

Università degli Studi di Padova

---

Corso di Laurea Specialistica in Scienze Statistiche Economiche  
Finanziarie e Aziendali

Tesi di laurea

# **PERSISTENZA DELL'INFLAZIONE NELL'AREA DELL'EURO: UN'ANALISI STRUTTURALE**

Relatore: Prof. EFREM CASTELNUOVO  
Dipartimento di Economia

Laureanda: MARTINA TABORELLI  
Matricola: 606678 - SEA

Anno Accademico 2011/2012



# INDICE

INTRODUZIONE.....	pag. 5
<b>CAPITOLO 1 – PERSISTENZA DELL’INFLAZIONE</b>	
1.1 Analisi della letteratura.....	pag. 7
1.2 La critica di Lucas.....	pag. 11
1.3 Strategia di stima.....	pag. 13
<b>CAPITOLO 2 – STIMA BAYESIANA PER I MODELLI DSGE</b>	
2.1 Perché l’uso di modelli DSGE.....	pag. 15
2.2 Stima Bayesiana dei modelli DSGE.....	pag. 17
2.3 Passi del processo di stima.....	pag. 19
2.4 Vantaggi della stima Bayesiana.....	pag. 21
<b>CAPITOLO 3 – IL MODELLO</b>	
3.1 Versione empirica del modello.....	pag. 23
3.2 I dati.....	pag. 26
3.3 Analisi empirica.....	pag. 30
3.4 Densità a priori.....	pag. 32
<b>CAPITOLO 4 – ANALISI BAYESIANA</b>	
4.1 Convergenza del modello.....	pag. 35
4.2 Stima delle densità a posteriori.....	pag. 40
4.2.1 Primo step di stima.....	pag. 40
4.2.2 Secondo step di stima.....	pag. 44

## **CAPITOLO 5 – ANALISI DEI SOTTOCAMPIONI**

5.1 Scelta dei sottocampioni.....	pag. 49
5.2 Primo sottocampione 1991:I – 1998:IV.....	pag. 51
5.2.1 Primo step di stima.....	pag. 52
5.2.2 Secondo step di stima.....	pag. 53
5.3 Secondo sottocampione 1999:I – 2009:III.....	pag. 55
5.3.1 Primo step di stima.....	pag. 56
5.3.2 Secondo step di stima.....	pag. 57
5.4 Sottocampioni a confronto.....	pag. 59

<b>CONCLUSIONI.....</b>	<b>pag. 61</b>
-------------------------	----------------

## **APPENDICE TECNICA**

A – Introduzione a Dynare.....	pag. 63
B – Codice Dynare.....	pag. 65
C – Convergenza iterativa.....	pag. 68

<b>BIBLIOGRAFIA.....</b>	<b>pag. 79</b>
--------------------------	----------------

<b>RINGRAZIAMENTI.....</b>	<b>pag.83</b>
----------------------------	---------------

# INTRODUZIONE

La persistenza dell'inflazione è stata, nell'ultimo decennio, uno degli argomenti più intensamente investigati di macroeconomia. L'incapacità, dei modelli con curva di Phillips Neo Keynesiana, di replicare gli elevati tassi di inflazione persistente trovati in dati post-Seconda Guerra Mondiale, in primo luogo documentata da Fuhrer e Moore (1995), ha generato un grande sforzo volto a inserire la persistenza dell'inflazione nei modelli macroeconomici.

Un tema comune tra la maggior parte dei papers in questa letteratura, è che l'elevata persistenza di inflazione rilevata nel post-Seconda Guerra Mondiale è considerata, in modo esplicito o implicitamente, come una caratteristica strutturale, collegata alla struttura profonda dell'economia.

Tuttavia una semplice occhiata alla serie dell'inflazione in qualsiasi paese industrializzato nel campione dopo la seconda guerra mondiale, immediatamente segnala vistosamente dei salti della media dovuti prima alle crisi petrolifere e al periodo successivo della disinflazione e della "Grande moderazione". La disponibilità dei dati di tutti gli anni '90 ha reso però possibile un'analisi empirica rigorosa di questi salti. Il risultato di queste analisi è che non c'è niente di intrinseco nella persistenza dell'inflazione, ma questa sembra dipendere dal livello medio d'inflazione, o, se si vuole, dalla regola di politica monetaria.

Quest'ultima intuizione è sviluppata in un lavoro molto approfondito ed esauriente di Benati (2008), nel quale ribadisce che non c'è niente di strutturale (nel senso della critica di Lucas) nel parametro di indicizzazione e quindi nella persistenza dell'inflazione, e che questa in realtà dipenda dai regimi di politica monetaria.

Questo lavoro prende spunto dall'analisi empirica strutturale effettuata da Benati (2008), e si basa sull'analisi delle stime Bayesiane di un modello

DSGE con curva di Phillips Neo Keynesiana e indicizzazione, chiuso da un regola di politica monetaria alla Taylor. Il modello verrà stimato su osservazioni riguardanti l'area dell'Euro successive al 1991. L'obiettivo sarà studiare il comportamento del parametro che determina il grado di persistenza dell'inflazione (indicizzazione *backward-looking*) e stabilire se questo è strutturale nel senso di Lucas (1976) oppure no.

Per questo verrà poi ripetuta l'analisi spezzando il campione di osservazioni a disposizione in due archi temporali, per vedere se ci sono differenze significative per quanto riguarda i periodi ante e post introduzione dell'Euro nei mercati finanziari, e quindi a fronte di un cambiamento nel regime di politica monetaria.

Lavorando in un contesto strutturale quindi, i principali risultati che questo lavoro documenterà sono un evidente abbassamento delle stime del parametro di indicizzazione per i due sottocampioni (soprattutto per il secondo), rispetto al campione intero, e la conseguente dimostrazione del carattere non strutturale (nel senso di Lucas) della componente di persistenza dell'inflazione.

## Capitolo 1

# PERSISTENZA DELL'INFLAZIONE

### 1.1 Analisi della letteratura

Da Fuhrer e Moore (1995), Blanchard e Gali (2007), diversi autori hanno proposto meccanismi diversi per rendere la persistenza dell'inflazione strutturale, vale a dire intrinseca alla struttura profonda dell'economia e impossibile da sradicare, rendendo così questa invariante rispetto a variazioni del regime monetario.

Finora, il meccanismo più popolare per inserire l'inflazione persistente nella struttura di modelli macroeconomici è comunque quello originariamente ideato da Christiano, Eichenbaum e Evans (2005), e ampiamente applicato, tra gli altri, da Smets e Wouters e i loro co-autori (2003), basato sulla nozione che le imprese che non sono autorizzate a riottimizzare il loro prezzo, dovranno cambiarlo comunque riflettendo, in tutto o in parte, l'inflazione media passata.

Come sottolineato da Cogley e Sbordone (2005), tuttavia, '[...] Da un punto di vista teorico i meccanismi di indicizzazione sono non troppo soddisfacenti, visto che la dipendenza sull'inflazione passato si presenta come un aspetto *ad hoc*.'

Inoltre, come sottolineato da Woodford (2006), ci sono diversi motivi per essere scettici sui modelli con indicizzazione all'inflazione passata. 'Uno è la mancanza di prove dirette microeconomiche per l'indicizzazione dei prezzi [...]. Un altro è la mancanza di un argomento plausibile del motivo per cui tale pratica dovrebbe essere adottata universalmente, non solo in ambienti con ampie oscillazioni e tasso d'inflazione persistente, ma anche quando

l'inflazione è stabile, che è ciò che si deve assumere se il modello viene considerato come strutturale ai fini dell'analisi politica.'

Una tesi molto frequente tra gli autori che scrivono riguardo a questo, è che l'elevata persistenza di inflazione che si è rilevata nel post-Seconda Guerra Mondiale è considerata una caratteristica strutturale, collegata alla struttura profonda dell'economia.

È importante notare che, come anticipato nell'introduzione uno sguardo alla serie dell'inflazione in qualsiasi paese industrializzato dopo la seconda guerra mondiale, segnala degli evidenti salti della media dovuti inizialmente alle crisi petrolifere e successivamente ai periodi della disinflazione e della "Grande moderazione". Grazie però alla disponibilità dei dati per tutti gli anni '90 è stato possibile effettuare un'analisi empirica rigorosa di questi salti. Ciò che ne è emerso è che non c'è niente di intrinseco nella persistenza dell'inflazione, infatti questa sembra dipendere dal livello medio d'inflazione, o dai cambiamenti nel regime di politica monetaria.

Benati (2008) afferma che, astraendo dal modo specifico in cui la persistenza dell'inflazione intrinseca è collegata ai modelli macroeconomici, la domanda più importante che ci si dovrebbe porre, con riferimento a questa letteratura, è se la persistenza intrinseca, trovata nei dati post-Seconda Guerra Mondiale, e catturata nella curva di Philips Neo Keynesiana da una significativa misura di indicizzazione *backward-looking*, è strutturale nel senso di Lucas (1976).

Ma siamo proprio sicuri che l'elevata persistenza dell'inflazione è veramente strutturale, nel senso di Lucas (1976)? Qual è, infatti, l'evidenza empirica a favore di tale posizione?

Benati (2008) riferisce che, come una semplice questione di logica, l'unico modo per fornire elementi di prova a suo favore sarebbe quello di dimostrare che la sua estensione rimane praticamente invariata tra diversi regimi monetari. La ragione, ovviamente, è che solo una misura significativa

di variazione delle regole di politica monetaria consente al ricercatore di distinguere ciò che è strutturale nel senso di Lucas da quello che non lo è.

Per il suo lavoro, Benati (2008) prende in considerazione vari paesi (area Euro, UK, Svizzera, Svezia, US, Canada, Giappone e Nuova Zelanda) e diversi periodi storici, che corrispondono a diversi regimi di politica monetaria: il *gold standard* ed il più recente *inflation targeting*. Nella prima parte del lavoro Benati (2008) svolge un'analisi in forma ridotta simile a Levin and Piger (2004) mostrando come la persistenza dell'inflazione sia elevata se stimata sull'intero campione o su sottocampioni in cui i regimi di politica monetaria erano diversi da quelli di cui sopra. Per contro, per tutti questi paesi, la persistenza intrinseca dell'inflazione è sostanzialmente nulla nei periodi storici che si identificano con i regimi di politica monetaria caratterizzati da un chiaro target in termini di inflazione media (*inflation targeting*) o di ancora nominale (*gold standard*). Il livello di persistenza dell'inflazione quindi non sembra intrinseco in sé, ma piuttosto dipendere dal particolare regime di politica monetaria.

A riprova di questo fatto, Benati (2008) svolge un'analisi empirica strutturale basata sulle stime Bayesiane di modelli DSGE con curva di Phillips Neo Keynesiana e indicizzazione, chiusi da un regola di politica monetaria alla Taylor.

Benati (2008) mostra che la stima di  $\alpha_{\pi}$ , che determina il parametro strutturale di persistenza intrinseca (indicizzazione *backward-looking*) o è zero o molto bassa in tutti i regimi con chiara ancora nominale o obiettivo d'inflazione (i.e., nell'area Euro, in Germania, Italia, e Francia dopo l'adesione all'Unione Monetaria Europea, in Svizzera sotto il "nuovo regime monetario" e in US, UK e Svezia sotto il *gold standard*). Per esempio, nella zona Euro il contrasto tra i risultati del campione intero e quelli ottenuti nel sottocampione sotto UEM non poteva essere più netto. Il grado di indicizzazione assume valori molto alti se stimati sull'intero campione (posterior mode = 0.864), ma scompare se il modello viene stimato a partire

dal 1999 (posterior mode = 0.025). Quello che ne risulta è quindi la (quasi) completa scomparsa di persistenza strutturale sotto il regime attuale.

La conclusione di Benati (2008) è che non ci sia niente di strutturale (nel senso della critica di Lucas) nel parametro di indicizzazione e quindi nella persistenza, ma che questa in realtà dipenda dai regimi di politica monetaria. L'inflazione quindi non è un processo persistente di per sè, e la performance empirica dei modelli NK di prezzi vischiosi per quanto riguarda la dinamica dell'inflazione, ossia della NKPC standard, è in realtà soddisfacente nei regimi di stabilità monetaria.

La prova che il grado di indicizzazione *backward-looking* non è strutturalmente stabile in regimi diversi fornisce una chiara verifica che, in linea con Woodford (2006), la persistenza intrinseca non è strutturale nel senso di Lucas (1976). Inoltre, essi suggeriscono che la persistenza dell'inflazione inserita in modelli macroeconomici come una caratteristica strutturale, è potenzialmente fuorviante. In particolare, sia valutando alternativi regimi monetari e elaborando delle politiche monetarie ottimali, basate su modelli con persistenza strutturale, può produrre risultati errati.

## 1.2 La critica di Lucas

Rivediamo quindi brevemente i principi alla base della critica di Lucas (1976).

Si tratta di una valutazione critica, esposta da Lucas in un suo famoso articolo del 1976, circa la possibilità di utilizzare modelli econometrici nella politica economica. I parametri del modello economico, infatti, non sarebbero indipendenti dalle politiche economiche adottate dalle autorità. Secondo l'economista statunitense, se gli individui formulano aspettative razionali, il loro comportamento sarà necessariamente influenzato dalle misure di politica economica preannunciate dal Governo nel tempo  $t$ . Nel tempo  $t + 1$  l'autorità pubblica baserà le proprie scelte su un determinato modello economico composto da equazioni in cui le diverse variabili obiettivo e strumentali sono collegate da parametri. Questi ultimi esprimono modelli di comportamento degli agenti economici e sono in genere considerati relativamente stabili.

Nell'equazione del consumo, ad esempio, avremo:

$$C = c Y \quad (1.1)$$

dove la propensione marginale al consumo è, appunto, considerata un parametro.

Il valore di tali parametri viene di solito stimato econometricamente a partire dai comportamenti tenuti nel passato dagli agenti economici: nel caso della propensione marginale al consumo, ad esempio, il parametro è stato stimato ricorrendo ai dati sul consumo e sul reddito degli anni precedenti.

Il problema sollevato da Lucas riguarda proprio questa assunzione sulla stabilità dei parametri strutturali: se il comportamento degli individui è influenzato dalle scelte degli operatori pubblici, un modello di strategia

basato su parametri «vecchi» non potrà essere utilizzato per prevedere le conseguenze delle misure di politica economica che si ha intenzione di adottare, poiché proprio la nuova politica comporterà un mutamento dei parametri strutturali.

Pertanto un parametro per definirsi strutturale secondo il senso di Lucas, deve essere stabile a cambiamenti delle regole di politica monetaria e quindi intrinseco alla struttura profonda dell'economia.

### 1.3 Strategia di stima

Questa tesi prende spunto dal lavoro svolto da Benati (2008) menzionato nel paragrafo 1.1.

Attraverso la stima di una versione standard di un modello dinamico DSGE Neo Keynesiano, che include una varietà di shock, prezzi vischiosi, così come persistenza intrinseca dell'inflazione e dei consumi, rispettivamente generate dall'indicizzazione dei prezzi all'inflazione passata e dalla formazione delle abitudini nelle preferenze delle famiglie, e chiuso da una regola di politica monetaria alla Taylor, in accordo con Benati (2008), vogliamo analizzare il comportamento del parametro che determina il grado di persistenza dell'inflazione (indicizzazione *backward-looking*) e stabilire se questo è strutturale nel senso di Lucas (1976) o meno. Le osservazioni fanno riferimento all'Area dell'Euro nel periodo successivo al Trattato di Maastricht (o Trattato sull'Unione europea), che di fatto sancì la nascita dell'Unione europea, dettando principi e modalità per il passaggio dalla Comunità europea all'Unione economica, politica e monetaria (UEM).

Il lavoro si può dividere in due parti, per prima cosa verranno calcolate le stime utilizzando tutto il campione disponibile, che fa riferimento agli anni dal 1991 al 2009, mentre successivamente verrà ripetuta l'analisi dividendo il campione in due archi temporali, al fine di individuare eventuali differenze significative nelle stime per i dati. L'evento che si è tenuto in considerazione per la divisione in sottocampioni è l'introduzione dell'Euro come moneta unica e la conseguente comparsa di politica monetaria comune avvenuta nel 1999.

Nel capitolo 3 verrà fatta un'analisi più dettagliata del modello e dei dati a disposizione.



# STIMA BAYESIANA PER I MODELLI DSGE

## 2.1 Perché l'uso di modelli DSGE

L'analisi di questo lavoro è incentrata sulla stima di modelli DSGE (*Dynamic Stochastic General Equilibrium*), ovvero di modelli stocastici di equilibrio economico generale. Questo tipo di modelli ha lo scopo di descrivere il comportamento dell'economia nel suo complesso e quindi di cercare di spiegare i fenomeni che coinvolgono gli aggregati economici, quali la crescita economica, i cicli economici, e gli effetti della politica monetaria e fiscale, sulla base di modelli macroeconomici derivati da principi microeconomici. Le decisioni considerate nella maggior parte dei modelli DSGE corrispondono ad alcune delle principali grandezze studiate in macroeconomia, come il consumo, il risparmio, l'offerta di lavoro e la domanda di lavoro. I responsabili delle decisioni nel modello invece sono gli 'agenti', che possono essere le famiglie, le imprese, i governi o le banche centrali.

Si tratta di modelli dinamici in quanto studiano l'evolversi nel tempo del sistema economico, e stocastici poiché tengono conto della presenza di shock casuali, come il cambiamento tecnologico, le fluttuazioni del prezzo del petrolio, o cambiamenti nelle politiche macroeconomiche.

Uno dei motivi principali per cui, sempre più frequentemente, i macroeconomisti preferiscono tali modelli rispetto ai più tradizionali modelli SEM o VAR è che, a differenza di tali modelli di previsione, i modelli DSGE non sono vulnerabili alla critica di Lucas. Secondo Lucas infatti i modelli in forma ridotta fanno previsioni poco probabili in quanto si basano su correlazioni passate osservate sulle variabili. Egli sostiene che tali

correlazioni potrebbero cambiare con l'introduzione di nuove politiche, rendendo non valide le previsioni condizionate alle politiche precedenti. I modelli DSGE superano quindi la critica di Lucas perché sono costruiti sulla base delle preferenze degli agenti, ai quali è possibile chiedere se le politiche utilizzate sono Pareto ottimali o anche come essi soddisfino altri criteri di benessere sociale derivanti dalle loro preferenze.

## 2.2 Stima Bayesiana dei modelli DSGE

La procedura di stima dei modelli DSGE si avvale dell'inferenza Bayesiana. Essa parte da una distribuzione a priori dei parametri oggetto di studio che viene poi combinata, attraverso il teorema di Bayes, con la verosimiglianza che si ricava dai dati consentendoci di ottenere la distribuzione a posteriori. Questo approccio permette di formalizzare l'uso delle distribuzioni a priori provenienti da precedenti studi macroeconomici e di creare un collegamento con la letteratura passata. Inoltre, da un punto di vista pratico, l'utilizzo delle distribuzioni a priori per i parametri strutturali rende più stabile l'ottimizzazione non lineare dell'algoritmo.

Le distribuzioni a priori possono essere viste come i pesi sulla funzione di verosimiglianza, al fine di dare più importanza ad alcune zone del sottospazio parametrico. La scelta di queste deve essere effettuata compatibilmente col tipo di parametro, mentre nel decidere i valori dei relativi parametri vengono sfruttati i risultati di studi precedentemente effettuati. Nella fase di scelta della distribuzioni a priori e conseguentemente dei suoi parametri bisogna fare in modo che questa non dia un'indicazione né troppo forte né troppo blanda sulle distribuzioni a posteriori del parametro. Un'indicazione troppo forte indicherebbe che la priori tende ad essere troppo condizionante e dominerebbe l'informazione portata dalle osservazioni in termini di verosimiglianza, dando luogo a posteriori che non rispecchiano i dati; allo stesso modo, il caso contrario di scarsità di informazione delle priori, dovrà essere altrettanto evitato perché si annullerebbero i motivi per cui sono state utilizzate.

Più specificatamente vediamo come funzione a priori e funzione di massima verosimiglianza si combinano per dare luogo alla posteriori.

Siano  $\theta$  il vettore dei parametri di interesse ed  $A$  lo specifico modello, mentre  $p(\theta|A)$  rappresenta la priori alla quale viene assegnata una distribuzione opportuna.

La verosimiglianza del modello descrive la densità delle osservazioni dati il modello e i suoi parametri e può essere scritta come  $p(Y_t|\theta, A)$ , dove  $Y_t$  rappresenta il set di osservazioni a disposizione.

La posteriori quindi può essere trovata come:

$$p(\theta|Y_t, A) = \frac{p(Y_t|\theta, A) \times p(\theta|A)}{p(Y_t|A)} \propto p(Y_t|\theta, A) \times p(\theta|A) \quad (2.1)$$

dove  $p(Y_t|A) = \int_{\theta \in \Theta} p(\theta, Y_t | A) d\theta$  è la densità marginale dei dati condizionata al modello e funge da costante di normalizzazione.

La distribuzione a posteriori pertanto è proporzionale al prodotto della distribuzione a priori con la funzione di verosimiglianza, e rappresenta la distribuzione di probabilità del parametro  $\theta$  oggetto di interesse, condizionata al risultato dell'esperimento. In essa è racchiusa tutta l'informazione su  $\theta$  e su di essa ci si basa per produrre indicatori sintetici, quali la moda e la media a posteriori, come si vedrà per i parametri d'interesse nel modello che verrà analizzato.

## 2.3 Passi del processo di stima

Per la stima della funzione di verosimiglianza si utilizza il filtro di Kalman, che consente di aggiornare l'informazione ogniqualvolta viene acquisita una nuova osservazione. È possibile l'utilizzo di due metodi: il filtraggio o lo smoothing. Mentre il primo stima lo stato al tempo  $t$  disponendo delle osservazioni fino al tempo  $t$ , il secondo ottiene sempre la stima dello stato al tempo  $t$ , disponendo però delle osservazioni fino al tempo  $T$ , dove  $T > t$ .

Poiché la distribuzione a posteriori non è lineare in  $\theta$  e non è nota, per simularla è necessario utilizzare l'algoritmo Metropolis-Hastings che opera in due stadi.

Al primo stadio del processo di stima, individua la moda della distribuzione a posteriori, ovvero il punto più probabile della distribuzione. Al secondo stadio invece, per simulare la distribuzione a posteriori fino alle code, prosegue nel seguente modo: seleziona un punto  $\theta'$ , che tipicamente è la moda a posteriori, in modo tale che  $\theta' = \theta + \varepsilon$  con  $\varepsilon \sim N(0, \Sigma)$  dove  $\Sigma$  è l'inverso della matrice Hessiana calcolata nella moda della distribuzione a posteriori. Il punto  $\theta'$  quindi viene sorteggiato casualmente tramite un processo chiamato random walk Metropolis-Hastings.

Solitamente si sceglie un numero molto alto di pescate, di cui una parte viene poi eliminata, al fine di convergere alla distribuzione ergodica della posteriori. In questo caso specifico è stato scelto di effettuare 200.000 pescate, di cui verrà scartato il 50% dei sorteggi.

Per decidere inoltre se accettare o meno  $\theta'$  scelto casualmente, viene calcolato il tasso di accettazione:

$$r = \frac{p(\theta'|Y_t)}{p(\theta|Y_t)} \quad (2.2)$$

e lo si confronta con un punto  $u$ , realizzazione di una variabile casuale uniforme  $U \sim (0,1)$ .

Se  $r > u$  il punto  $\theta'$  viene accettato, altrimenti si rifiuta.

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

Una cosa importante da tenere in considerazione è che in questo meccanismo un ruolo importante è giocato da  $\Sigma$ , anzi più precisamente è fondamentale il ruolo del fattore scalare  $c$  posto davanti alla matrice di varianza e covarianza del termine d'errore, cioè  $\varepsilon \sim N(0, c\Sigma)$ , perché tanto più  $c$  è piccolo tanto più il rapporto  $r$  è elevato e viceversa. Inoltre questa  $\Sigma$  è aggiustata in modo tale da ottenere un tasso di accettazione dei valori compreso tra il 23% e il 40%. Si sceglie questo intervallo di accettazione per evitare di cadere nei due casi estremi: quello di accettare sempre oppure quello di rifiutare sempre. Infatti, se si accettasse sempre, verrebbe focalizzata troppo l'attenzione sulle code, mentre nel caso opposto, cioè se si rifiutasse sempre, si troverebbe solo la moda della distribuzione a posteriori e non si sarebbe in grado di disegnare il resto della distribuzione che è invece l'obiettivo di questo metodo di simulazione.

## 2.4 Vantaggi della stima Bayesiana

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

Prima di tutto, essa si adatta perfettamente a risolvere i modelli DSGE al contrario della stima GMM (stima di verosimiglianza generalizzata), la quale si basa su particolari relazioni di equilibrio, come ad esempio l'equazione di Eulero nel consumo. Allo stesso modo, la stima Bayesiana si basa sulla verosimiglianza generata dal sistema del modello DSGE, anziché la più indiretta discrepanza tra le funzioni di risposta a d'impulso (IRF) implicate dal modello DSGE e dal VAR.

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

L'inclusione delle distribuzioni a priori aiuta anche a identificare i parametri. Sfortunatamente, quando si stima un modello, il problema dell'identificazione si pone spesso. Può essere riassunto da differenti valori di parametri strutturali che portano alla stessa distribuzione congiunta per le osservabili. Più tecnicamente, si pone il problema quando la distribuzione a posteriori è piatta su un sottospazio di valori dei parametri. In questo caso la ponderazione della verosimiglianza con densità a priori porta spesso ad aggiungere curvatura appena sufficiente nella distribuzione a posteriori per facilitare la massimizzazione numerica.

Un altro vantaggio della stima Bayesiana è che si riferisce esplicitamente alla errata specificazione del modello includendo nelle equazioni strutturali gli shock, che possono essere interpretati come errori di osservazione.

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

## Capitolo 3

# IL MODELLO

### 3.1 Versione empirica del modello

Il modello DSGE che si andrà ad analizzare è il seguente:

$$\pi_t = \beta(1 - \alpha_\pi)E_t\pi_{t+1} + \beta\alpha_\pi\pi_{t-1} + kx_t - \frac{1}{\tau}e_t \quad (3.1)$$

$$x_t = (1 - \alpha_x)E_t x_{t+1} + \alpha_x x_{t-1} - \sigma(R_t - E_t\pi_{t+1}) + \sigma(1 - \xi)(1 - \rho_a)a_t \quad (3.2)$$

$$R_t = \rho_r R_{t-1} + (1 - \rho_r)(\psi_\pi\pi_t + \psi_x x_t) + \varepsilon_{Rt} \quad (3.3)$$

Con:

$$e_t = \rho_e e_{t-1} + \varepsilon_{et} \quad (3.4)$$

$$a_t = \rho_a a_{t-1} + \varepsilon_{at} \quad (3.5)$$

$$\varepsilon_{Rt} = \rho_R \varepsilon_{Rt-1} + \varepsilon_{rt} \quad (3.6)$$

$$\varepsilon_j \sim i. i. d. N(0, \sigma_j^2), j \in \{\pi, x, R\} \quad (3.7)$$

Il modello preso in considerazione è un modello standard con regola di politica monetaria alla Taylor, in accordo con Benati (2008).

L'equazione (3.1) rappresenta la curva di Phillips Neo-Keynesiana (NKPC), dove  $\pi_t$  rappresenta il tasso d'inflazione,  $\beta^1$  è il fattore di sconto,  $\alpha_\pi$  è il

---

<sup>1</sup> Il parametro  $\beta$  assume valore compreso tra zero e uno, in quanto in un mercato di concorrenza monopolistica, le imprese hanno probabilità minore di uno di cambiare i prezzi in ogni periodo per via di costi di menù, o di contratti a lunga scadenza, etc.. Proprio per questo l'impresa non considera solo i propri costi marginali in quel periodo, bensì effettua previsioni sul futuro andamento dei costi marginali al fine di fissare il prezzo ottimale dal punto di vista intertemporale.

parametro di indicizzazione *backward-looking*, interpretato come la misura del livello in cui i prezzi sono indicizzati all'inflazione al passato e rappresenterà il parametro chiave dell'analisi,  $E_t\pi_{t+1}$  è il tasso d'inflazione atteso,  $\pi_{t-1}$  è il tasso d'inflazione del recente passato,  $x_t$  misura l'output gap il cui effetto sull'inflazione è influenzato dal parametro  $k$ , che rappresenta la pendenza della curva di Phillips e infine il parametro  $\tau$  rappresenta il costo di aggiustamento dei prezzi nella formulazione di Rotemberg (1982) ed influenza  $e_t$  che segue un processo autoregressivo del primo ordine come indicato dalla formula (3.4) ed è chiamato shock all'inflazione o cambiamento d'offerta.

L'equazione (3.2) rappresenta la curva IS Neo-Keynesiana ed è ottenuta log-linearizzando l'equazione di Eulero per il consumo.

Le fluttuazioni dell'output sono influenzate sia dalle aspettative sul consumo futuro  $E_t x_{t+1}$ , sia dalle realizzazioni dell'output gap passate  $x_{t-1}$ . In particolare,  $(1 - \alpha_x)$  è il peso assegnato alle aspettative e  $\alpha_x$  quello assegnato alle realizzazioni passate, dove  $\alpha_x$  rappresenta il grado di formazione delle abitudini. È presente poi l'equazione di Fisher che calcola il tasso d'interesse reale ex-ante  $r_t = R_t - E_t\pi_{t+1}$ , il cui impatto sul consumo è determinato dall'elasticità intertemporale di sostituzione  $\sigma$ . Il tasso d'interesse reale ex-ante ci dà il ritorno sul risparmio; quando è alto, il consumatore riceve un forte ritorno sul risparmio ed è quindi incentivato a consumare meno oggi e risparmiare di più in modo da avere un ammontare di risorse più alto da spendere domani. Il coefficiente  $\sigma$  esprime proprio questo effetto di sostituzione. Il consumo quindi è correlato negativamente con il tasso d'interesse reale atteso, quando questo aumenta, il consumo oggi scende e viceversa. Infine  $\xi$  rappresenta l'inverso dell'elasticità dell'offerta di lavoro e  $\rho_a$  è un aggiustamento parziale dei parametri ed entrambi

---

L'assunzione fatta nella costruzione della curva di Phillips è che il costo marginale  $mc_t$ , naturale riferimento di un'impresa per la fissazione di un prezzo massimizzante il proprio profitto, sia relazionabile all'output gap  $x_t$ , i.e.  $mc_t \propto x_t$ , Clarida, Galí, Gertler, 1999.

influenzano lo shock di domanda  $a_t$  che segue un processo autoregressivo del primo ordine come espresso dalla formula (3.5) e può essere interpretato come uno shock fiscale o come un cambiamento delle preferenze dei consumatori.

L'equazione (3.3) invece rappresenta la regola di Taylor che collega l'inflazione e l'output gap al tasso d'interesse nominale e permette di descrivere la politica monetaria implementata dalle banche centrali di tutto il mondo, dove  $\psi_\pi$  e  $\psi_x$  rappresentano rispettivamente una misura a lungo termine delle risposte del tasso d'interesse nominale all'inflazione e all'output gap, mentre  $\rho_r$  è un parziale aggiustamento dei parametri. Gli econometrici infatti hanno scoperto che la stima di questa equazione migliora quando viene incluso anche il tasso d'interesse nominale ritardato  $R_{t-1}$  tra i regressori, e questo miglioramento graduale viene chiamato "interest rate smoothing" ed è rappresentato proprio dal parametro  $\rho_r$ . Pertanto si è deciso di seguire questa via anche in questo modello. Infine, lo shock di politica monetaria  $\varepsilon_{Rt}$  segue anch'esso un processo autoregressivo del primo ordine come specificato dalla formula (3.6) e si suppone essere persistente.

Per quanto riguarda gli shocks del modello, essi vengono considerati serialmente e mutuamente incorrelati e vengono valutati tutti come dai white noise (3.7).

## 3.2 I dati

Per l'analisi sono state utilizzate osservazioni relative a serie storiche trimestrali la cui area geografica è circoscritta all'Europa. La fonte dei dati è l'OECD Economic Indicators, che considera l'Euro 12, ovvero solo le prime 12 nazioni europee in cui è entrato in vigore l'Euro inizialmente: Belgio, Francia, Olanda, Germania, Irlanda, Austria, Grecia, Italia, Portogallo, Spagna, Lussemburgo e Finlandia.

I dati sono relativi al periodo che va dal primo trimestre del 1991 al terzo trimestre del 2009. È necessario sottolineare che la Banca centrale ha cominciato a gestire la politica monetaria dell'area euro a partire dal 1999, mentre prima di tale data ogni stato gestiva indipendentemente la propria politica monetaria. L'utilizzo di un campione che comprenda solo dati europei successivi a tale data sarebbe stato restrittivo poiché si avrebbe disposto di poche osservazioni. Si è deciso pertanto di procedere come già molti altri autori, come ad esempio Taylor (1999), Surico (2003), Sauer e Sturm (2003), Castelnuovo (2004), ecc.. hanno già fatto e di utilizzare dati sintetici europei che comincino prima della centralizzazione della politica monetaria europea. Si assumerà quindi che i dati sintetici sull'area dell'Euro catturino l'andamento medio delle politiche monetarie pre 1999.

Per questo motivo inizialmente è stato stimato un modello per l'intero campione, successivamente quest'ultimo è stato suddiviso in due sottocampioni al fine di evidenziare eventuali cambiamenti che, il debutto dell'euro sui mercati finanziari e quindi della politica monetaria comune, possono aver influenzato nel parametro di indicizzazione *backward-looking* ( $\alpha_\pi$ ).

Pertanto il primo sottocampione fa riferimento al periodo che va dal primo trimestre 1991 al quarto trimestre del 1998, mentre il secondo considera il periodo dal primo trimestre del 1999, al terzo trimestre del 2009.

Le osservazioni che sono state utilizzate fanno riferimento a tre serie, quali il

tasso d'interesse nominale a breve termine, l'inflazione calcolata con il deflatore del PIL e l'output gap, di cui in seguito viene riportata l'analisi grafica.

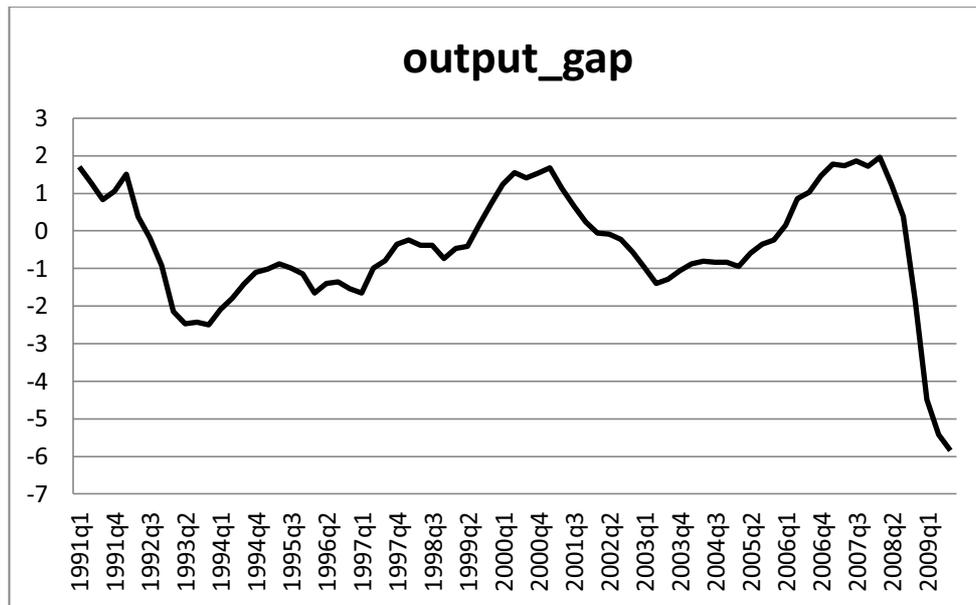


Figura 1: Output gap

Per quanto riguarda la serie storica relativa all'output gap, ovvero differenza tra prodotto interno lordo effettivo e quello potenziale (figura 1), si nota una drastica riduzione a partire dal quartultimo trimestre, questo è dovuto al fatto che la serie fa riferimento al periodo fino al terzo trimestre del 2009 e quindi la causa del picco negativo è da ricercarsi principalmente nell'inizio della crisi economica che ancora sta sconvolgendo l'area dell'Euro ma anche il resto del mondo.

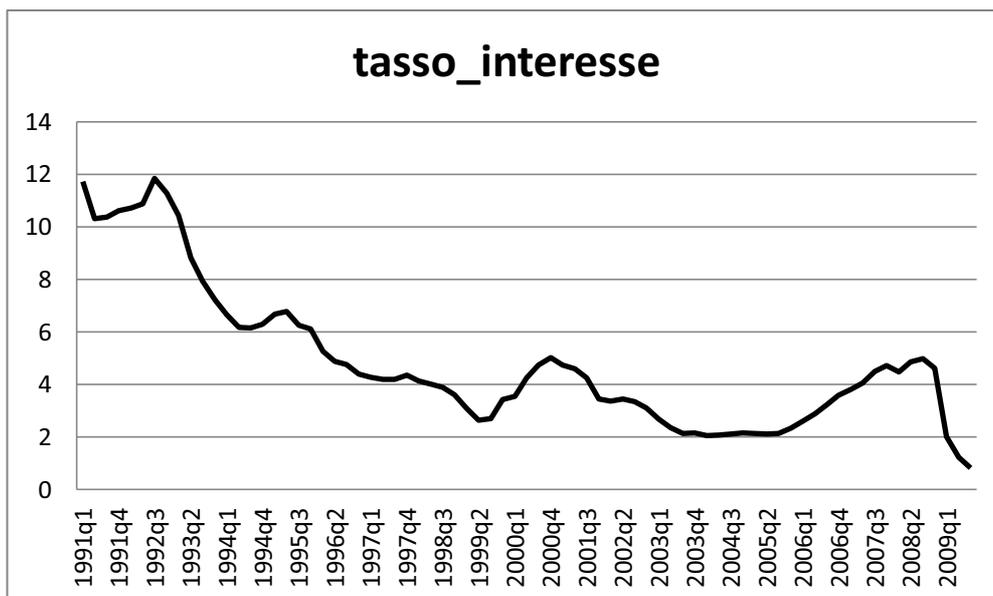


Figura 2: Tasso di interesse nominale a breve termine

La figura 2 riporta il grafico della serie del tasso d'interesse nominale a breve termine, che anch'esso diminuisce a partire dagli anni '90, e in particolare si riscontra una correlazione positiva con output gap e inflazione, come si può vedere anche nell'equazione di Taylor, pertanto come si riscontra, ad esempio negli ultimi quattro trimestri, una diminuzione dell'output gap, allo stesso modo nel medesimo periodo anche il tasso d'interesse nominale si riduce.

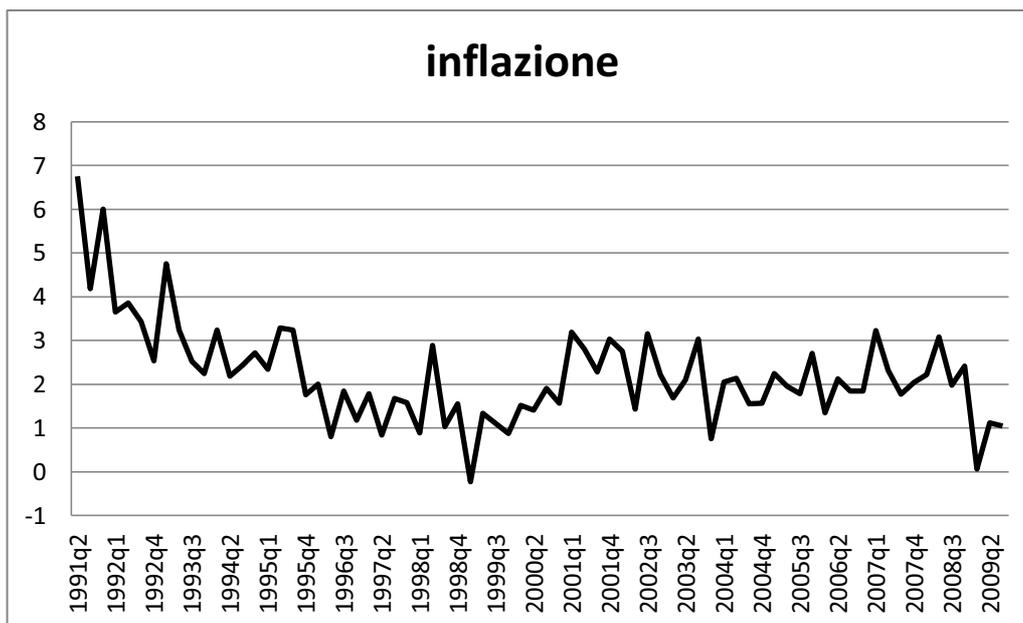


Figura 3: deflatore del Pil

Il grafico dell'inflazione (figura 3) riporta le osservazioni a partire dal secondo trimestre del 1991 e non dal primo trimestre del 1991 come per le altre due serie, perché essendo calcolato come deflatore del PIL la prima osservazione si perde. Esso infatti è calcolato come  $400 \times \frac{(P_t - P_{t-1})}{P_{t-1}}$ , dove  $P_t$  rappresenta l'indice dei prezzi al consumo, mentre il fattore moltiplicativo 400 è dovuto al fatto che tale tasso viene prima annualizzato (moltiplicato per il numero di 4 trimestri) e poi percentualizzato (moltiplicato per cento). Si può notare anche qui il calo dell'inflazione a partire dagli anni '90 e soprattutto nella parte finale si vede come questa è influenzata dagli effetti della crisi economica. Inoltre a partire dal 1999, anno d'introduzione dell'Euro nei mercati finanziari, l'inflazione si stabilizza intorno al 2%.

### 3.3 Analisi empirica

Il modello sopra descritto è stato stimato attraverso l'analisi Bayesiana, in particolare si considerano:

- Il vettore dei parametri strutturali  

$$\theta = (\beta, \alpha_\pi, \kappa, \tau, \alpha_x, \sigma, \xi, \rho_a, \rho_r, \psi_\pi, \psi_x, \rho_e, \rho_R)'$$
- Il vettore delle variabili endogene  $z_t = (x_t, \pi_t, R_t)'$
- Il vettore degli shocks esogeni  $\varepsilon_t = (e_t, a_t, \varepsilon_{Rt})'$
- Il vettore delle innovazioni  $\eta_t = (\varepsilon_{et}, \varepsilon_{at}, \varepsilon_{rt})'$
- Il vettore delle osservazioni  $Y_t = (x_t^{obs}, \pi_t^{obs}, R_t^{obs})'$

Il modello per prima cosa viene espresso nella forma *state space*:

$$\begin{pmatrix} z_t \\ \varepsilon_t \end{pmatrix} = T(\theta) \begin{pmatrix} z_{t-1} \\ \varepsilon_{t-1} \end{pmatrix} + Q(\theta)\eta_t \quad (3.8)$$

$$Y_t = Z(\theta) \begin{pmatrix} z_t \\ \varepsilon_t \end{pmatrix} \quad (3.9)$$

Questo sistema di equazioni in forma *state space* è formato da:

- un'equazione strutturale di transizione (3.8) che crea un legame tra le variabili endogene e le variabili esogene
- un'equazione di misura (3.9) che collega invece le variabili latenti presenti nel modello con le variabili osservabili (in particolare non vengono assunti errori di misura).

Le matrici di parametri di cui è composto questo sistema sono nello specifico la matrice di transizione dello stato  $T(\theta)$ , la matrice che trasforma lo stato nelle osservazioni  $Q(\theta)$  e la matrice di elementi deterministici che servono a selezionare l'errore  $Z(\theta)$ .

Oltre a questi due sistemi di equazioni il modello *state space* è formato anche dalle condizioni iniziali dello stato del sistema, dove vengono specificate le distribuzioni iniziali (a priori) dei parametri strutturali.

A questo punto si utilizza il filtro di Kalman<sup>2</sup> per calcolare la verosimiglianza  $L(Y|\theta)$  e combinando quest'ultima con la distribuzione a priori  $\pi(\theta)$  opportunamente scelta per i vari parametri si giunge alla distribuzione a posteriori  $p(\theta|Y)$  che costituisce l'oggetto di maggiore interesse dell'analisi effettuata.

Per l'analisi Bayesiana è stato utilizzato Dynare 4.0, un insieme di algoritmi sviluppati da Michel Juillard e collaboratori, scaricabile gratuitamente all'indirizzo <http://www.dynare.org>.

La moda a posteriori è calcolata attraverso l'algoritmo "csminwel" sviluppato da Chris Sims e può essere controllata plottando la densità a posteriori per i valori attorno alla moda per ogni parametro stimato, confermando la bontà del risultato. Successivamente questa moda è usata per iniziare l'algoritmo di Metropolis-Hastings per la simulazione della distribuzione a posteriori.

Per valutare la stazionarietà delle catene si considera invece un controllo di convergenza proposto da Brooks e Gelman (1998).

---

<sup>2</sup> Il filtro di Kalman è un algoritmo ricorsivo usato per calcolare i momenti del vettore di stato  $\eta_t$  condizionatamente alle osservazioni contenute in  $F_t = \{y_1, \dots, y_t\}$ . Data la distribuzione di  $\eta_t$  condizionata a  $F_{t-1}$ , all'arrivo della nuova osservazione  $y_t$  si vuole aggiornare la distribuzione di  $\eta_t$  condizionata a  $F_t$ . Il filtro consiste in due insiemi di equazioni, di previsione e di aggiornamento.

### 3.4 Densità a priori

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

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

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

Nella tabella 1 si attribuiscono ai vari parametri del modello le densità a priori. In particolare nella terza colonna i valori tra parentesi indicano la media e la deviazione standard della distribuzione.

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

Si attribuisce una distribuzione Gamma per i parametri  $(\kappa, \tau, \sigma, \xi)$ , una Beta per  $(\alpha_\pi, \alpha_x, \rho_a, \rho_r, \rho_e, \rho_R)$ , una Normale per  $(\psi_\pi, \psi_x)$  e una Gamma Inversa per  $(\sigma_\pi, \sigma_x, \sigma_R)$ .

Tali distribuzioni sono in linea con Cogley, Sargent e Surico (2011), i quali hanno condotto uno studio sull'analisi dell'inflazione persistente negli Stati Uniti per il periodo successivo alla "Grande Inflazione".

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

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

Parametri	Supporto	Densità a priori
$\alpha_\pi$	$[0,1]$	$\beta (0.5;0.28)$
$\kappa$	$\mathbb{R}^+$	$\Gamma (0.15;0.05)$
$\tau$	$\mathbb{R}^+$	$\Gamma (3;0.25)$
$\alpha_x$	$[0,1]$	$\beta (0.5;0.28)$
$\sigma$	$\mathbb{R}^+$	$\Gamma (0.15;0.05)$
$\xi$	$\mathbb{R}^+$	$\Gamma (3;0.25)$
$\psi_\pi$	$\mathbb{R}$	$N(1.5;0.03)$
$\psi_x$	$\mathbb{R}$	$N(0.125;0.075)$
$\rho_a$	$[0,1]$	$\beta (0.5;0.28)$
$\rho_r$	$[0,1]$	$\beta (0.5;0.25)$
$\rho_e$	$[0,1]$	$\beta (0.5;0.28)$
$\rho_R$	$[0,1]$	$\beta (0.5;0.28)$
$\sigma_\pi$	$\mathbb{R}^+$	$I\Gamma(0.01;0.05)$
$\sigma_x$	$\mathbb{R}^+$	$I\Gamma (0.01;0.05)$
$\sigma_R$	$\mathbb{R}^+$	$I\Gamma (0.01;0.05)$

Tabella 1: Densità a priori

Si prosegue con l'analisi per l'intero campione.



# ANALISI BAYESIANA

## 4.1 Convergenza del modello

La principale indicazione della correttezza delle stime ottenute è data dall'analisi della convergenza delle simulazioni iterative.

Il software usato per l'analisi, Dynare, utilizza il metodo originariamente elaborato da Gelman e Rubin (1992) e successivamente modificato, fino alla versione attuale, da Brooks and Gelman (1998). Tale metodologia 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, gli autori hanno proposto di confrontarle 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  $\hat{\mu}$  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  $\frac{B}{n}$  e  $W$ , nel seguente modo:

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

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

Avendo queste stime, possiamo stimare  $\sigma^2$  con la media pesata di  $B$  e  $W$ :

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

che dovrebbe essere una stima non distorta della vera varianza  $\sigma^2$ , se i punti di partenza delle sequenze sono estratti dalla distribuzione target, ma sovrastima  $\sigma^2$  se la distribuzione di partenza è appropriatamente *overdispersed*, ovvero caratterizzata da una forte presenza di variabilità. Tenendo conto della variabilità di campionamento dello stimatore  $\hat{\mu}$  si ottiene una varianza a posteriori stimata di:

$$\widehat{V} = \widehat{\sigma}_+^2 + \frac{B}{mn} \quad (4.4)$$

Viene poi calcolato un rapporto tra la stima appena ottenuta e la vera varianza, che prende il nome di *scale reduction factor* (SRF),

$$R = \frac{\widehat{V}}{\sigma^2} \quad (4.5)$$

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; si può ottenere una sovrastima di  $R$  sottostimando  $\sigma^2$  con  $W$ .

$$\widehat{R} = \frac{\widehat{V}}{W} = \frac{m+1}{m} \frac{\widehat{\sigma}_+^2}{W} - \frac{n-1}{m} \quad (4.6)$$

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

$$\widehat{R}_c = \frac{d+3}{d+1} \widehat{R} = \frac{d+3}{d+1} \frac{\widehat{V}}{W} \quad (4.7)$$

$\widehat{R}$  viene chiamato *potential scale reduction factor* (PSRF), e può essere interpretato come una diagnostica di convergenza. Se  $\widehat{R}$  è prossimo a 1 si può concludere che ciascuna delle  $m$  catene di  $n$  osservazioni simulate è vicina alla distribuzione target.

Un approccio analogo per il monitoraggio della convergenza è quello grafico. In particolare l'output di Dynare riporta un insieme di grafici chiamati "*MCMC univariate diagnostics*", utili per valutare la convergenza dei singoli parametri del modello e un'ulteriore grafico "*multivariate diagnostic*" per analizzare la convergenza del modello complessivo.

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.

Nella figura 4 viene riportato il grafico per della convergenza ottenuto per lo specifico modello. Prima di passare ad analizzare i risultati ottenuti dalla stima è necessario verificare la convergenza, in quanto non avrebbe senso proseguire se ci si trovasse di fronte ad un modello che non converge.

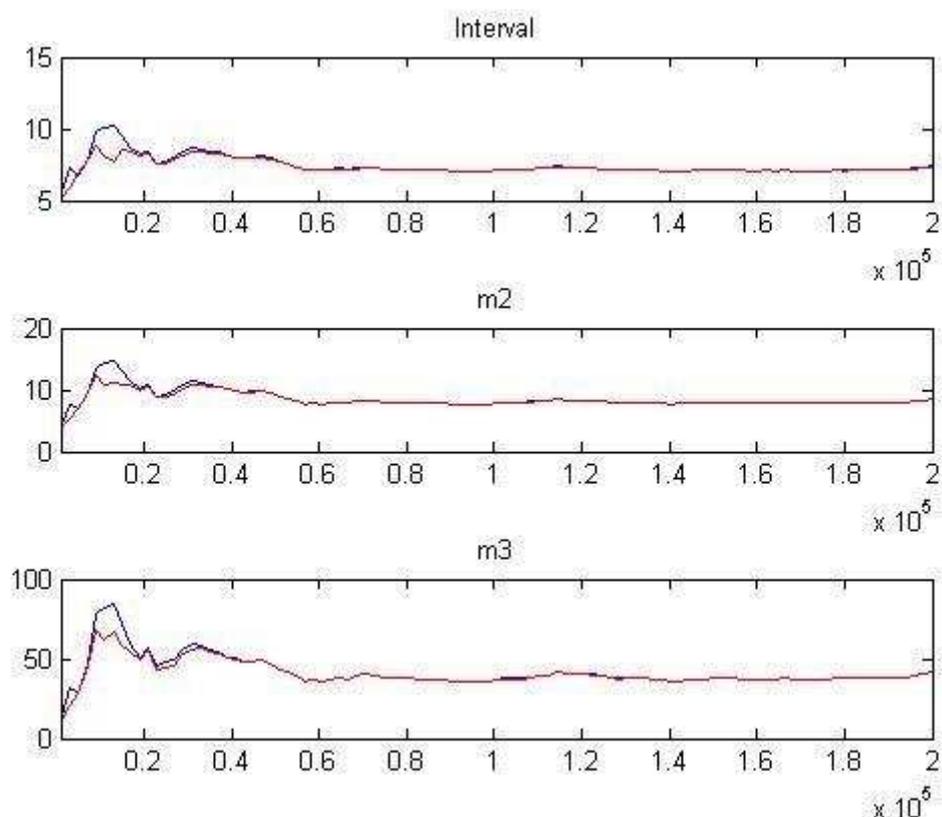


Figura 4: Convergenza del modello, sample 1991:I – 2009:III

Le linee rossa e blu rappresentano le misure specifiche del vettore di parametri, sia per la varianza entro che tra le catene. Al fine di avere un risultato significativo queste dovrebbero essere relativamente costanti (anche se alcune variazioni sono ammesse) e dovrebbero convergere alla distribuzione ergodica.

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

Se i momenti tracciati sono altamente instabili o non convergono, si ha un problema di distribuzioni a priori poco informative. Si suggerisce di rifare la

stima con differenti distribuzioni a priori oppure utilizzare un numero maggiore di simulazioni dell'algoritmo Metropolis-Hastings, ad esempio nell'ordine di 400.000 anziché 200.000.

In questo caso sono state utilizzate 200.000 iterazioni dell'algoritmo Metropolis-Hastings al fine di ottenere la convergenza complessiva del modello. Tuttavia l'andamento finale del grafico dal  $1 \times 10^5$  è di maggiore interesse in quanto è stato scartato il primo 50% delle osservazioni.

Come si nota le due linee non si discostano molto l'una dall'altra e tendono a convergere. Si può quindi essere fiduciosi che le priori scelte siano sufficientemente informative.

I grafici per la convergenza dei singoli parametri sono riportati in appendice tecnica.

Verificata la convergenza si può procedere con l'analisi delle distribuzioni a posteriori ottenute

## 4.2 Stima della densità a posteriori

### 4.2.1 Primo step di stima

Come è stato precedentemente descritto al paragrafo (2.3), la stima della densità a posteriori con Dynare avviene in due step.

Il primo step ci restituisce i valori della moda della distribuzione a posteriori per ogni parametro del modello e per le deviazioni standard degli shock. Nella tabella 4.1 viene riportato l'output del processo di stima. Di maggiore interesse è la moda (mode), ma Dynare fornisce anche i valori delle medie a priori (prior mean), delle distribuzioni a priori (prior) e delle deviazioni standard (pstdev) assegnate nel file.mod, e inoltre delle statistiche  $t^3$  (t-stat) e delle rispettive deviazioni standard (s. d.).

Per valutare la bontà del modello si ricorre alla valutazione della verosimiglianza, calcolata con il metodo di Laplace, assumendo una distribuzione a posteriori forzosamente normale. In questo caso, il modello ci fornisce un valore pari a -268.509510.

Il tasso di accettazione invece è compreso tra il 35.98% e il 37.04%, valore che "va bene" in quanto appartiene all'intervallo di accettazione precedentemente considerato al paragrafo (2.3).

---

<sup>3</sup> La statistica  $t$ , non è riconducibile alla statistica  $t$  classica, poiché si riferisce ad una densità a posteriori e non ad una verosimiglianza, intesa in senso classico. Non è dunque affidabile per valutare la significatività dei parametri, poiché non è garantito che la posteriori sia una normale.

```

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION
parameters
      prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
alphapi  0.500  0.4425  0.0586  7.5472 beta  0.2800
k        0.150  0.0354  0.0109  3.2377 gamm 0.0500
tau      3.000  2.9161  0.2465 11.8311 gamm 0.2500
alphax   0.500  0.4633  0.0335 13.8370 beta  0.2800
sigma    0.150  0.0320  0.0120  2.6687 gamm 0.0500
csi      3.000  3.0726  0.2512 12.2321 gamm 0.2500
rhoa     0.500  0.8338  0.0664 12.5662 beta  0.2800
rhor     0.500  0.8200  0.0271 30.2238 beta  0.2500
psipi    1.500  1.5049  0.0299 50.3535 norm 0.0300
psix     0.125  0.2348  0.0739  3.1783 norm 0.0750
rhoe     0.500  0.0038  0.0123  0.3060 beta  0.2800
rhoR     0.500  0.3398  0.0947  3.5868 beta  0.2800
standard deviation of shocks
      prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
eepspi   0.010  1.8038  0.2287  7.8873 invg  0.0500
eepsx    0.010  5.4792  1.5319  3.5768 invg  0.0500
eepsr    0.010  0.4335  0.0385 11.2680 invg  0.0500

Log data density [Laplace approximation] is -268.509510.

```

Tabella 4.1: Primo step di stima

Al fine di raggiungere lo scopo preposto con questo lavoro è molto importante sapere inoltre se il parametro di interesse  $\alpha_\pi$  è statisticamente significativo (soprattutto per i sottocampioni 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  $\alpha_\pi$  a zero, per poi confrontarne il valore della logverosimiglianza con quello ottenuto in precedenza.

Il valore che si ottiene è -268.981230, leggermente inferiore alla logverosimiglianza ottenuta con il modello non vincolato. Si può concludere che restringendo  $\alpha_\pi$  a zero si ha una diminuzione della bontà di adattamento, anche se minima, e quindi che  $\alpha_\pi$  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 e ottenuto a partire dal teorema di Bayes nel seguente modo:

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

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:

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

dove:

$$B_{12} = \frac{pr(D|H_1)}{pr(D|H_2)} \quad (4.10)$$

è il fattore di Bayes che si cercava.

Kass e Raftery propongono inoltre intervalli con relative classi di evidenza per valutare l'evidenza statistica sulla base di valori di  $B_{12}$ . Tali intervalli sono descritti nella tabella 4.2.

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

Tabella 4.2: Evidenza statistica

Se denotiamo con  $H_2$  l'ipotesi del modello vincolato (con  $\alpha_\pi = 0$ ) e con  $H_1$  l'ipotesi del modello senza vincoli (con  $\alpha_\pi \neq 0$ ), possiamo andare a calcolare il fattore di Bayes nel seguente modo:

$$B_{12} = \exp(ML_v - ML_{nv}) = \exp(-268.981230 + 268.509510) = 0.63$$

Tale valore ci dice che i dati favoriscono, anche se non in maniera evidente, un modello con la presenza del parametro  $\alpha_\pi$ .

#### 4.2.2 Secondo step di stima

Il secondo step di stima, riporta le medie a posteriori (post mean) e i relativi intervalli di credibilità al 90% per i parametri del modello e per le deviazioni standard degli shock (conf. interval), che rappresentano i valori di maggiore interesse. I risultati di questi sono visibili nella tabella 4.3, l'output riporta inoltre nuovamente le medie a priori, le distribuzioni e le deviazioni standard inserite nel file.mod.

La logverosimiglianza, calcolata con il metodo "Modified Harmonic Mean" (Geweke, 1998), che non assume necessariamente la normalità della distribuzione a posteriori, è pari a  $-264.259040$ , che è un valore leggermente più alto rispetto a quello ottenuto con il metodo di Laplace.

Le medie a posteriori di  $\alpha_\pi$  e  $\alpha_x$ , ovvero dei parametri che indicano l'indicizzazione dei prezzi all'inflazione passata e il grado di formazione delle abitudini risultano rispettivamente pari a 0.62 e 0.87, mentre i relativi intervalli di confidenza al 90% sono pari a  $[0.4325;0.9908]$  e  $[0.7241;0.9997]$ . Il valore 0 cade ben al di fuori dell'intervallo, ulteriore evidenza della significatività dei parametri del modello. Anche i coefficienti  $\psi_\pi$  e  $\psi_x$  che descrivono il peso dell'inflazione e dell'output gap sulla determinazione del tasso d'interesse nominale, presentano medie a posteriori pari a 1.49 e 0.23 (risponde più fortemente l'inflazione rispetto all'output gap). Il parametro  $\rho_r$  invece presenta una stima pari a 0.84, che implica un alto grado di "interest smoothing". Cogley, Sargent e Surico (2011) hanno dimostrato che variazioni su questo parametro hanno scarso effetto sulla persistenza dell'inflazione.

Le stime di  $\rho_e, \rho_a$  e  $\rho_R$  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 auto regressivi stazionari.

ESTIMATION RESULTS

Log data density is -264.259040.

parameters	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
alphapi	0.500	0.6232	0.4325	0.9908	beta	0.2800
k	0.150	0.0247	0.0060	0.0427	gamm	0.0500
tau	3.000	2.9632	2.5626	3.3741	gamm	0.2500
alphax	0.500	0.8771	0.7241	0.9997	beta	0.2800
sigma	0.150	0.0649	0.0270	0.1035	gamm	0.0500
csi	3.000	3.0678	2.6441	3.4600	gamm	0.2500
rhoa	0.500	0.5832	0.3880	0.7375	beta	0.2800
rhorr	0.500	0.8393	0.7930	0.8874	beta	0.2500
psipi	1.500	1.4975	1.4492	1.5486	norm	0.0300
psix	0.125	0.2344	0.1073	0.3635	norm	0.0750
rhoe	0.500	0.0259	0.0022	0.0594	beta	0.2800
rhoR	0.500	0.4893	0.3204	0.6682	beta	0.2800
standard deviation of shocks						
	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
eeepsi	0.010	2.1047	1.4125	3.0107	invg	0.0500
eeepsx	0.010	6.9355	3.1933	10.8464	invg	0.0500
eeepsr	0.010	0.4284	0.3682	0.4884	invg	0.0500

Tabella 4.3: Secondo step di stima

Ora verrà analizzata la distribuzione a posteriori in versione grafica, fornita dal secondo step di stima.

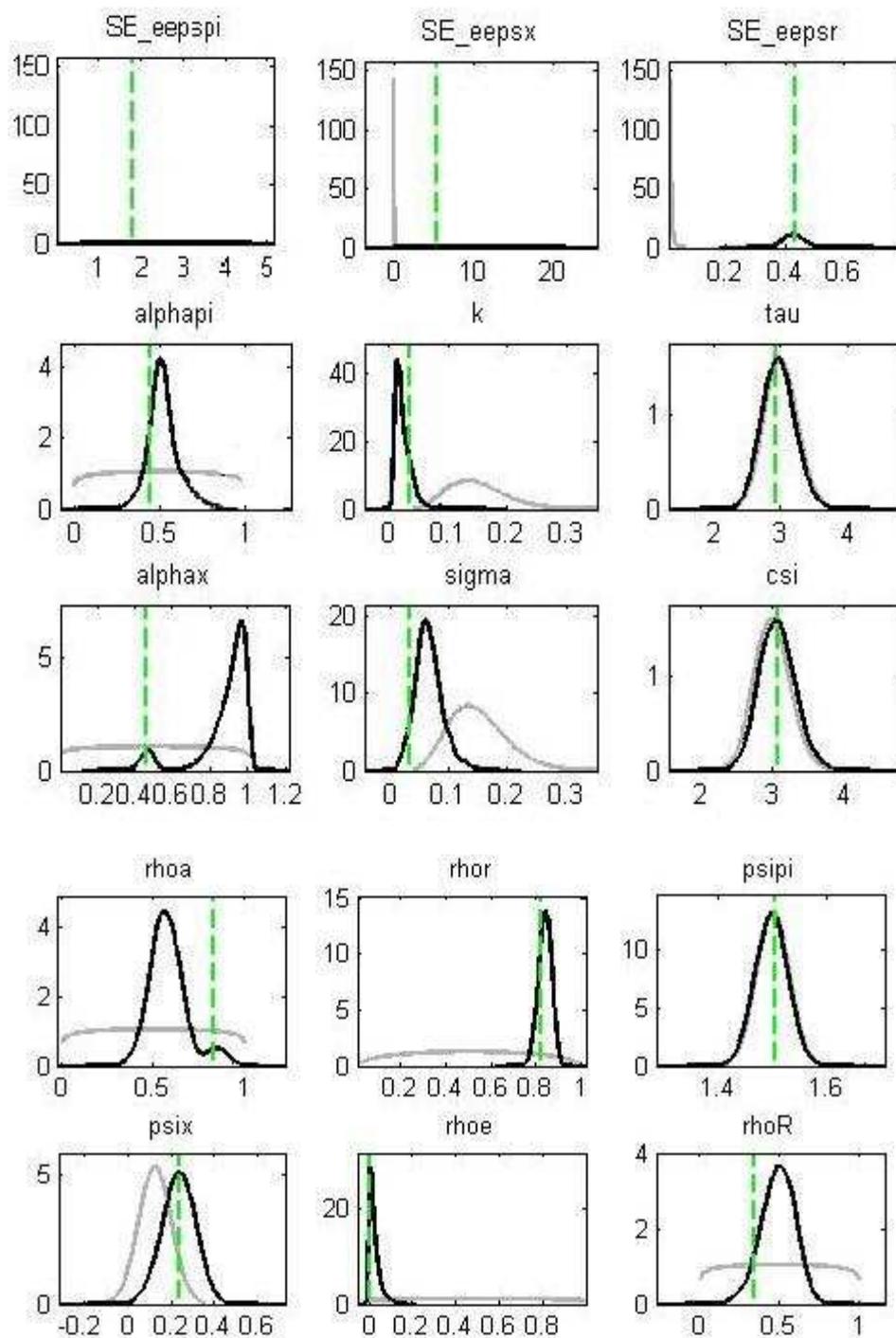


Figura 5: Distribuzione a posteriori

Le linee grigie rappresentano le distribuzioni scelte a priori, le linee nere le distribuzioni a posteriori calcolate con l'algoritmo di Metropolis-Hastings, la linea verticale verde invece rappresenta la moda delle posteriori.

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 assumono forme simili a quelle della normale ed è per questo che la logverosimiglianza 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 densità a posteriori, non si discosta eccessivamente dalla moda della distribuzione a posteriori.

L'unica cosa un po' anomala che si può notare è che le distribuzioni a priori di alcuni parametri sono molto appiattite attorno al loro valore massimo e potrebbero creare problemi di informatività prese singolarmente, inoltre per i parametri  $\alpha_x$  e  $\rho_a$  le distribuzioni a posteriori non assumono proprio la forma di una normale, ma le loro prestazioni vanno bene.

Qualora non si verificassero queste condizioni sarebbe consigliato aumentare il numero di iterazioni del Metropolis-Hastings.



# ANALISI DEI SOTTOCAMPIONI

## 5.1 Scelta dei sottocampioni

In questo capitolo si procede spezzando il campione delle osservazioni disponibili in due sottocampioni, al fine di catturare eventuali differenze sul grado di persistenza dell'inflazione, che la centralizzazione della politica monetaria europea avvenuta nel 1999 con l'introduzione dell'Euro sui mercati finanziari può aver portato. Attraverso l'analisi del mutamento o della stabilità del parametro di indicizzazione *backward-looking* si potrà stabilire se è strutturale nel senso di Lucas (1976).

I campioni che andremo ad analizzare pertanto fanno riferimento ai periodi seguenti:

- I° campione: primo trimestre 1991 – quarto trimestre 1998
- II° campione: primo trimestre 1999 – terzo trimestre 2009

Tale suddivisione è giustificata dal fatto che si crede che la politica economica europea sia sostanzialmente cambiata all'interno di questi periodi.

È importante tenere presente che, dopo l'inflazione elevata e volatile dovuta alle crisi petrolifere ed energetiche degli anni Settanta, a partire dalla seconda metà degli anni Ottanta, si è sempre più affermata la tendenza al decremento già manifestatasi nella prima metà del decennio. Nell'intervallo di tempo 1985-1990 ad esempio, il tasso annuo di inflazione è stato in media inferiore al 5% e tale tendenza positiva è proseguita fino alla fine degli anni

Novanta. Dal varo dell'euro invece, nel 1999, l'Euro area ha usufruito per un decennio di un'inflazione stabile e ridotta, infatti per i primi dieci anni dopo l'introduzione della moneta unica, questa si è stabilizzata mediamente intorno al 2%.

Valutando queste considerazioni e il periodo osservato nel campione a disposizione, quello che ci si aspetterà è un indice molto basso di  $\alpha_\pi$  per entrambi i campioni. In particolar modo il secondo, che presenta una maggior riduzione della variazione del livello generale dei prezzi e una forte stabilizzazione intorno al suo valore medio, dovrebbe portare ad ottenere il parametro  $\alpha_\pi$  prossimo allo 0.

Vediamo nel dettaglio le analisi effettuate campione per campione.

## 5.2 Primo sottocampione 1991:I – 1998:IV

In questa sezione viene applicato il modello (3.1)-(3.7) al campione che va dal primo trimestre del 1991 al quarto trimestre del 1998. Si tratta quindi del periodo successivo al Trattato di Maastricht (o Trattato sull'Unione europea), che di fatto sancì la nascita dell'Unione europea.

Anche in questo caso si parte dall'analisi grafica della convergenza del modello.

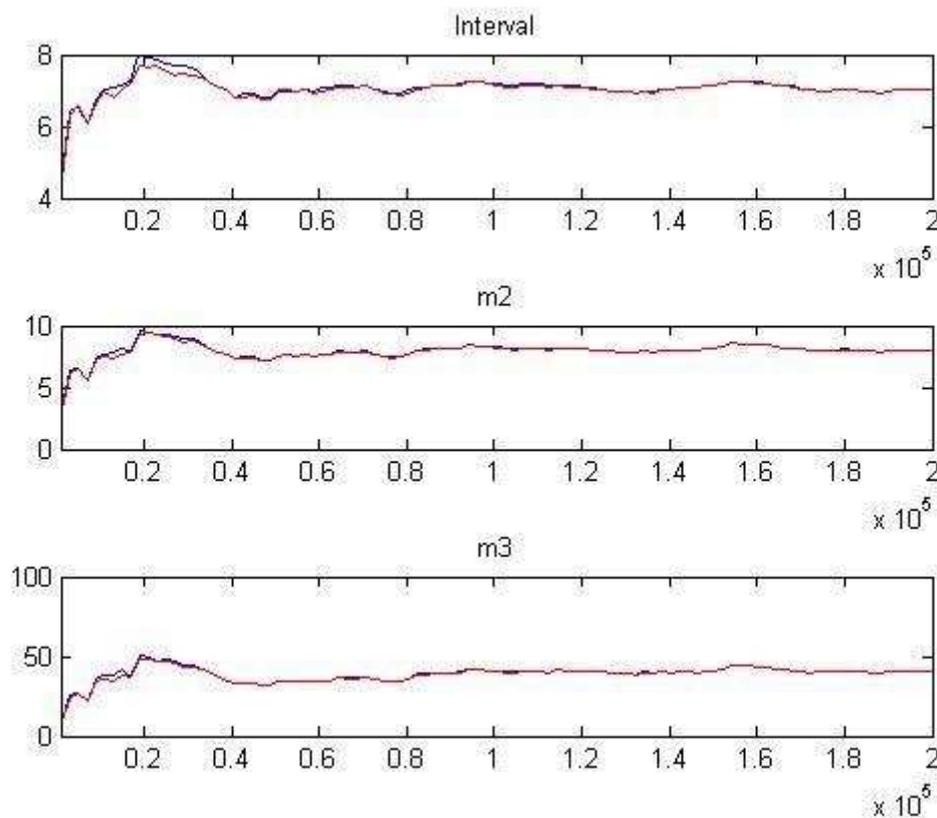


Figura 6 : Convergenza del modello (sample 1991:I – 1998:IV)

Si ricorda che del grafico va analizzata solo la parte finale, in quanto viene scartato il primo 50% delle simulazioni. Le serie seguono i criteri di convergenza, essendo anch'esse pressoché costanti e stabili. Si può passare quindi all'analisi delle stime ottenute nei primi due step di stima.

### 5.2.1 Primo step di stima

Il primo step ci restituisce i valori della moda della distribuzione a posteriori per ogni parametro del modello e per le deviazioni standard degli shock. Nella tabella 5.1 viene riportato l'output del processo di stima.

```

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION
parameters
      prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
alphapi  0.500  0.0808  0.1968  0.4104 beta  0.2800
k        0.150  0.1119  0.0369  3.0315 gamm  0.0500
tau      3.000  2.9161  0.2465  11.8311 gamm  0.2500
alphax   0.500  0.4033  0.0944  4.2744 beta  0.2800
sigma    0.150  0.0963  0.0321  2.9954 gamm  0.0500
csi      3.000  3.0726  0.2512  12.2327 gamm  0.2500
rhoa     0.500  0.9240  0.0307  30.1425 beta  0.2800
rhor     0.500  0.7760  0.0424  18.3136 beta  0.2500
psipi    1.500  1.5017  0.0299  50.2204 norm  0.0300
psix     0.125  0.1840  0.0738  2.4929 norm  0.0750
rhoe     0.500  0.0515  0.1728  0.2979 beta  0.2800
rhoR     0.500  0.1408  0.1377  1.0226 beta  0.2800
standard deviation of shocks
      prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
eepspi   0.010  2.4531  0.4997  4.9086 invg  0.0500
eepsx    0.010  3.2966  0.9480  3.4774 invg  0.0500
eepsr    0.010  0.4662  0.0680  6.8612 invg  0.0500

Log data density [Laplace approximation] is -136.173809.

```

Tabella 5.1: Primo step di stima (sample 1991:I – 1998:IV)

Anche in questo caso, per valutare la bontà del modello si ricorre alla valutazione della verosimiglianza, calcolata con il metodo di Laplace, assumendo una distribuzione a posteriori forzatamente normale. In questo caso, il modello ci fornisce un valore pari a -136.173809.

Il tasso di accettazione invece è compreso tra il 35.97% e il 36.32%, valore che “va bene”.

## 5.2.2 Secondo step di stima

I risultati del secondo step sono visibili nella tabella 5.2.

### ESTIMATION RESULTS

Log data density is -136.276751.

#### parameters

	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
alphapi	0.500	0.1303	0.0235	0.2740	beta	0.2800
k	0.150	0.1300	0.0664	0.1916	gamm	0.0500
tau	3.000	2.9589	2.5437	3.3545	gamm	0.2500
alphax	0.500	0.3564	0.1688	0.5444	beta	0.2800
sigma	0.150	0.0896	0.0397	0.1384	gamm	0.0500
csi	3.000	3.0685	2.6679	3.4779	gamm	0.2500
rhoa	0.500	0.8875	0.8194	0.9565	beta	0.2800
rhorr	0.500	0.7649	0.6913	0.8391	beta	0.2500
psipi	1.500	1.5021	1.4542	1.5517	norm	0.0300
psix	0.125	0.1779	0.0544	0.2980	norm	0.0750
rhoe	0.500	0.2457	0.0014	0.5391	beta	0.2800
rhoR	0.500	0.2074	0.0087	0.3674	beta	0.2800

#### standard deviation of shocks

	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
eepsip	0.010	2.2260	1.2878	3.2691	invg	0.0500
eepsx	0.010	3.6302	1.9507	5.2329	invg	0.0500
eepsr	0.010	0.4903	0.3671	0.6053	invg	0.0500

Tabella 5.2: Secondo step di stima (sample 1991:I – 1998:IV)

Il valore della logverosimiglianza, calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean” è pari a -136.276751, valore leggermente più basso rispetto alla logverosimiglianza calcolata nel primo step.

La media a posteriori del parametro  $\alpha_\pi$ , che determina la persistenza intrinseca dell’inflazione risulta essere pari a 0.13. Anche se si tratta di 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  $\alpha_\pi$  cade dentro un intervallo di credibilità del 90% in cui non viene considerato lo zero. Le stime degli altri parametri del modello,

fatta eccezione per quella di  $\alpha_x$ , che diminuisce in modo rilevante, rimangono in linea con i risultati ottenuti usando tutto il campione a disposizione.

La distribuzione a posteriori ottenuta con l'algoritmo Metropolis-Hastings è la seguente e non comporta particolari problemi.

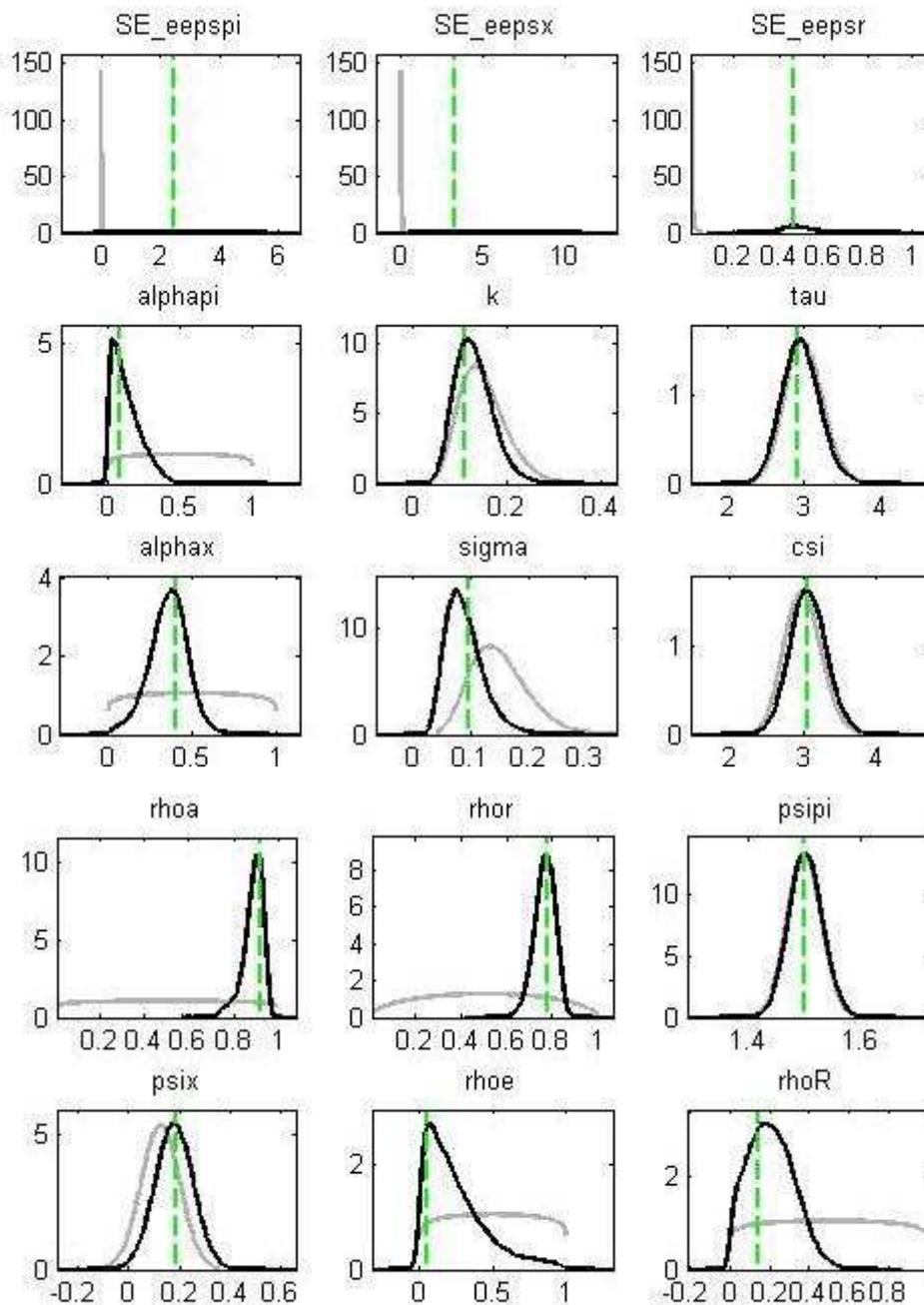


Figura 7: Distribuzione a posteriori (sample 1991:I – 1998:IV)

### 5.3 Secondo sottocampione 1999:I – 2009:III

Ora il modello (3.1)-(3.7) viene applicato al campione che va dal primo trimestre del 1999 al terzo trimestre del 2009. Si tratta quindi del periodo successivo all'introduzione dell'Euro nei mercati finanziari.

Prima di commentare le stime è necessario verificare sempre che il modello sia stabile anche per questo sottocampione.

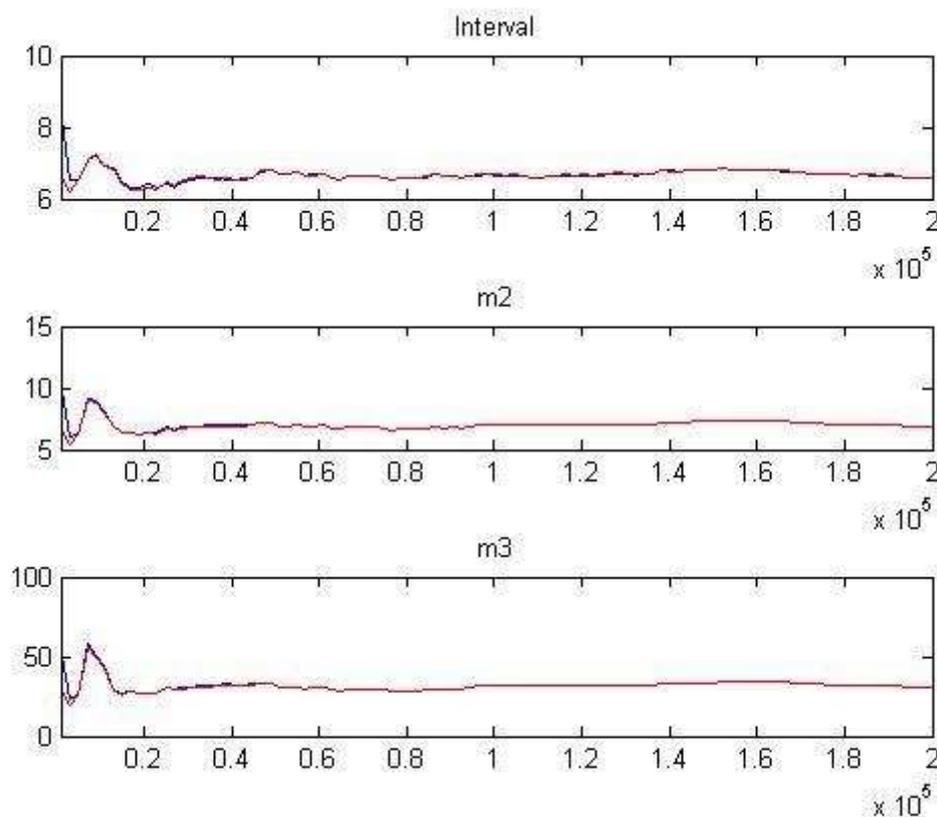


Figura 8: Convergenza del modello (sample 1999:I – 2009:III)

Nella figura 7 si nota che la convergenza viene rispettata, in quanto in tutti e tre i grafici le linee rosse e blu tendono alla stabilizzazione.

In seguito l'analisi dei primi due step di stima per il secondo sottocampione.

### 5.3.1 Primo step di stima

In questo caso, la verosimiglianza, calcolata con il metodo di Laplace, assumendo una distribuzione a posteriori forzosamente normale ci fornisce un valore pari a -152.381123.

Il tasso di accettazione invece è compreso tra il 38.50% e il 38.91%, valore che cade dentro al range di accettazione esposto nel paragrafo (2.3) .

```

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION
parameters
      prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
alphapi  0.500    0.0062  0.0202  0.3081 beta  0.2800
k        0.150    0.0661  0.0252  2.6249 gamm 0.0500
tau      3.000    2.9161  0.2465  11.8311 gamm 0.2500
alphax   0.500    0.7181  0.1057  6.7924 beta  0.2800
sigma    0.150    0.1601  0.0519  3.0869 gamm 0.0500
csi      3.000    3.0726  0.2512  12.2325 gamm 0.2500
rhoa     0.500    0.5056  0.1039  4.8679 beta  0.2800
rhor     0.500    0.7555  0.0403  18.7403 beta  0.2500
psipi    1.500    1.5005  0.0300  50.0138 norm 0.0300
psix     0.125    0.2478  0.0721  3.4361 norm 0.0750
rhoe     0.500    0.3825  0.1678  2.2794 beta  0.2800
rhoR     0.500    0.4039  0.1807  2.2349 beta  0.2800
standard deviation of shocks
      prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
eepspi   0.010    1.4717  0.3569  4.1241 invg  0.0500
eepsx    0.010    1.5729  0.3928  4.0047 invg  0.0500
eepsr    0.010    0.4141  0.0459  9.0149 invg  0.0500

Log data density [Laplace approximation] is -152.381123.

```

Tabella 5.3 : Primo step di stima (sample 1999:I – 2009:III)

La stima di logverosimiglianza appare molto più bassa rispetto a quella del primo sottocampione, questo significa che il modello si adatta meglio alle osservazioni che fanno riferimento a prima dell'introduzione dell'Euro.

### 5.3.2 Secondo step di stima

I risultati del secondo step di stima sono visibili nella tabella 5.4. la logverosimiglianza calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean” è leggermente più alta rispetto a quella di Laplace.

#### ESTIMATION RESULTS

Log data density is -151.772667.

parameters						
	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
alphapi	0.500	0.0619	0.0207	0.1367	beta	0.2800
k	0.150	0.0677	0.0281	0.1071	gamm	0.0500
tau	3.000	2.9700	2.5602	3.3700	gamm	0.2500
alphax	0.500	0.7515	0.5927	0.9248	beta	0.2800
sigma	0.150	0.1751	0.0938	0.2522	gamm	0.0500
csi	3.000	3.0609	2.6645	3.4825	gamm	0.2500
rhoa	0.500	0.4927	0.3317	0.6685	beta	0.2800
rhor	0.500	0.7382	0.6661	0.8129	beta	0.2500
psipi	1.500	1.5022	1.4527	1.5497	norm	0.0300
psix	0.125	0.2483	0.1330	0.3669	norm	0.0750
rhoe	0.500	0.3247	0.0306	0.5711	beta	0.2800
rhoR	0.500	0.4136	0.1156	0.6994	beta	0.2800
standard deviation of shocks						
	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
eepspi	0.010	1.6061	0.9747	2.2238	invg	0.0500
eepsx	0.010	1.7045	0.9927	2.3780	invg	0.0500
eepsr	0.010	0.4410	0.3538	0.5273	invg	0.0500

Tabella 5.4 : Secondo step di stima (sample 1999:I – 2009:III)

Quello che possiamo osservare dall’analisi del secondo step di stima per il secondo sottocampione è che, la media a posteriori del parametro d’interesse  $\alpha_\pi$  appare dimezzata rispetto a quella del primo sottocampione, un andamento che è in linea con ciò che ci si poteva aspettare, in quanto l’introduzione dell’Euro ha portato ad una diminuzione e stabilizzazione del grado di persistenza dell’inflazione. Anche in questo caso, il parametro risulta significativamente diverso da zero con un intervallo di credibilità al 90% che non contiene il valore nullo.

I risultati delle stime degli altri parametri rimangono abbastanza in linea con le stime del primo sottocampione, anche se  $\alpha_x$  torna a crescere come nel campione intero .

Anche qui la distribuzione a posteriori non comporta particolari problemi.

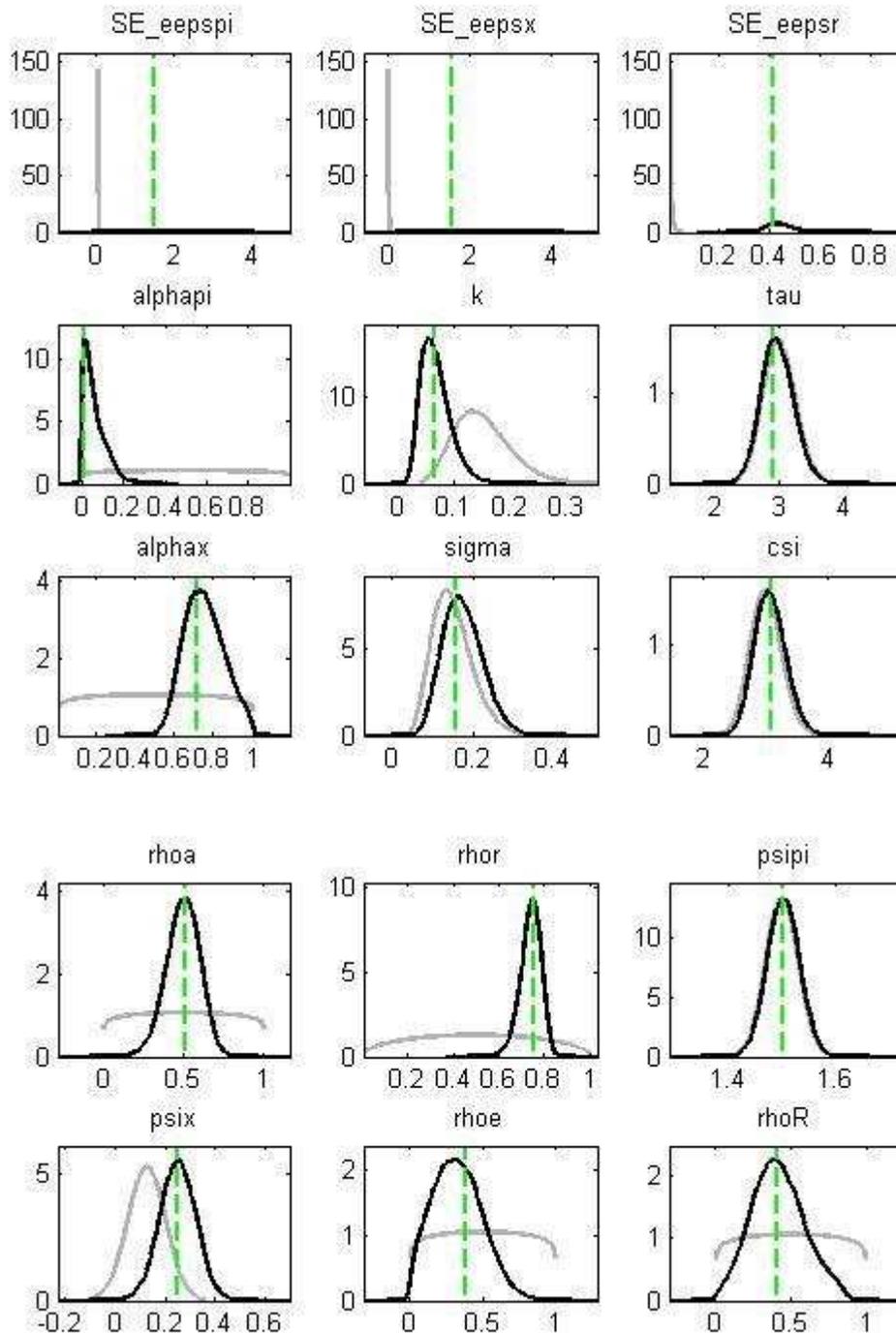


Figura 9 : Distribuzione a posteriori (sample 1999:I – 2009:III)

### 5.3 Sottocampioni a confronto

Quello che è emerso dall'analisi delle stime dei due sottocampioni è che, la media a posteriori del parametro di indicizzazione che determina la persistenza dell'inflazione è scesa notevolmente rispetto a quella del campione stimato interamente. Infatti il campione completo presenta una media a posteriori di  $\alpha_\pi$  pari a 0.62, mentre per il primo sottocampione scende a 0.13 e per il secondo scende ulteriormente a 0.06.

In linea con i risultati di Benati (2008) vediamo come il grado di indicizzazione assume un valore alto se stimato sull'intero campione, mentre tende ad annullarsi se il modello viene stimato dal 1999. Inoltre anche nel periodo prima dell'introduzione dell'Euro emerge che la differenza con l'intero campione è notevole.

La prova che il grado di indicizzazione *backward-looking* non è strutturalmente stabile in regimi diversi fornisce una chiara verifica che la persistenza intrinseca non è strutturale nel senso di Lucas (1976).

Tuttavia è interessante verificare quanto è significativa la discesa di  $\alpha_\pi$  se vengono considerati solo i due sottocampioni, per confermare o meno che non ci sia niente di strutturale (nel senso della critica di Lucas) nel parametro di indicizzazione e quindi nella persistenza, e che questa in realtà dipenda dai regimi di politica monetaria.

Per questo motivo viene stimato il modello (3.1)-(3.7) nuovamente per il secondo sottocampione, vincolando però il parametro  $\alpha_\pi$  e fissandolo pari a 0.13, ovvero lo stesso valore della media a posteriori che si è ottenuto nell'analisi del primo sottocampione. Porre  $\alpha_\pi$  uguale in entrambi i sottocampioni significa ipotizzare che il parametro sia invariante a variazioni delle regole di politica monetaria e considerarlo quindi intrinseco nella struttura profonda dell'economia così come inteso da Lucas.

Tramite la nuova stima si può fare un confronto tra la logverosimiglianza, calcolata con il metodo di Laplace, nel modello vincolato e quella ottenuta precedentemente in quello non vincolato.

Il valore ottenuto nel modello così vincolato è pari a  $-153.554749$ , leggermente inferiore rispetto a  $-152.381123$ , che era la logverosimiglianza calcolata nella precedente analisi del secondo sottocampione.

Tale risultato evidenzia, seppur in maniera debole, che il modello non vincolato risulta migliore di quello vincolato.

Si tratta di un'ulteriore prova che l'indicizzazione *backward-looking* non è strutturale nel senso di Lucas (1976) e che non c'è niente di intrinseco nella persistenza dell'inflazione, ma che questa dipende dal livello medio d'inflazione, o, dal regime di politica monetaria.

## CONCLUSIONI

Con questo lavoro si è cercato di studiare il comportamento del parametro che determina il grado di persistenza dell'inflazione (indicizzazione *backward-looking*), e di stabilire se questa è inserita in modelli macroeconomici come una caratteristica strutturale (nel senso della critica di Lucas) e quindi collegata alla struttura profonda dell'economia.

Innanzitutto si è stimato un modello DSGE dinamico con indicizzazione e con regola di politica monetaria alla Taylor, per tutto il campione a disposizione, ovvero utilizzando i dati che vanno dal primo trimestre del 1991 al terzo trimestre del 2009. Dall'analisi bayesiana delle medie a posteriori si è ottenuto un valore alto del parametro d'indicizzazione.

A questo punto, per evidenziare le differenze che l'introduzione dell'Euro può aver portato alla persistenza dell'inflazione, si è deciso di spezzare il campione completo e ristimare il modello per due sottocampioni, il primo con riferimento al periodo dal primo trimestre del 1991 al quarto trimestre del 1998, e il secondo dal primo trimestre del 1999 al terzo trimestre del 2009. Per entrambi i sottocampioni si è ottenuto un grado di persistenza nettamente inferiore rispetto al campione completo. Questo ci ha portato a dire che il parametro d'indicizzazione non è strutturale nel senso di Lucas poiché non invariante ai cambiamenti di politica monetaria.

Come ulteriore evidenza, si è fatto un confronto diretto tra i due sottocampioni, poiché la media a posteriori del secondo risultava essere quasi la metà rispetto al primo. Per vedere quanto questa differenza è rilevante, si è stimato nuovamente il modello per il secondo sottocampione, fissando però il parametro di indicizzazione pari al valore della media a posteriori ottenuta precedentemente nel primo sottocampione e quindi ipotizzando questa invariante a cambiamenti delle regole di politica monetaria.

Tramite l'analisi della logverosimiglianza, calcolata con il metodo di Laplace, utilizzata per valutare la bontà del modello si è rilevato un lieve peggioramento del modello vincolato, rispetto a quello non vincolato per il secondo sottocampione. Sebbene i risultati mostrino che l'evidenza è debolmente a favore del modello non vincolato ciò ha portato a confermare il carattere non strutturale nel senso di Lucas della persistenza dell'inflazione.

Ciò che è emerso quindi da questa analisi è che, come ha evidenziato anche Benati (2008) non c'è niente di intrinseco nella persistenza dell'inflazione, infatti questa sembra dipendere dai cambiamenti nel regime di politica monetaria.

# Appendice tecnica

## A - Introduzione a Dynare

Dynare è uno strumento potente e altamente personalizzabile utilizzabile con i software Matlab<sup>4</sup> o GNU Octave che permette di risolvere, simulare e stimare modelli DSGE con l'approccio bayesiano.

Il percorso è intuitivo, inizialmente un modello e le sue parti correlate vengono scritti equazione per equazione in un editor a scelta, il file risultante verrà chiamato file.mod. Questo file è poi richiamato da Matlab. Questo avvia il pre-processor Dynare che traduce il file.mod in un input adeguato per le routine di Matlab (più precisamente crea intermediari Matlab o C-files che vengono poi utilizzati dal codice Matlab), usato per risolvere e stimare il modello.

Dynare è in grado di:

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

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

---

<sup>4</sup> MATLAB® è un linguaggio di alto livello e un ambiente interattivo che dà l'abilità di produrre performance computazionali intensive in maniera più veloce dei tradizionali programmi come ad esempio: C, C++, and Fortran.

I comandi che si lanciano per stimare il modello sono contenuti nel file.mod, quale è formato da cinque parti distinte:

- preambolo: contiene la lista delle variabili e dei parametri. Esso è suddiviso in tre comandi, “var” contiene le variabili endogene, “varexo” contiene le variabili esogene, “parameters” i parametri ed i loro valori
- modello: dove viene specificato il modello DSGE nel dettaglio, equazione per equazione
- steady state o valore iniziale: contiene informazioni sullo stato stazionario oppure sul punto preciso da cui far partire la simulazione per ogni parametro, questo perché in un contesto stocastico il modello deve essere linearizzato prima di essere risolto e per fare questo dynare ha bisogno di conoscere lo stato stazionario
- shock: definisce gli shock del sistema. Due sono i tipi di shock che possono essere introdotti, temporanei o permanenti. Nel caso di shock temporanei il sistema poi ritorna al suo stato stazionario, mentre nel caso di shock permanenti il sistema si ristabilizza su un altro punto di stazionarietà
- calcolo: ordina a dynare di compiere delle specifiche operazioni (previsione, stima, ecc...). Per vedere l’impatto dello shock, dynare considera la distribuzione degli shock e vede come impattano sul modello, poi ripete questa procedura un numero sufficiente di volte che gli permette di tracciare una risposta media.

## **B – Codice Dynare**

Di seguito viene specificato il codice Dynare utilizzato per l'analisi del modello specificato nel paragrafo (3.1).

```
//%.m file for estimating euro model

var pi, x, r, epi, ax, epsr, outputgap, inflazione,
tasso_interesse; % endogenous variables and exogenous
latent AR(1)process
varexo eepspi, eepsx, eepsr; % shocks
parameters beta, alphapi, k, tau, alphax, sigma, csi, rhoa,
rhor, psipi, psix, rhoe, rhoR;

//initial values for the parameter vector
//quarterly data (no annualization)

//fixed parameters
beta=.99;

//structural model
alphapi=.5;
k=.1;
tau=3;
alphax=.5;
sigma=.15;
csi=3;
rhoa=.7;
rhor=.7;
psipi=1.5;
psix=.25;
rhoe=.7;
rhoR=.7;
```

```

model;
pi=beta*(1-alphapi)*pi(1)+beta*alphapi*pi(-1)+k*x-
(1/tau)*epi;
x=(1-alphax)*x(1)+alphax*x(-1)-sigma*(r-pi(1))+sigma*(1-
csi)*(1-rhoa)*ax;
r=rhor*r(-1)+(1-rhor)*(psipi*pi+psix*x)+epsr;
epi=rhoe*epi(-1)+eepsipi;
ax=rhoa*ax(-1)+eepsx;
epsr=rhoR*epsr(-1)+eepsr;

//measurement equation
outputgap=x;
inflazione=pi;
tasso_interesse=r;
end;

steady(solve_algo=0); check;

estimated_params;
alphapi,beta_pdf,.5,.28;
k,gamma_pdf,.15,.05;
tau,gamma_pdf,3,.25;
alphax,beta_pdf,.5,.28;
sigma,gamma_pdf,.15,.05;
csi,gamma_pdf,3,.25;
rhoa,beta_pdf,.5,.28;
rhor,beta_pdf,.5,.25;
psipi,normal_pdf,1.5,.03;
psix,normal_pdf,.125,.075;
rhoe,beta_pdf,.5,.28;
rhoR,beta_pdf,.5,.28;

```

```

//shocks, stdevs
stderr eepspi,inv_gamma_pdf,.01,.05;
stderr eepsx,inv_gamma_pdf,.01,.05;
stderr eepsr,inv_gamma_pdf,.01,.05;
end;

varobs tasso_interesse inflazione outputgap;

//sample: 1991q1-2009q3 - source of the data:OECD

estimation(datafile=dati_giusti,prefilter=1,first_obs=1,mh_
jscale=.35,mh_drop=.5,mode_compute=4,mh_nblocks=2,conf_sig=
0.90,mh_replic=200000);% ycbo seems to work better
//estimation(datafile=dati_giusti,prefilter=1,first_obs=1,m
ode_compute=4,mode_check,mh_replic=0); % ycbo seems to work
better

```

## **C – Convergenza iterativa**

Di seguito vengono riportati i grafici che permettono di valutare la convergenza di ogni singolo parametro, in quanto la convergenza è un requisito necessario per poter ottenere la distribuzione a posteriori, infatti qualora le serie non fossero convergenti sarebbe inutile procedere con l'analisi e bisognerebbe quindi fare delle modifiche nel modello.

Le condizioni che queste serie devono rispettare per essere convergenti sono già state elencate assieme alla convergenza generale del modello nel paragrafo (4.1), qui ci si limita solamente a dare un giudizio sulla convergenza di ogni singolo parametro relativamente al modello di base, cioè quello stimato nel capitolo 4, e per i sottocampioni analizzati nel capitolo 5.

Anche qui la convergenza va valutata dall'1 in poi (in ascissa), in quanto è stato scartato il primo 50% delle simulazioni iterative.

**Sample 1991:01 – 2009:03**

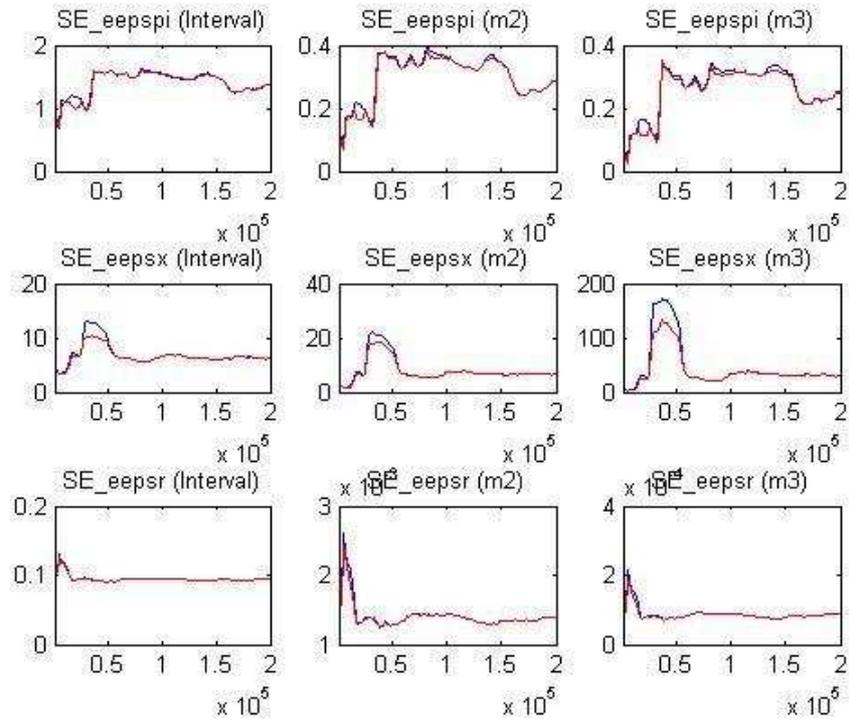


Figura 10 : Convergenza di  $\varepsilon_{et}$ ,  $\varepsilon_{at}$ ,  $\varepsilon_{rt}$

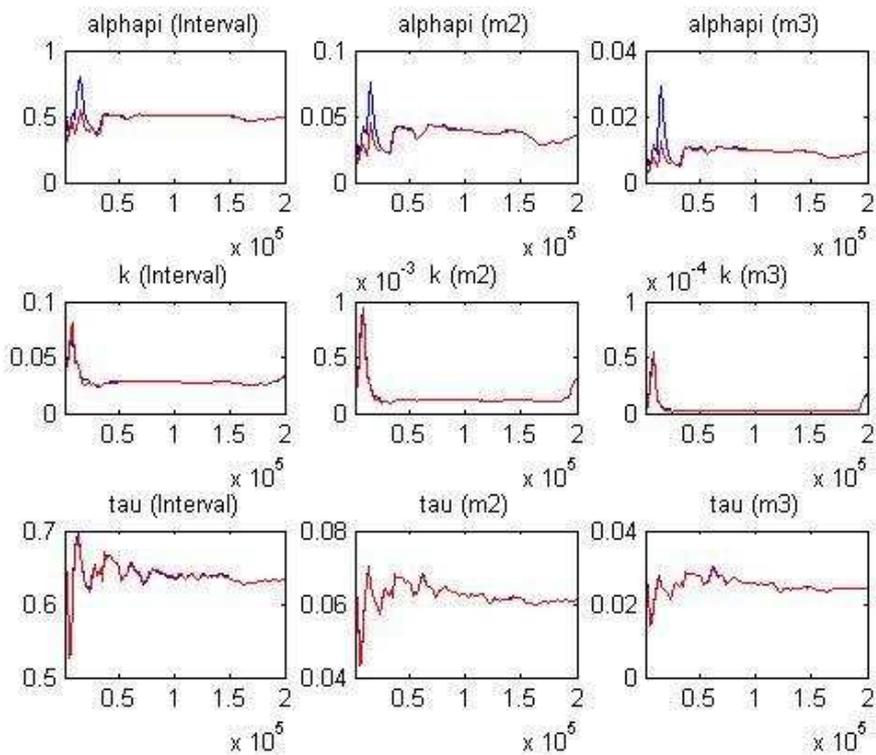


Figura 11: Convergenza di  $\alpha_{\pi}$ ,  $\kappa$ ,  $\tau$

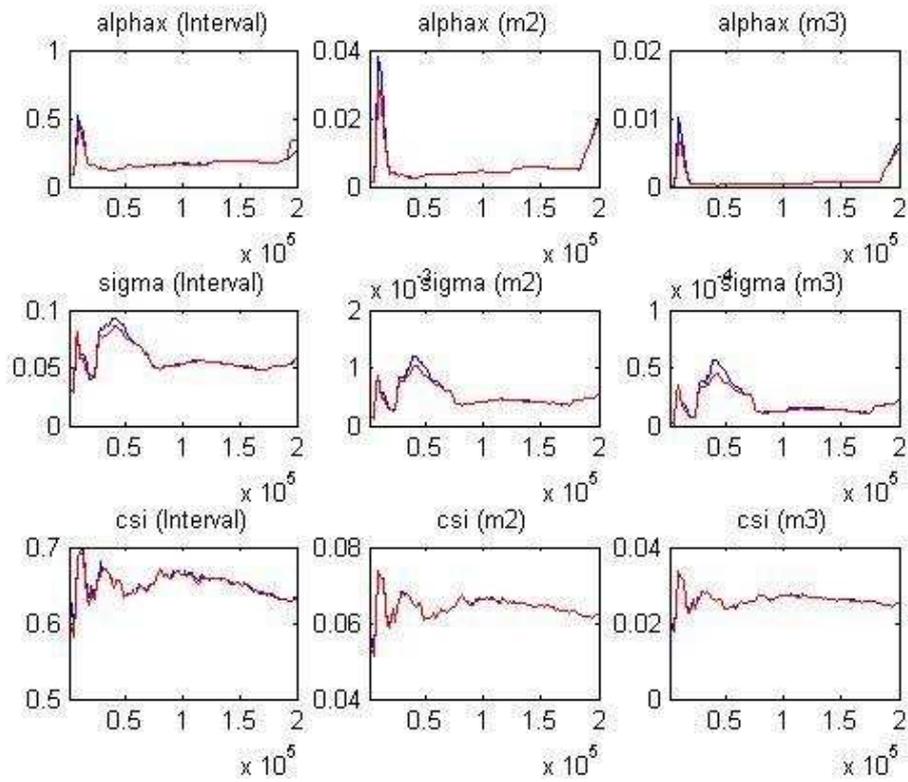


Figura 12: Convergenza di  $\alpha_x, \sigma, \xi$

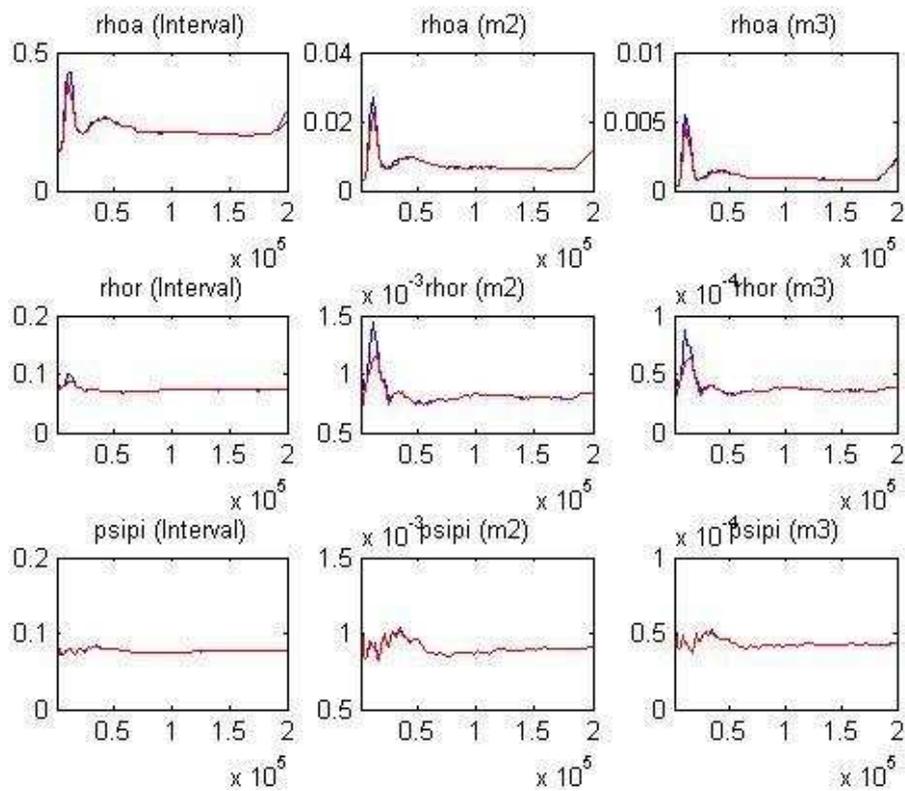


Figura 13: Convergenza di  $\rho_a, \rho_r, \psi_\pi$

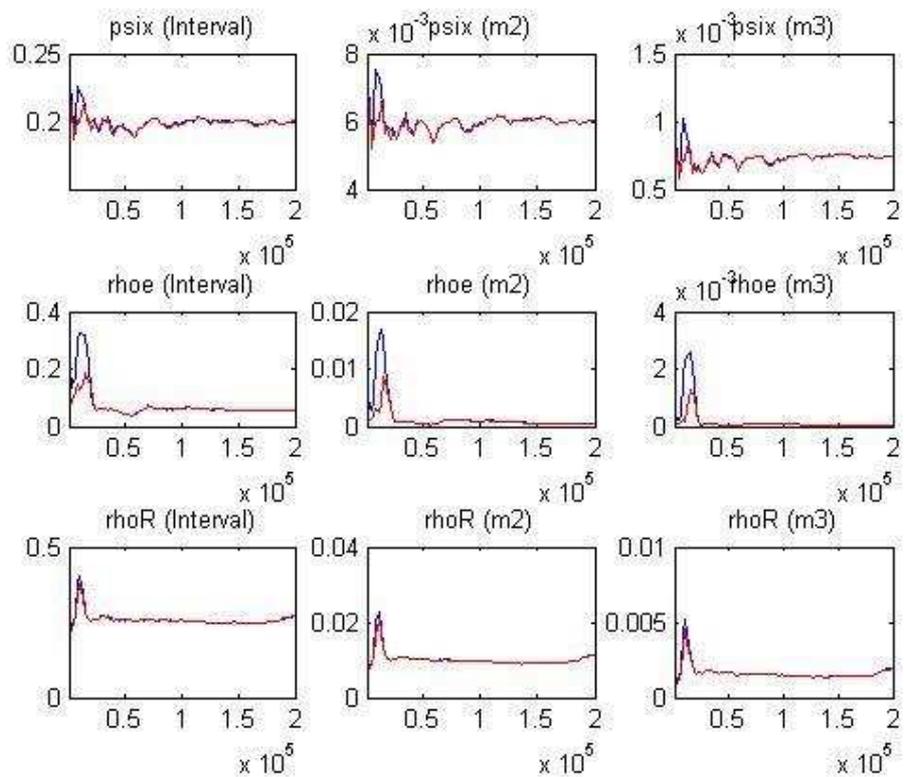


Figura 14: Convergenza di  $\psi_x, \rho_e, \rho_R$

Tutti i parametri convergono abbastanza bene, inizialmente presentano delle oscillazioni ma poi si stabilizzano. Solo  $\varepsilon_{et}$  presenta delle oscillazioni più marcate, soprattutto nei momenti secondo e terzo, tuttavia probabilmente ciò è legato ad una a priori poco informativa.

Nel complesso però i parametri vanno bene.

**Sample 1991:01 – 1998:04**

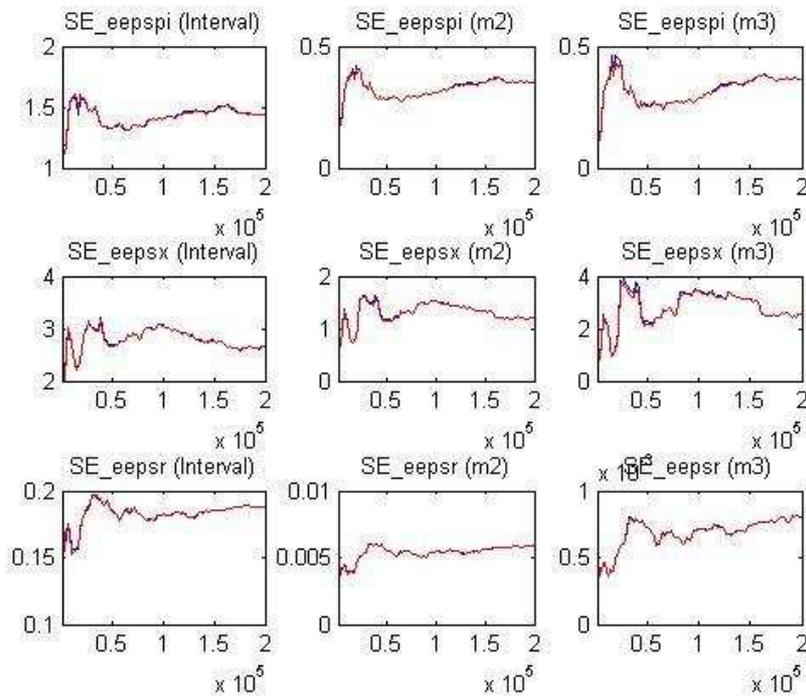


Figura 15: Convergenza di  $\varepsilon_{et}$ ,  $\varepsilon_{at}$ ,  $\varepsilon_{rt}$

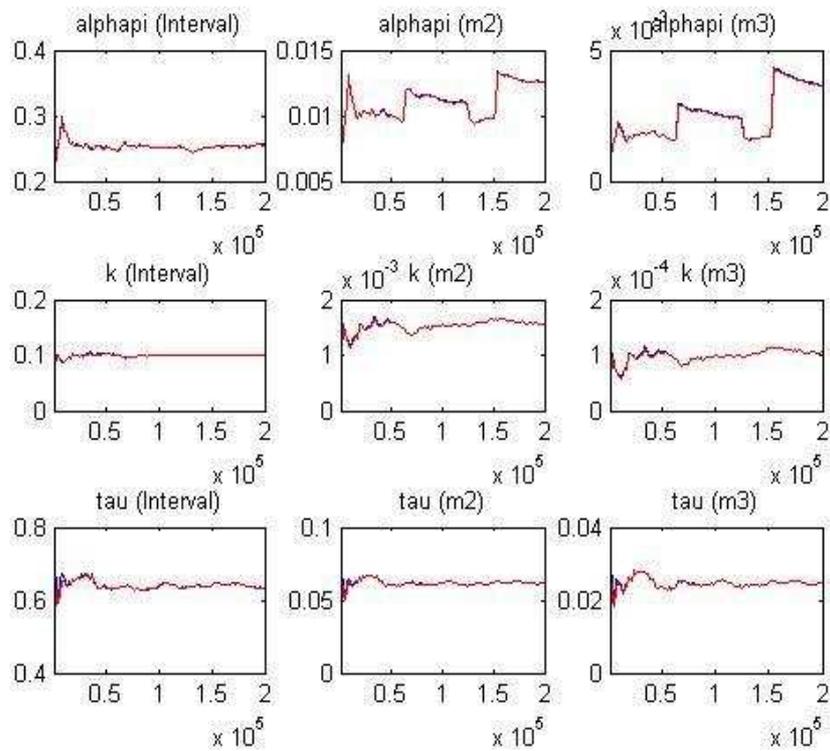


Figura 16: Convergenza di  $\alpha_{\pi}$ ,  $\kappa$ ,  $\tau$

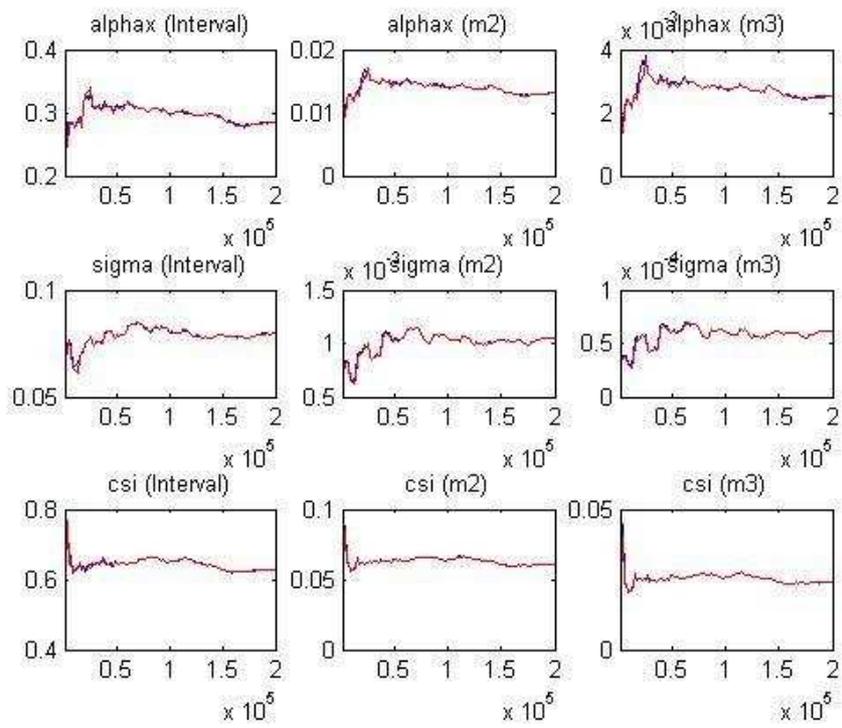


Figura 17: Convergenza di  $\alpha_x, \sigma, \xi$

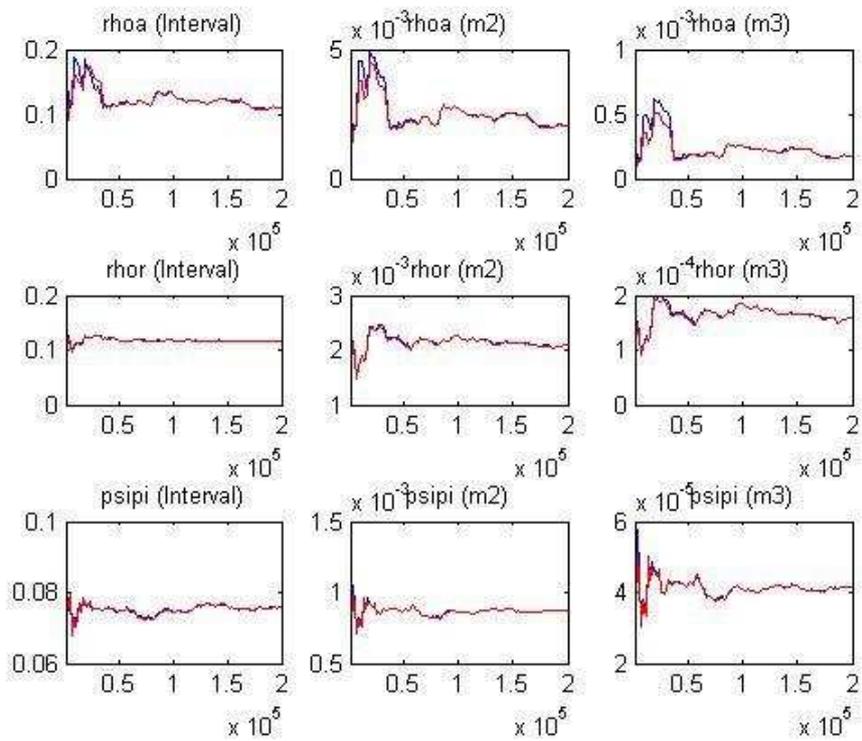


Figura 18: Convergenza di  $\rho_a, \rho_r, \psi_\pi$

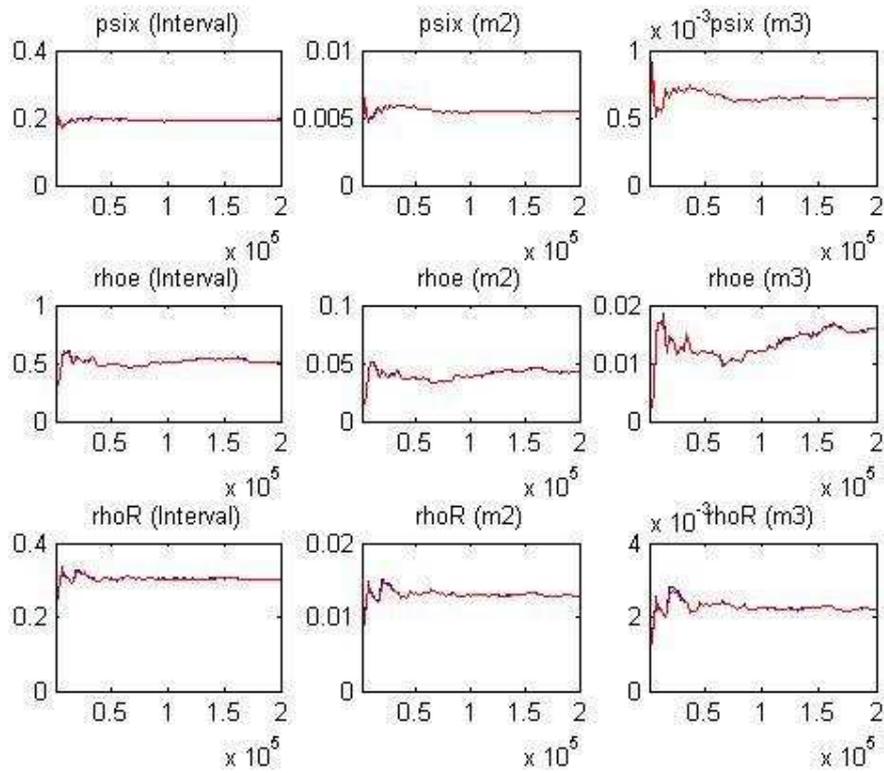


Figura 19: Convergenza di  $\psi_x, \rho_e, \rho_R$

Anche per il primo sottocampione la convergenza dei singoli parametri va abbastanza bene. C'è qualche problema nei momenti terzo e secondo di  $\alpha_\pi$ , ma la convergenza nel complesso va bene.

**Sample 1999:01 – 2009:03**

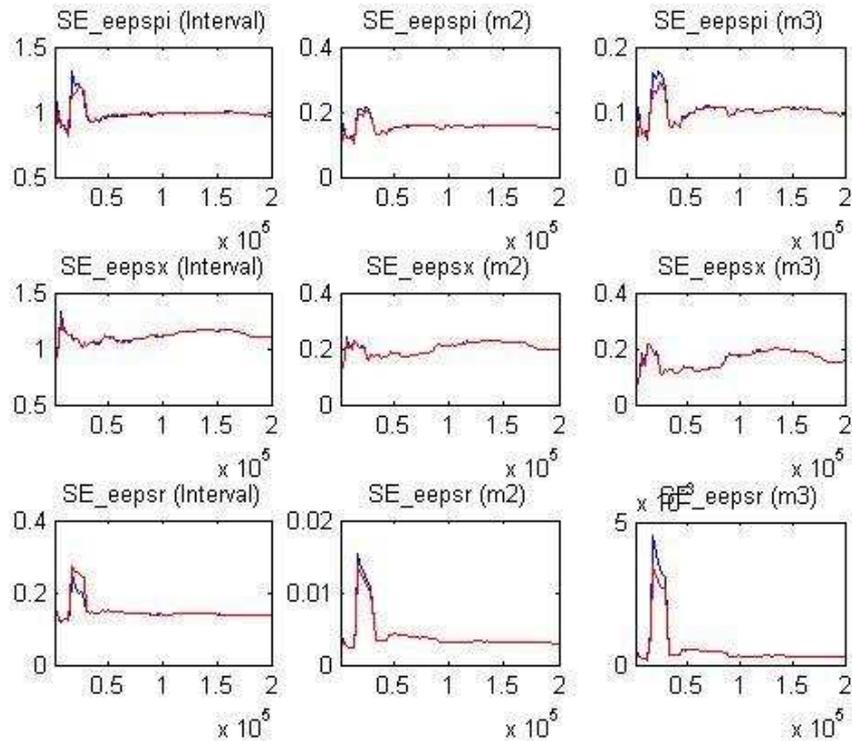


Figura 20: Convergenza di  $\varepsilon_{et}$ ,  $\varepsilon_{at}$ ,  $\varepsilon_{rt}$

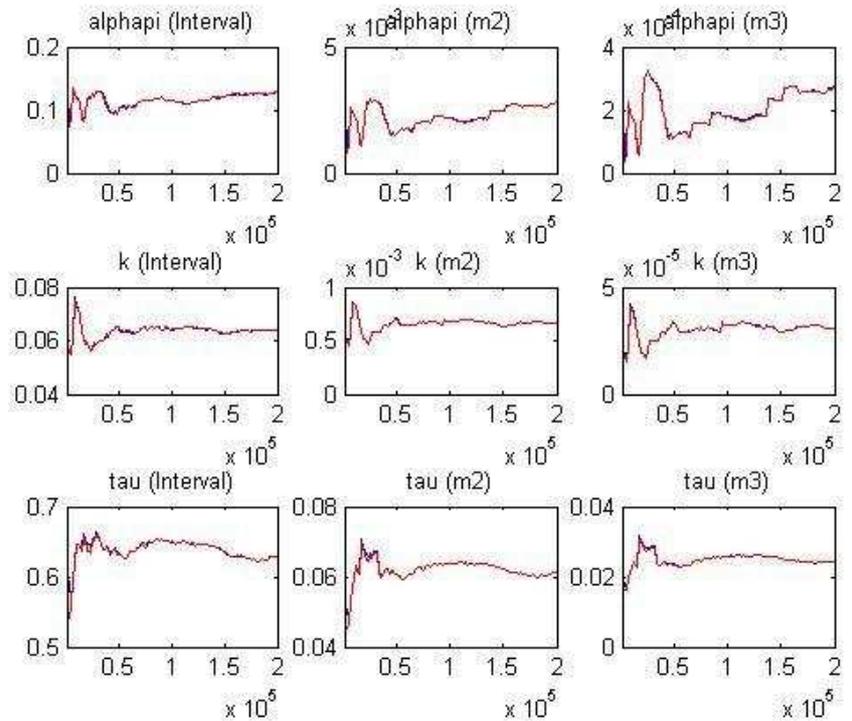


Figura 21: Convergenza di  $\alpha_\pi$ ,  $\kappa$ ,  $\tau$

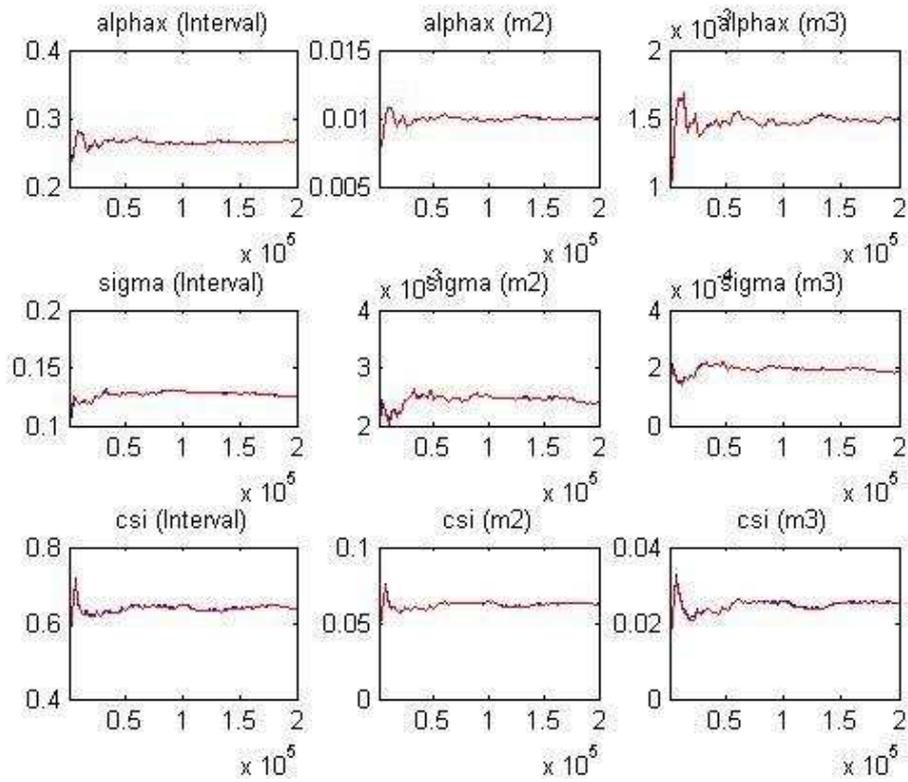


Figura 22: Convergenza di  $\alpha_x, \sigma, \xi$

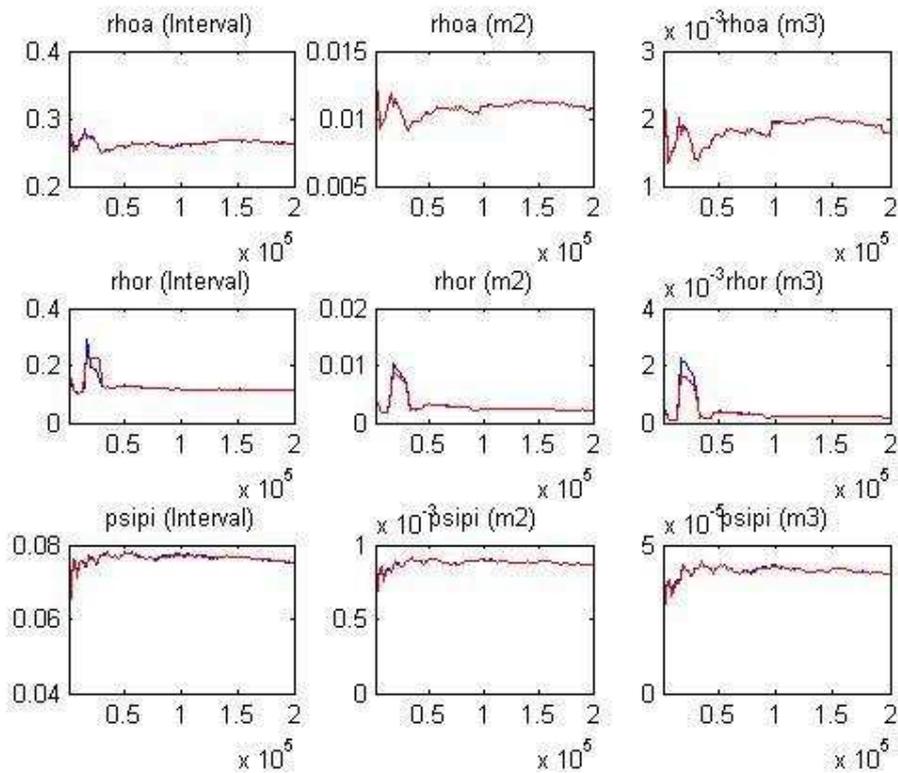


Figura 23: Convergenza di  $\rho_a, \rho_r, \psi_\pi$

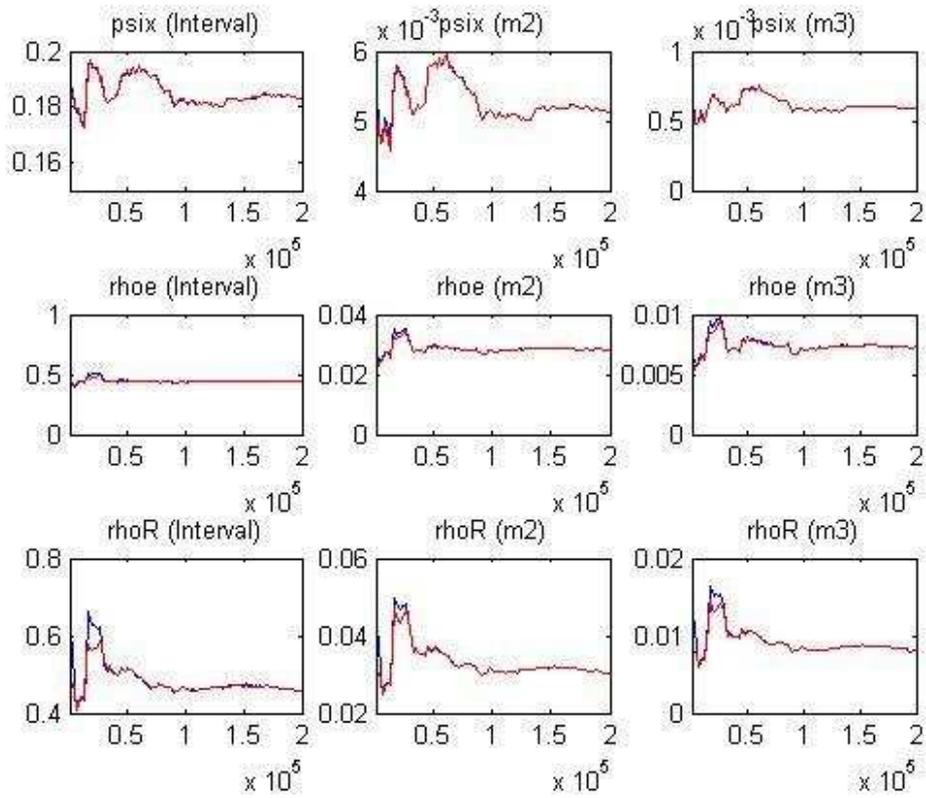


Figura 24: Convergenza di  $\psi_x, \rho_e, \rho_R$

Anche per il secondo sottocampione non si notano grandi problemi di convergenza. Inizialmente le due linee oscillano un pò, ma poi si stabilizzano.



## BIBLIOGRAFIA

Barro, R. (1982): “*United States Inflation and the Choice of a Monetary Standard*”, in Hall, R.E., ed., ‘Inflation: Causes and Effects’, University of Chicago Press.

Barsky, R. (1987): “*The Fisher Hypothesis and the Forecastability and Persistence of Inflation*”, *Journal of Monetary Economics*, 19(1), 3—24.

Benati, L. (2008): “*Investigating inflation persistence across monetary regimes*”, *The Quarterly Journal of Economics*, MIT Press, vol. 123(3), pages 1005-1060, August.

Benati, L., Surico, P. (2007): “*Evolving U.S. monetary policy and the decline of inflation predictability*”, *Journal of the European Economic Association*, MIT Press, vol. 6(2-3), pages 634-646, 04-05.

Benati, L. (2006): “*U.K. Monetary Regimes and Macroeconomic Stylised Facts*”, Bank of England Working Paper N. 290.

Coenen, I. A. G., and F. Smets (2003): “*Persistence, the Transmission Mechanism and Robust Monetary Policy*”, *Scottish Journal of Political Economy*, 50(5), 527—549.

Cogley, T., and T. J. Sargent (2002): “*Evolving Post-WWII U.S. Inflation Dynamics*”, in B. Bernanke and K. Rogoff, eds. (2002), *NBER Macroeconomics Annuals 2001*.

Cogley, T., and T. J. Sargent, P. Surico, (2011) "*The Return of the Gibson Paradox*"

Cogley, T., and A. M. Sbordone (2005): "*A Search for a Structural Phillips Curve*", Federal Reserve Bank of New York Staff Report No. 203, March 2005.

Cogley, T. W., and T. J. Sargent (2006): "*Inflation-Gap Persistence in the U.S.*", University of California at Davis and New York University, mimeo.

Christiano, Eichenbaum & Evans, 2005. "*Nominal Rigidities and the Dynamic Effects of a Shock to Monetary Policy*", Journal of Political Economy, University of Chicago Press, vol. 113(1), pages 1-45, February.

Erceg, C., and A. Levin (2003): "*Imperfect Credibility and Inflation Persistence*", Journal of Monetary Economics, 50(4), 915—944.

Fernández-Villaverde, J., and J. F. Rubio-Ramírez (2007): "*How Structural Are Structural Parameters?*", NBER Macroeconomics Annuals, forthcoming.

Friedman, M., and A. Schwartz (1963): "*A Monetary History of the United States*", 1867-1960. Princeton University Press.

Fuhrer, J., and G. Moore (1995): "*Inflation Persistence*", Quarterly Journal of Economics, 109, 127—159.

Gali, J., and M. Gertler (1999): "*Inflation Dynamics: A Structural Econometric Analysis*", Journal of Monetary Economics, 44, 195—222.

Gelman, A., J. Carlin, H. Stern, and D. Rubin (1995): "*Bayesian Data Analysis*", Chapman and Hall, New York.

Levin, A. T., and J. Piger (2003): "*Is Inflation Persistence Intrinsic in Industrial Economies?*", Federal Reserve Bank of S. Louis, Working Paper 2002-023E.

Lucas, R. E. (1976): "*Econometric Policy Evaluation: A Critique*" Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, 1, 19—46.

Pivetta, F., and R. Reis (2006): "*The Persistence of Inflation in the United States*", Journal of Economic Dynamics and Control, forthcoming.

Sbordone, A. (2007): "*Inflation Persistence: Alternative Interpretations and Policy Implications*", Journal of Monetary Economics, forthcoming.

Sheedy, K. D. (2007): "*Intrinsic Inflation Persistence*", working paper, London School of Economics.

Smets, F., and R. Wouters (2003): "*An Estimated Stochastic Dynamic General Equilibrium Model of the Euro Area*", Journal of the European Economic Association, 1(5), 1123—1175.

Trichet, J.-C. (2007): "*The Euro Area and its Monetary Policy*", Address by Jean-Claude Trichet, President of the ECB at the conference „The ECB and its Watchers IXT Frankfurt am Main, 7 September 2007.

Woodford, M., 2006. "*How Important is Money in the Conduct of Monetary Policy?*" Working Papers 1104, Queen's University, Department of Economics



## RINGRAZIAMENTI

*Giunta finalmente al termine di questo percorso mi sembra doveroso ringraziare tutti coloro che mi hanno sostenuta ed incoraggiata fino al raggiungimento di questo obiettivo.*

*Desidero innanzitutto ringraziare il Prof. Efrem Castelnuovo, per la grande disponibilità e cortesia dimostratemi, e per tutto l'aiuto fornito durante la stesura di questo lavoro.*

*Un grazie di cuore ai miei genitori, a mio fratello e a Minino ☺, senza i quali non avrei mai potuto raggiungere questo traguardo, non solo per il sostegno economico, che sicuramente è stato fondamentale, ma per quell'aiuto, a volte tacito e a volte esplicito, indispensabile per superare i numerosi ostacoli incontrati nel cammino della vita e tutti quei momenti di stress, ansia e nervosismo che ne fanno parte.*

*Un grazie speciale ad Andrea, per avermi supportata e sopportata costantemente in questi anni, per essermi stato vicino sempre e per aver creduto in me. Grazie per la persona che sei e per l'amore che mi dai ogni giorno.*

*Grazie anche ai futuri suoceri ☺ Gabriella e Sergio "il burbero" per avermi ospitata per tutti questi mesi e per avermi accolta in casa come una figlia.*

*Grazie ai amici miei Vittoriesi, soprattutto quelli che mi sono accanto da tanto tempo, dimostrandosi delle persone su cui ho potuto, posso e potrò sempre contare: prima fra tutte Annina, la mia sorellina, compagna di avventure e di risate indimenticabili, grazie per la sincerità del tuo affetto e per la mano sempre tesa che mi ha fatto trovare nei momenti difficili e per le cose che hai condiviso con me dentro e fuori l'Università. Senza di te questi anni non sarebbero stati altrettanto belli. Grazie anche a Mary, perchè*

*nonostante il cambio di residenza ☺ sei rimasta la ragazza con la pelliccia che ho conosciuto 15 anni fa e a cui tengo tanto; a Giogigia, per essermi stata vicina, per aver riso alle mie battute e per aver condiviso gli anni più belli in Via San Tomaso; a Martinetta, la mia cara omonima, per le risate, gli sguardi d'intesa e per aver condiviso con me la vacanza più "bella" (a buon intenditor...); a Dipper, perché nonostante le incomprensioni che ci sono state, rimani sempre un amico prezioso; ad Angelica per i tre anni vissuti insieme e le divertenti chiacchierate; e a Lisetta perché anche se non ci conosciamo da molto, mi hai dimostrato un'amicizia sincera.*

*Grazie anche agli amici Padovani: Rik, Ciuccio, Tommy e Marty, Mattia, Lidia, Davide ed Elisa, per le uscite del sabato sera, le vacanze a Jesolo, i giochi in scatola e tutti i bei momenti passati insieme negli ultimi anni.*

*Grazie a Manu per i due splendidi anni passati insieme, più che una coinquilina sei stata per me un'amica e so che continuerai ad esserlo; e a Erika, per le tue stranezze trentine e per l'affetto che mi hai dimostrato. Mi raccomando non perdiamoci di vista!*

*Grazie agli amici conosciuti in Erasmus: Fede, Franci, Dani, Ale, Susi, Albi e Jacopo; anche se siamo lontani, vi penso sempre, a voi sono legati i ricordi tra i più belli della mia vita.*

*Un altro grazie a tutti i compagni di università, con i quali ho vissuto in pieno l'esperienza che segnerà il resto della mia vita, e a tutte le persone che non ho nominato e che mi sono state vicine perché ognuno di loro mi ha trasmesso qualcosa di prezioso per affrontare la vita.*

*Grazie di cuore a tutti!*



