici della convergenza dei singoli parametri del modello.

```
//VARIABILI  
  
var u, uobs,ustar, int, ffrobs, infl, inflobs, epsu, epspi, epsr, udiff,  
ustardiff; varexo eu, epi,er, epsust;  
  
parameters rhou, psi, gammapi, delta, rhor, alphapi, alphau, mu,  
beta1, beta2, beta3, beta4;  
  
gammapi=0.995;  
beta1=0.3;  
beta2=0.9;  
beta3=0.3;  
beta4=0;  
rhou=0.5;  
alphapi= 1.5;  
mu=0.5;
```

```

rhor=0.5;
psi=0.1;
delta=0.1;
alphau=0;
model;
udiff=u-ustar;
udiff=rhou*(u(-1)-ustar(-1))+psi*(int-infl(+1))+epsu;
infl=gammapi*infl(+1)+(1-gammapi)*infl(-1)-delta*(udiff)+epspi;
int=rhor*int(-1)+(1-rhor)*((alphapi*infl)-(alphau*(udiff)))+epsr;
ustardiff=ustar-ustar(-1);
ustardiff=mu*udiff(-1)+epsust;
//ustar=(1-mu)*ustar(-1)+mu*u(-1)+epsust;
epsu=beta1*epsu(-1)+eu;
epspi=beta2*epspi(-1)+epi;
epsr=beta3*epsr(-1)+er;
//epsust=beta4*epsust(-1)+eustar;
// measurement equation
ffrobs =int;
inflobs = infl;
uobs=u;
end;
steady(solve_algo=0);check;
estimated_params;
alphapi,normal_pdf, 1.5, .3;
mu, beta_pdf, .5, .285;

```

```
rhou , beta_pdf, .5, .285;
rhov , beta_pdf, .5, .285;
psi, gamma_pdf, .1, .015;
delta , gamma_pdf, .1, .015;
alphau, normal_pdf, 0, 0.3;
gammapi,beta_pdf, .5, .285;
beta1, beta_pdf, .5, .285;
beta2 , beta_pdf, .5, .285;
beta3,beta_pdf, .5, .285;
stderr eu , inv_gamma_pdf, 0.1, 2;
stderr epi , inv_gamma_pdf, 0.1, 2;
stderr er, inv_gamma_pdf, 0.1, 2;
stderr epsust, inv_gamma_pdf, 0.1, 2;
end;
varobs uobs ffrobs inflobs ;
estimation(datafile=dati_data,prefilter=1,first_obs=1,
mode_compute=4,mode_check,mh_replic=0);
estimation(datafile=dati_data,prefilter=1,first_obs=1,
mh_jscale=.45,mh_drop=.5,mode_compute=4,mh_nblocks=2,
conf_sig=0.90,filtered_vars,bayesian_irf,irf=40,mh_replic=1200);
stoch_simul udiff,ustardiff, infl, int;
```

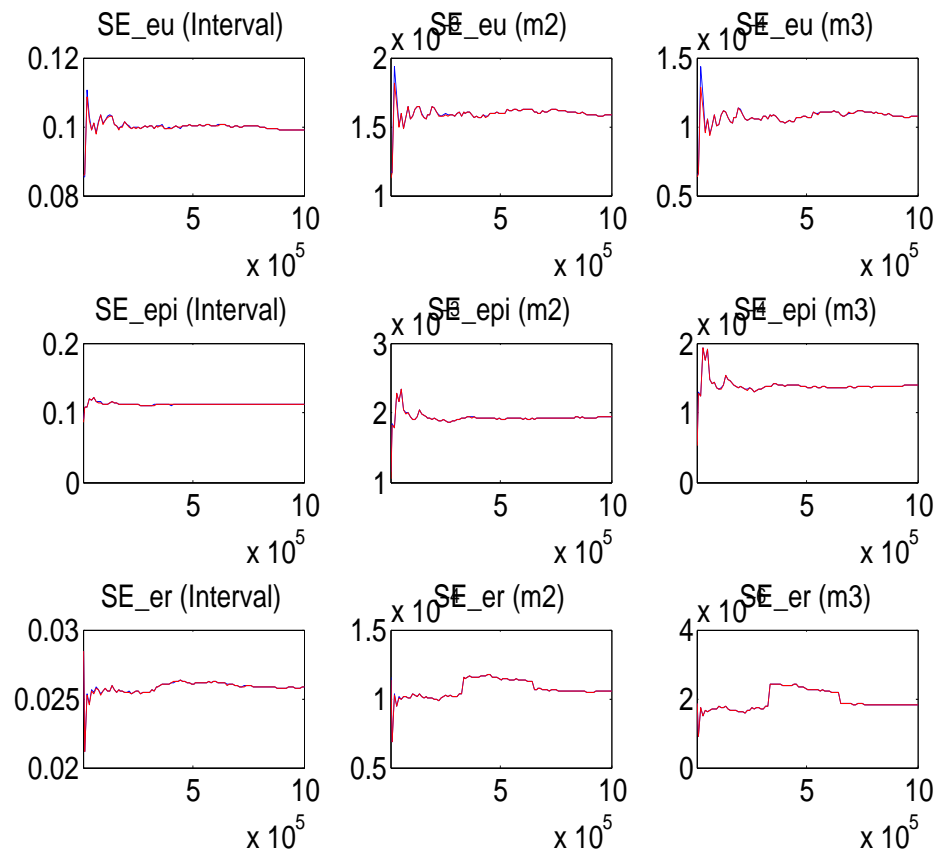


Figura 6.1: Convergenza singoli parametri

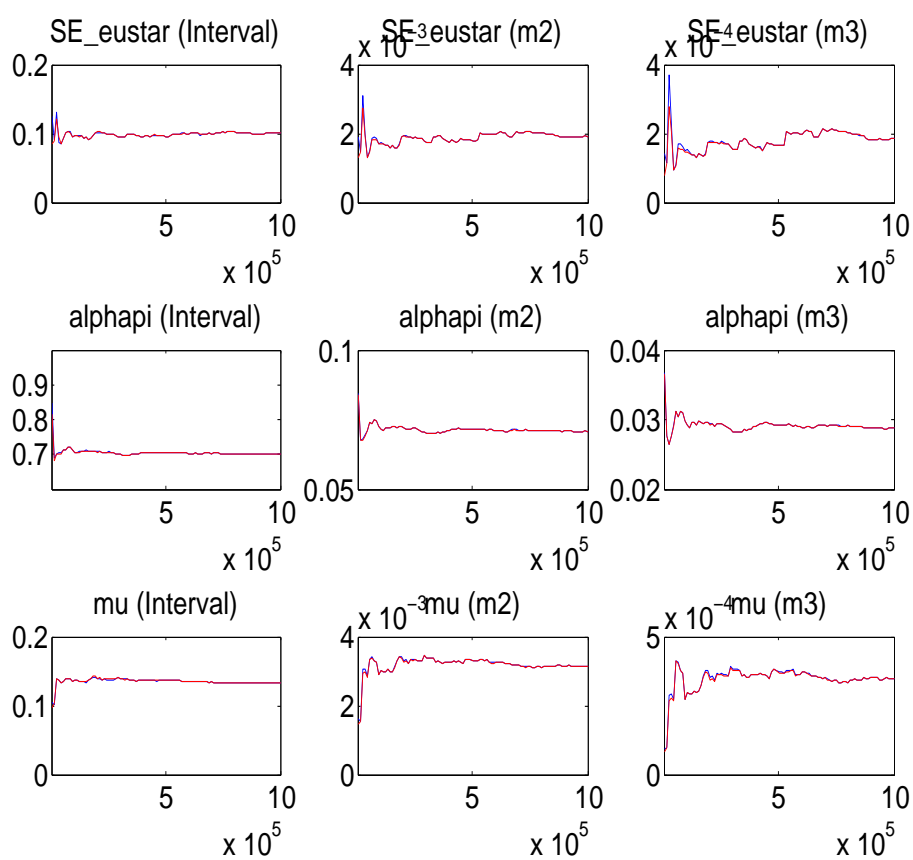


Figura 6.2: Convergenza singoli parametri

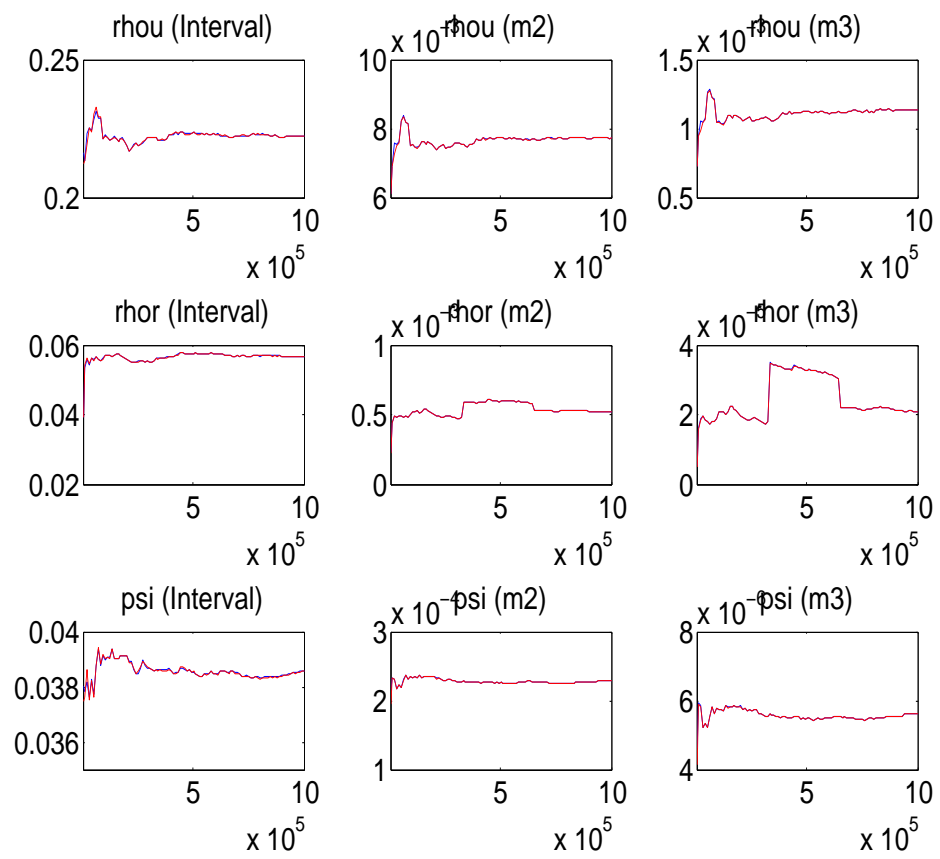


Figura 6.3: Convergenza singoli parametri



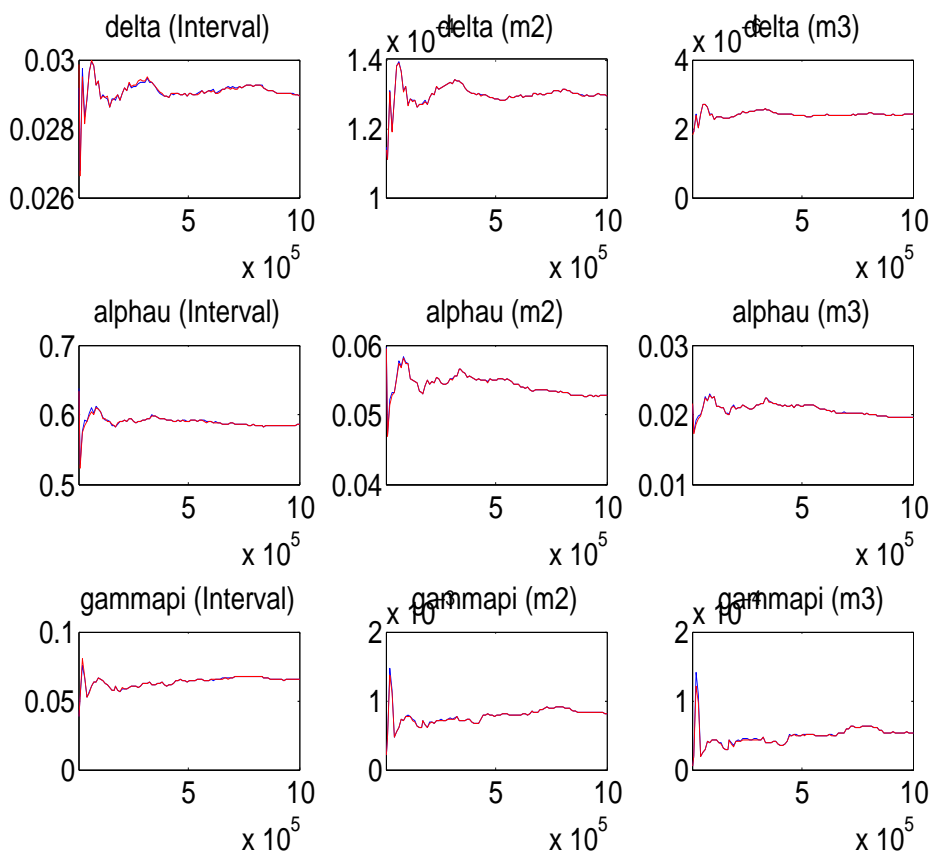


Figura 6.4: Convergenza singoli parametri

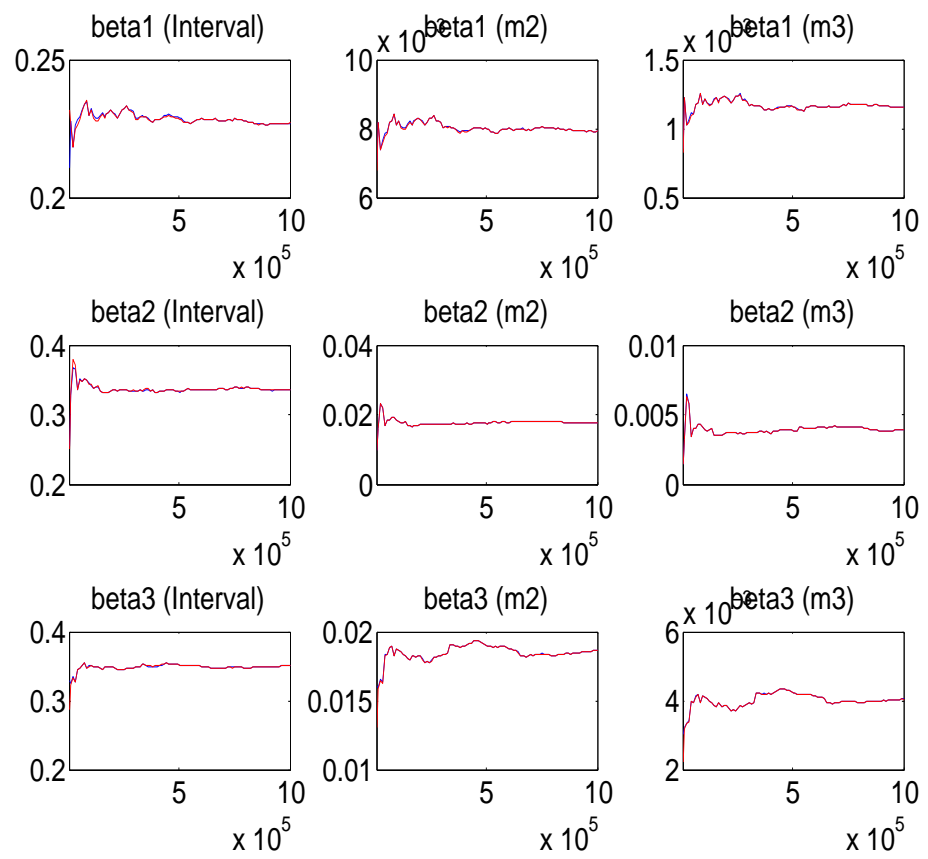


Figura 6.5: Convergenza singoli parametri

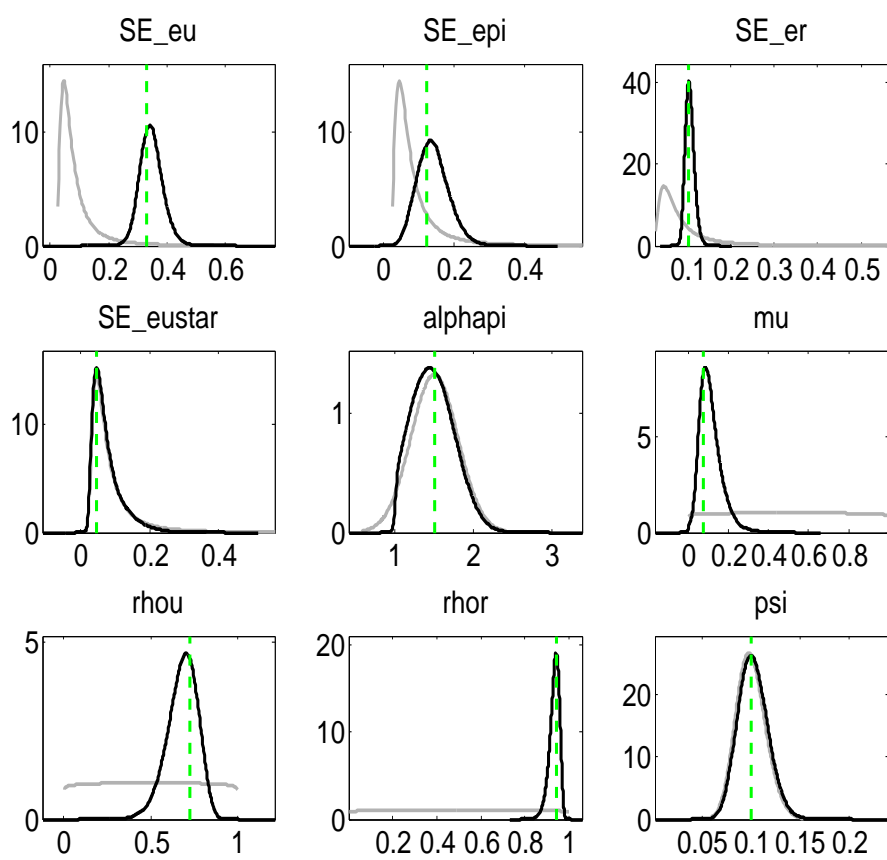


Figura 6.6: Densità a priori e a posteriori campione 1954-1979

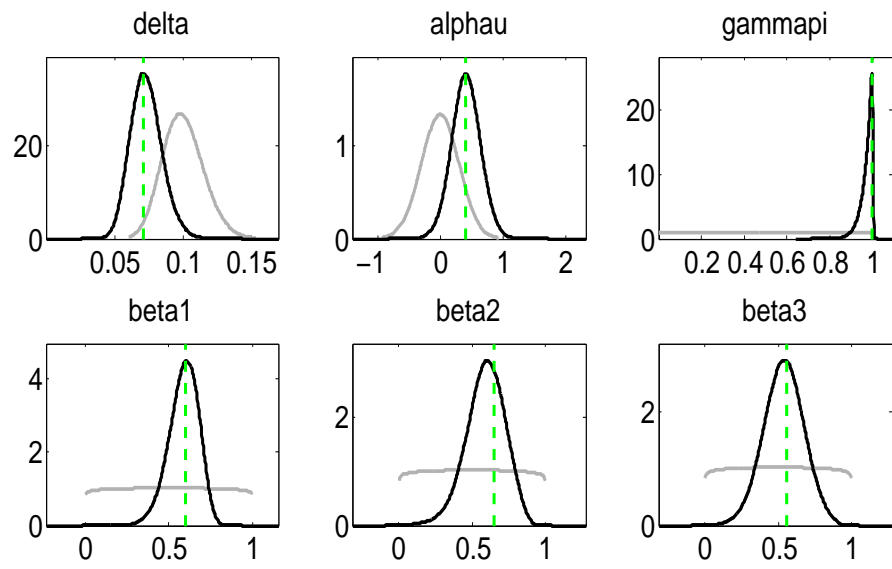


Figura 6.7: Densità a priori e a posteriori campione 1954-1979

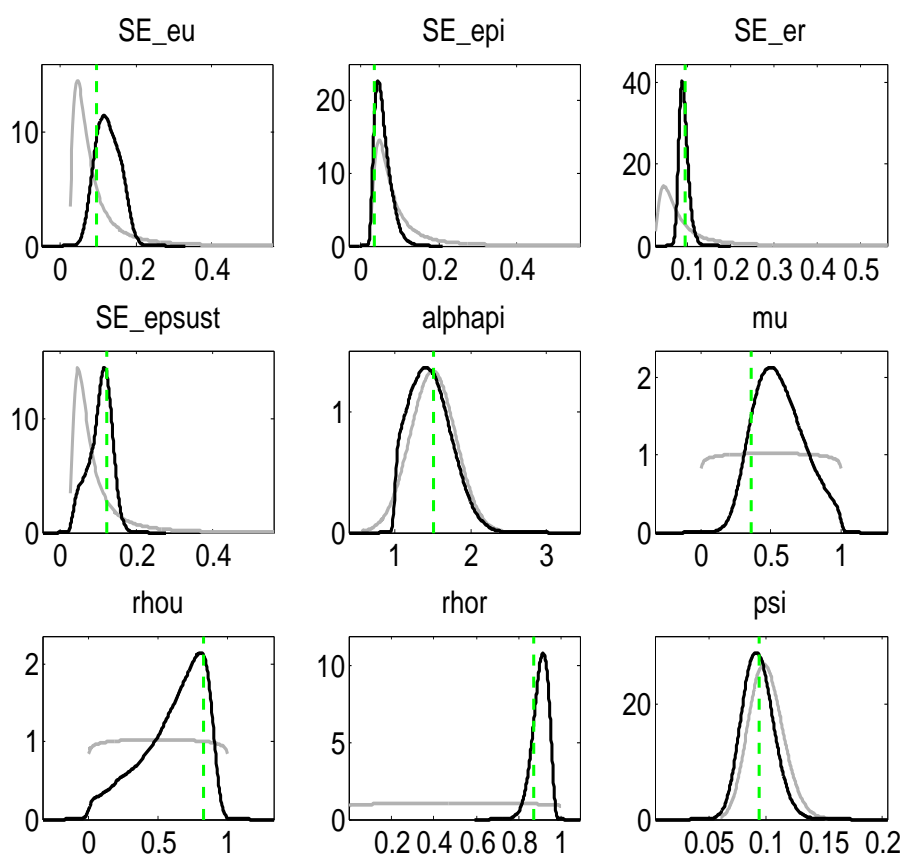


Figura 6.8: Densità a priori e a posteriori campione 1990-2008

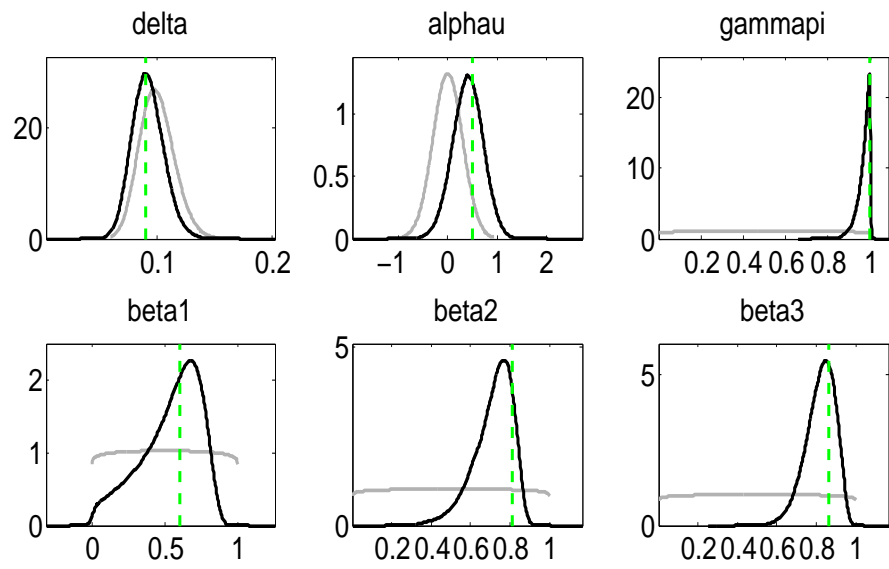


Figura 6.9: Densità a priori e a posteriori campione 1990-2008

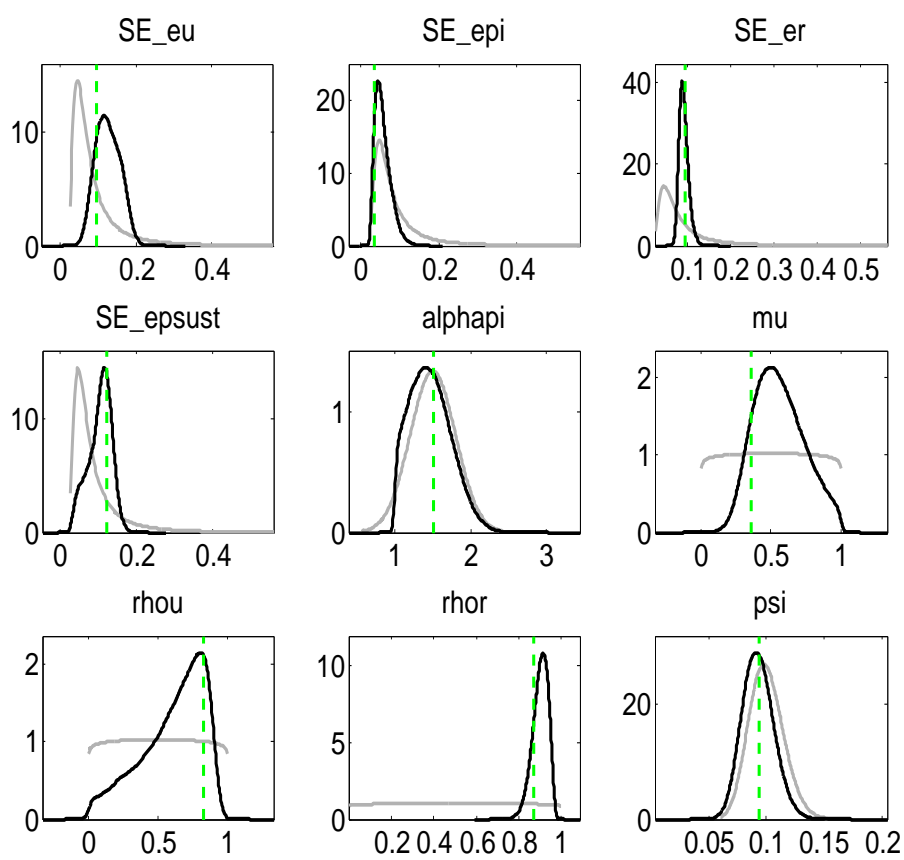


Figura 6.10: Densità a priori e a posteriori campione 1979-1989

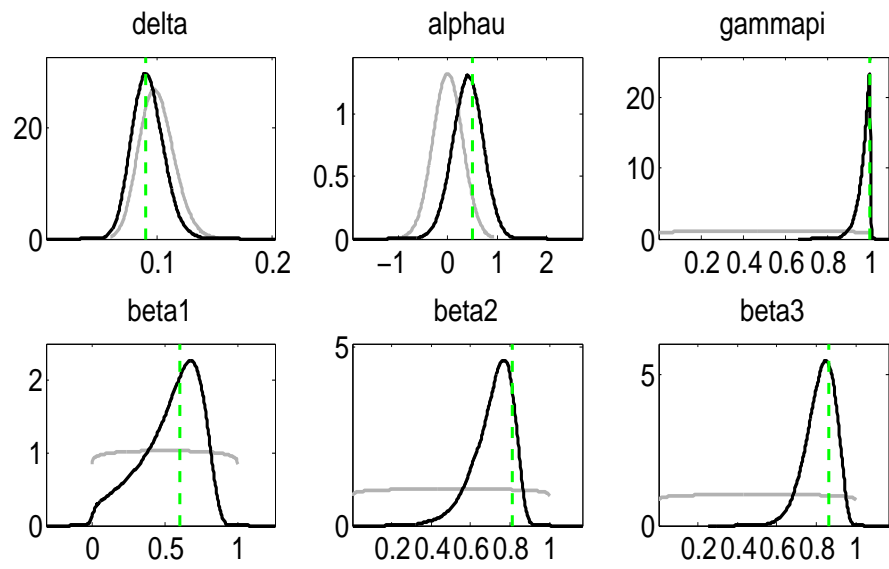


Figura 6.11: Densità a priori e a posteriori campione 1979-1989



# Bibliografia

- [1] S. Adjemian, H. Bastani, M. Juillard, F. Mihoubi, G. Perendia, M. Ratto, and S. Villemot, Dynare Manual Version 4.0.0, <http://www.dynare.org/documentation-and-support/manual>, 2010.
- [2] S. An and F. Schorfheide, Bayesian Analysis of DSGE Models, *Econometric Reviews*, 26, 2007, pp. 113–172.
- [3] G. Ascari, E. Castelnuovo and L. Rossi, Calvo vs. Rotemberg in a Trend Inflation World: An Empirical Investigation, *Journal of Economic Dynamics and Control*, forthcoming, 2011.
- [4] L. M. Ball, Hysteresis In Unemployment: Old and New Evidence, NBER Working Paper, 2009.
- [5] O. J. Blanchard, Monetary Policy and Unemployment, Working Paper, 2003.
- [6] O. J. Blanchard and J. Simon, The Long and Large Decline in U.S. Output Volatility, *Brookings Papers on Economic Activity*, 1, 2001, pp. 135–174.
- [7] O. J. Blanchard and L.H. Summers, Hysteresis and the European Unemployment Problem, *NBER Macroeconomics Annual*. Cambridge MA: MIT Press, 1986.
- [8] O. J. Blanchard and J. Wolfers, Hysteresis in Unemployment, *European Economic Review*, 31, 1987, pp. 288–295.

- [9] S. Brooks and A. Gelman, General Methods for Monitoring Convergence of Iterative Simulations, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 7(4), 1998, pp. 434–455.
- [10] R. Brunetta and R. Turatto, *Disoccupazione, Isteresi e Irreversibilità*, Etas Libri, 1992.
- [11] E. Castelnuovo and P. Surico, Model Uncertainty, Optimal Monetary Policy And The Preferences Of The Fed, *Scottish Journal of Political Economy*, Vol. 51, No. 1, 2004.
- [12] R. Clarida, J. Gali, and M. Gertler, Monetary Policy Rules and Macroeconomic Stability: Evidence and Some Theory, *Quarterly Journal of Economics*, 115, 2000, pp. 147–180.
- [13] J. Durbin and S. J. Koopman, *Time Series Analysis by State Space Methods*, Oxford University Press, 2000.
- [14] J. W. Eller and R. J. Gordon, Inflation and Unemployment in the New Economy: Is the Trade-off Dead or Alive?, Working Paper, 2002.
- [15] R. Kass and A. Raftery, Bayes Factors, *Journal of American Statistical Association*, 90, 1995, pp. 773–795.
- [16] C. Kim and C. Nelson, Has the U.s. Economy Become More Stable? A Bayesian Approach Based on a Markov-switching Model of the Business Cycle, *The Review of Economics and Statistics*, 81, 1999, pp. 608–616.
- [17] M. McConnell and G. Perez-Quiros, Output Fluctuations in the United States: What Has Changed Since the Early 1980s? *The American Economic Review*, 90, 2000, pp. 1464–1476.

- 
- [18] W. Semmler and W. Zhang, Monetary Policy with Nonlinear Phillips Curve and Endogenous NAIRU, Working Paper, 2004.
- [19] R. Sorrentino, Alan Greenspan: Fortuna o Competenza?, Il Sole 24 Ore, 2007.
- [20] R. S. Tsay, Analysis of Financial Time Series, University of Chicago, 2005.
- [21] F. Villaverde and R. Ramirez, Comparing Dynamic Equilibrium Economies to Data, Working Paper Federal Reserve Bank of Atlanta, 2001.