

Università degli Studi di Padova  
Corso di Laurea Magistrale in Scienze Statistiche



**Ruolo dello shock all'inflazione tendenziale per il ciclo economico: una verifica empirica con dati U.S.A.**

Relatore: Prof. Efrem Castelnuovo  
Dipartimento di Scienze Economiche

Laureanda: Annachiara Scarpariolo

Anno Accademico 2011/2012



*A mia sorella Giovanna*



## **Indice**

<b>Introduzione .....</b>	<b>9</b>
<b>Capitolo 1.....</b>	<b>13</b>
La stima Bayesiana per i modelli DSGE.....	13
1.1 <i>Il modello DSGE</i> .....	13
1.2 <i>Metodo di stima Bayesiana</i> .....	14
1.3 <i>Analisi Bayesiana</i> .....	15
1.4 <i>Vantaggi nell'uso dell'analisi Bayesiana</i> .....	16
<b>Capitolo 2.....</b>	<b>19</b>
La versione empirica del modello DSGE.....	19
2.1 <i>Analisi della letteratura</i> .....	19
2.2 <i>Il modello</i> .....	21
2.3 <i>La versione empirica del modello</i> .....	23
2.4 <i>I dati</i> .....	25
<b>Capitolo 3.....</b>	<b>31</b>
Analisi Bayesiana del modello .....	31
3.2 <i>Densità a priori</i> .....	32
3.3 <i>Convergenza del modello</i> .....	34
3.4 <i>Stima della densità a posteriori</i> .....	37
3.5 <i>Funzioni di risposta ad impulso (IRF)</i> .....	40
3.6 <i>Decomposizione della varianza dell'errore di previsione (FEVD)</i> .....	43
<b>Capitolo 4.....</b>	<b>47</b>
Analisi per due sottocampioni.....	47
4.1 <i>Analisi del primo sottocampione</i> .....	47
4.1.1 <i>I dati</i> .....	47
4.1.2 <i>La convergenza</i> .....	48
4.1.3 <i>Stima della distribuzione a posteriori</i> .....	49
4.1.4 <i>Distribuzione a posteriori</i> .....	52
4.1.5 <i>Funzioni di risposta ad impulso</i> .....	54
4.1.6 <i>Decomposizione della varianza dell'errore di previsione</i> .....	59
4.2 <i>Analisi del secondo sottocampione</i> .....	60

4.2.1	<i>I dati</i> .....	60
4.2.2	<i>La convergenza</i> .....	60
4.2.3	<i>Stima della distribuzione a posteriori</i> .....	61
4.2.4	<i>Distribuzione a posteriori</i> .....	64
4.2.5	<i>Funzioni di risposta ad impulso</i> .....	66
4.2.6	<i>Decomposizione della varianza dell'errore di previsione</i> .....	70
4.3	<i>Confronto tra deviazioni standard</i> .....	71
<b>Capitolo 5</b> .....		<b>75</b>
Analisi con $\rho$ * libero .....		75
5.1	<i>Analisi del primo sottocampione</i> .....	75
5.1.1	<i>La convergenza</i> .....	75
5.1.2	<i>Stima della distribuzione a posteriori</i> .....	77
5.1.3	<i>Distribuzione a posteriori</i> .....	79
5.1.4	<i>Funzioni di risposta ad impulso</i> .....	82
5.1.5	<i>Decomposizione della varianza dell'errore di previsione</i> .....	83
5.2	<i>Analisi del secondo sottocampione</i> .....	84
5.2.1	<i>La convergenza</i> .....	84
5.2.2	<i>Stima della distribuzione a posteriori</i> .....	85
5.2.3	<i>Distribuzione a posteriori</i> .....	88
5.2.4	<i>Funzioni di risposta ad impulso</i> .....	90
5.2.5	<i>Decomposizione della varianza dell'errore di previsione</i> .....	91
5.3	<i>Confronto tra deviazioni standard</i> .....	92
<b>Capitolo 6</b> .....		<b>96</b>
Conclusioni .....		96
<b>Appendice</b> .....		<b>104</b>
<b>A. Introduzione a Dynare</b> .....		<b>104</b>
<b>B. Comandi</b> .....		<b>106</b>
<b>C. Convergenza univariata</b> .....		<b>109</b>
<b>D. Output processo di stima</b> .....		<b>114</b>
<b>Bibliografia</b> .....		<b>118</b>
<b>Ringraziamenti</b> .....		<b>122</b>







# *Introduzione*

Questa tesi affronta un argomento molto trattato nella letteratura macro-economica: il ruolo della politica monetaria e degli shock macro-economici nel determinare la volatilità dell'inflazione e del ciclo economico.

Attraverso la stima di un modello New-Keynesiano, nel periodo compreso tra gli anni 1954 e 2010, vogliamo presentare gli effetti che hanno gli shock alle variabili economiche (output gap, tasso di interesse nominale, inflazione e target di inflazione) sulla variabilità inflazionistica.

In particolare andremo a confrontare due modelli DSGE (*Dynamic Stochastic General Equilibrium*) caratterizzati da un target inflazionistico che varia nel tempo.

Il primo modello, che chiameremo “a target ‘libero’”, sarà stimato non facendo uso di alcuna “proxy” per il medesimo target; il secondo modello, che chiameremo “a target ‘osservato’”, sarà stimato utilizzando un’ “osservabile” ricavata da Kozicki e Tinsley (2008).

Il campione verrà suddiviso in due sottoperiodi, quello della “Grande Inflazione” compreso tra il primo trimestre del 1970 e il terzo trimestre del 1979, e quello della “Grande Moderazione” che va dal quarto trimestre 1979 al quarto trimestre 1997. Il primo periodo è caratterizzato da una volatilità maggiore dell'inflazione dovuta ai due grandi shock petroliferi del 1973 e del 1974, mentre il secondo presenta un'inflazione più stabile nel tempo grazie alla politica monetaria più severa adottata dalla Fed (Banca Centrale Americana).

Questa scelta è in linea con molti altri lavori presenti nella letteratura come quello presentato da Cogley, Primiceri e Sargent (2010) che stimano un modello DSGE New-Keynesiano con vettori auto-regressivi per l'inflazione con l'obiettivo di studiare se la persistenza inflazionistica cambia dopo il periodo della Grande Inflazione. Si focalizzano sul gap inflazionistico e misurano la persistenza del gap in termini di breve e media lunga prevedibilità, sottolineando l'importanza dei cambiamenti del target di inflazione da parte dei banchieri centrali. I loro risultati mostrano che la persistenza del gap inflazionistico ha

portato ad una riduzione della media dell'inflazione all'inizio del 1980. Essi dimostrano che sia le politiche monetarie che le politiche economiche contribuiscono a migliorare i risultati dell'inflazione.

Anche in Castelnuovo (2010, 2011, 2012) viene studiato il ruolo delle politiche monetarie e degli shock macro-economici e la loro influenza sull'andamento della volatilità dell'inflazione. Viene utilizzato anche in questo caso un modello New-Keynesiano diviso in due sottocampione che rispecchiano gli stessi periodi della "Grande Inflazione" e della "Grande Moderazione". Svolgendo un'analisi con tecniche Bayesiane si scopre che gli shock al trend inflazionistico rappresentano una variabile chiave per capire sia l'evoluzione dell'inflazione che quella del gap inflazionistico.

In questa panoramica si inserisce la nostra analisi con lo scopo di ottenere quindi una conferma del fatto che un target inflazionistico che varia nel tempo sia un processo in grado di raccogliere informazioni sui movimenti del tasso di inflazione.

La novità del lavoro consiste nell'utilizzare un' "osservabile" per il target di inflazione, che non è altro che una stima del medesimo ottenuta da Kozicki e Tinsley (2008) utilizzando come modello di riferimento una regola di Taylor. L'uso di tale osservabile dovrebbe ridurre il grado di arbitrarietà dei risultati ottenuti considerando il target di inflazione come processo "svincolato" da qualsiasi serie temporale.

Per la stima del modello useremo un approccio Bayesiano che ci permette di utilizzare delle distribuzioni a priori per i parametri strutturali in modo da rendere più stabile l'ottimizzazione lineare dell'algorithm.

Questo lavoro è strutturato come segue: nei capitoli 1 e 2 presenteremo il modello DSGE nella sua definizione, descrivendo le caratteristiche principali e il motivo per il quale viene preferito ad altri modelli economici; in seguito ne indicheremo la versione empirica e illustreremo le variabili che lo costituiscono osservandone le serie storiche.

Il capitolo 3 analizza la serie completa dei dati verificando le condizioni necessarie per la correttezza del modello, osservando la convergenza, i risultati del processo di stima, la densità a posteriori, le funzioni di risposta ad impulso e la decomposizione della varianza dell'errore di previsione.

Con il capitolo 4 entreremo nel fulcro del nostro studio confrontando i due sottocampioni divisi per i periodi precedentemente indicati e in particolare osserveremo le differenze dei

risultati riportate dal modello che comprende il target libero e successivamente il target osservato; mentre nel capitolo 5 effettueremo la stessa analisi ma assegnando una distribuzione a priori al parametro che indica la persistenza dello shock al target di inflazione al contrario di ciò che abbiamo fatto nel capitolo 4 fissando tale parametro pari a 0.995.

Infine il quinto capitolo 6 presenta le conclusioni dell'intera analisi.



# ***Capitolo 1***

## ***La stima Bayesiana per i modelli DSGE***

In questo capitolo presentiamo i modelli DSGE descrivendone le caratteristiche principali nel primo paragrafo, il metodo di stima e il funzionamento dello stesso rispettivamente nel secondo e nel terzo paragrafo per passare infine all'ultimo paragrafo del capitolo a capire perché scegliamo la stima Bayesiana per questo tipo di modelli, quali vantaggi presenta e che analisi ci permette di effettuare.

### ***1.1 Il modello DSGE***

I modelli DSGE (*Dynamic Stochastic General Equilibrium*) sono strumenti usati dai macroeconomisti per spiegare aggregati economici quali la crescita economica, cicli economici, gli effetti della politica fiscale e monetaria, temi che vengono spesso trattati in modelli macro-economici. Una delle principali ragioni per le quali i macroeconomisti cercano di costruire questo tipo di modelli è che, a differenza di molti modelli di revisione macro-economica tradizionali, come i modelli SEM o i modelli VAR, i modelli DSGE non sono vulnerabili alla critica di Lucas.

Robert Lucas argomenta la difficoltà di predizione degli effetti di variazioni di politiche economiche sulla base di correlazioni passate osservate sulle variabili. Egli sostiene che un modello econometrico essendo basato sull'ottimizzazione delle preferenze degli agenti economici potrebbe variare ogni volta che si effettuano cambiamenti di politica economica in grado di causare variazioni nelle preferenze degli agenti.

I modelli DSGE solo modelli nei quali i parametri non variano con gli interventi di politica economica, sono costruiti sulla base delle preferenze degli agenti e quindi sono adatti per valutare l'impatto dei cambiamenti di tale politiche. Come gli altri modelli di

equilibrio economico, il modello DSGE, mira a descrivere il comportamento economico nel suo complesso analizzando l'interazione di alcuni fattori macroeconomici che si intrecciano per il raggiungimento dell'equilibrio generale dell'economia nella quale tutti gli agenti, le famiglie, le imprese, le aziende e il governo o la Banca Centrale, massimizzano i loro obiettivi in base alle loro funzioni di preferenze.

Le scelte di comportamento economico analizzate si riferiscono ad alcune quantità macroeconomiche come il consumo, il risparmio, gli investimenti, l'offerta e la domanda di lavoro; i parametri considerati quindi descrivono le preferenze degli agenti e riflettono l'obiettivo della stime di questi modelli.

Per concludere, il modello DSGE è un modello dinamico: studia come l'economia evolve nel tempo, ed è stocastico in quanto prende in considerazione il fatto che l'economia è influenzata da shock casuali che colpiscono le variabili economiche considerate.

## ***1.2 Metodo di stima Bayesiana***

Nella letteratura sono presentati diversi metodi per stimare il modello DSGE.

Esempi di questi metodi includono la stima delle relazioni di equilibrio con il metodo dei momenti generalizzato (GMM), la stima della minima discrepanza tra funzioni di risposta d'impulso di VAR e DSGE, massima verosimiglianza e metodi Bayesiani. Un'importante differenza che nasce tra questi metodi riguarda l'ammontare di informazioni che ognuno di questi strumenti è in grado di trattare.

Un modo migliore per stimare questi modelli è l'utilizzo dell'analisi Bayesiana che sfrutta una distribuzione a priori sui parametri da trattare. Questi parametri quindi non sono più riconducibili ad una quantità fissa ed incognita, ma diventano una variabile aleatoria la cui distribuzione dipende appunto dalle informazioni iniziali possedute; informazioni che rappresentano le conoscenze che ogni individuo possiede riguardo il problema da trattare, risultano perciò essere soggettive<sup>1</sup>. La distribuzione a priori sui parametri si può

---

<sup>1</sup> Un ricercatore con diverse conoscenze potrebbe arrivare a conclusioni inferenziali diverse dalle nostre. Questo aspetto rappresenta il tema principale di una discussione scientifica. I sostenitori dell'approccio bayesiano affermano che fare uso di particolari informazioni è il modo in cui ogni essere razionale opera in situazioni di incertezza, non a caso le persone fanno scelte differenti. Chi critica questo approccio sostiene che la statistica deve garantire oggettività delle conclusioni che si possono trarre da un esperimento e perciò non possono dipendere dalle informazioni di chi conduce l'esperimento.

formalizzare attraverso il Teorema di Bayes con  $\pi(A)$ , legge di probabilità sui sottoinsiemi  $A$  di  $\Theta$ , dove  $\Theta$  identifica l'insieme dei possibili valori che possono assumere i parametri considerati. La funzione di densità risulta essere  $p(\theta|A)$ , dove  $\theta$  rappresenta il vettore dei parametri e  $A$  è il modello utilizzato.

Questa poi viene combinata con la verosimiglianza che descrive la densità delle osservazioni,  $p(Y_t|A)$ , dove  $Y_t$  sono le osservazioni a disposizione, e permette la costruzione di distribuzioni a posteriori con le quali fare inferenza sui parametri.

La distribuzione a posteriori si ottiene quindi in questo modo:

$$p(\theta|Y_t, A) = \frac{p(Y_t|\theta, A) * p(\theta|A)}{p(Y_t|A)}$$

dove il denominatore è dato dall'integrale  $\int_{\Theta} f(x|\theta)\pi(\theta)d\theta$  e rappresenta una costante di normalizzazione per garantire che  $\int_{\Theta} \pi(\theta|x) = 1$ .

La distribuzione a posteriori può essere approssimata come segue:

$$\pi(\theta|x) \propto \pi(\theta)f(x|\theta)$$

ottenendo in questo modo la distribuzione di Kernel<sup>2</sup>.

Questa distribuzione in pratica trasforma la funzione di verosimiglianza in una distribuzione di probabilità corretta sui parametri sconosciuti, che può essere riassunta proprio come una distribuzione di probabilità calcolando il valore atteso, la deviazione standard, i quantili e la verosimiglianza.

### 1.3 *Analisi Bayesiana*

Il processo di stima inizia con la funzione di verosimiglianza che viene formalizzata attraverso il filtro di Kalman<sup>3</sup> in grado di aggiornarla ogni volta che si ha una nuova osservazione.

---

2 Equazione che permetterà la costruzione di tutti i momenti di interesse della distribuzione a posteriori stimando prima la funzione di verosimiglianza utilizzando il filtro di Kalman e in seguito simulando la posteriori di Kernel usando il metodo Monte Carlo e il Metropolis Hastings.

3 Il filtro di Kalman è un algoritmo ricorsivo che valuta lo stato di un sistema dinamico a partire da una serie di misure soggette a rumore. Esso fornisce le stime ottime del vettore di stato  $\alpha_t$  data l'informazione al tempo  $t$ , indicata con  $F_t$ . Inoltre data la distribuzione di  $\alpha_t$  condizionata a  $F_{t-1}$ , all'arrivo di una nuova osservazione, questo filtro è in grado di aggiornare la distribuzione di  $\alpha_t$  condizionata a  $F_t$ .

Si procede poi con la distribuzione a posteriori, simulata attraverso l'algoritmo Metropolis-Hastings introdotto per la prima volta da Metropolis nel 1953 e generalizzato da Hastings nel 1979. Questo metodo opera in due fasi: al primo stadio si stima la moda della posteriori, ovvero il punto più probabile della distribuzione, massimizzando la posteriori di Kernel; mentre al secondo stadio si simula la distribuzione fino alle code.

Per simulare la distribuzione si inizia con un valore  $\theta' = \theta + \varepsilon$ , dove  $\varepsilon \sim N(0, c\Sigma)$ ,  $\Sigma$  è l'inversa della matrice Hessiana calcolata nella moda della posteriori e  $c$  è una costante;  $\theta'$  viene sorteggiato a caso tramite un processo chiamato random walk Metropolis-Hastings, e si sceglie un numero alto di pescate, di cui una parte verrà scartata, al fine di garantire la convergenza alla distribuzione della posteriori e l'influenza del punto di partenza.

Il punto sorteggiato verrà accettato con probabilità pari al rapporto  $r$  dato da:

$$r = f(\theta'|x)/f(\theta|x)$$

e verrà confrontato con un punto  $u$ , realizzazione da una  $U(0,1)$ .

Se  $r > u$  allora  $\theta'$  viene accettato altrimenti si rifiuta.

Questo procedimento viene ripetuto un numero sufficientemente alto di volte in modo da ottenere una quantità elevata di punti accettati che andranno a formare la distribuzione a posteriori.

Un ruolo fondamentale è giocato dal fattore scalare  $c$  posto davanti a  $\Sigma$ . Infatti se il tasso di accettazione  $r$  è troppo alto o troppo basso, si rischia che la distribuzione a posteriori sia concentrata attorno alla moda. Inoltre la matrice di varianza e covarianza del termine d'errore  $\varepsilon$  è modificata in modo da ottenere un tasso di accettazione dei valori compreso tra il 23% e il 40%; intervallo che permette di evitare di cadere nei due casi estremi: quello di accettare sempre, nel qual caso si confronterebbe sempre la moda con sé stessa, o di rifiutare sempre, ritornando quindi alla moda non riuscendo a disegnare la distribuzione.

#### ***1.4 Vantaggi nell'uso dell'analisi Bayesiana***

Le tecniche bayesiane diventano sempre più utilizzate in ambito macroeconomico, presentano diversi vantaggi nella stima dei modelli rispetto ad altri metodi.



Prima di tutto, la maggior parte dei test sul confronto di ipotesi e sulla costruzione di intervalli di confidenza richiedono che la grandezza del campione sia infinita, questa assunzione non è necessaria con l'approccio Bayesiano. Quando si analizzano i dati, inoltre, si è particolarmente interessati alle funzioni dei parametri, come i valori previsti; usando metodi Bayesiani è semplice calcolare alcuni tipi di quantità di interesse. Un esempio utile è la distribuzione a posteriori predittiva.

Un altro vantaggio dei metodi Bayesiani è l'abilità di includere le informazioni delle distribuzioni a priori che funzionano da pesi nel processo di stima in modo da evitare la formazione di picchi della distribuzione a posteriori associati a picchi di verosimiglianza. Infatti, la stilizzata e mal specificata natura dei modelli DSGE può causare delle formazioni di picchi nella verosimiglianza in regioni dello spazio parametrico in contraddizione con le osservazioni, portando al "dilemma delle stime dei parametri assurdi". Inoltre le distribuzioni a priori aiutano ad identificare i parametri.

L'utilizzo di algoritmi per la simulazione di distribuzioni è un ulteriore strumento che permette la stima di modelli che altrimenti sarebbero difficili, se non impossibili, da stimare e la possibilità di un confronto tra modelli concorrenti attraverso la distribuzione a posteriori che mostra quale modello si adatta meglio ai dati.

Infine la stima Bayesiana offre la possibilità di risolvere il problema della mal specificazione del modello includendo nelle equazioni strutturali gli shock che possono essere interpretati come errori di osservazione.



# *Capitolo 2*

## *La versione empirica del modello DSGE*

Dopo aver fornito dei brevi accenni di lavori presenti nella letteratura, andremo a presentare nel paragrafo due di questo capitolo il modello che sta alla base del nostro studio descrivendone le principali componenti. In seguito mostreremo la sua versione empirica che sarà sottoposta all'analisi e ancora una volta elencheremo dettagliatamente le parti che la formano. Concluderemo il capitolo con la descrizione delle nostre serie di dati che ci permetteranno di effettuare il lavoro previsto in questa tesi.

### *2.1 Analisi della letteratura*

La letteratura riporta vari punti di vista riguardo al cambiamento della persistenza inflazionistica post WWII U.S., alcuni autori sostengono che la persistenza dell'inflazione è diminuita e altri dicono che è invariata. Una ragione di questo disaccordo è che la letteratura guarda a diverse caratteristiche del processo di inflazione.

In particolare ci riferiamo ora al lavoro svolto da Cogley, Primiceri e Sargent (2010) che stimano un modello DSGE New-Keynesiano con vettori auto-regressivi per l'inflazione, coefficiente di drift e volatilità stocastica, separatamente in due sottocampioni: il primo, 1960:I-1979:III, corrisponde approssimativamente al periodo di crescita dell'inflazione, chiamato della "Grande Inflazione" prima della presidenza di Volcker alla Federal Reserve Bank (Fed), Banca Centrale Americana, e il secondo periodo, 1982:IV-2006:IV, detto della "Grande Moderazione", corrisponde alla presidenza di Volcker e Greenspan. Essi studiano se la persistenza inflazionistica cambia dopo il periodo della Grande Inflazione focalizzandosi sul gap inflazionistico definito come la frazione della varianza del gap inflazionistico futuro che è dovuta agli shock passati e misurando la persistenza del gap in termini di breve e media lunga prevedibilità, sottolineano l'importanza dei

cambiamenti del target di inflazione da parte dei banchieri centrali. I loro risultati mostrano che la persistenza del gap inflazionistico, aumentato fino a Volcker, ha portato ad una riduzione della media dell'inflazione all'inizio del 1980 che è continuata durante le presidenze di Volcker e Greenspan. Il gap di inflazione si presenta fortemente persistente quando gli effetti degli shock passati decadono debolmente, e questo è quello che si nota durante la "Grande Inflazione", e debolmente persistente quando gli effetti degli shock passati decadono rapidamente, ed in particolare questo si registra durante la "Grande Moderazione". Essi dimostrano che sia le politiche monetarie che le politiche economiche aziendali contribuiscono a migliorare i risultati dell'inflazione.

Anche in Castelnuovo (2010, 2011, 2012) viene studiato il ruolo attribuito al sistema monetario e agli shock macroeconomici e la loro influenza sull'andamento della volatilità dell'inflazione. Si scopre che gli shock dei trend inflazionistici sono una variabile chiave per capire sia l'evoluzione dell'inflazione che quella del gap inflazionistico mentre shock dell'output gap influiscono maggiormente sulla volatilità del ciclo economico. Viene utilizzato anche in questo caso un modello New-Keynesiano diviso in due sottocampione che rispecchiano gli stessi periodi della "Grande Inflazione" e della "Grande Moderazione". Svolgendo un'analisi con tecniche Bayesiane si è concluso che: primo il modello stimato è in grado di replicare la caduta dell'inflazione e della volatilità dell'output che si erano osservate; secondo in termini di volatilità del gap inflazionistico il modello suggerisce un più ampio calo rispetto alla singola inflazione, questo è dovuto alle più piccole fluttuazioni del trend di inflazione nel periodo della Grande Moderazione; terzo viene stimata una politica monetaria più aggressiva che ha portato sicuramente ad una discesa dell'inflazione ma ha creato un trade-off in quanto tale diminuzione ha fatto aumentare l'output gap. Concludendo, le variazioni del target di inflazione da parte della Fed sono fondamentali per capire le dinamiche inflazionistiche del periodo considerato inoltre, anche gli shock dell'output gap non sono da trascurare.

Altri lavori che trattano lo stesso tema vengono svolti da Kozicki e Tinsley (2008) che lavorano con un modello VAR che descrive le variazioni del target di inflazione fissato dalla Fed e le loro stime mostrano una drastica caduta dell'inflazione all'inizio del 1980; risultati analoghi si ottengono anche nel loro successivo lavoro (2009) mostrando una certa stabilità dell'inflazione durante il periodo 1970-1980 e una drastica diminuzione a partire dal 1980. Ireland (2007) con un modello DSGE micro fondato del ciclo

economico, Coibon e Gorodnichenko (2011) che propongono una stima del trend di inflazione attraverso la regola di Taylor con coefficienti variabili nel tempo e Castelnuovo, Greco e Raggi (2011) con un modello fondato sulla regola di Taylor con coefficienti variabili nel tempo, trend di inflazione e la presenza di shock eteroschedastici; ottengono risultati simili seppur con l'utilizzo di modelli di stima diversi. In tutti e tre i casi si registra una crescita del trend di inflazione nel 1970, la disinflazione verificatasi nel 1980 con la presidenza di Volcker e una graduale stabilizzazione del trend nel 1990.

Dopo aver descritto alcuni dei lavori precedentemente svolti passiamo ora ad illustrare le basi del nostro modello.

## 2.2 Il modello

Analizziamo il modello partendo dalla sua "microfondazione" considerata anche da Cogley, Primiceri e Sargent (2010).

Il modello economico è popolato da agenti quali consumatori, aziende monopolisticamente competitive e dal governo. I consumatori massimizzano

$$E_t \sum_{s=0}^{\infty} \delta^s b_{t+s} \left[ \log(C_{t+s} - hC_{t+s-1}) - \varphi \int_0^1 \frac{L_{t+s}(i)^{1+\nu}}{1+\nu} di \right]$$

soggetta ad un vincolo di bilancio dato da

$$\int_0^1 P_t(i)C_t(i)di + B_t + T_t \leq R_{t-1}B_{t-1} + \Pi_t + \int_0^1 W_t(i)L_t(i)di$$

dove  $B_t$  rappresenta le obbligazioni emesse del governo,  $T_t$  denota le tasse e i trasferimenti forfettari,  $R_t$  è il tasso d'interesse nominale lordo e  $\Pi_t$  sono i profitti che le aziende pagano ai lavoratori per il lavoro svolto.  $C_t$  è un aggregato di beni di consumo differenziati che risulta essere

$$C_t = \left[ \int_0^1 C_t(i)^{\frac{1}{1+\theta_t}} di \right]^{1+\theta_t}$$

Inoltre  $P_t$  è l'indice dei prezzi,  $L_t(i)$  denota il lavoro di tipo  $i$  che è usato per produrre il bene  $i$  differenziato,  $W_t(i)$  è il corrispondente salario nominale. I coefficienti  $\delta$ ,  $h$  e  $v$  indicano rispettivamente il fattore di sconto, i gradi di formazione delle abitudini interne, nel senso che ogni consumatore considera solo sé stesso e non gli altri consumatori nel formare le sue abitudini di consumo, e infine si ha l'inverso dell'elasticità all'offerta di lavoro; il tutto segue  $E_t$  ad indicare le aspettative razionali al tempo  $t$ . Infine  $b_t$  e  $\theta_t$  sono shock esogeni che seguono processi stocastici:

$$\log b_t = \rho_b \log b_{t-1} + \varepsilon_{b,t}$$

$$\log \theta_t = (1 - \rho_\theta) \log \theta + \rho_\theta \log \theta_{t-1} + \varepsilon_{\theta,t}$$

La variabile casuale  $b_t$  è uno shock di preferenza intertemporale dei consumatori e  $\theta_t$  può essere interpretato come uno shock all'aumento dei prezzi desiderato dalle imprese.

Ogni bene di consumo desiderato è prodotto da un'azienda monopolisticamente competitiva che segue una funzione di produzione lineare

$$Y_t(i) = A_t L_t(i)$$

dove  $Y_t(i)$  rappresenta la produzione del bene  $i$  e  $A_t(i)$  indica l'aggregato di produttività del lavoro. Modelliamo  $A_t$  come un processo stazionario.

Una frazione  $\xi$  dell'azienda non può riottimizzare in ogni momento i propri prezzi perciò quando è possibile, muovono i prezzi in funzione dei costi marginali correnti e futuri attesi. L'altra parte invece è soggetta all'usuale condizione di minimizzazione dei costi e sceglie il proprio prezzo ( $\tilde{P}_t(i)$ ) massimizzando il valore presente dei profitti futuri,

$$E_t \sum_{s=0}^{\infty} \xi^s \delta^s \lambda_{t+s} \{ \tilde{P}_t(i) \pi^s Y_{t+s}(i) - W_{t+s}(i) L_{t+s}(i) \}$$

dove  $\pi$  è il tasso lordo di inflazione in steady state e  $\lambda_{t+s}$  è l'utilità marginale del consumo.

Le autorità monetarie fissano i tassi di interesse nominali di breve periodo seguendo la regola di Taylor,

$$\frac{R_t}{R} = \left( \frac{R_{t-1}}{R} \right)^{\rho_R} \left[ \left( \frac{\pi_t}{\pi_t^*} \right)^{\phi_\pi} \left( \frac{Y_t}{Y_t^*} \right)^{\phi_Y} \right]^{1-\rho_R} \varepsilon_{R,t}$$

La Banca Centrale deve reagire a due gap, la deviazione dell'inflazione dal target che varia nel tempo, e la differenza tra l'output e il suo livello potenziale.  $R$  è il valore steady-state per il tasso d'interesse nominale e  $\varepsilon_{R,t}$  è lo shock di politica monetaria che è assunto essere i.i.d.

Seguendo Ireland (2007), Cogley, Primiceri e Sargent (2010) e Castelnuovo (2010, 2011, 2012) modelliamo il target di inflazione  $\pi_t^*$  come un processo casuale esogeno che varia nel tempo

$$\log \pi_t^* = \rho_* \log \pi_{t-1}^* + \varepsilon_{*,t}$$

Ci sono molte ragioni per cui il target di inflazione della Banca Centrale potrebbe variare nel tempo. Uno dei motivi è che la Banca Centrale aggiusta il proprio target quando conosce la struttura dell'economia. Per esempio altri autori come Cogley e Sargent (2005b), Primiceri (2006), e Sargent, Williams, e Zha (2006) sono giunti alla conclusione che il ruolo giocato dal processo di apprendimento della struttura dell'economia da parte della Fed possa aver contribuito a formare i movimenti a bassa frequenza dell'inflazione.

### 2.3 *La versione empirica del modello*

Il modello che andremo ad utilizzare è formato da una serie di equazioni:

$$\pi_t = \beta \pi_{t+1}^e + kx_t + \varepsilon_t^\pi \quad (1)$$

$$x_t = hx_{t+1}^e + (1-h)x_{t-1} - \tau(R_t - \pi_{t+1}^e) + \varepsilon_t^x \quad (2)$$

$$R_t = (1 - \phi_R)(\phi_\pi(\pi_t - \pi_t^*) + \phi_x x_t) + \phi_R R_{t-1} + \varepsilon_t^R \quad (3)$$

$$\pi_t^* = \rho_* \pi_{t-1}^* + \varepsilon_t^* \quad (4)$$

$$\varepsilon_t^j = \rho_j \varepsilon_{t-1}^j + \eta_t^j; \quad \eta_t^j \sim i.i.d. N(0, \sigma_j^2) \quad \text{con } j \in \{\pi, x, R, *\} \quad (5)$$

L'equazione (1) rappresenta la curva di Phillips New-Keynesiana nella quale  $\pi_t$  è il tasso di inflazione al tempo  $t$ ,  $\beta$  è il fattore di sconto e  $x_t$  misura l'output gap il cui effetto sull'inflazione è misurato dal parametro  $k$ , infine  $\varepsilon_t^\pi$  rappresenta lo shock di inflazione. Tale curva può essere derivata assumendo che un'impresa monopolistica ha bassa

probabilità di adattare il prezzo in ogni periodo, perciò le aziende lo fissano in base alla realizzazione del target inflazionistico che diviene perfettamente osservabile dopo la sua realizzazione.

Il peso associato alle previsioni future dell'output gap da parte dei consumatori, all'interno dell'equazione dinamica di Eulero (2), viene indicato con  $h$ , mentre  $\tau$  è l'elasticità intertemporale di sostituzione tra il consumo di oggi e il consumo di domani, e regola l'impatto del tasso di interesse reale ex-ante<sup>4</sup> sul consumo che risulta essere correlato negativamente con il tasso di interesse, quando questo aumenta il consumo di oggi scende e viceversa. Infine  $\varepsilon_t^x$  è una componente stocastica che denota lo shock di domanda.

I parametri  $\phi_R$ ,  $\phi_\pi$  e  $\phi_x$  catturano la parte sistematica di politica monetaria che qui è rappresentata dalla regola di Taylor (3), essa collega l'inflazione e l'output gap al tasso di interesse nominale in particolare il parametro  $\phi_R$  indica il miglioramento della stima di questa equazione includendo tra i regressori il tasso di interesse ritardato  $R_{t-1}$  e viene detto "interest rate smoothing";  $\varepsilon_t^R$  indica lo shock di politica monetaria che descrive l'evoluzione del tasso di interesse.

L'evoluzione del target di inflazione, formalizzata dall'equazione (4), è dettata dal parametro auto-regressivo  $\rho_*$ , questo processo è tipicamente assunto essere un random walk sensibile a cambiamenti, da parte delle autorità, del target. In questo modello quindi si assume un target di inflazione variabile nel tempo di conseguenza tale target entra a far parte della curva di Phillips creando quindi un gap inflazionistico, differenza appunto tra l'inflazione e il target di lungo termine fissato dalla Banca Centrale. La persistenza dell'inflazione è dovuta da movimenti del target che, prendendo la forma di un AR(1), è influenzato dagli shock passati perciò risulta chiaro che quando gli effetti di tali shock diminuiscono velocemente la persistenza risulta debole mentre al contrario si ha forte persistenza quando la decadenza è lenta. Nel primo caso inoltre si ha che gli shock futuri spiegano molto della variazione del gap inflazionistico e viceversa quando scompaiono lentamente contribuiscono a spiegare i movimenti di breve termine.

---

<sup>4</sup>  $r_t^e = i_t - \pi_{t+1}^e$  dove  $r_t^e$  è il tasso di interesse reale atteso,  $i_t$  è il tasso di interesse nominale e  $\pi_{t+1}^e$  è il tasso di inflazione atteso.



Infine il processo auto regressivo (5) indica la possibile persistenza degli shock che influiscono nel sistema economico e si suppone che gli errori di tali shock siano serialmente e mutuamente incorrelati.

## **2.4 I dati**

Per le analisi che svolgeremo, usiamo dati forniti dal *Bureau of Economic Analysis* (BEA).

Il BEA è un'agenzia del Dipartimento del Commercio ed è parte del Dipartimento di Economia e Amministrazione Statistica degli Stati Uniti, esso fornisce resoconti statistici ed economici che permettono scelte di natura governativa ed economica, ricerche e pubblicazioni per seguire e capire le performance dell'economia nazionale. Per questo il BEA rappresenta una fonte di dati che conduce ricercatori e analisti allo sviluppo e all'implementazione di metodologie di stima e diffusione delle statistiche al pubblico.

I nostri dati sono a sequenza trimestrale e il campione è compreso tra il terzo trimestre del 1954 e il primo trimestre 2010 e disponiamo delle serie riferite all'output gap, al tasso di interesse a breve termine e all'inflazione calcolata con il deflatore GDP.

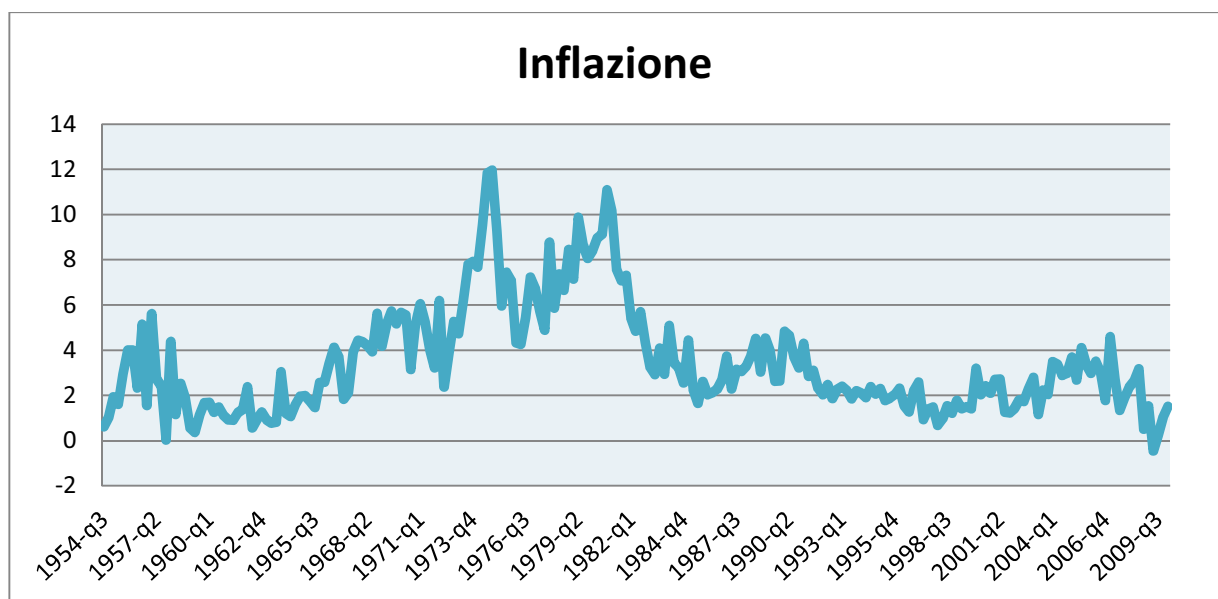
In seguito verrà considerata anche una serie riguardante il target "osservato" che rappresenta la novità del nostro studio e ci permetterà di capire come esso influisce e che effetto ha sull'andamento dell'inflazione. Quest'ultima serie è rappresentativa di un periodo compreso tra il primo trimestre del 1970 e il quarto trimestre del 1997, portandoci quindi all'esclusione di dati che non rientrano in questa fascia temporale. Viene preso in esame questo lasso di tempo perché tale periodo è quello studiato da Kozicki e Tinsley (2008).

Per un'analisi più precisa divideremo il campione in due sottocampioni che rispecchiano due grandi periodi definiti dalla letteratura come "Grande inflazione" e "Grande Moderazione". Procederemo quindi inizialmente all'analisi dell'intero campione e seguiremo con lo studio del primo periodo che va dal primo trimestre del 1970 al terzo trimestre del 1979 e rispecchia la fase della Grande Inflazione durante la quale sono stati registrati i due shock petroliferi del 1973 e del 1974; e del secondo periodo compreso tra

il quarto trimestre del 1979 e il quarto trimestre 1997 anni che coprono la Grande Moderazione ed è caratterizzato da una minore volatilità sia dell'inflazione che dell'output gap.

Per spiegare questo fenomeno i macroeconomisti sostengono due teorie principali: “good policy” che consiste nel miglioramento da parte dei banchieri centrali nella gestione delle politiche monetarie e “good luck” ossia la diminuzione della volatilità dello shock inflazionistico durante la Grande Moderazione.

Riportiamo di seguito le tre serie storiche delle variabili considerate.



**Figura 1: Inflazione per il periodo 1954:q3 – 2010:q1.**

L'inflazione viene calcolata con il deflatore GDP (*Gross Domestic Product*), comunemente denominato deflatore implicito, esso indica il livello medio dei prezzi dell'economia ed è dato dal rapporto:

$$\text{GDP price deflator} = (\text{nominal GDP} / \text{real GDP}) * 100$$

dove il GDP nominale misura la produzione corrente a prezzi correnti mentre il denominatore definisce la produzione corrente a prezzi costanti cioè riferiti ad un determinato periodo.

Un confronto tra il GDP nominale e quello reale rivela implicitamente la variazione dei prezzi del periodo base, preso come periodo costante, al periodo corrente.

Questo indice dei prezzi è tabulato e trasmesso trimestralmente assieme al PIL (Prodotto Interno Lordo), al reddito nazionale e ad altre misure connesse che compongono il reddito nazionale dal Bureau of Economic Analysis (BEA).

L'utilizzo più comune del deflatore dei prezzi, oltre a riflettere un indicatore del livello dei prezzi nell'economia, risulta essere un mezzo per la stima del tasso di inflazione, infatti è la misura considerata quando gli economisti hanno bisogno di prendere decisioni per l'analisi dell'inflazione e dei relativi fenomeni macro-economici.

La figura 1 mostra l'evoluzione dell'inflazione nei due sottoperiodi considerati. Il primo periodo della Grande inflazione registra picchi alti fino a raggiungere l'11,95% nel quarto trimestre del 1974, mentre nel periodo della Grande Moderazione si nota la minore volatilità dell'inflazione dovuta ad una politica monetaria più severa dal parte della Fed con lo scopo appunto di stabilizzare i prezzi di medio-lungo periodo. In particolare raggiunge lo 0.93% nel secondo trimestre del 1997.

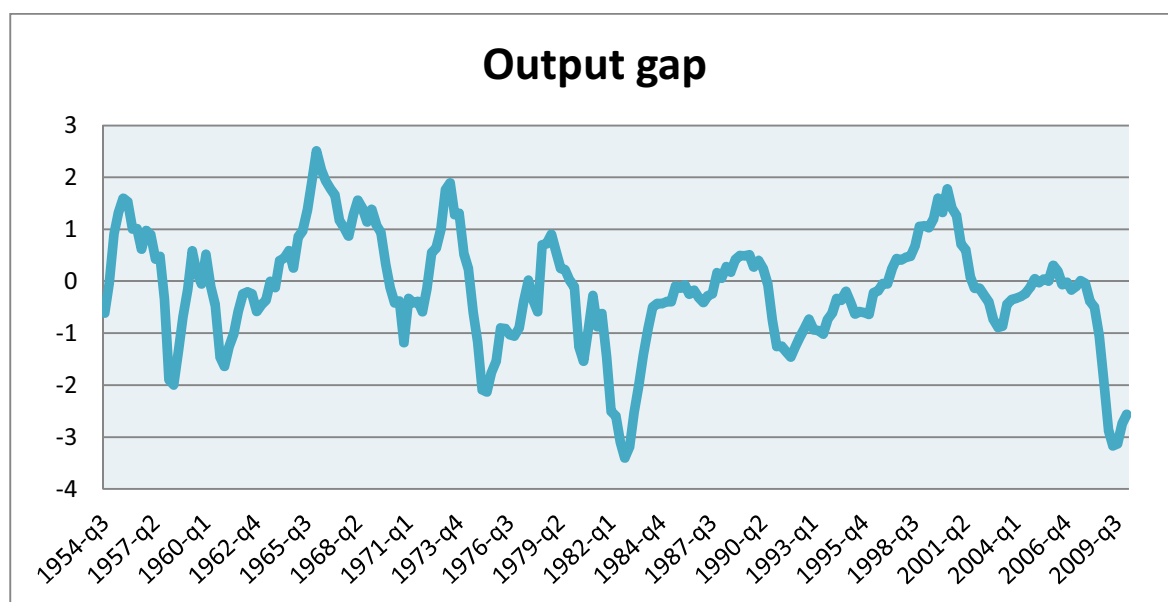
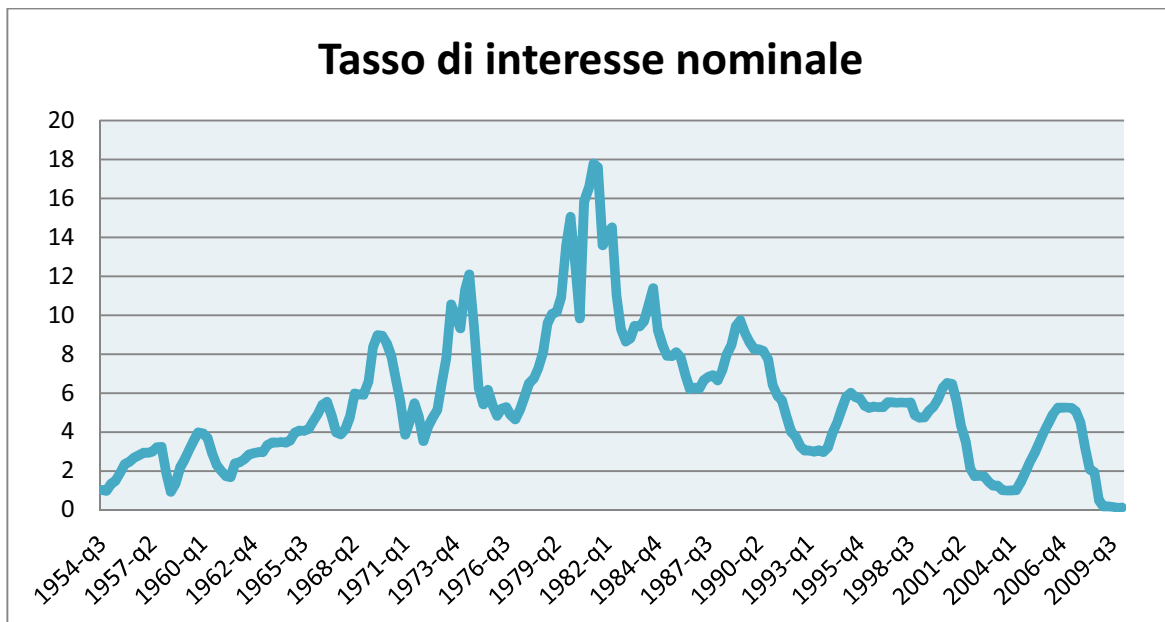


Figura 2: Output gap per il periodo 1954:q3 – 2010:q1

L'output gap rappresenta la differenza tra la produzione effettiva e quella potenziale perciò è considerato una misura dell'attività economica. La costruzione del gap è difficile

perché, tra altri problemi, la produzione potenziale è non osservabile di conseguenza deve essere stimata. Ci sono diversi modi per effettuare questa computazione tra i quali quello proposto da Hodrick-Prescott<sup>5</sup> (1997) che permette di stazionarizzare la serie ed estrarne il trend.

È evidente nella figura 2 che anche in questo caso la variabilità risulta maggiore negli anni che riguardano il primo periodo con il raggiungimento dell'1,98% nel secondo trimestre del 1973 e il -2,12% nel secondo trimestre del 1975. Dalla metà degli anni ottanta si registrano valori più bassi con un valore minimo di -3,40% e un valore massimo dello 0.50%.



**Figura 3: Tasso di interesse nominale per il periodo 1954:q3 – 2010:q1.**

<sup>5</sup> Il filtro di Hodrick Prescott (HP) serve per separare la componente di trend della serie da quella ciclica. Una serie temporale  $y_t$  può essere decomposta in due componenti: trend  $g_t$  e ciclo  $c_t$

$$y_t = g_t + c_t, t=1,2,\dots,T.$$

Il filtro HP minimizza tale equazione

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

Il primo termine è la somma dei quadrati delle componenti cicliche  $c_t = y_t - g_t$ . Il secondo termine è la somma dei quadrati delle differenze seconde della componente trend moltiplicata per  $\lambda$ . Questo secondo termine penalizza variazioni nel tasso di crescita del trend: con  $\lambda \rightarrow \infty$  il trend diventa lineare, mentre se  $\lambda \rightarrow 0$  allora il trend si approssima alla serie stessa. Si cerca con tale filtro di avere una via di mezzo tra un trend lineare e la serie stessa. Hodrick e Prescott suggeriscono un  $\lambda = 1600$ .

Come tasso di interesse noi utilizziamo il *Federal Funds Rate*, tasso di interesse applicato per prestiti/depositi effettuati dalla *Federal Reserve System* (Fed) nei confronti di un'altra banca commerciale o istituto depositario. Contrariamente a quanto si può pensare questo tasso di interesse non è stabilito direttamente dalla Fed ma viene determinato dalla interazione tra debitori e creditori nel mercato della politica monetaria.

Rappresenta uno dei principali e più importanti tassi di interesse utilizzati nell'economia in quanto viene preso come tasso di riferimento nel determinare i tassi di interesse che le banche pagano sui depositi e che incassano sui prestiti, costituisce un indicatore chiave delle attività economiche, infatti la *Federal Reserve System* si rivolge ad esso nel perseguire la politica monetaria (ad esempio imponendo un tasso inferiore per ridurre la disoccupazione o più alto per controllare l'inflazione) e infine è una componente importante dei costi di acquisizione dei fondi che le banche usano per concedere prestiti.

Il grafico riportato nella figura 3 mostra i picchi maggiori nella prima metà degli anni ottanta con un valore del 17,78% nel secondo trimestre del 1981 per poi iniziare a scendere fino al 2,99% del quarto trimestre del 1993.



# Capitolo 3

## Analisi Bayesiana del modello

In questo capitolo presenteremo le principali componenti che costituiscono il nostro modello, in particolare tratteremo delle caratteristiche che riguardano i nostri parametri, dalle distribuzioni a priori alla stima delle distribuzioni a posteriori, verificando la correttezza dei risultati. Seguiremo con lo studio delle funzioni di risposta ad impulso e della decomposizione della varianza dell'errore di previsione per capire che effetti hanno gli shock all'interno del nostro modello e quanto questi influiscono sulla variabilità delle variabili.

### 3.1 Analisi empirica

Stimiamo il modello (1)-(5) presentato nel capitolo precedente, con tecniche Bayesiane e in particolare useremo i seguenti vettori:

- vettore dei parametri strutturali dato da  $\zeta = (\beta, k, h, \tau, \phi_\pi, \phi_x, \phi_R, \rho_\pi, \rho_x, \rho_R, \rho_*, \sigma_\pi, \sigma_x, \sigma_R, \sigma_*)$ ;
- vettore delle variabili endogene formato da  $z_t = (\pi_t, x_t, R_t)$ ;
- vettore degli shock composto da  $\varepsilon_t = (\varepsilon_t^\pi, \varepsilon_t^x, \varepsilon_t^R, \varepsilon_t^*)$ ;
- vettore delle innovazioni costituito da  $\eta_t = (\eta_t^\pi, \eta_t^x, \eta_t^R, \eta_t^*)$ ;
- vettore delle variabili osservate che si vogliono analizzare  $Y_t = (\pi_t^{oss}, x_t^{oss}, R_t^{oss}, \pi_t^{*oss})$ .

La soluzione sotto l'assunzione di attese razionali del modello New-Keynesiano considerato possono essere espresse nella forma state-space seguente:

$$\begin{bmatrix} Z_t \\ \varepsilon_t \end{bmatrix} = A(\xi) \begin{bmatrix} Z_{t-1} \\ \varepsilon_{t-1} \end{bmatrix} + B(\xi)\eta_t \quad (6)$$

$$Y_t = C(\xi) \begin{bmatrix} Z_t \\ \varepsilon_t \end{bmatrix} \quad (7)$$

dove il sistema (6) rappresenta l'equazione strutturale di transizione che lega le endogene alle esogene mentre il sistema (7) descrive l'equazione di misura che collega le variabili latenti con quelle osservate (in questa analisi non vengono assunti errori di misura).

Sono presenti inoltre tre matrici identificate dalle lettere  $A$ ,  $B$  e  $C$ ; la prima è la matrice di transizione dello stato, la seconda è la matrice che trasforma lo stato nelle osservazioni e infine la terza è la matrice di elementi deterministici che servono per selezionare l'errore.

A questo punto si utilizza il filtro di Kalman per valutare la verosimiglianza  $L(\{Y_t\}_{t=1}^T | \xi)$  in seguito la distribuzione a posteriori  $p(\xi | \{Y_t\}_{t=1}^T)$  risulta essere proporzionale al prodotto della funzione di verosimiglianza  $L(\{Y_t\}_{t=1}^T | \xi)$  e della priori  $\pi(\xi)$  che abbiamo imposto in maniera opportuna ai parametri che andremo a stimare.

Per effettuare la stima Bayesiana abbiamo usato *Dynare 4.0*, una serie di algoritmi sviluppati da Michel Juillard e collaboratori, disponibile gratuitamente all'indirizzo <http://www.dynare.org>.

La moda a posteriori è calcolata attraverso l'algoritmo "csminwel" ideato da Chris Sims; un controllo della stessa viene effettuato plottando questa densità per i valori attorno alla moda per ogni parametro stimato, confermando la bontà del risultato. Queste mode verranno poi utilizzate per iniziare l'algoritmo Metropolis-Hastings per simulare la densità a posteriori.

Abbiamo simulato due catene di 300.000 estrazioni con lo scarto del primo 50%. Nella matrice di varianza e covarianza di queste estrazioni casuali abbiamo utilizzato un fattore di sconto tale da ottenere un intervallo di accettazione compreso tra il 23% e il 40%. Inoltre per valutare la stazionarietà delle catene consideriamo il metodo proposto da Brooks e Gelman (1998) che in seguito tratteremo.

### 3.2 *Densità a priori*

Per valutare la verosimiglianza del modello si necessita della distribuzione a priori dei parametri. Dato che la scelta di queste distribuzioni rendono l'analisi in parte soggettiva,



si cerca di utilizzare delle a priori il meno informative possibile per permettere alle distribuzioni a posteriori la più completa spiegazione dei dati.

Per prima cosa poniamo  $\rho_*$  pari a 0.995, valore utilizzato anche da Cogley, Primiceri e Sargent (2010), in modo da catturare i movimenti di bassa frequenza del target di inflazione del processo (4). In questo modo si permette al target di produrre delle dinamiche persistenti nel gap inflazionistico in quanto essendo descritto da una processo auto regressivo con una radice vicina ad uno, i suoi effetti decadono lentamente. In alternativa si potrebbe assegnare a tale parametro il valore uno ma in questo modo la convergenza verso la moda a posteriori risulterebbe più difficile da calcolare, per tale motivo si adotta una valore che sia prossimo ma non uguale a uno. Il parametro  $\beta$  che rappresenta il fattore di sconto, viene posto uguale a 0.99. Le restanti priori sono riportate nella tabella 1.

Ogni parametro ha una distribuzione propria e per l'assegnazione ci si basa specialmente sul supporto dello stesso parametro che deve corrispondere al dominio della distribuzione scelta.

<i>Parametri</i>	<i>Supporto</i>	<i>Densità</i>	<i>Media</i>	<i>Dev. Std.</i>
$k$	$[0, \infty)$	Gamma	0.1	0.025
$h$	$[0, 1]$	Beta	0.5	0.2
$\tau$	$[0, \infty)$	Gamma	0.08	0.005
$\phi_\pi$	$\mathbb{R}$	Normale	1.7	0.3
$\phi_x$	$[0, \infty)$	Gamma	0.3	0.2
$\phi_R$	$[0, 1]$	Beta	0.75	0.1
$\rho_\pi$	$[0, 1]$	Beta	0.5	0.285
$\rho_x$	$[0, 1]$	Beta	0.5	0.285
$\rho_R$	$[0, 1]$	Beta	0.5	0.285
$\sigma_\pi$	$[0, \infty)$	Gamma	0.5	0.2

$\sigma_x$	$[0, \infty)$	Gamma	0.5	0.2
$\sigma_R$	$[0, \infty)$	Gamma	0.5	0.2
$\sigma_*$	$[0, \infty)$	Gamma	0.5	0.025

Tabella 1: Densità a priori per i parametri del modello.

### 3.3 Convergenza del modello

Un modo per decidere se le stime ottenute sono corrette consiste nell'analizzare la convergenza delle simulazioni iterative effettuate. Per eseguire questa analisi si confrontano la varianza tra ed entro le varie catene di Markov usate per simulare la distribuzione ergodica, in modo da ottenere una famiglia di test per la convergenza.

Il metodo che utilizzeremo è detto algoritmo di Montecarlo (*Monte Carlo Markov Chain, MCMC*). La convergenza si raggiunge quando le conclusioni sulla quantità di interesse non dipendono dal punto di partenza delle simulazioni, cioè quando convergono alla distribuzione ergodica. Questo suggerisce di valutare la convergenza confrontando i risultati ottenuti con campioni indipendenti con diversi punti di partenza. Il metodo è stato proposto da Gelman e Rubin (1992) e poi è stato modificato fino alla versione attuale di Brooks e Gelman (1998). Esso presuppone l'utilizzo di  $m$  catene simulate parallelamente, ognuna con un diverso punto di partenza. Sono stati proposti diversi metodi per generare valori iniziali per campionatori MCMC. Una volta ottenuti i punti di partenza, ogni catena effettua  $2n$  iterazioni delle quali le prime  $n$  verranno scartate.

Data una sequenza individuale qualsiasi, e se la convergenza approssimativa è stata raggiunta, si assume che l'inferenza sulle quantità di interesse è effettuata calcolando la media campionaria e la varianza dall'estrazioni simulate. Così le  $m$  catene producono  $m$  possibili esiti; per rispondere alla domanda riguardante la possibilità che questi risultati siano abbastanza simili da indicare la convergenza approssimativa, Gelman e Rubin (1992a) suggeriscono di confrontarli con i risultati ottenuti mescolando insieme le  $mn$  estrazioni da tutte le sequenze. Considerando, per esempio, il caso scalare di una variabile aleatoria  $\psi$  con media  $\mu$  e varianza  $\sigma^2$  sotto la distribuzione target, e supponendo che abbiamo uno stimatore non distorto  $\hat{\mu}$  per la media; indicando con  $\psi_{jt}$  la  $t$ -esima delle  $n$

iterazioni di  $\psi$  nella catena  $j$ , noi prenderemo  $\hat{\mu} = \bar{\psi}_{..}$ , e calcoliamo la varianza *tra* le  $B/n$  sequenze ed *entro* le  $W$  sequenze, definite da

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

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

La stima di  $\sigma^2$  si può ottenere con la media pesata di  $B$  e  $W$ :

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

stimatore non distorto della vera varianza  $\sigma^2$  se i punti di partenza delle sequenze sono estratti dalla distribuzione target, ma sovra stimatore di  $\sigma^2$  se la distribuzione di partenza è sovra dispersa. Considerando la variabilità di campionamento di  $\hat{\mu}$  si ottiene la varianza a posteriori stimata di  $\hat{V} = \hat{\sigma}_+^2 + \frac{B}{(mn)}$ . In seguito viene calcolato il rapporto tra la varianza a posteriori stimata e la vera varianza,

$$R = \hat{V} / \sigma^2$$

chiamato fattore di riduzione di scala (*scale reduction factor, SRF*). Dato che il denominatore è sconosciuto, deve essere stimato; si ottiene quindi una sovrastima di  $R$  attraverso una sottostima di  $\sigma^2$  con  $W$  seguendo questa formula

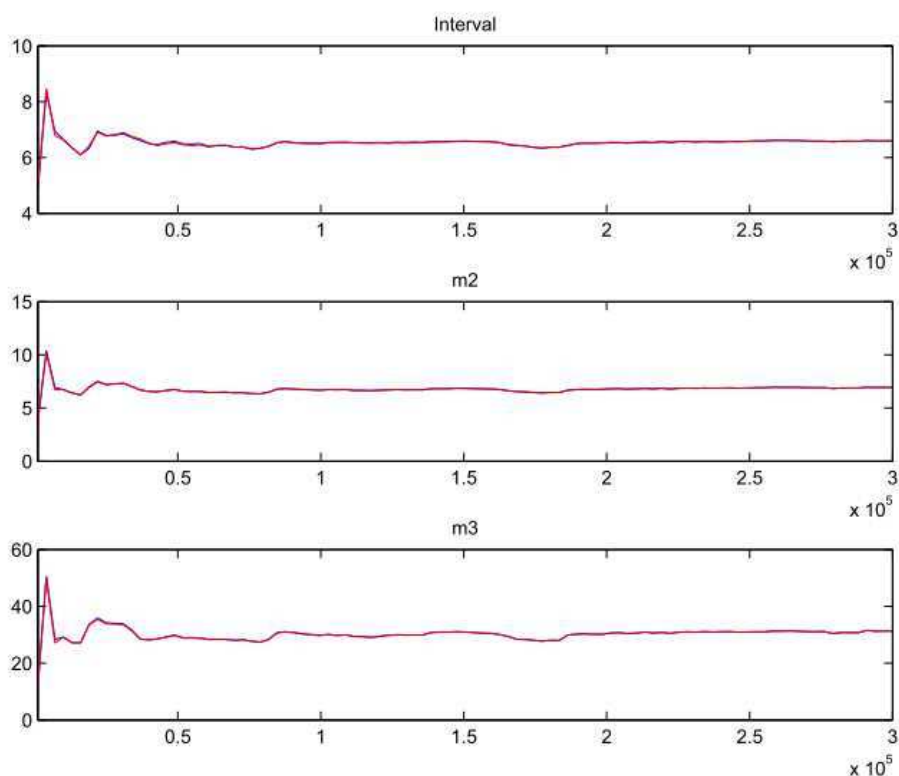
$$\hat{R} = \frac{\hat{V}}{W} = \frac{m+1}{m} \frac{\hat{\sigma}_+^2}{W} - \frac{n-1}{mn}$$

Questo  $\hat{R}$  è detto “fattore di riduzione di scala potenziale” (*potential scale reduction factor, PSRF*) e lo si considera per il controllo diagnostico della convergenza: se è prossimo a 1 allora ognuna delle  $m$  catene di  $n$  osservazioni simulate è prossima alla distribuzione target.

Un altro metodo per la valutazione della convergenza è il metodo grafico.

Dynare riporta una serie di grafici chiamati “*MCMC uni variate diagnostics*”, utili a valutare la convergenza dei singoli parametri del modello e un ulteriore grafico “*multivariate diagnostic*” per l’analisi della convergenza del modello nel suo complesso.

Per il modello in questione si ottiene



**Figura 4: Modello a target libero, “Multivariate Diagnostics”, sample 1954:q3 – 2010:q1.**

Le linee rossa e blu rappresentano le misure specifiche del vettore dei parametri sia per la varianza entro che tra le catene. Nel nostro caso questo confronto è effettuabile perché si sono simulate due catene da 300.000 iterazioni ciascuna. Un risultato significativo si ottiene se entrambe le catene risultano essere relativamente costanti, con qualche oscillazione ammessa, e se si ha la convergenza alla distribuzione ergodica. Si considerano i risultati dall' $1.5 \cdot 10^5$  in poi in ascissa perché abbiamo deciso di scartare il primo 50% dei risultati.

Dynare fornisce tre misure: la prima, “interval”, mostra l'intervallo costruito attorno alla media delle medie con livello di confidenza 90%; la seconda “m2”, rappresenta la misura della varianza e infine la terza “m3” il momento terzo. In ascissa sono riportati i numeri di iterazioni M-H (Metropolis-Hastings) e in ordinata le misure dei momenti del parametro, con il primo valore che corrisponde al valore iniziale delle iterazioni.

Si ha un problema di distribuzioni a priori poco informative se i momenti tracciati sono instabili o non convergono, in questo caso si dovrebbe rifare la stima con distribuzioni a priori diverse oppure utilizzare un numero maggiore di simulazioni per l'algoritmo M-H.

Nel caso in esame, e come si può vedere dal grafico riportato in figura 4, le 300.000 iterazioni effettuate sembrano bastare per ottenere la convergenza complessiva del modello, considerando i risultati a partire dalla seconda metà, le linee blu e rossa non si discostano molto l'una dall'altra e tendono a convergere. Si può quindi essere fiduciosi che le priori scelte siano sufficientemente informative. (in appendice C si riportano i grafici relativi alla convergenza dei singoli parametri).

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

Con Dynare si procede alla stima della distribuzione a posteriori in due passi come descritto al paragrafo 1.3.

Inizialmente si ottiene la stima dei valori della moda della distribuzione<sup>6</sup> per ogni parametro del modello e per le deviazioni standard degli shock. Si ottiene inoltre la stima della log-verosimiglianza di Laplace, importante per valutare la bontà del modello, calcolata assumendo una distribuzione a posteriori forzatamente normale.

Il valore è -790.078531.

Successivamente il processo di stima fornisce i valori della media a posteriori e il relativo intervallo di credibilità per i parametri del modello e per le deviazioni standard degli shock. La log-verosimiglianza è calcolata con il metodo "Modified Harmonic Mean" (Geweke, 1998) che non assume la normalità della posteriori.

Si ottiene un valore di -789.225440 molto vicino a quello ottenuto con il metodo di Laplace.

Il tasso di accettazione per le due catene risulta del 25% e 25.42% rispettivamente e, come anticipato al paragrafo 1.3, tale intervallo è contenuto in quello definito come accettabile. In ogni caso considerando l'intervallo che era stato suggerito da Canova (2009) compreso tra il 20% e il 50% si può concludere che quello che abbiamo ottenuto noi è pienamente compreso tra questo range garantendoci la bontà del modello.

Nella seguente tabella sono riportati i risultati del processo di stima, riportati anche in dettaglio in appendice D.

---

<sup>6</sup> Al primo passo si ottiene anche il valore della statistica t. Tale valore però si riferisce a una densità a posteriori, non a una verosimiglianza classica, perciò non è affidabile per la valutazione della significatività dei parametri e quindi non è di nostro interesse.

<i>Parametri</i>	<i>Mode</i>	<i>Post. Mean</i>	<i>Conf. Interval</i>
$k$	0.0484	0.0517	0.0334; 0.0694
$h$	0.0470	0.0642	0.0089; 0.1143
$\tau$	0.0747	0.0747	0.0670; 0.0821
$\phi_\pi$	1.6857	1.6839	1.2532; 2.1615
$\phi_x$	1.5136	1.6335	0.9844; 2.3039
$\phi_R$	0.8427	0.8263	0.7804; 0.8862
$\rho_\pi$	0.0038	0.0674	0.0000; 0.1485
$\rho_x$	0.3636	0.3633	0.2649; 0.4641
$\rho_R$	0.3799	0.4161	0.2423; 0.5767
$\sigma_\pi$	0.7741	0.7485	0.6483; 0.8526
$\sigma_x$	0.3698	0.3662	0.3257; 0.4049
$\sigma_R$	0.8820	0.8968	0.8206; 0.9707
$\sigma_*$	0.4905	0.4910	0.4526; 0.5298

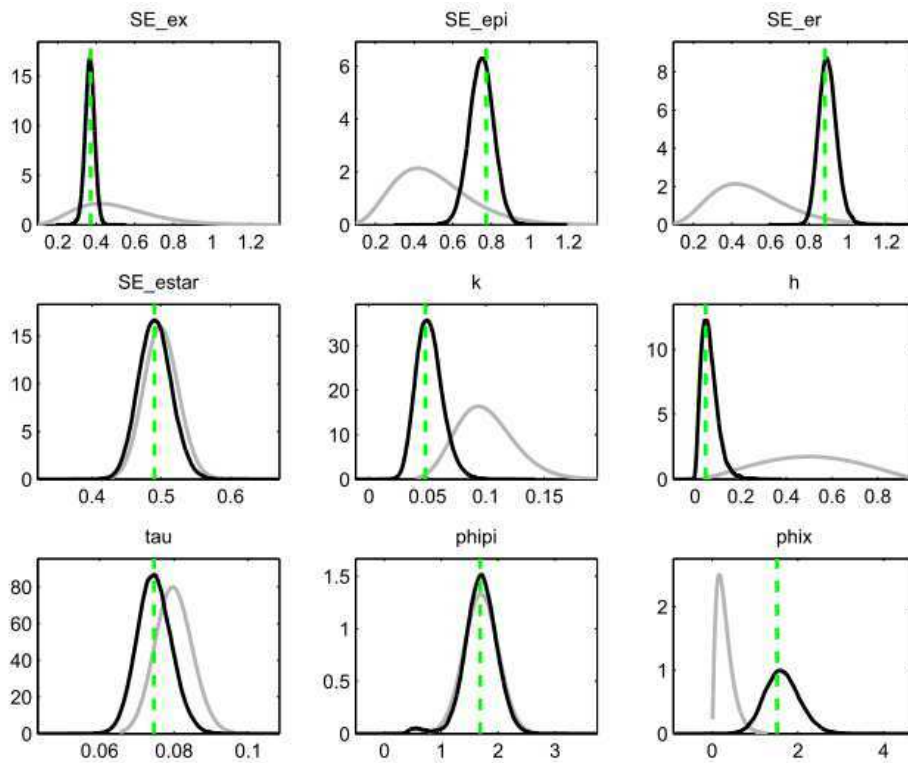
**Tabella 2: Risultati del processo di stima.**

Gli intervalli di confidenza assumono tutti valori positivi e non comprendono lo zero garantendo la significatività dei parametri, fatta eccezione per  $\rho_\pi$  il cui estremo inferiore è pari a zero.

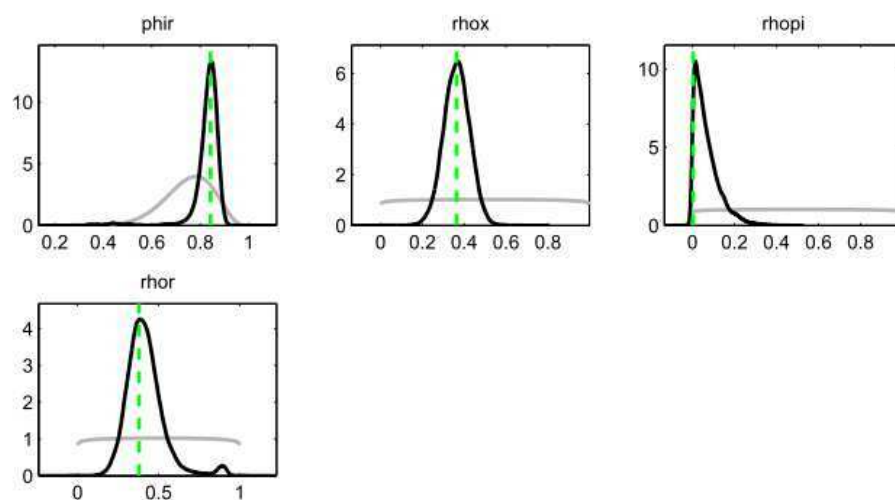
Un parametro di nostro interesse è la deviazione standard dello shock del target di inflazione la cui media a priori risulta essere positiva pari a 0.4905 e, dall'intervallo di credibilità, significativa questo implica che il target presenta un certo impatto sul modello.

Anche le deviazioni standard degli altri shock considerati presentano gli intervalli di confidenza che escludono lo zero, perciò sicuramente anche gli altri shock avranno qualche effetto nel modello.

Passiamo ora ad analizzare graficamente la distribuzione a posteriori dei vari parametri.



**Figura 5: Modello a target libero, distribuzione a priori e a posteriori, sample 1954:q3 – 2010:q1 – I.**



**Figura 6: Modello a target libero, distribuzioni a priori e a posteriori, sample 1954:q3 – 2010:q1 – II.**

In nero sono rappresentate le distribuzioni a posteriori mentre in grigio le distribuzioni a priori; la linea verde invece si riferisce alla moda della distribuzione a posteriori.

Per poter affermare che le stime ottenute sono attendibili la moda non dovrebbe discostarsi dalla moda stimata della posteriori inoltre la distribuzione a posteriori dovrebbe avere un andamento simile a quello della normale e la priori e la posteriori non dovrebbero essere eccessivamente simili, ma neanche completamente diverse altrimenti significherebbe che i dati non hanno portato nessuna informazione.

Nel nostro caso sembra che vengano rispettati tutti i requisiti, si nota che le priori hanno forma diversa dalle posteriori confermando il fatto che i dati sono informativi e non contaminati dalle credenze a priori che devono essere poco informative, inoltre la moda sembra coincidere con quella stimata ed è quasi sempre centrata rispetto alla distribuzione a posteriori.

Dato che finora i risultati sembrano essere attendibili possiamo analizzare le funzioni di risposta ad impulso.

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

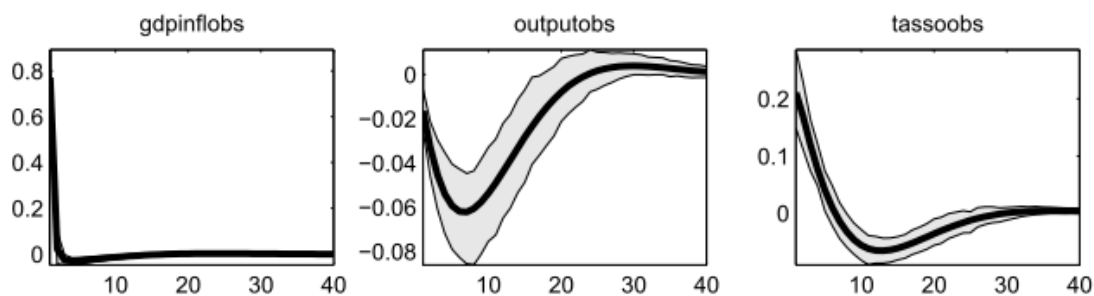
Le funzioni di risposta ad impulso studiano come una variabile reagisce nel tempo ad impulsi esogeni, “shock”, di un’altra variabile in un sistema dinamico che coinvolge anche altre variabili.

Si vuole così capire come le variabili che abbiamo considerato nel nostro modello, output gap, inflazione e tasso di interesse, reagiscono ad uno shock che le colpisce direttamente o indirettamente.

Gli shock che noi consideriamo sono: lo shock all’inflazione  $\varepsilon_t^\pi$ , lo shock all’output gap  $\varepsilon_t^x$ , lo shock al tasso di interesse  $\varepsilon_t^R$ , e lo shock al target d’inflazione  $\varepsilon_t^*$ .

In seguito si riportano i grafici che mostrano appunto tali reazioni, identificate dalla curva nera spessa, e il quinto e novantacinquesimo percentile delle distribuzioni a posteriori, individuati dalle linee nere sottili.





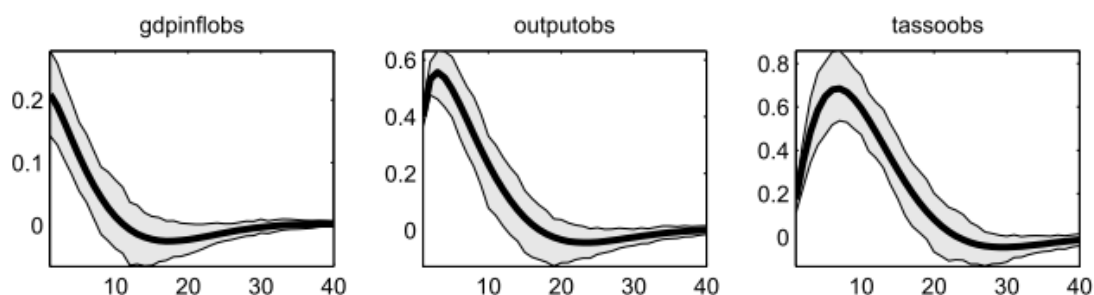
**Figura 7:Modello a target libero, effetto dello shock all'inflazione,  $\varepsilon_t^\pi$  - sample 1954:q3 – 2010:q1**

Lo shock all'inflazione  $\varepsilon_t^\pi$  porta ad un aumento dell'inflazione stessa, come ci si poteva aspettare.

In seguito a questo aumento dell'inflazione la Banca Centrale deciderà di alzare il tasso di interesse in modo da impedire un aumento eccessivo dei prezzi, questo causa un periodo di recessione con la diminuzione dell'output gap fino alla stabilizzazione dell'inflazione; processo descritto dalla curva di Phillips.

Successivamente le tre serie tendono a tornare allo stato stazionario con una certa velocità, cioè verso la media non condizionata pari a zero visto che nel nostro modello non è presente la costante.

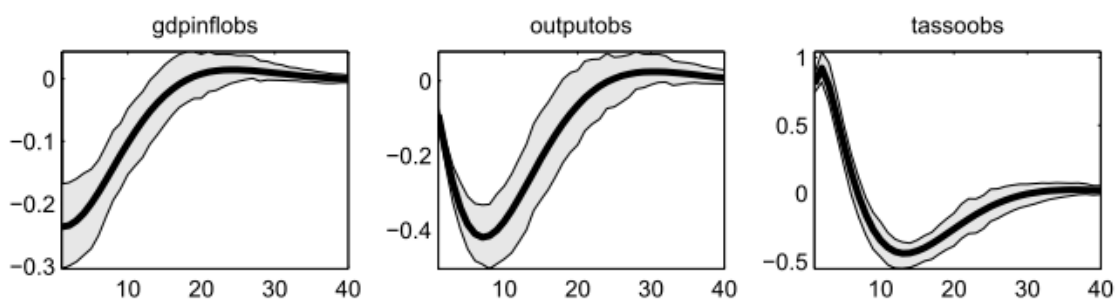
Nello specifico si ha che l'inflazione e il tasso di interesse scendono mentre l'output gap sale.



**Figura 8:Modello a target libero, effetto dello shock all'output gap,  $\varepsilon_t^x$  - sample 1954:q3 – 2010:q1**

Quando  $\varepsilon_t^x$  aumenta si ha un aumento dell'output gap e una conseguente salita anche dell'inflazione, tramite la curva di Phillips, e del tasso di interesse, tramite la regola di Taylor.

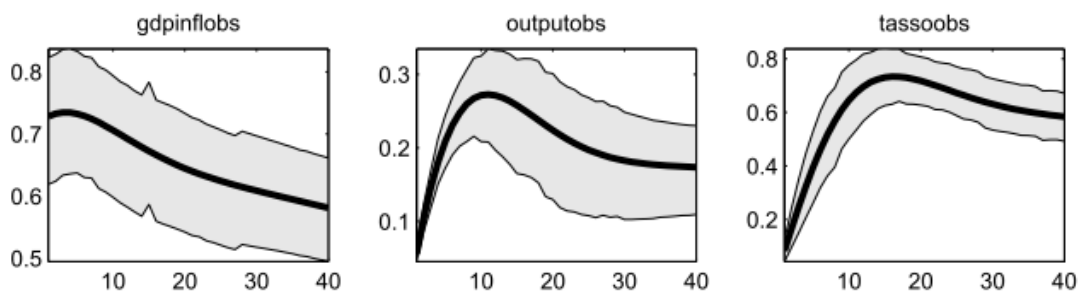
Si può vedere, attraverso la figura sopra riportata, che l'effetto dello shock dell'output gap ha una durata breve infatti, dato che l'interesse aumenta, si apre un periodo di recessione che porta ad una discesa dell'output gap e come conseguenza la diminuzione dei prezzi e quindi dell'inflazione perciò tutte e tre le serie tornano alla stazionarietà.



**Figura 9: Modello a target libero, effetto dello shock al tasso di interesse,  $\varepsilon_t^R$  – sample 1954:q3 – 2010:q1**

Se  $\varepsilon_t^R$  aumenta il tasso di interesse aumenta e questo porterà ad una diminuzione dell'output gap e l'inflazione scenderà fino a quando non si sarà raggiunta una stabilizzazione dei prezzi.

Solo quando il tasso inizierà a scendere e a tornare quindi allo stato iniziale, ci sarà un aumento dell'output e di seguito dell'inflazione verso il loro stato stazionario.



**Figura 10: Modello a target libero, effetto dello shock al target di inflazione,  $\varepsilon_t^*$  – sample 1954:q3 – 2010:q1**

Per quanto riguarda lo shock al target di inflazione  $\varepsilon_t^*$  si ha che un aumento di tale shock porta ad un aumento immediato del target e dell'inflazione stessa e per effetto del principio di Taylor aumenterà anche il tasso di interesse. Queste variazioni sono descritte dall'equazione  $i_t = \gamma_\pi E\pi_{t+1} + u_t$ . Il banchiere centrale controlla  $i_t$  ma è  $r_t^e = i_t - \pi_{t+1}^e$  cioè il tasso reale di interesse atteso che influenza il consumo. Per il principio di Taylor se  $\gamma_\pi > 1$  cioè quando l'inflazione attesa sale allora il banchiere centrale deve aumentare anche il tasso di interesse più dell'1%. Se  $i_t$  non aumenta abbastanza allora anche  $r_t^e$  aumenterà portando i consumatori a consumare meno e risparmiare di più perciò l'output diminuirà.

Per evitare questa recessione si rispetta il principio di Taylor perciò sia  $i_t$  che l'output gap aumentano. In realtà questo non accade nel breve periodo infatti il tasso di interesse non raggiunge il livello di crescita dell'inflazione.

Questo porta ad una riduzione del tassi di interesse reale nel breve periodo.

Un aspetto che differenzia l'effetto che ha questo shock sulle variabili considerate è che le tre serie raggiungono lo stato stazionario lentamente perciò lo shock al target risulta molto persistente nel tempo.

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

Gli shock sono variazioni esogene che colpiscono il sistema economico, possono avere un impatto positivo o negativo sulle variabili, in questo caso quindi su inflazione, output gap e tasso di interesse.

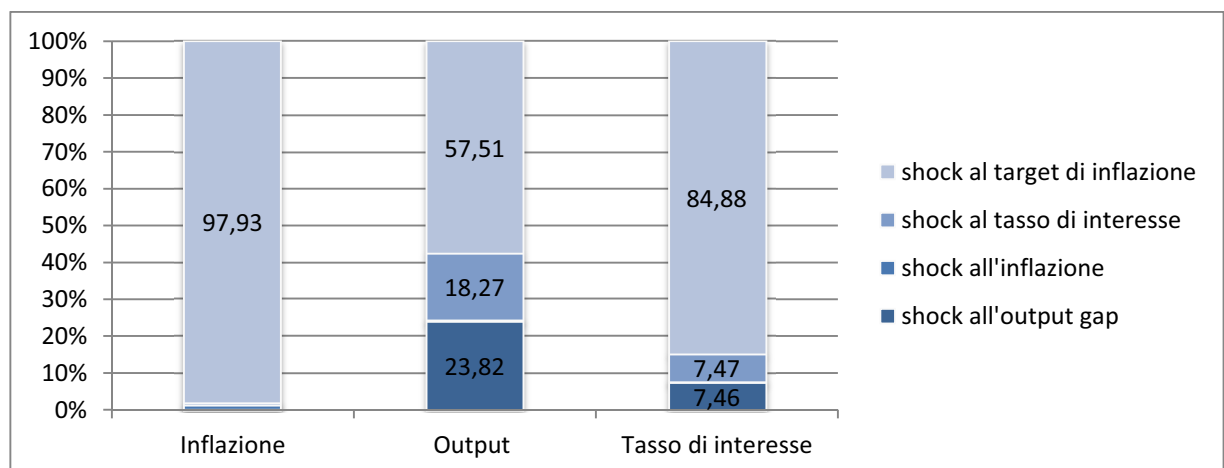
Essendo eventi inaspettati non si può conoscerne l'entità, si può solo cercare di prevederli commettendo un errore di previsione. La decomposizione della varianza d'errore di previsione (*Forecasting Error Variance Decomposition, FEVD*) consente appunto di analizzare il contributo dell'innovazione della variabile  $j$  alla varianza dell'errore di previsione  $h$  passi avanti della variabile  $k$ .

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

Studiamo la varianza a infiniti passi avanti per vedere qual è il vero valore verso il quale la decomposizione della varianza si stabilizza.

	$\varepsilon_t^x$	$\varepsilon_t^\pi$	$\varepsilon_t^R$	$\varepsilon_t^*$
$\pi_t$	0,33	1,07	0,67	97,93
$x_t$	23,82	0,40	18,27	57,51
$R_t$	7,46	0,20	7,47	84,88

**Tabella 3: Modello a target libero, decomposizione della varianza dell'errore di previsione infiniti passi in avanti, valori espressi in percentuale - sample 1954:q3 – 2010:q1**



**Figura 11:Modello a target libero, decomposizione della varianza dell'errore di previsione infiniti passi in avanti, valori percentuali – sample 1954:q3 – 2010:q1**

Nel lungo periodo si può vedere come lo shock all'output gap  $\varepsilon_t^x$  influenzi maggiormente la variabile stessa, spiegandone il 23.82% della variabilità;  $\varepsilon_t^\pi$  presenta una percentuale bassa in tutte le variabili mentre lo shock al tasso di interesse per il 18.27% spiega la varianza sempre dell'output gap.

Lo shock al target d'inflazione risulta la maggior componente che influenza le nostre variabili: per il 98% il target intacca sull'inflazione, risultato che ovviamente ci si aspettava; una percentuale alta è presente anche nel il tasso di interesse, 85% circa, dovuto probabilmente alla presenza del gap inflazionistico all'interno dell'equazione di

Taylor, gap che influenza anche la funzione dell'output gap il quale presenta una buona percentuale, 57%, di dipendenza dallo shock al target.

Si può concludere sostenendo che i risultati ottenuti con la decomposizione della varianza dell'errore di previsione risaltano la significatività del target inflazionistico nell'esaminare le variabili considerate, output gap, inflazione e tasso di interesse nominale.



# ***Capitolo 4***

## ***Analisi per due sottocampioni***

In questo capitolo suddividiamo il campione in due sottoperiodi, in particolare divideremo quello della Grande Inflazione da quello della Grande Moderazione. Inoltre aggiungeremo al modello la serie del target osservato e studieremo come e se tale variabile influenza le altre di nostro interesse.

### ***4.1 Analisi del primo sottocampione***

#### ***4.1.1 I dati***

Come già anticipato nel capitolo 2 il nostro campione si riferisce ad un periodo compreso tra il terzo trimestre del 1954 e il primo trimestre del 2010. Ora prendiamo come riferimento il periodo della Grande Inflazione dal primo trimestre del 1970 al terzo trimestre del 1979. In questa fase dell'analisi inseriamo nel modello la serie "osservata" del target di inflazione.

Procediamo quindi come già fatto per il campione completo con l'assegnazione delle distribuzioni a priori per i parametri del modello che risultano essere le stesse riportate nel capitolo 3 al paragrafo 3.2.

Dopo aver valutato la convergenza del modello, condizione necessaria per poter effettuare una valutazione corretta sulle stime che poi verranno svolte, andremo a studiare le distribuzioni a posteriori per capire se ci sono differenze tra il modello a target libero e il modello a target osservato.

### 4.1.2 La convergenza

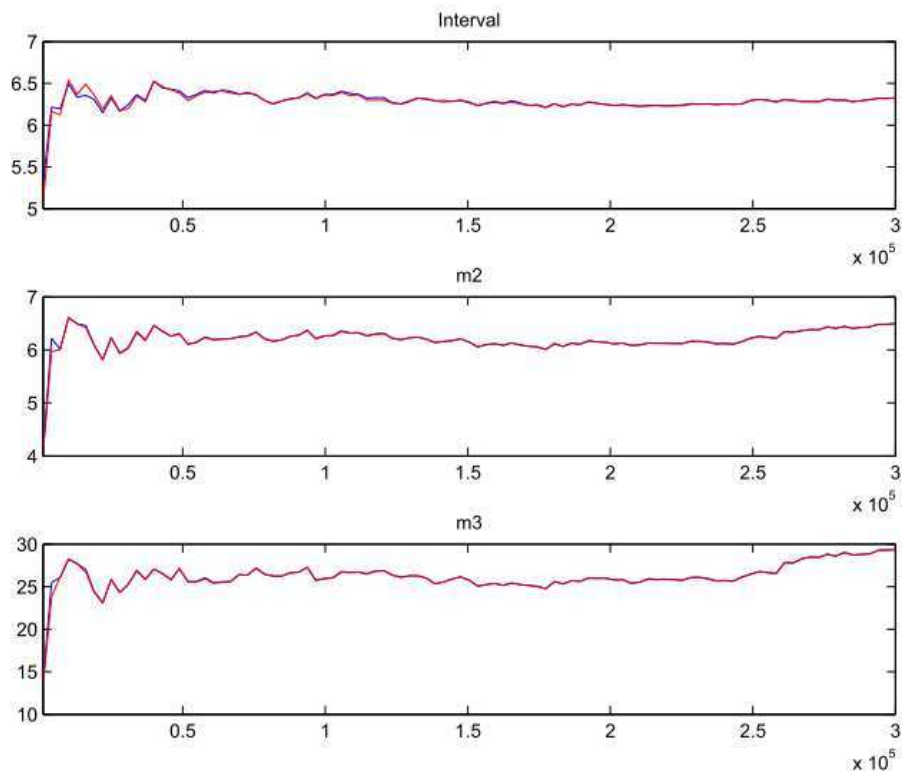


Figura 12: Modello a target osservato, “Multivariate Diagnostics” - sample 1970q1-1979q3.

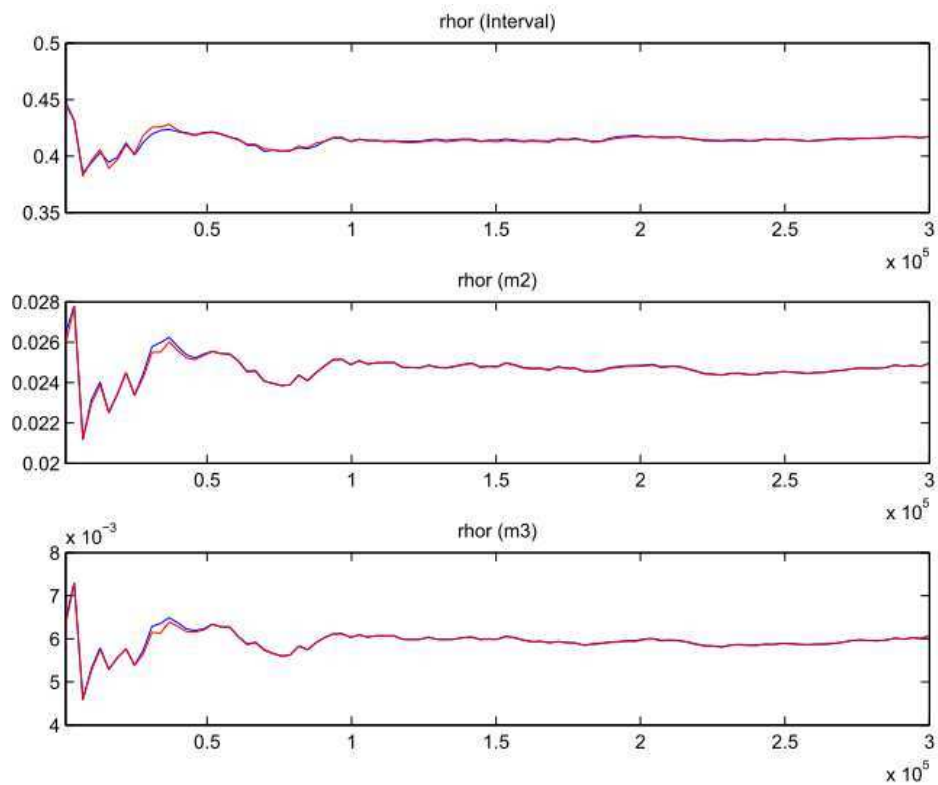


Figura 13: Modello a target libero, “Multivariate Diagnostics” - sample 1970q1-1979q3.



Anche in questo caso studiamo la convergenza dell'intero modello e non dei singoli parametri e dobbiamo guardarla e valutarla a partire dalla seconda metà del campione in quanto abbiamo deciso di scartare il primo 50% delle osservazioni, quindi a partire dal valore  $1.5 \cdot 10^5$  in ascissa.

Ancora una volta abbiamo effettuato 300.000 iterazioni dell'algoritmo Metropolis-Hastings; le restanti condizioni iniziali rimangono le stesse di quelle che abbiamo usato per l'intero campione.

Nonostante la presenza di leggere oscillazioni all'inizio delle due serie, che risultano essere maggiori nel primo grafico cioè quello del modello a target osservato, si può vedere che la linea rossa e la linea blu in entrambi i casi coincidono e tendono a convergere verso la fine del grafico perciò possiamo concludere che la condizione necessaria per la correttezza delle stime è stata verificata e procediamo con l'analisi dei risultati dei due passi di stima.

#### *4.1.3 Stima della distribuzione a posteriori*

Valutiamo le stime ottenute osservando i risultati nella tabella seguente che riporta la moda a posteriori, la media a posteriori e l'intervallo di credibilità al 90% per la media a posteriori, per ogni parametro del primo campione per il modello a target libero e per il modello a target osservato.

Il valore della log-verosimiglianza di Laplace che si ottiene per il primo modello (a target libero) è -176.042328 con un tasso di accettazione pari al 29.60% in linea con i valori del nostro range.

Per quanto riguarda invece il modello a target osservato, la log-verosimiglianza di Laplace risulta essere -186.290046 invece il tasso di accettazione è di circa il 21% e come spiegato nel capitolo 3 al paragrafo 3.4 possiamo considerare il range di accettazione consigliato da Canova [20%, 50%] che ci permette di affermare che questo modello è un buon modello.

Confrontando ora questi valori con quelli ottenuti per la log-verosimiglianza calcolata con il metodo "Metropolis Harmonic Mean", si ha per il primo modello un risultato pari al

valore -176.832478 molto vicino al precedente, mentre per il secondo modello si ottiene un valore pari a -186.085723 e in anche in questo caso risulta simile al precedente.

<i>Parametri</i>	<i>Moda</i>		<i>Post. Mean</i>		<i>Conf. Interval</i>	
	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>
$k$	0.0879	0.0808	0.0927	0.0866	0.0547; 0.1278	0.0488; 0.1218
$h$	0.2017	0.3352	0.2194	0.2963	0.0773; 0.3507	0.1333; 0.4451
$\tau$	0.0789	0.0792	0.0795	0.0796	0.0713; 0.0874	0.0715; 0.0879
$\phi_\pi$	1.5653	1.0526	1.5009	1.2701	1.0916; 1.8862	0.8646; 1.6962
$\phi_x$	0.7596	1.7775	1.0385	1.4618	0.2115; 1.7889	0.4729; 2.2962
$\phi_R$	0.7198	0.6342	0.6893	0.6832	0.5776; 0.8026	0.5689; 0.8107
$\rho_\pi$	0.5723	0.6529	0.4193	0.6584	0.0778; 0.7274	0.5232; 0.7928
$\rho_x$	0.0749	0.0831	0.1606	0.1577	0.0001; 0.3117	0.0000; 0.3195
$\rho_R$	0.2906	0.0347	0.2608	0.2203	0.0005; 0.4823	0.0001; 0.4473
$\sigma_\pi$	0.5846	0.6353	0.6629	0.6673	0.3607; 0.9747	0.4061; 0.9087
$\sigma_x$	0.3823	0.3214	0.3839	0.3401	0.2894; 0.4779	0.2512; 0.4292
$\sigma_R$	0.9543	0.8553	0.9648	0.9544	0.7788; 1.1489	0.7483; 1.1451
$\sigma_*$	0.4978	0.4519	0.5017	0.4530	0.4606; 0.5420	0.4151; 0.4927

**Tabella 4: Risultati del processo di stima per il modello a target libero e per il modello a target osservato - sample 1970q1-1979q3.**

Attraverso i risultati del processo di stima si può valutare la significatività dei parametri osservando se l'intervallo di credibilità comprende o no lo zero in particolare si nota che in entrambi i modelli per i parametri  $\rho_x$  e  $\rho_R$  tale valore è compreso nell'intervallo, lasciando aperta quindi la possibilità che questi parametri possano assumere valore nullo.

Sono di nostro interesse anche i valori della moda e della media a posteriori che assumono le deviazioni standard degli shock, che in seguito confronteremo con i valori assunti nel secondo campione.

Nel modello a target osservato la moda di  $\sigma_*$  risulta essere pari a 0.4519 più bassa rispetto alla sua media 0.4530 la quale sembra essere “significativa”, più precisamente l’intervallo di credibilità è [0.4151;0.4927] esclude quindi lo zero e comprende valori solo positivi perciò il nostro target osservato presenterà sicuramente un impatto nel modello.

Nel modello a target libero invece la moda di questo parametro è 0.4978 leggermente più alta e la sua media assume il valore 0.5017 con un intervallo di confidenza [0.4606;0.5420].

Situazione analoga si registra per gli altri shock considerati, i quali risultano tutti essere significativi e in particolare per la deviazione standard dello shock al tasso di interesse,  $\sigma_R$ , si ottiene una media a posteriori pari a 0.9544; per la deviazione standard dello shock all’output gap,  $\sigma_x$ , la media è pari a 0.3401 e infine per la deviazione standard dello shock all’inflazione,  $\sigma_\pi$ , si ha un valore pari a 0.6673, valori abbastanza simili a quelli ottenuti per il modello a il target libero.

Per quanto riguarda invece i parametri che indicano la persistenza di tali shock solo  $\rho_\pi$ , con una media a posteriori pari a 0.6584 e un intervallo di credibilità dato da [0.5232;0.7928] nel modello a target osservato e 0.4193 con intervallo [0.0778;0.7274] nel modello a target libero, risulta garantire la significatività, infatti come già detto precedentemente gli altri due parametri includono lo zero all’interno dell’intervallo di confidenza per entrambi i modelli.

Possiamo ora analizzare le distribuzioni a posteriori.

#### 4.1.4 Distribuzione a posteriori

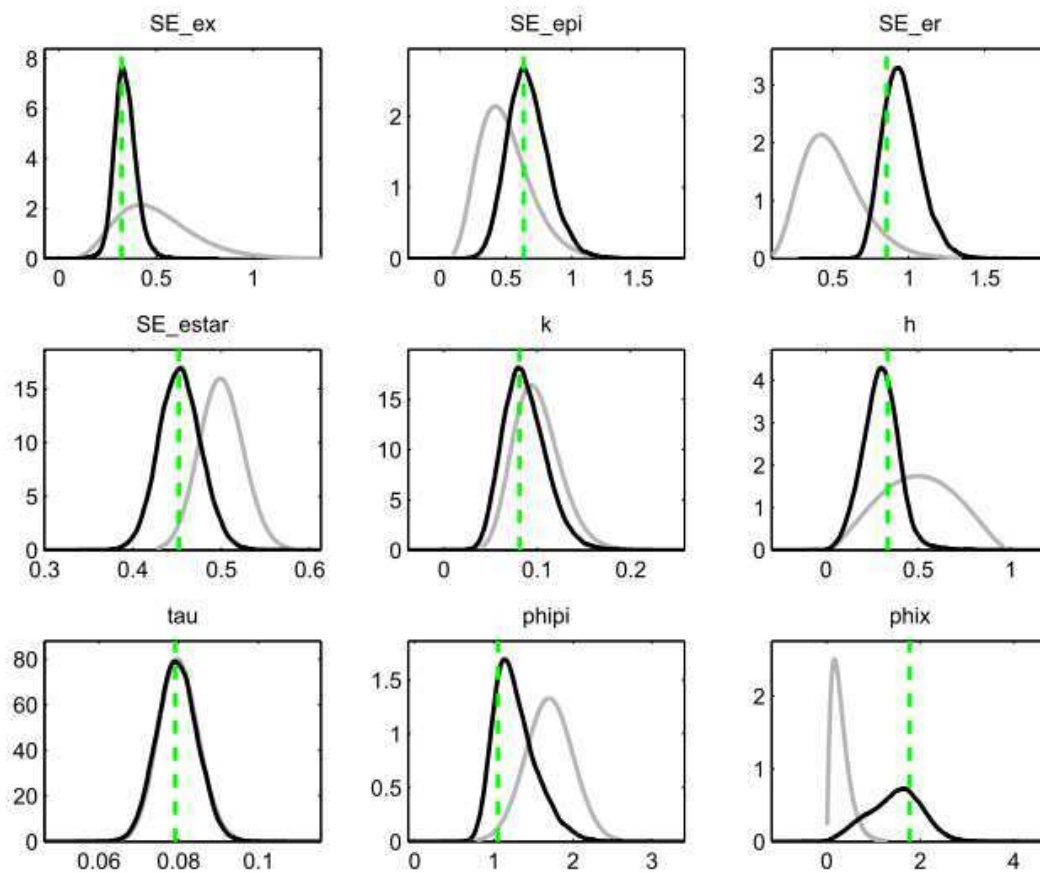


Figura 14: Modello a target osservato, distribuzione a priori e a posteriori - sample 1970q1-1979q3, I.

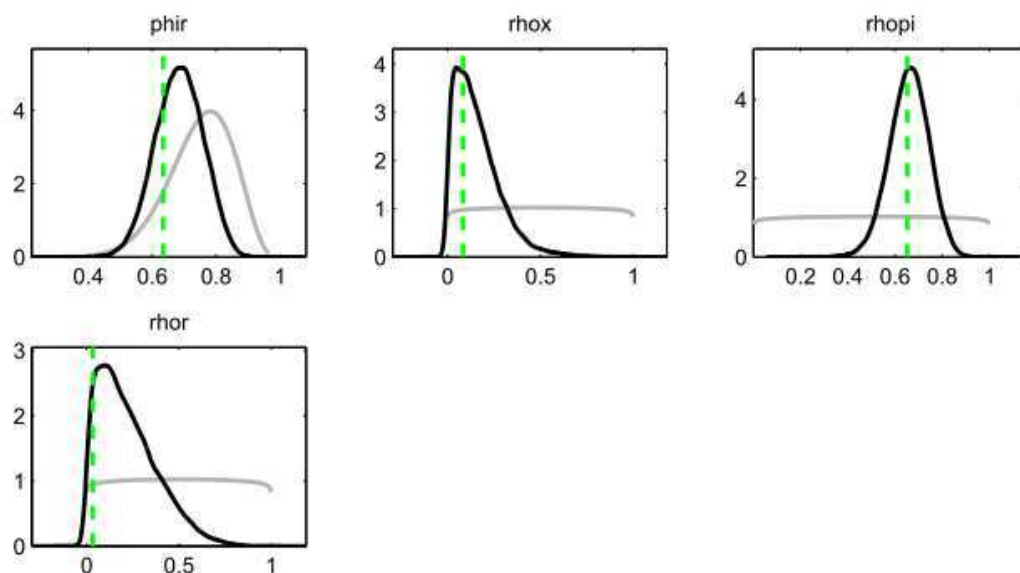


Figura 15: Modello a target osservato, distribuzione a priori e a posteriori - sample 1970q1-1979q3,

II.

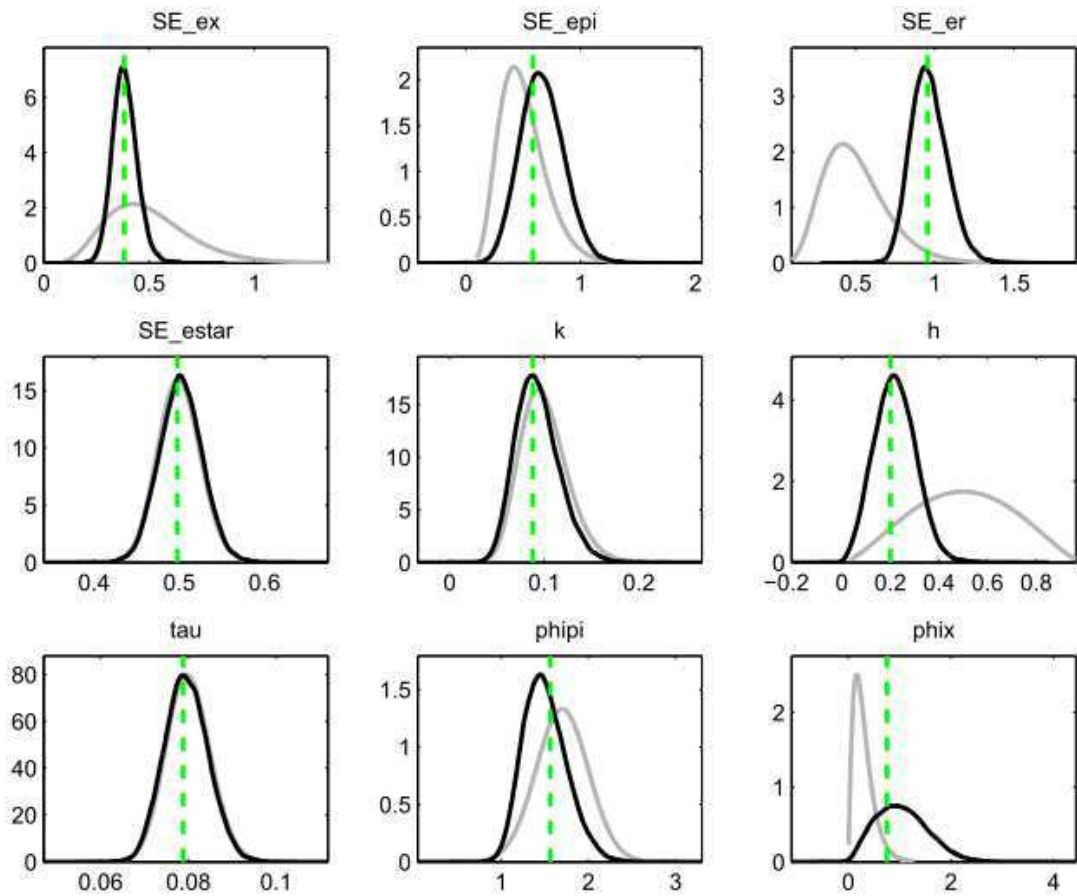


Figura 16: Modello a target libero, distribuzione a priori e a posteriori - sample 1970q1-1979q3, I.

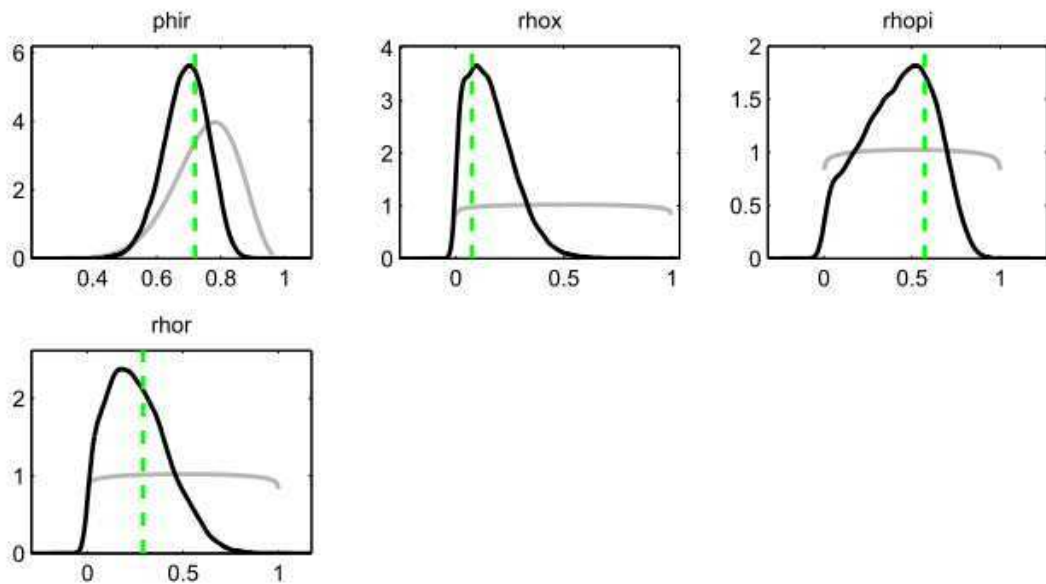


Figura 17: Modello a target libero, distribuzione a priori e a posteriori - sample 1970q1-1979q3, II.

Nei grafici sopra si riportano le distribuzioni a priori e a posteriori dei due modelli considerati, le figure 14 e 15 si riferiscono al modello con target osservato mentre le figure 16 e 17 al modello con target libero del sottocampione preso in riferimento.

Condizioni necessarie che devono essere verificate osservando queste figure riguardano ancora una volta il fatto che le distribuzioni a posteriori, densità in nero, devono seguire l'andamento di una distribuzione normale e che, sempre la distribuzione a posteriori, non deve essere sovrapposta a quella della priori, linea grigia.

Entrambe queste condizioni sembrano essere soddisfatte per entrambi i grafici, fatta eccezione per alcuni parametri del modello a target libero quali  $\sigma_*$ ,  $k$  e  $\tau$  le cui distribuzioni a posteriori coincidono con quella a priori inoltre per altri parametri come  $\rho_\pi$  e  $\rho_R$  l'andamento della posteriori non sembra assomigliare a quello della normale; queste caratteristiche però non ci impediscono di affermare che i risultati che otteniamo possano essere dei buoni risultati e che quindi i dati siano informativi.

Infine si può vedere che le mode identificate nei grafici attraverso la linea tratteggiata in verde sono situate nel valore che viene stimato al primo passo della procedura.

Dopo aver verificato che queste condizioni siano rispettate andiamo a valutare le funzioni di risposta ad impulso dei vari shock presi in considerazione.

#### 4.1.5 Funzioni di risposta ad impulso

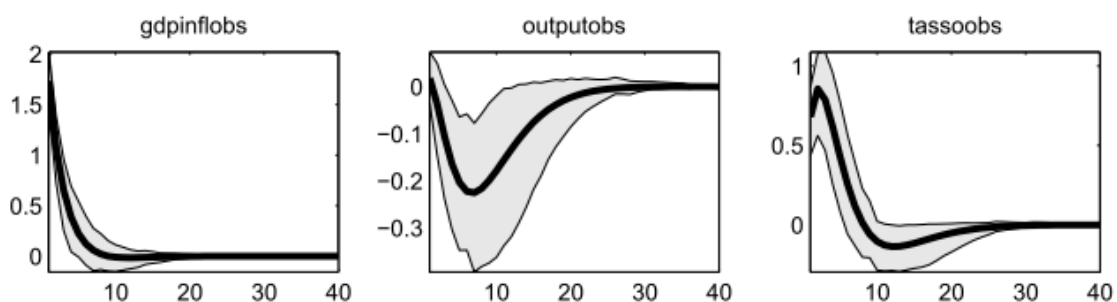


Figura 18: Modello a target osservato, effetto dello shock all'inflazione,  $\varepsilon_t^\pi$  – sample 1970q1-1979q3

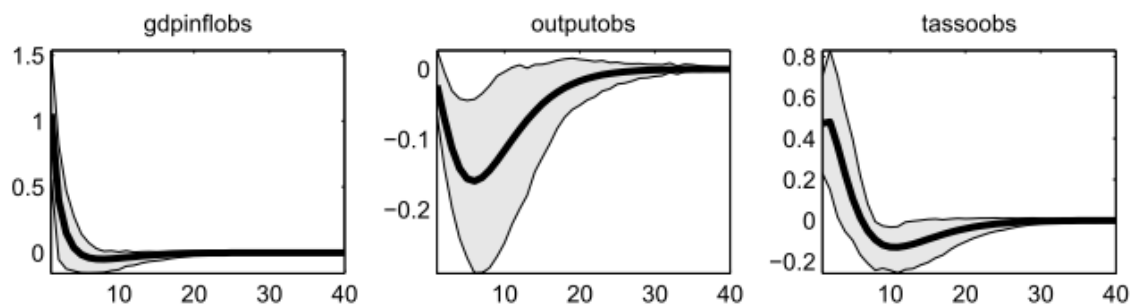


Figura 19: Modello a target libero, effetto dello shock all'inflazione,  $\varepsilon_t^\pi$  – sample 1970q1-1979q3

Il primo shock che analizziamo è quello all'inflazione,  $\varepsilon_t^\pi$ , che ancora una volta porta ad un aumento dell'inflazione stessa.

In questo caso confrontando i due modelli si può vedere come l'aumento che si ha nell'inflazione in seguito allo shock sia maggiore considerando un target osservato. Infatti tale aumento supera il valore di 1.5 nella figura 18 in corrispondenza del grafico riguardante l'inflazione (gdpinflobs) e non raggiunga tale valore nella figura 19 per la stessa variabile.

A seguito di tale shock la Banca Centrale deciderà di alzare il tasso di interesse meno rispetto a quando si considera un target libero. Questo minor aumento del tasso di interesse porterà però ad una maggiore riduzione dell'output gap causando un periodo di recessione.

Recessione però meno persistente di quella che si avrebbe con il target libero, infatti le variabili impiegano meno tempo a tornare allo stato stazionario nel caso di target osservato.

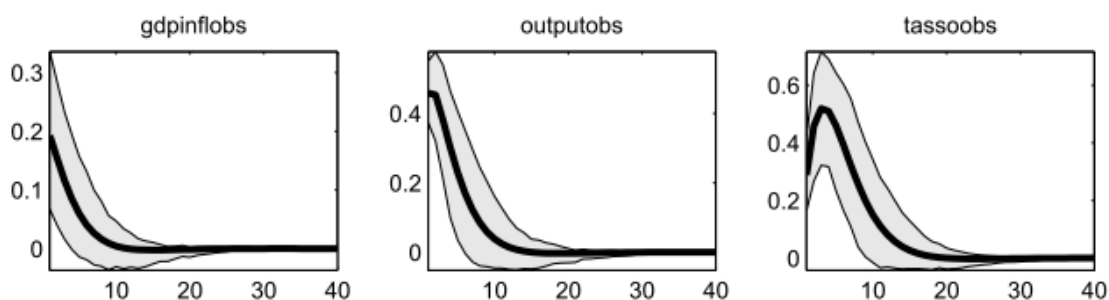
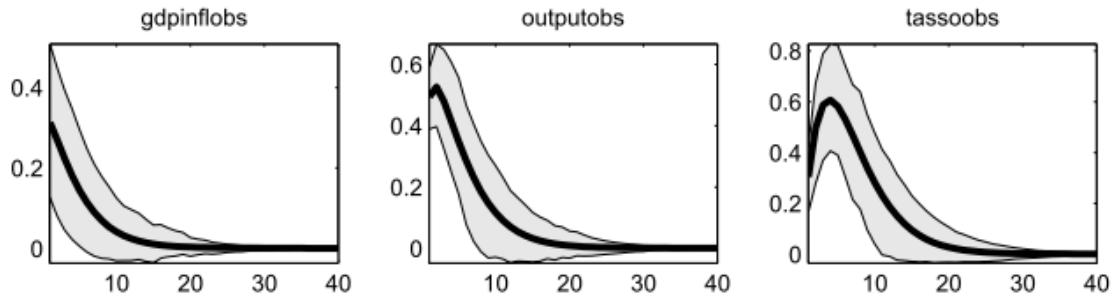


Figura 20: Modello a target osservato, effetto dello shock all'output gap,  $\varepsilon_t^x$  – sample 1970q1-1979q3

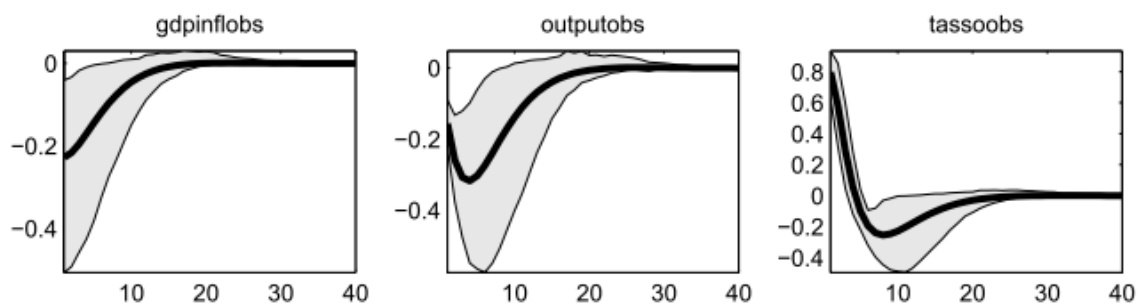


**Figura 21: Modello a target libero, effetto dello shock all'output gap,  $\varepsilon_t^x$  – sample 1970q1-1979q3**

Per quanto riguarda lo shock all'output gap,  $\varepsilon_t^x$ , si ottiene che in seguito a tale shock l'output gap nel modello a target osservato, aumenta meno rispetto a quando si considera un target libero, e questo aumento porta ancora una volta ad una salita dell'inflazione tramite la curva di Phillips e del tasso di interesse con la regola di Taylor.

Si può notare come l'inflazione aumenti decisamente meno nel caso di target osservato, raggiungendo solo il valore 0.2 nel primo grafico della figura 20, mentre superiori di molto questa soglia nel grafico 21 dove consideriamo un target libero.

Anche in questo caso l'effetto dello shock considerato tende a persistere meno nel caso di target osservato; l'aumento dell'output gap porta ad un periodo di recessione dovuto al conseguente aumento del tasso di interesse e questa recessione induce ad un calo dell'output gap sempre maggiore fino a raggiungere il suo stato stazionario e come conseguenza diminuiranno poi i prezzi e quindi l'inflazione.



**Figura 22: Modello a target osservato, effetto dello shock al tasso di interesse,  $\varepsilon_t^R$  – sample 1970q1-1979q3**



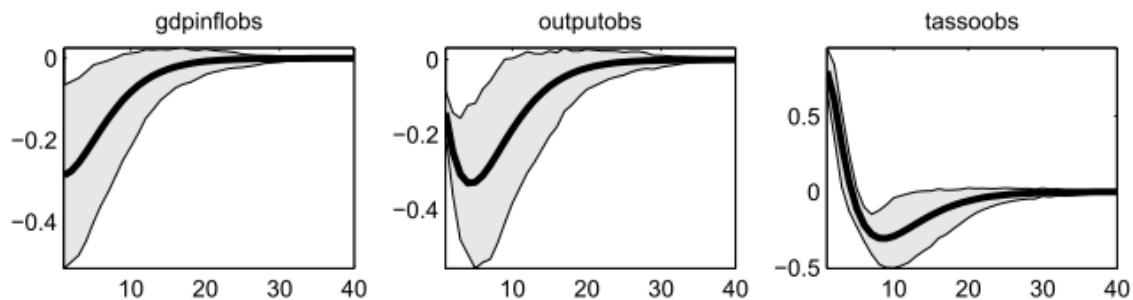


Figura 23: Modello a target libero, effetto dello shock al tasso di interesse,  $\varepsilon_t^R$  - sample 1970q1-1979q3

Uno shock al tasso di interesse,  $\varepsilon_t^R$ , porta ad un aumento della stessa variabile e quindi ad una diminuzione dell'output gap e dell'inflazione. Variazioni che sono più significative nel modello con target osservato, specialmente per quanto riguarda l'aumento del tasso di interesse che, come si può notare nel terzo grafico riportato nella figura 22, raggiunge valori più alti rispetto a quelli riportati nello stesso grafico in figura 23.

Solo quando il tasso di interesse inizierà a scendere, le tre serie tenderanno allo stato iniziale, e anche in questo caso questo fenomeno avviene più velocemente nel modello con target osservato.

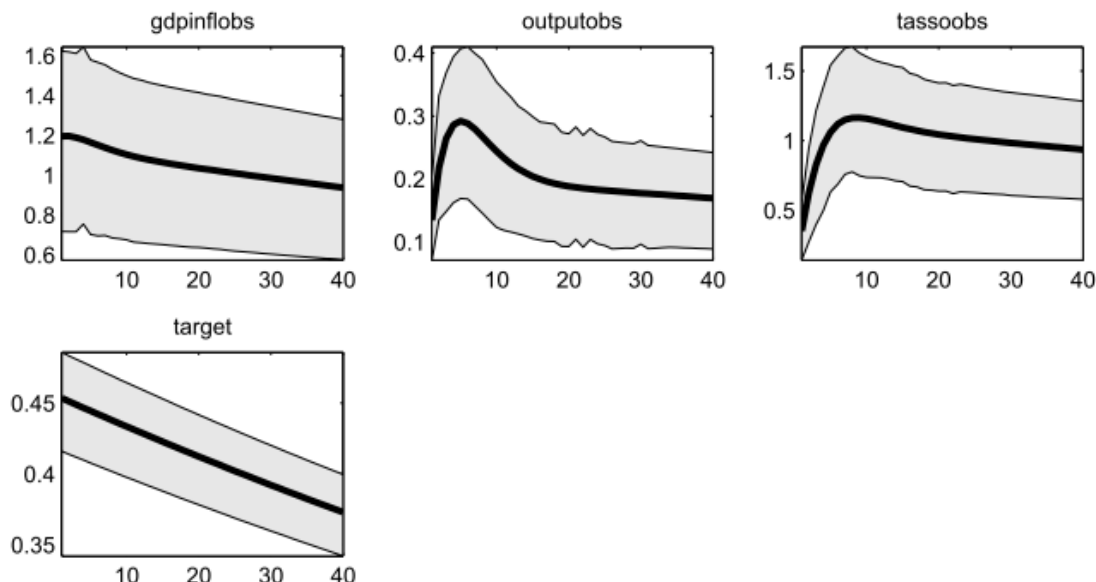
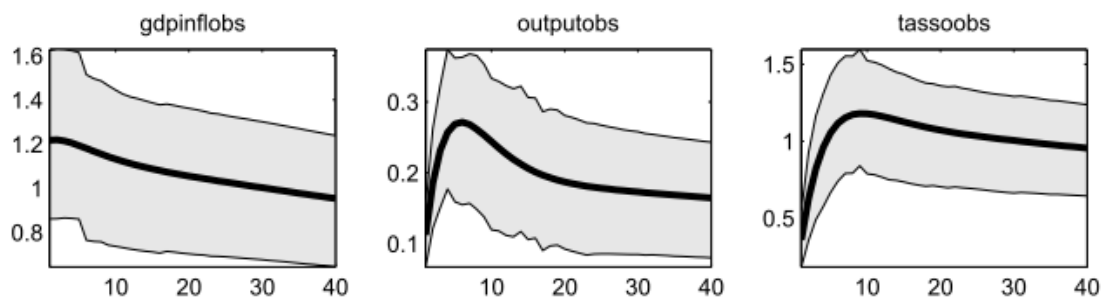


Figura 24: Modello a target osservato, effetto dello shock al target di inflazione,  $\varepsilon_t^*$  - sample 1970q1-1979q3



**Figura 25: Modello a target libero, effetto dello shock al target di inflazione,  $\varepsilon_t^*$  – sample 1970q1-1979q3**

Infine analizziamo l'effetto dello shock al target di inflazione,  $\varepsilon_t^*$ .

Tale shock porta ad un aumento immediato del target e dell'inflazione stessa e per effetto del principio di Taylor aumenterà anche il tasso di interesse.

Per impedire un periodo di recessione il tasso di interesse dovrebbe aumentare dello stesso livello dell'aumento dell'inflazione, questo però non avviene infatti il tasso di interesse non raggiunge lo stesso valore dell'inflazione come si può vedere nelle figure 24 e 25, per entrambi i modelli.

Le variabili tendono alla stazionarietà molto lentamente segno di una forte persistenza dello shock al target di inflazione.

Riassumendo possiamo affermare che sicuramente gli shock da noi considerati hanno lo stesso effetto per i due modelli analizzati ma con intensità diversa infatti le variabili interessate presentano variazioni diverse in base al modello che si vuole considerare.

Inoltre avendo un target osservato si ha una minore persistenza degli shock nel tempo, probabilmente perché la variabilità di tale target permette all'inflazione di essere più flessibile agli shock esterni e quindi gli aggiustamenti che portano le serie verso lo stato stazionario sono più veloci da raggiungere.

Per completare l'analisi del primo sottocampione guardiamo ora la decomposizione della varianza per entrambi i modelli.

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

	$\varepsilon_t^x$		$\varepsilon_t^\pi$		$\varepsilon_t^R$		$\varepsilon_t^*$	
	Target libero	Target osservato	Target libero	Target osservato	Target libero	Target osservato	Target libero	Target osservato
$\pi_t$	0.25	0.01	1.41	3.14	0.39	0.01	97.95	96.83
$x_t$	19.37	7.46	5.77	2.32	14.72	2.37	60.15	87.85
$R_t$	1.57	0.70	1.10	1.44	1.67	0.53	95.66	97.33

**Tabella 5: Decomposizione della varianza dell'errore di previsione infiniti passi in avanti, valori espressi in percentuale – modello a target libero e modello a target osservato.**

Con la decomposizione della varianza possiamo studiare quanto gli shock da noi presi in esami vanno ad influenzare la variabilità delle variabili che fanno parte del modello. In particolare si può vedere come gli shock all'output gap, all'inflazione e al tasso di interesse, sulle variabili considerate, abbiamo una percentuale più bassa nel modello con target osservato infatti  $\varepsilon_t^x$  spiega per il 19.37% la variabilità dell'output gap nel modello con target libero e solo il 7.46% nel modello con target osservato;  $\varepsilon_t^\pi$  presenta una percentuale di influenza relativamente bassa e  $\varepsilon_t^R$  incide per il 14.72% sull'output gap nel modello con target libero.

La percentuale più alta si ottiene in corrispondenza dello shock al target di inflazione con il 96.83% nell'inflazione, 87.85% nell'output gap e 97.33% nel tasso di interesse considerando un target osservato e risultano leggermente più basse quanto si usa un target libero; perciò per studiare la variabilità presente nel modello economico sembra essere utile usare una serie del target osservato che incide maggiormente nella variabilità delle variabili rispetto al target libero.

Passiamo ora all'analisi del secondo sottocampione.

## 4.2 *Analisi del secondo sottocampione*

### 4.2.1 *I dati*

Consideriamo ora per il secondo sottocampione il periodo di tempo che va dal quarto trimestre del 1979 al quarto trimestre del 1997, periodo che rispecchia la Grande Moderazione.

Anche in questo caso assegneremo le distribuzioni a priori ai nostri parametri, distribuzioni che risultano uguali a quelle riportate al paragrafo 3.2.

Seguiremo quindi con la valutazione della convergenza, come fatto per il primo sottocampione, e successivamente con lo studio delle stime delle distribuzioni a posteriore per finire con le funzioni di risposta ad impulso e con la decomposizione della varianza dell'errore di previsione e osserveremo le principali caratteristiche che distinguono il modello a target libero dal modello a target osservato per questo periodo di tempo.

### 4.2.2 *La convergenza*

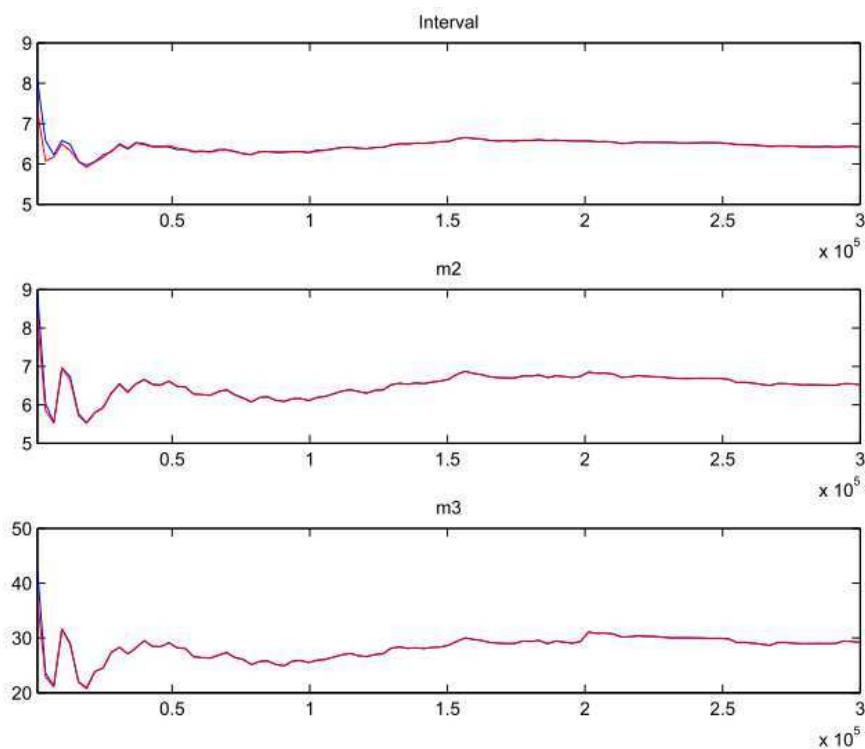
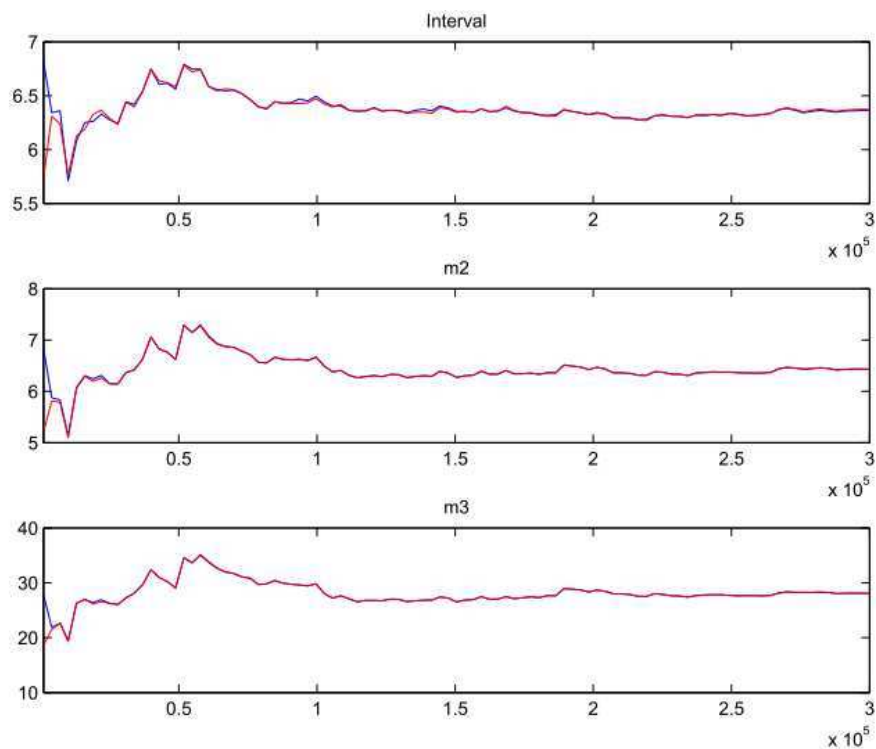


Figura 26: Modello a target osservato, "Multivariate Diagnostics" - sample 1979q4-1997q4



**Figura 27: Modello a target libero, “Multivariate Diagnostics” - sample 1979q4-1997q4.**

Osservando entrambi i grafici e valutando le serie a partire dalla seconda metà del campione, cioè da  $1.5 \cdot 10^5$  in ascissa, possiamo concludere che le convergenze per entrambi i modelli sono soddisfatte infatti la linea blu e quella rossa coincidono e tendono a convergere alla fine del grafico sia per l'intervallo di confidenza, sia per la varianza che per il momento terzo.

La prima condizione necessaria per la correttezza delle stime è stata ottenuta, passiamo quindi alla verifica della stima della moda.

#### *4.2.3 Stima della distribuzione a posteriori*

Il valore della log-verosimiglianza di Laplace ottenuto è pari a  $-258.297297$  per il modello a target libero e  $-271.973891$  per il modello con target osservato.

Inoltre i tassi di accettazione riferito alle due catene per il primo modello risultano essere il 23.87% e il 23.60% rispettivamente mentre per il secondo modello assumono il valore di 22.27% e di 22.49%; in entrambi i casi appartengono al range consigliato da Canova (2009).

La seguente tabella riporta i valori ottenuti dal processo di stima del secondo campioni e comprende la moda a posteriori, la media a posteriori e l'intervallo di credibilità al 90% per la media a posteriori.

<i>Parametri</i>	<i>Mode</i>		<i>Post. Mean</i>		<i>Conf. Interval</i>	
	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>
$k$	0.0735	0.0763	0.0812	0.0828	0.0496; 0.1125	0.0476; 0.1156
$h$	0.0783	0.0786	0.0988	0.0953	0.0184; 0.1724	0.0179; 0.1661
$\tau$	0.0768	0.0765	0.0771	0.0766	0.0690; 0.0846	0.0687; 0.0842
$\phi_{\pi}$	2.1735	1.7072	2.1512	1.7356	1.7696; 2.5434	1.4376; 2.0239
$\phi_x$	0.3446	0.7355	0.5325	0.8034	0.0501; 0.9688	0.2177; 1.3301
$\phi_R$	0.7471	0.7172	0.6985	0.6995	0.5586; 0.8353	0.6171; 0.7820
$\rho_{\pi}$	0.0099	0.8989	0.1848	0.8877	0.0000; 0.4126	0.8292; 0.9482
$\rho_x$	0.3749	0.2826	0.3587	0.2862	0.1845; 0.5210	0.1182; 0.4533
$\rho_R$	0.2358	0.0706	0.3214	0.1510	0.0015; 0.6017	0.0001; 0.2952
$\sigma_{\pi}$	0.4652	0.1554	0.4162	0.1750	0.2609; 0.5867	0.1019; 0.2467
$\sigma_x$	0.3144	0.3261	0.3178	0.3288	0.2624; 0.3732	0.2739; 0.3872
$\sigma_R$	1.0920	0.9978	1.1370	1.0341	0.9693; 1.3061	0.8988; 1.1726
$\sigma_*$	0.4851	0.4087	0.4887	0.4106	0.4502; 0.5295	0.3737; 0.4470

**Tabella 6: Risultati del secondo passo di stima per il modello a target libero e per il modello a target osservato - sample 1979q4-1997q4**

Il valore della log-verosimiglianza ottenuta con il metodo "Modified Harmonic Mean" assume il valore -257.401466 nel primo caso con target libero mentre -272.151724 nel secondo caso con target osservato; risultati ancora una volta molto vicini a quelli ottenuti nei due modelli utilizzando il metodo di Laplace.

In questo caso si ha che le mode riferite alle deviazioni standard degli shock sono leggermente più basse per il modello con target osservato, risultato analogo per le medie a posteriori; in particolare per  $\sigma_*$  si ottiene una moda di 0.4087 contro lo 0.4851 del modello a target libero e per la media a posteriori si ottiene 0.4106 con un target osservato e 0.4887 usando un target libero. In ogni caso gli intervalli di confidenza per questi parametri escludono sempre lo zero quindi sono tutti significativi perciò gli shock considerati influenzeranno in qualche modo le nostre variabili di interesse.

Una differenza che si nota rispetto ai risultati ottenuti per il primo campione è che l'intervallo di credibilità per il parametro che spiega la persistenza dello shock di inflazione comprende lo zero nel modello con target libero, mentre per il primo campione era risultato significativo.

Inoltre  $\rho_x$  risulta significativo per entrambi i modelli, in questo caso quindi lo zero non è più compreso all'interno dell'intervallo di credibilità.

Verifichiamo ora se per questo secondo periodo le volatilità degli shock sono minori rispetto a quelle del primo periodo come dovrebbe risultare.

<i>Parametri</i>	<i>Mode</i>		<i>Post. Mean</i>	
	<i>Primo periodo</i>	<i>Secondo periodo</i>	<i>Primo periodo</i>	<i>Secondo periodo</i>
$\sigma_\pi$	0.6353	0.1554	0.6673	0.1750
$\sigma_x$	0.3214	0.3261	0.3401	0.3288
$\sigma_R$	0.8553	0.9978	0.9544	1.0341
$\sigma_*$	0.4519	0.4087	0.4530	0.4106

**Tabella 7: Confronto tra le volatilità degli shock nei due periodi considerati.**

La tabella 6 riassume la moda e la media a posteriori per le volatilità degli shock. Possiamo osservare che per il primo periodo si ottiene una volatilità maggiore dell'inflazione rispetto al secondo periodo infatti sia la moda, 0.6353, che la media, 0.6673, del primo campione risultano più grandi della moda, 0.1554, e della media, 0.1750, del secondo campione come ci aspettavamo.

Per la deviazione standard dello shock all'output gap si ottengono risultati simili per i due periodi anche se la moda per il primo risulta leggermente più piccola di quella del secondo.

Per quanto riguarda invece lo shock al target di inflazione si ottiene che la volatilità di tale shock è più bassa a partire dal 1980 infatti la moda risulta essere 0.4087 contro lo 0.4519 del primo periodo, risultati che si riflettono anche nella media a posteriori 0.4106 del secondo campione e 0.4530 del primo, confermando la più bassa volatilità dell'inflazione nel secondo periodo considerato.

Passiamo ora ad analizzare la distribuzione a posteriori.

#### 4.2.4 Distribuzione a posteriori

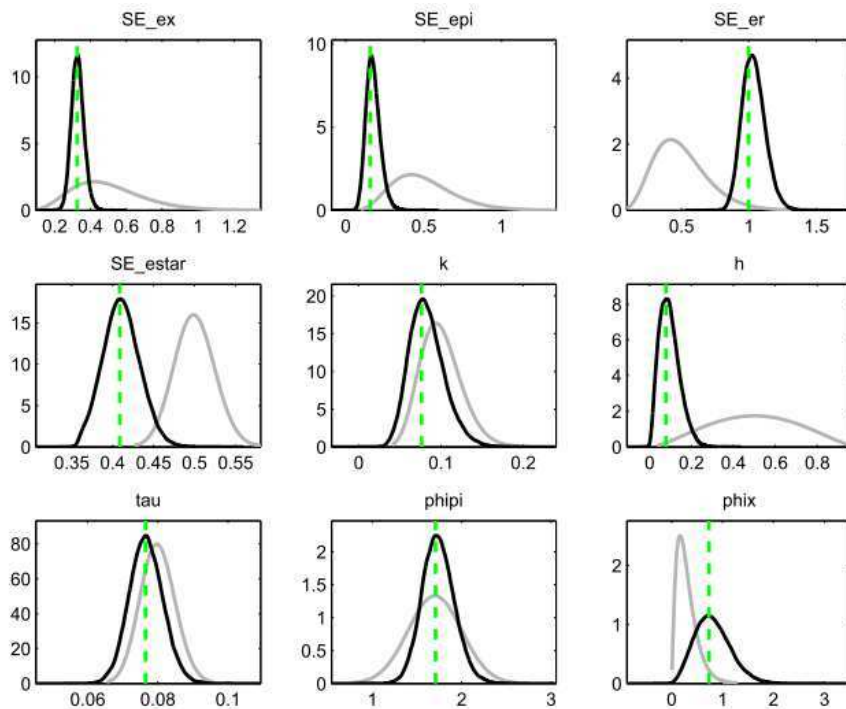


Figura 28: Modello a target osservato, distribuzione a priori e a posteriori – sample 1979q4-1997q4,

I.



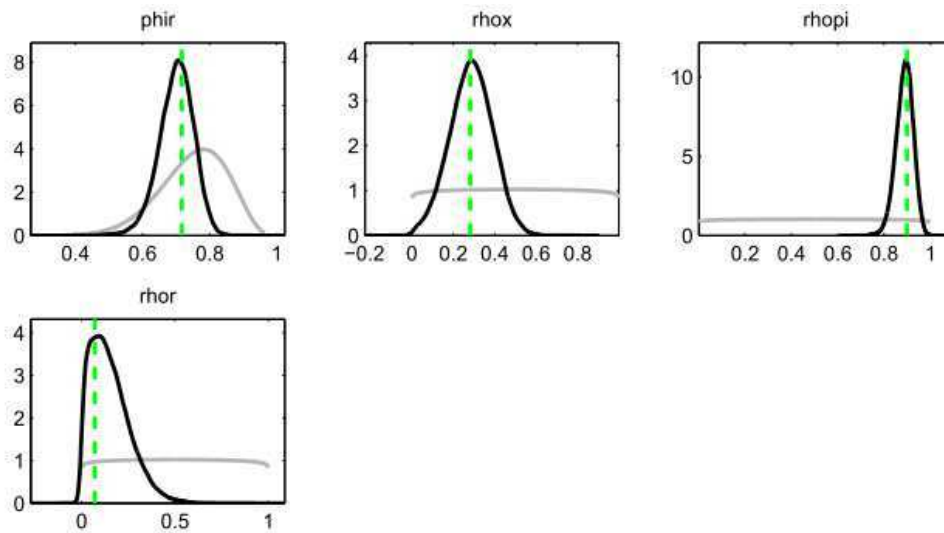


Figura 29: Modello a target osservato, distribuzione a priori e a posteriori – sample 1979q4-1997q4,

II

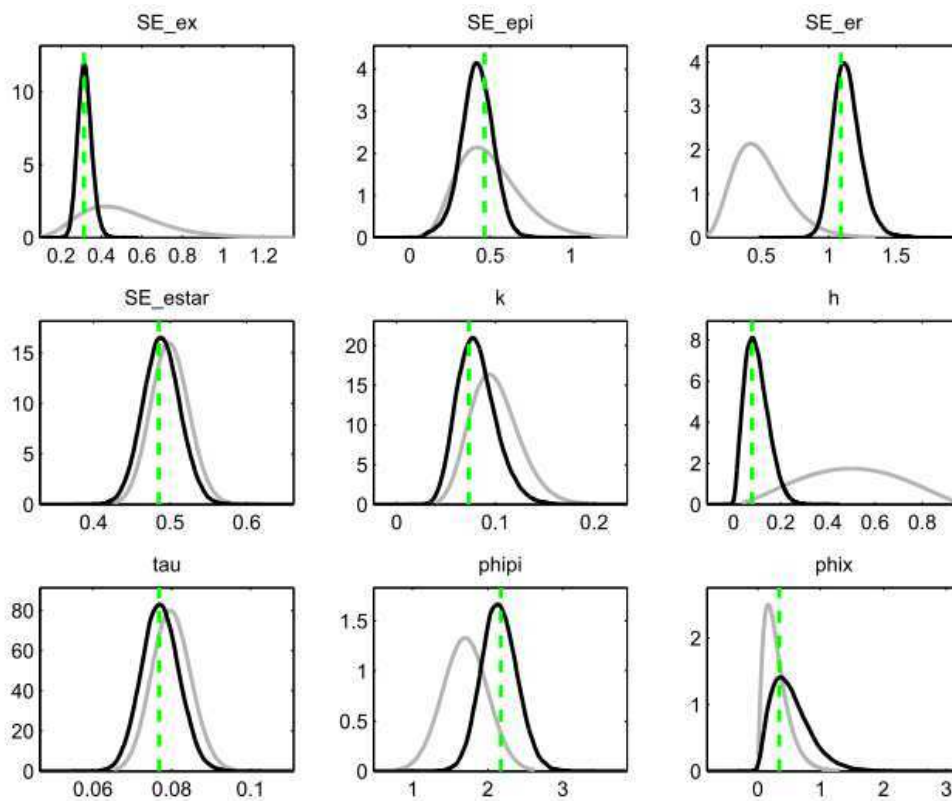
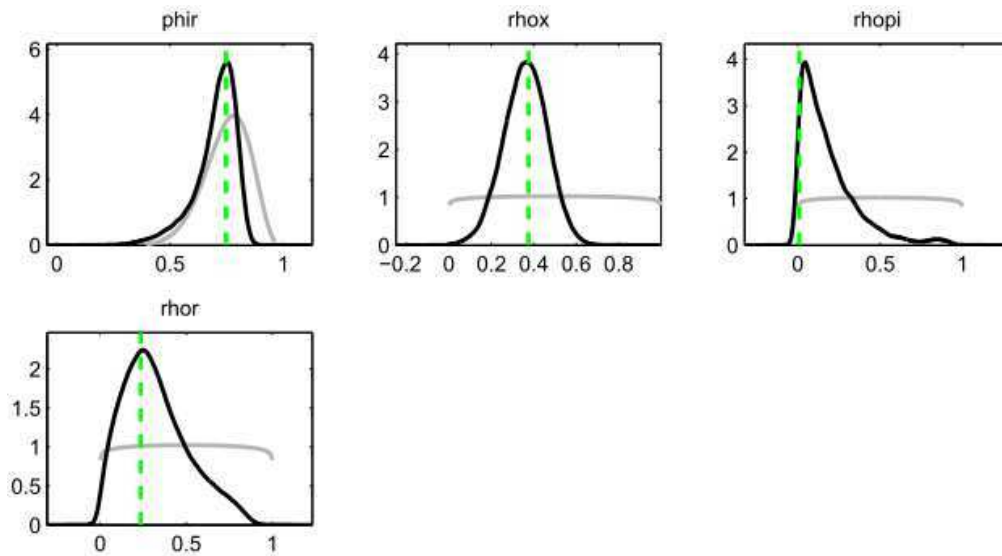


Figura 30: Modello a target libero, distribuzione a priori e a posteriori – sample 1979q4-1997q4, I



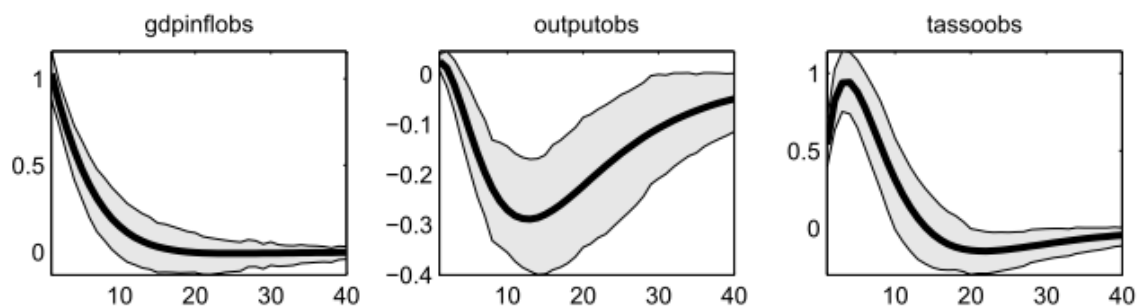
**Figura 31: Modello a target libero, distribuzione a priori e a posteriori – sample 1979q4-1997q4, II.**

Notiamo come le linee grigie, distribuzioni a priori, e quelle nere, distribuzione a posteriori, sono spostate perciò i dati sono informativi e non sono quindi contaminati dalle distribuzioni a priori lasciate volontariamente poco informative, inoltre la moda, linea verde, coincide con quella a posteriori stimata.

Infine le distribuzioni hanno tutte andamento simile a quello della distribuzione normale.

Per entrambi i modelli sono rispettate le condizioni necessarie che garantiscono il fatto che i dati sono informativi e possiamo proseguire con l'analisi delle funzioni di risposta ad impulso.

#### 4.2.5 Funzioni di risposta ad impulso



**Figura 32: Modello a target osservato, effetto dello shock all'inflazione,  $\varepsilon_t^\pi$  – sample 1979q4-1997q4**

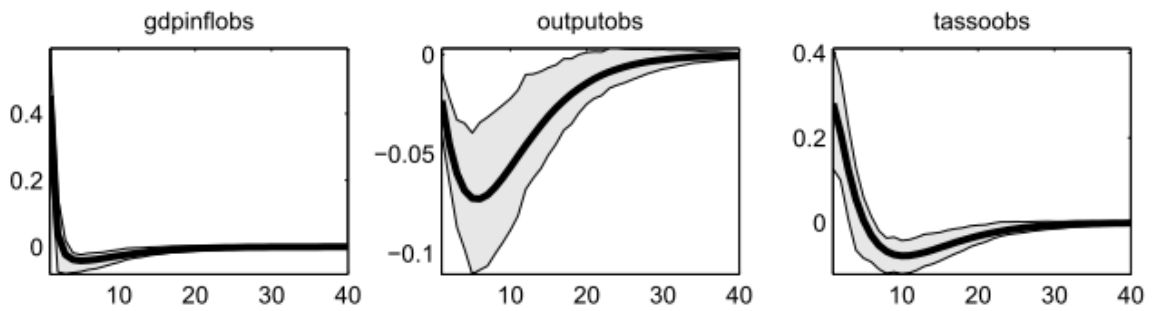


Figura 33: Modello a target libero, effetto dello shock all'inflazione,  $\varepsilon_t^\pi$  – sample 1979q4-1997q4

Ancora una volta lo shock all'inflazione  $\varepsilon_t^\pi$  porta ad un aumento immediato dell'inflazione, sempre maggiore nel modello con target osservato.

In seguito a questo aumento i tassi di interesse saliranno e l'output gap subirà in risposta un calo e in entrambe queste variabili i pesi di questi cambiamenti sono maggiori sempre nel primo modello, quello con target osservato.

In questo caso però la velocità di stabilizzazione delle variabili attorno al loro punto medio, lo zero, è maggiore nel modello con target libero che presenta quindi meno persistenza di tale shock.

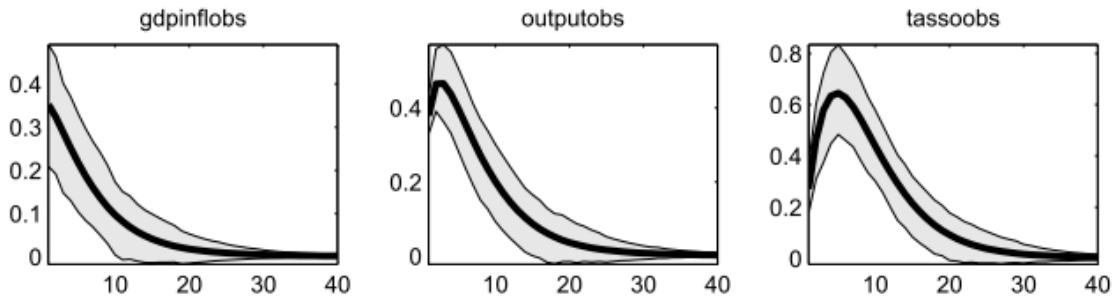


Figura 34: Modello a target osservato, effetto dello shock all'output gap,  $\varepsilon_t^x$  – sample 1979q4-1997q4

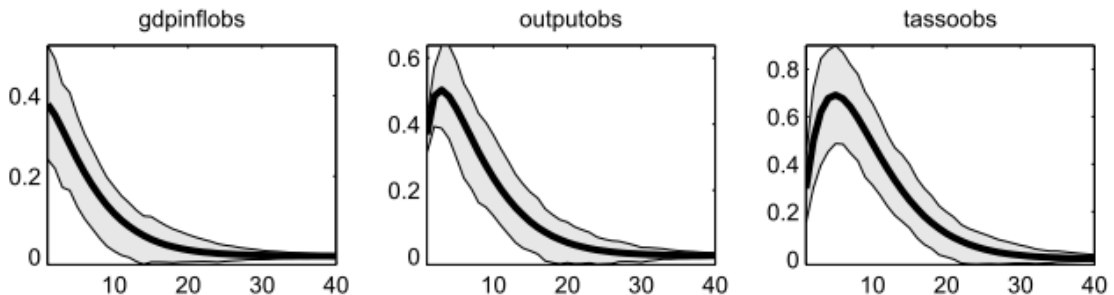
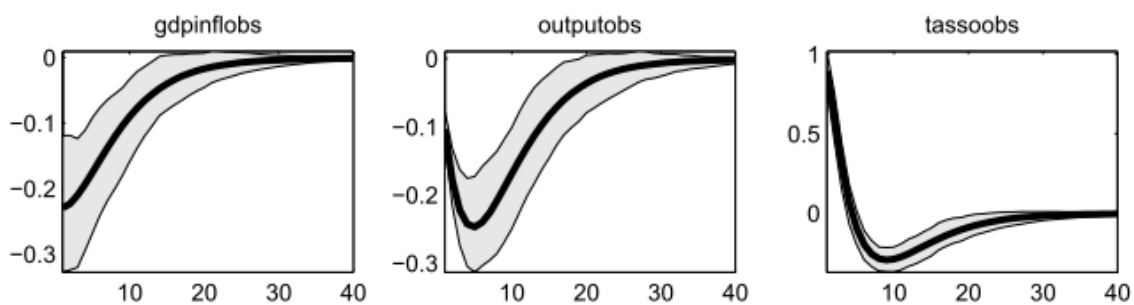


Figura 35: Modello a target libero, effetto dello shock all'output gap,  $\varepsilon_t^x$  – sample 1979q4-1997q4

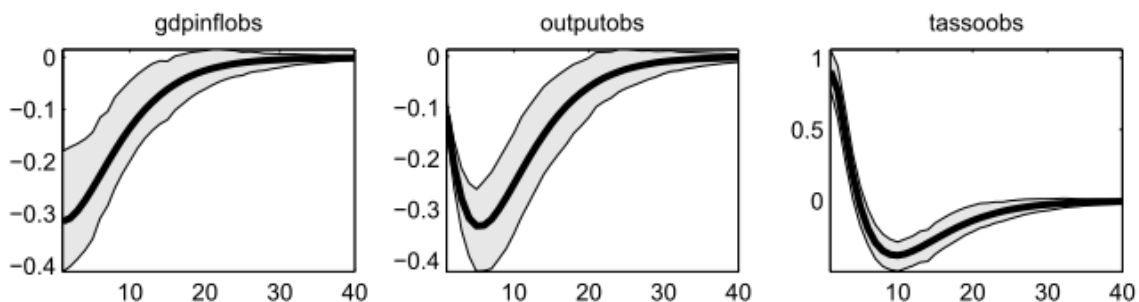
Lo shock all'output gap,  $\varepsilon_t^x$ , causa un aumento dell'output gap e una salita conseguente dell'inflazione e del tasso di interesse.

Con l'aumento del tasso di interesse si ha un calo dell'output gap e una successiva diminuzione dell'inflazioni fino a quando le variabili tornano allo stato stazionario.

In questo caso lo shock considerato ha un impatto e una persistenza molto simile nelle variabili di entrambi i modelli.



**Figura 36: Modello a target osservato effetto dello shock al tasso di interesse,  $\varepsilon_t^R$ – sample 1979q4-1997q4**



**Figura 37: Modello a target libero, effetto dello shock al tasso di interesse,  $\varepsilon_t^R$ – sample 1979q4-1997q4**

Se lo shock al tasso di interesse,  $\varepsilon_t^R$ , aumenta, il tasso d'interesse aumenta, di conseguenza l'output gap diminuisce e l'inflazione diminuirà finché i prezzi non si saranno stabilizzati.

Quanto il tasso di interesse tenderà a tornare stazionario anche l'output gap e di seguito l'inflazione ritorneranno al livello di partenza.

In questo caso si ha un effetto maggiore di tale shock nel modello a target libero infatti l'inflazione raggiunge un livello più basso rispetto a quello che si verifica nel modello a target osservato.

Mentre la persistenza dello shock risulta avere la stessa durata in entrambi i modelli.

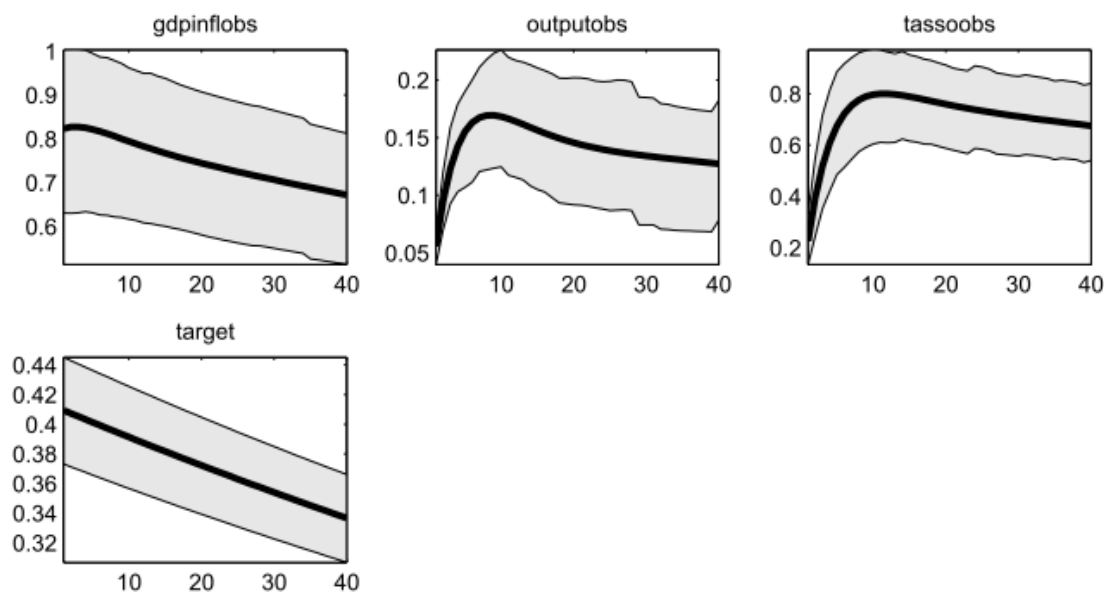


Figura 38: Modello a target osservato, effetto dello shock al target di inflazione,  $\varepsilon_t^*$  – sample 1979q4-1997q4

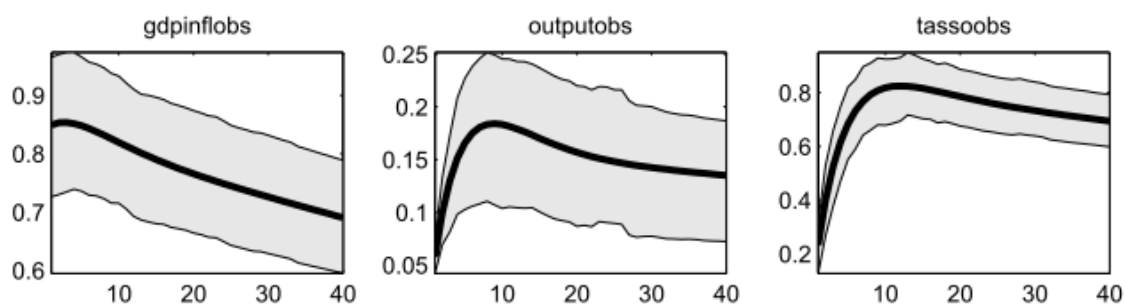


Figura 39: Modello a target libero, effetto dello shock al target di inflazione,  $\varepsilon_t^*$  – sample 1979q4-1997q4

Lo shock al target di inflazione dopo aver portato ad una salita diretta del target e quindi anche dell'inflazione, causa un aumento del tasso di interesse. L'inflazione però cresce di più del tasso di interesse violando quindi la regola di Taylor nel breve periodo; questo porta l'interesse reale a scendere.

L'andamento è praticamente lo stesso in entrambi i modelli come pure la lunga persistenza di questo shock dimostrata dalla lenta convergenza delle serie verso il loro stato stazionario.

In questo secondo sottocampione possiamo dire di non aver trovato grandi differenze negli effetti prodotti dagli shock considerati, e la persistenza di tali shock hanno durata molto simile per i due modelli considerati. In questi anni caratterizzati da una bassa

volatilità dell'inflazione non è necessario sfruttare la varianza che si potrebbe avere in un target osservato per riuscire ad aggiustare gli effetti che gli shock portano all'interno del mercato economico.

Per completare l'analisi del primo sottocampione guardiamo ora la decomposizione della varianza dell'errore di previsione per entrambi i modelli.

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

	$\varepsilon_t^x$		$\varepsilon_t^\pi$		$\varepsilon_t^R$		$\varepsilon_t^*$	
	Target libero	Target osservato	Target libero	Target osservato	Target libero	Target osservato	Target libero	Target osservato
$\pi_t$	1.05	0.72	0.26	4.76	0.84	0.36	97.85	94.15
$x_t$	32.26	25.00	0.56	21.93	16.53	7.91	50.65	45.16
$R_t$	5.28	4.29	0.15	7.55	3.81	2.40	90.75	85.76

**Tabella 8: Decomposizione della varianza dell'errore di previsione infiniti passi in avanti, valori espressi in percentuale – modello a target libero e modello a target osservato.**

Come potevamo aspettarci, possiamo vedere attraverso i risultati riportati nella tabella 7, che la maggior parte della variabilità dell'inflazione, dell'output gap e del tasso di interesse è influenzata maggiormente dallo shock al target libero e non a quello osservato come si era ottenuto per il periodo precedente.

Si ha infatti che tale shock influenza per il 97.85% la variabilità dell'inflazione, per il 50.65% la variabilità dell'output gap e per il 90.65% la varianza del tasso di interesse contro il 94.15%, 45.16% e 85.76% rispettivamente considerando il target osservato.

Una buona percentuale presenta anche lo shock  $\varepsilon_t^x$  nell'influenzare l'output gap, 32.26% considerando il modello con target libero e 25% considerando quello con target osservato;  $\varepsilon_t^\pi$  causa per il 21.93% variazioni all'output gap nel secondo modello analizzato e  $\varepsilon_t^R$  invece il 16.53% alla stessa variabile ma nel primo tipo di modello analizzato.

Questo periodo della Grande Moderazione è caratterizzato da un'inflazione più stabile e poco variabile rispetto al periodo precedente, perciò è sufficiente l'utilizzo del target libero per spiegare la variabilità dell'inflazione.

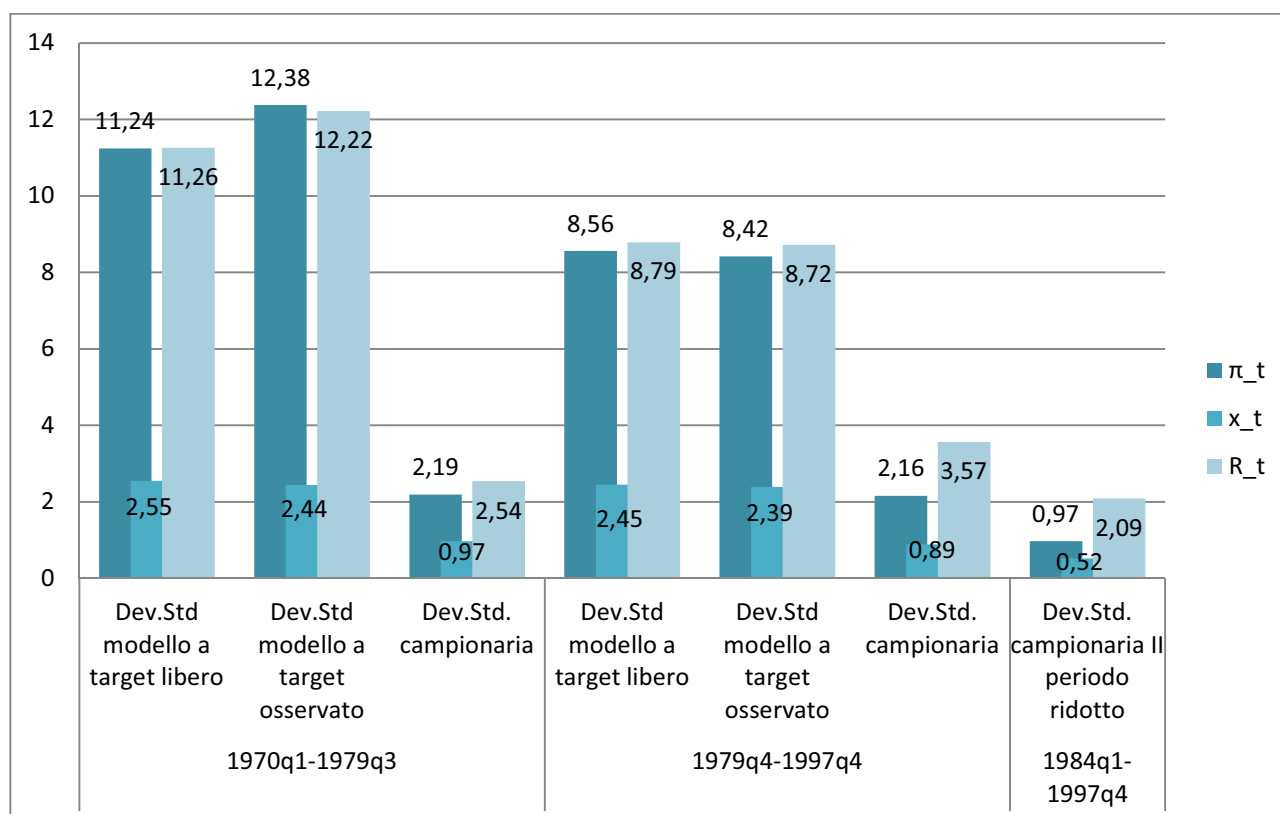
### 4.3 Confronto tra deviazioni standard

Presentiamo di seguito una tabella contenente le deviazioni standard stimate per i due modelli analizzati per il primo e per il secondo periodo e le deviazioni standard campionarie che abbiamo calcolato per le serie di dati riferite alle variabili del nostro modello inoltre abbiamo calcolato tale misura per un campione "ridotto" ricavato dal secondo periodo, quello della Grande Moderazione, scartando le osservazioni riferite all'intervallo di tempo compreso tra il quarto trimestre del 1979 e il quarto trimestre del 1983.

Abbiamo deciso di eliminare questi dati per vedere se esistono differenze nella volatilità delle variabili non considerando un periodo durante il quale la Federal Reserve Bank può avere difficoltà nella gestione della politica monetaria modellabile con una regola di Taylor.

	<i>Dev.Std Modello a target libero</i>	<i>Dev.Std Modello a target osservato</i>	<i>Dev.Std Modello a target libero</i>	<i>Dev.Std Modello a target osservato</i>	<i>Dev.Std. campionaria</i>	<i>Dev.Std. campionaria</i>	<i>Dev.Std. campionaria Il periodo ridotto</i>
	<i>1970q1- 1979q3</i>	<i>1979q4- 1997q4</i>	<i>1979q4- 1997q4</i>	<i>1979q4- 1997q4</i>	<i>1970q1- 1979q3</i>	<i>1979q4- 1997q4</i>	<i>1984q1- 1997q4</i>
$\pi_t$	11,24	12,38	8,56	8,42	2,19	2,16	0,97
$x_t$	2,55	2,44	2,45	2,39	0,97	0,89	0,52
$R_t$	11,26	12,22	8,79	8,72	2,54	3,57	2,09

**Tabella 9: Confronto tra deviazioni standard.**



**Figura 40: Confronto tra deviazioni standard.**

Osservando il grafico e la tabella sopra riportati, possiamo notare come le deviazioni standard stimate siano molto diverse da quelle campionarie che abbiamo calcolato noi: risultano infatti molto più alte perciò si può dire che sovrastimiamo questa quantità. Inoltre possiamo notare che la variabilità è maggiore nel primo periodo rispetto al secondo periodo sempre per il motivo che il primo periodo, quello della Grande Inflazione, è caratterizzato da un'alta volatilità inflazionistica rispetto al periodo della Grande Moderazione durante la quale si registra una diminuzione di questa grandezza. In particolare, nel primo periodo, l'inflazione presenta volatilità maggiore nel modello a target osservato come dovrebbe essere, infatti il target riferito a questo modello è tendenziale e riflette il reale valore di questa variabile registrato nel periodo preso in esame risultato questo non sorprendente in quanto abbiamo specificato nell'analisi delle funzioni di risposta ad impulso che l'utilizzo di tale target permette un aggiustamento più veloce delle variabili in risposta ad impulsi agli shock considerati e un più veloce ritorno delle stesse al loro stato stazionario. Nel secondo periodo, quello della Grande Moderazione, la volatilità dell'inflazione è minore nel modello a target osservato infatti in



questo periodo l'inflazione risulta più bassa grazie alla severa politica monetaria adottata dalla Fed.

Questa drastica riduzione dell'inflazione si nota confrontando le deviazioni standard campionarie del primo periodo con quelle calcolate per il secondo periodo "ridotto", infatti, scartando dal campione riferito alla Grande Moderazione i dati registrati i primi anni ottanta, periodo, come già detto, durante il quale la Fed trova difficile modellare i dati con la formula di Taylor, si vede che se prima la deviazione standard misurava 2.19 per l'inflazione, nel secondo periodo risulta essere pari a 0.97; anche le altre variabili subiscono una drastica riduzione come si nota osservando il grafico in figura 40.



# ***Capitolo 5***

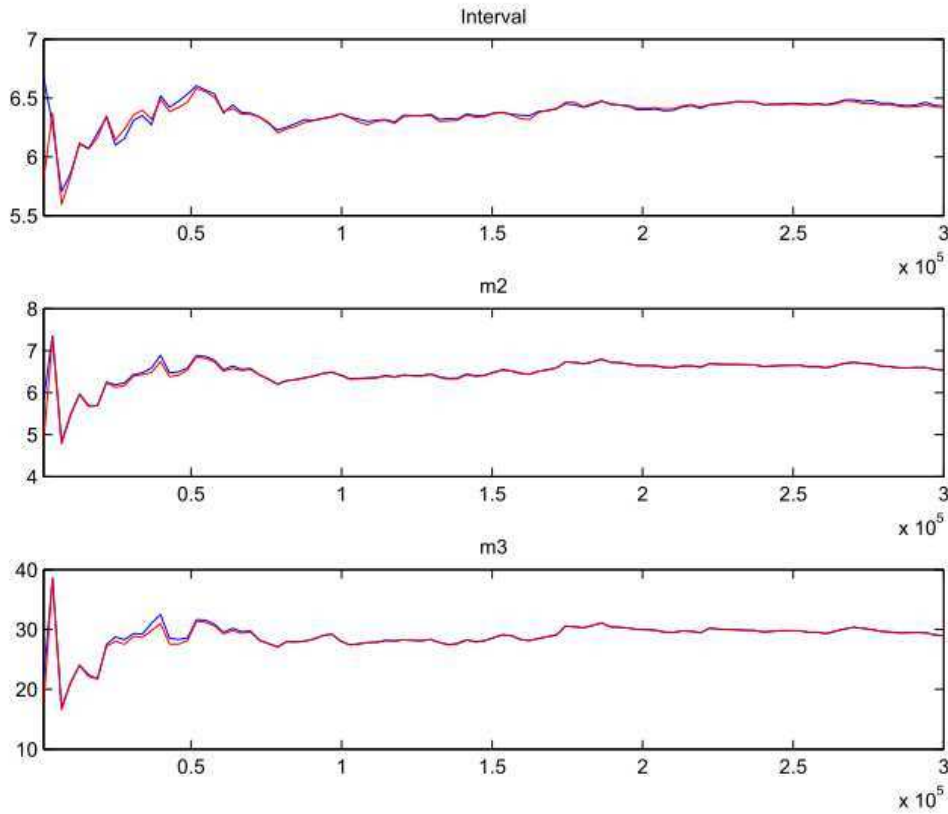
## ***Analisi con $\rho_*$ libero***

In questo capitolo effettueremo la stessa analisi che abbiamo sviluppato nel capitolo precedente, per entrambi i modelli (a target libero e a target osservato) e per i due sottoperiodi considerati. Finora abbiamo sempre stimato il modello (1)-(5) imponendo  $\rho_*=0.995$  seguendo quanto fatto da Cogley, Primiceri e Sargent (2010), ottenendo quindi un processo fortemente persistente nel tempo, permetteremo ora a tale parametro di variare assegnandogli una distribuzione a priori analoga a quella riferita agli altri parametri che riflettono la persistenza degli shock, questo per studiare se ciò comporta dei cambiamenti alle nostre analisi.

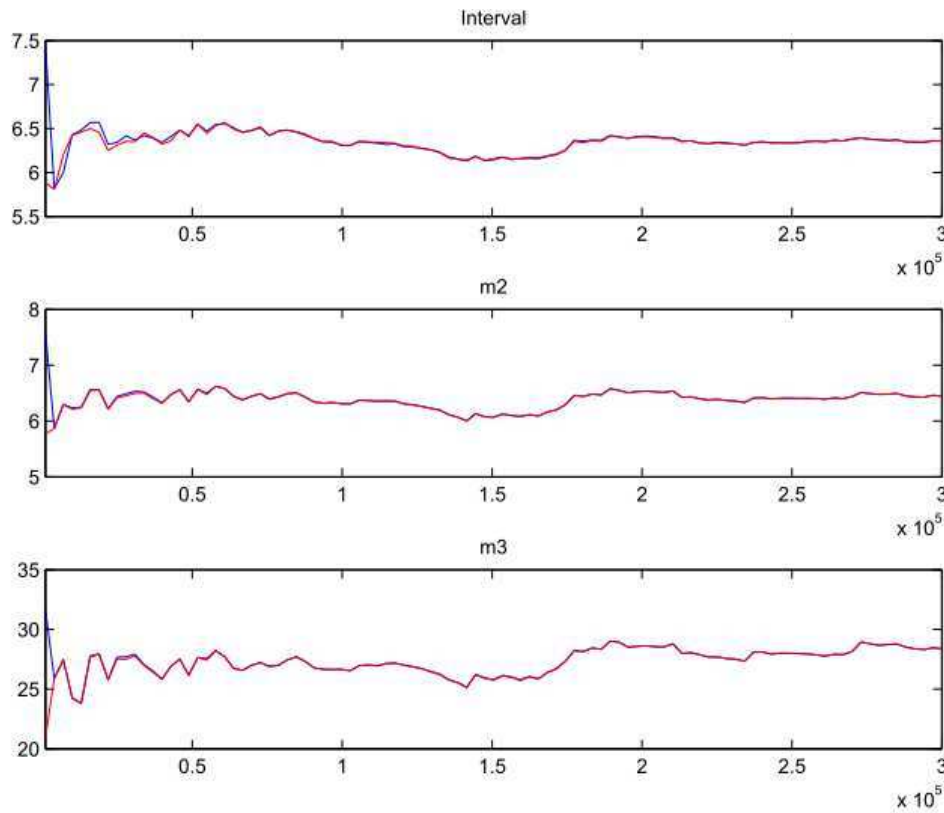
### ***5.1 Analisi del primo sottocampione***

#### ***5.1.1 La convergenza***

Iniziamo il nostro studio verificando se la convergenza viene rispettata e come fatto nel capitolo precedente partiamo dallo studio riferito al primo periodo della Grande Inflazione.



**Figura 41: Modello a target osservato con  $\rho_*$  variabile, “Multivariate Diagnostics” - sample 1970q1-1979q3.**



**Figura 42: Modello a target libero con  $\rho_*$  variabile, “Multivariate Diagnostics” - sample 1970q1-1979q3.**

Anche in questo caso, come per ogni modello che abbiamo analizzato, scartiamo la prima metà del campione e osserviamo i risultati a partire dal valore  $1.5 \cdot 10^5$  in ascissa, in entrambi i modelli le serie sembrano convergere nello stesso punto verso la fine del grafico perciò possiamo dire che la prima condizione necessaria che garantisce la correttezza dei risultati è stata verificata.

Procediamo con l'analisi dei risultati dei due passi di stima.

### *5.1.2 Stima della distribuzione a posteriori*

Il valore della log-verosimiglianza di Laplace che si ottiene per il primo modello (a target libero) è  $-173.165587$  mentre il valore che avevamo ottenuto per lo stesso modello al capitolo precedente era pari a  $-176.042328$

Per quanto riguarda invece il modello a target osservato, la log-verosimiglianza di Laplace risulta essere  $-182.972348$  a differenza di quella precedentemente calcolata pari a  $-186.290046$

I valori ottenuti per la log-verosimiglianza calcolata con il metodo "Metropolis Harmonic Mean" sono per il primo modello un risultato pari al valore  $-173.960665$  da confrontare con quello ottenuto nell'analisi già svolta  $-176.832478$ , mentre per il secondo modello si ottiene un valore pari a  $-183.205331$  mentre prima era  $-186.085723$ .

Come si può ben notare i valori che otteniamo per tutte le log-verosimiglianze per i modelli considerati lasciando il parametro  $\rho_*$  libero sono più grandi rispetto a quelli che avevamo calcolato nel capitolo precedente assegnando un valore a  $\rho_*$  pari a  $0.995$ , questo ci potrebbe far pensare che questa nostra ultima analisi sarebbe da preferirsi alla precedente.

Controlliamo cosa cambia nelle stime delle mode e delle medie a posteriori.

<i>Parametri</i>	<i>Moda</i>		<i>Post. Mean</i>		<i>Conf. Interval</i>	
	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>
<i>k</i>	0.0896	0.0891	0.0930	0.0928	0.0537; 0.1293	0.0544; 0.1294
<i>h</i>	0.2962	0.3049	0.2639	0.2768	0.1220; 0.3946	0.1302; 0.4121
<i>τ</i>	0.0791	0.0792	0.0795	0.0796	0.0715; 0.0875	0.0715; 0.0878
<i>φ<sub>π</sub></i>	1.0366	0.9867	1.2348	1.1785	0.8466; 1.6340	0.8238; 1.5638
<i>φ<sub>x</sub></i>	1.4456	1.6240	1.1981	1.3706	0.3755; 1.9800	0.4860; 2.2094
<i>φ<sub>R</sub></i>	0.6337	0.6249	0.6741	0.6677	0.5562; 0.7953	0.5456; 0.7886
<i>ρ<sub>π</sub></i>	0.6377	0.6352	0.6411	0.6383	0.5031; 0.7863	0.4962; 0.7788
<i>ρ<sub>x</sub></i>	0.0717	0.0833	0.1478	0.1528	0.0000; 0.3015	0.0000; 0.3076
<i>ρ<sub>R</sub></i>	0.0778	0.0645	0.2357	0.2229	0.0000; 0.4576	0.0000; 0.4404
<i>ρ<sub>*</sub></i>	0.1716	0.7290	0.4199	0.6213	0.0001; 0.7833	0.3132; 0.9551
<i>σ<sub>π</sub></i>	0.6421	0.6403	0.6772	0.6754	0.4092; 0.9211	0.4196; 0.9303
<i>σ<sub>x</sub></i>	0.3346	0.3326	0.3495	0.3464	0.2611; 0.4329	0.2597; 0.4295
<i>σ<sub>R</sub></i>	0.8469	0.8571	0.9402	0.9515	0.7467; 1.1298	0.7590; 1.1413
<i>σ<sub>*</sub></i>	0.4991	0.4520	0.5004	0.4540	0.4588; 0.5416	0.4150; 0.4932

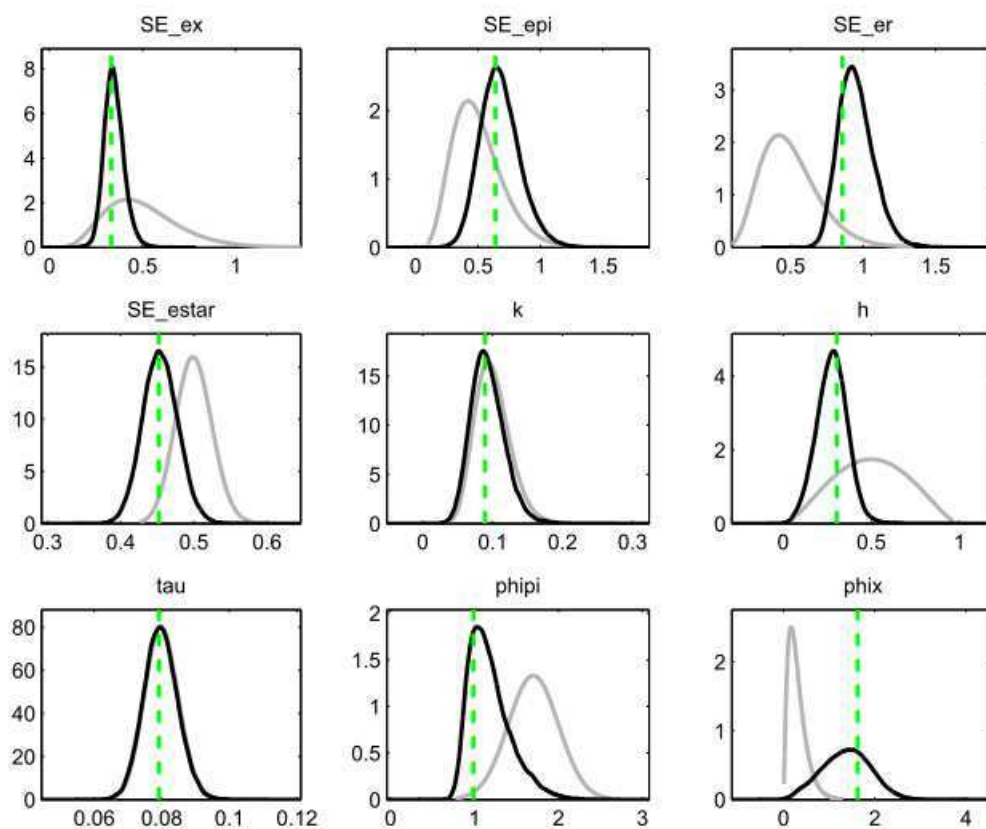
**Tabella 10: Risultati del processo di stima per il modello a target libero e per il modello a target osservato con  $\rho_*$  variabile- sample 1970q1-1979q3.**

Osservando i risultati riportati nella tabella e confrontandoli con quelli ottenuti nel capitolo precedente possiamo vedere che le stime della moda e della media a posteriori per i parametri non cambiano di molto. Si ottiene una moda pari a 1.4456 e una media pari a 1.1981 per il parametro  $\phi_x$  per il modello a target libero valori più alti rispetto a quelli ottenuti per la precedente analisi (0.7596, 1.0385) facendoci supporre che in questo caso la Fed considera più importante l'output gap; per il modello a target osservato in questo caso si ottiene una moda pari a 1.6240 e una media pari a 1.3706 per lo stesso parametro valori in questo caso più piccoli rispetto a quelli ottenuti precedentemente (1.7775, 1.4618).

Si può notare inoltre che anche in questo caso i parametri riferiti alla persistenza dello shock all'output gap e al tasso di interesse potrebbero assumere valore nullo in quanto lo zero è contenuto ancora una volta all'interno dell'intervallo di credibilità.

Per quanto riguarda la nuova stima del parametro  $\rho_*$  si nota che per il modello a target libero tale parametro potrebbe essere nullo (intervallo di credibilità dato da [0.0001; 0.7833]) mentre per il modello a target osservato tale parametro risulta significativo e positivo e presenta una moda pari a 0.7290 e una media data da 0.6213.

### 5.1.3 Distribuzione a posteriori



**Figura 43: Modello a target osservato, distribuzione a priori e a posteriori con  $\rho_*$  variabile - sample 1970q1-1979q3, I.**

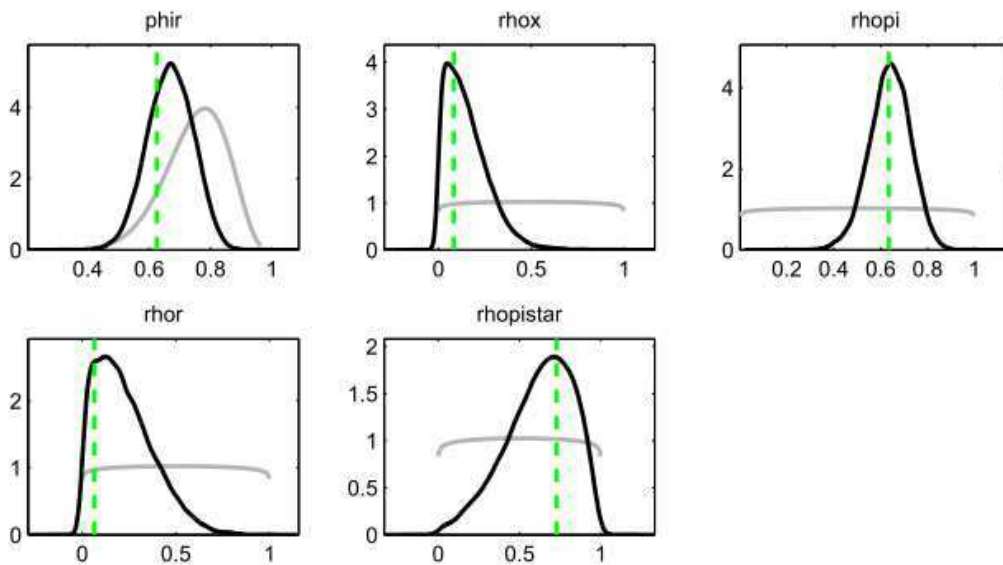


Figura 44: Modello a target osservato, distribuzione a priori e a posteriori con  $\rho_*$  variabile - sample 1970q1-1979q3, II.

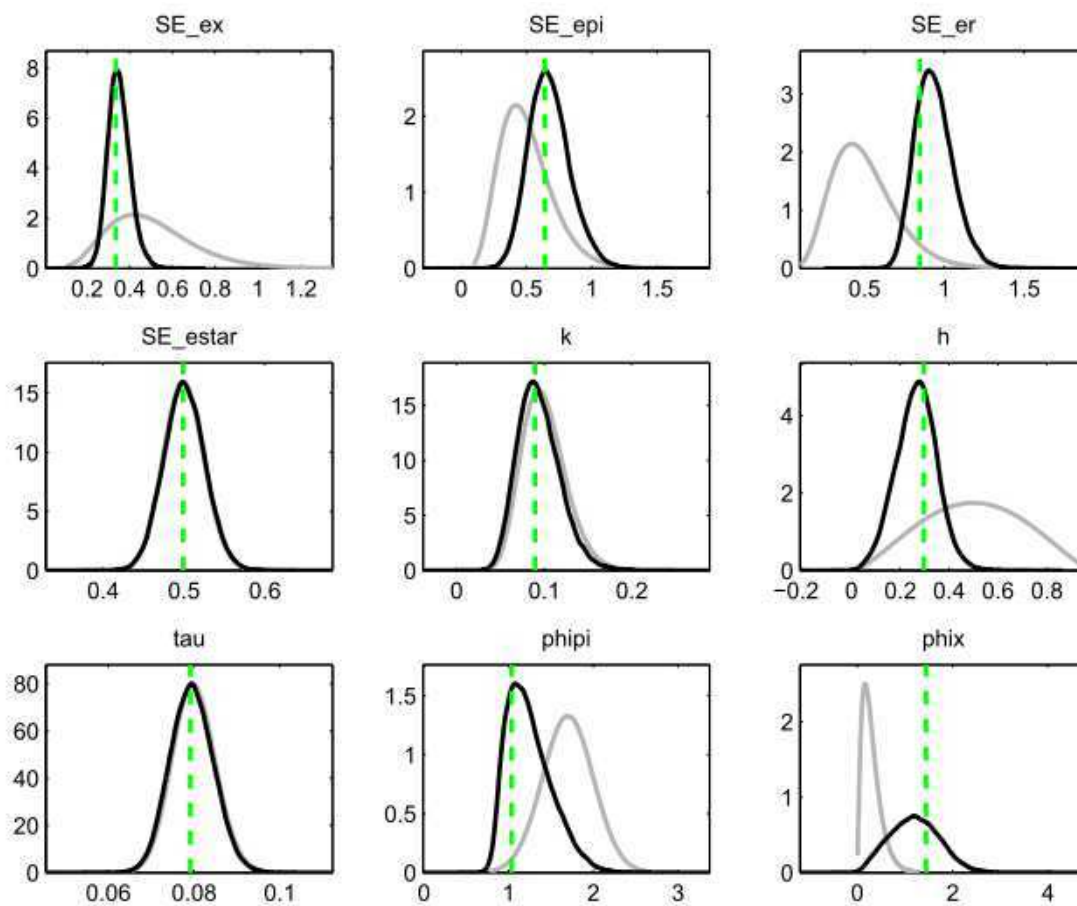
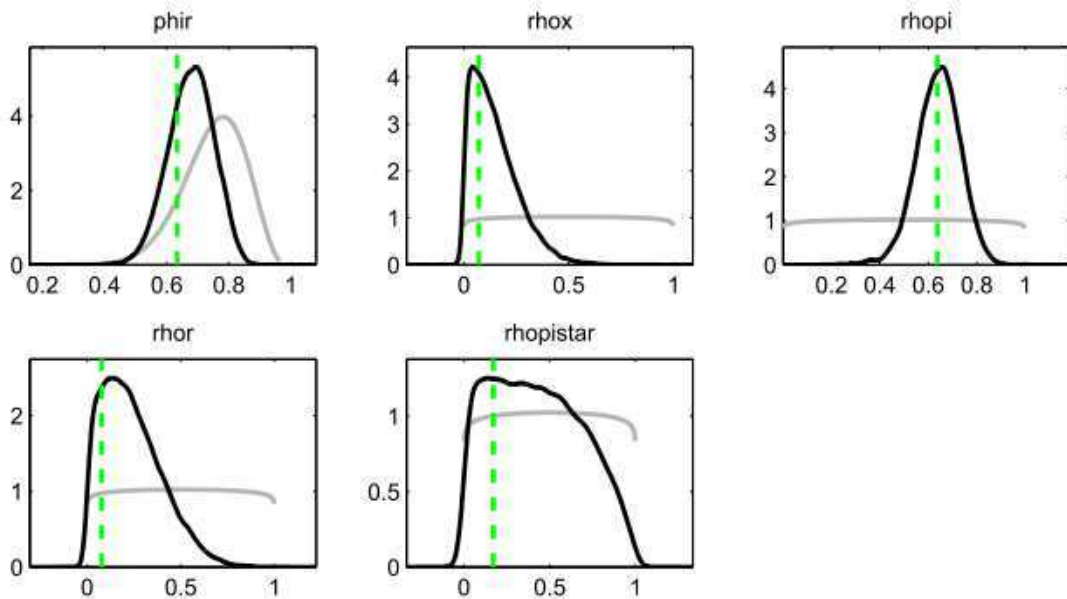


Figura 45: Modello a target libero, distribuzione a priori e a posteriori con  $\rho_*$  variabile - sample 1970q1-1979q3, I.



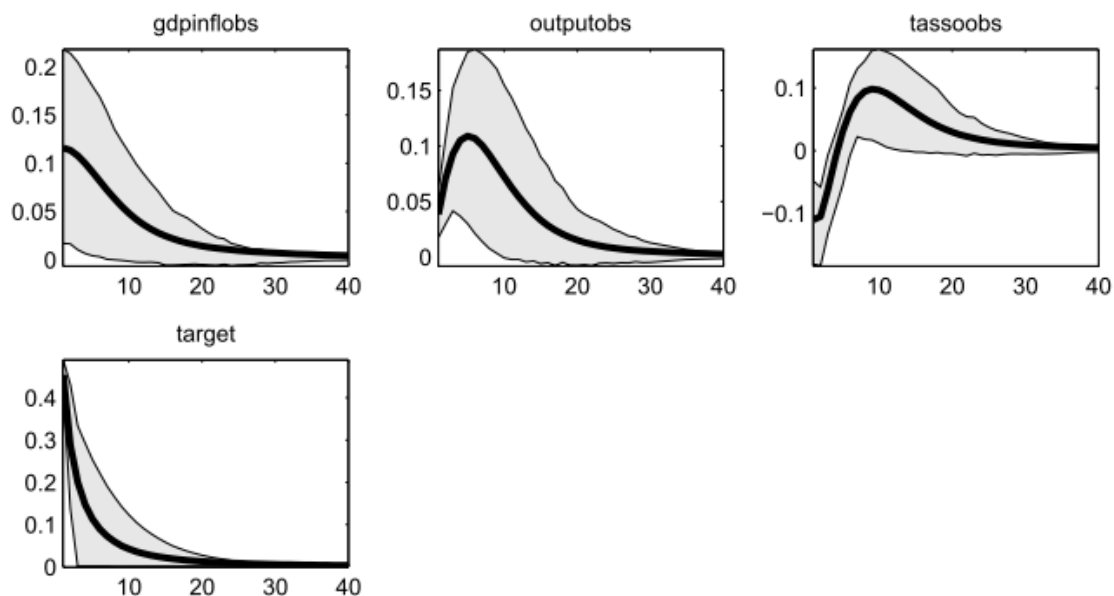


**Figura 46: Modello a target libero, distribuzione a priori e a posteriori con  $\rho_*$  variabile - sample 1970q1-1979q3, II.**

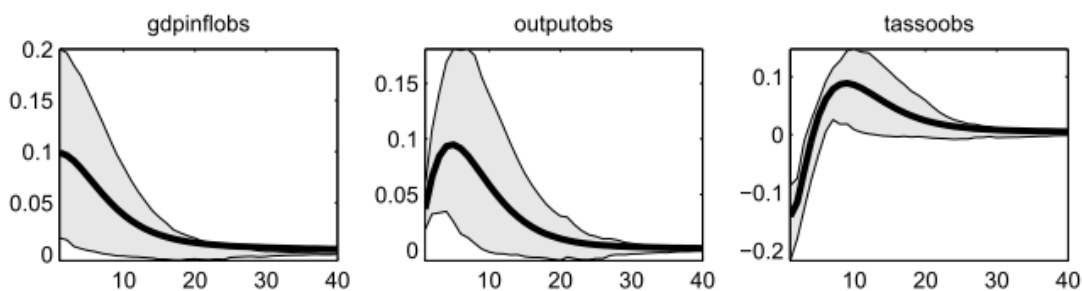
Anche in questo caso possiamo dire che le condizioni necessarie per la correttezza dei risultati sembrano essere rispettate, le distribuzioni a priori e quelle a posteriori non coincidono inoltre quest'ultime sembrano avere un andamento simile a quello di una normale.

Dopo aver verificato che queste condizioni siano rispettate andiamo a valutare l'effetto allo shock al target di inflazione avendo un parametro di persistenza stimato e non più fisso.

### 5.1.4 Funzioni di risposta ad impulso



**Figura 47: Modello a target osservato, effetto dello shock al target di inflazione,  $\varepsilon_t^*$ , con  $\rho_*$  variabile – sample 1970q1-1979q3.**



**Figura 48: Modello a target libero, effetto dello shock al target di inflazione,  $\varepsilon_t^*$ , con  $\rho_*$  variabile – sample 1970q1-1979q3.**

Possiamo notare che tale shock presenta lo stesso impatto alle variabili che fanno parte del nostro modello e cioè un aumento di tale shock fa aumentare il target e l'inflazione stessa e solo in seguito aumenterà anche il tasso di interesse.

La differenza fondamentale in questo caso però riguarda la persistenza di tale shock che risulta essere inferiore rispetto al precedente studio infatti le variabili tendono a convergere verso il loro stato stazionario molto più velocemente.

Per completare l'analisi del primo sottocampione guardiamo ora la decomposizione della varianza per entrambi i modelli.

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

	$\varepsilon_t^x$		$\varepsilon_t^\pi$		$\varepsilon_t^R$		$\varepsilon_t^*$	
	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>
$\pi_t$	1.36	1.02	97.56	97.67	1.01	0.71	0.07	0.60
$x_t$	61.95	61.36	16.04	12.34	20.71	18.81	1.30	7.49
$R_t$	29.43	30.97	47.24	45.20	22.11	21.83	1.22	2.00

**Tabella 11: Decomposizione della varianza dell'errore di previsione infiniti passi in avanti, valori espressi in percentuale – modello a target libero e modello a target osservato con  $\rho_*$  variabile.**

In questa analisi otteniamo risultati molto diversi rispetto a quelli precedenti per quando riguarda la decomposizione della varianza dell'errore di previsione.

Prima infatti avevamo che la maggior parte della variabilità era spiegata dallo shock al target di inflazione, ora si ottiene che tale shock risulta influenzare molto poco le nostre variabili.

Osservando la tabella si nota che  $\varepsilon_t^x$  spiega il 61.95% della variabilità dell'output gap per il modello a target libero, risultato leggermente inferiore per il secondo modello visto, 61.36;  $\varepsilon_t^\pi$  influenza specialmente l'inflazione presentando una percentuale pari al 97.56%

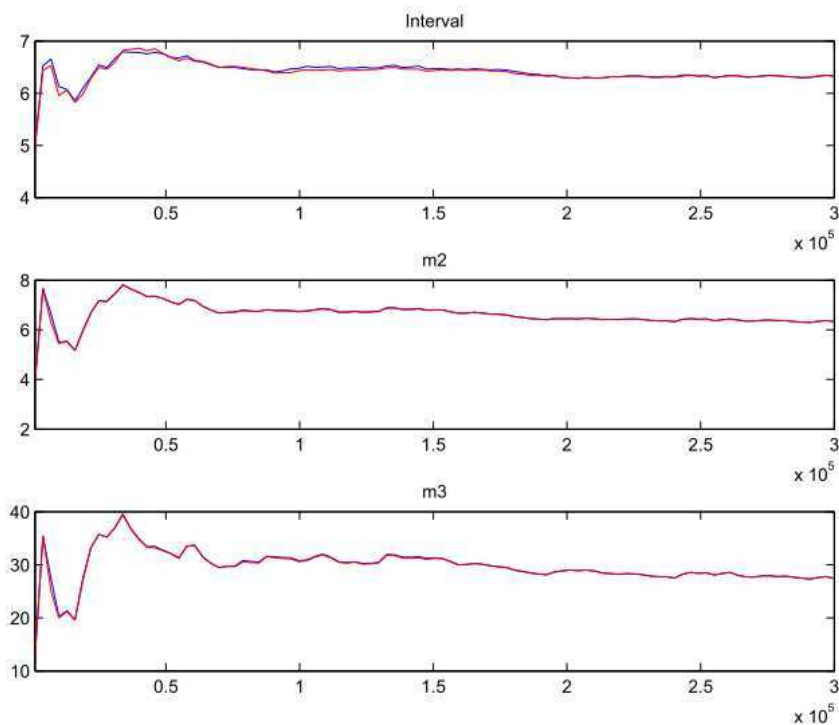
nel primo modello e 97.67% nel secondo infine  $\varepsilon_t^R$  mostra una percentuale più alta di influenza per il tasso di inflazione con il 22.11% e il 21.83% rispettivamente per i due modelli.

Perciò stimando anche il parametro  $\rho_*$  si ottiene che gli shock che noi consideriamo influenzano maggiormente la variabilità delle variabili riferite allo shock stesso e influenzano in maniera più lieve indirettamente le altre variabili.

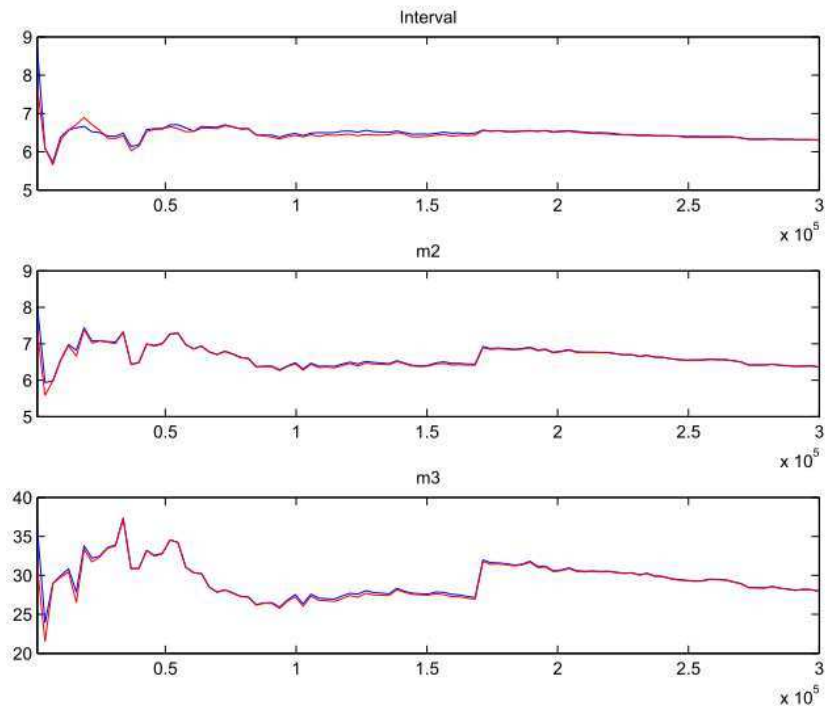
Passiamo ora all'analisi del secondo sottocampione.

## 5.2 *Analisi del secondo sottocampione*

### 5.2.1 *La convergenza*



**Figura 49: Modello a target osservato con  $\rho_*$  variabile, “Multivariate Diagnostics” - sample 1979q4-1997q4.**



**Figura 50: Modello a target libero con  $\rho_*$  variabile, “Multivariate Diagnostitc” - sample 1979q4-1997q4.**

Anche in questo sottocampione la convergenza è verificata.

La prima condizione necessaria per la correttezza delle stime è stata ottenuta ancora una volta, passiamo quindi alla verifica della stima della moda.

### 5.2.2 Stima della distribuzione a posteriori

Il valore della log-verosimiglianza di Laplace ottenuto è pari a -259.368298 mentre prima si otteneva il valore -258.297297 per il modello a target libero e -269.719434 che confrontiamo con il precedente -271.973891 per il modello con target osservato.

Il valore della log-verosimiglianza ottenuta con il metodo “Modified Harmonic Mean” assume il valore -260.281788, più basso rispetto a prima -257.401466, nel primo caso con target libero mentre -270.167716 in questo caso più alto rispetto a prima -272.151724, nel secondo caso con target osservato.

Sembrerebbe che per questo sottocampione per il modello a target libero sia preferibile fissare  $\rho_*$  pari al valore 0.995 mentre per il modello a target variabile preferiamo la stima di  $\rho_*$ .

<i>Parametri</i>	<i>Mode</i>		<i>Post. Mean</i>		<i>Conf. Interval</i>	
	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>	<i>Target libero</i>	<i>Target osservato</i>
<i>k</i>	0.0769	0.0766	0.0849	0.0836	0.0505; 0.1203	0.0491; 0.1177
<i>h</i>	0.0792	0.0802	0.0969	0.0974	0.0175; 0.1684	0.0176; 0.1688
<i>τ</i>	0.0765	0.0765	0.0769	0.0767	0.0690; 0.0847	0.0688; 0.0844
$\phi_{\pi}$	1.7235	1.7044	1.7736	1.7370	1.4359; 2.0901	1.4393; 2.0274
$\phi_x$	0.7130	0.7331	0.7693	0.8024	0.2087; 1.3075	0.2380; 1.3297
$\phi_R$	0.7188	0.7170	0.6852	0.6997	0.5883; 0.7772	0.6201; 0.7815
$\rho_{\pi}$	0.8971	0.8964	0.8857	0.8848	0.8245; 0.9479	0.8244; 0.9446
$\rho_x$	0.2807	0.2810	0.2896	0.2876	0.1296; 0.4591	0.1168; 0.4501
$\rho_R$	0.0783	0.0684	0.1504	0.1482	0.0000; 0.3019	0.0001; 0.2875
$\rho_*$	0.2323	0.6099	0.5018	0.5122	0.0308; 0.9049	0.1064; 0.9152
$\sigma_{\pi}$	0.1581	0.1578	0.1759	0.1780	0.1005; 0.2464	0.1034; 0.2473
$\sigma_x$	0.3257	0.3252	0.3277	0.3276	0.2747; 0.3858	0.2716; 0.3844
$\sigma_R$	0.9759	0.9974	0.9967	1.0349	0.8557; 1.1404	0.8992; 1.1694
$\sigma_*$	0.4993	0.4094	0.5001	0.4113	0.4571; 0.5394	0.3741; 0.4472

**Tabella 12: Risultati del secondo passo di stima per il modello con target libero e per il modello con target osservato, con  $\rho_*$  variabile - sample 1979q4-1997q4.**

Le differenze che si ottengono rispetto alle stime riportate nel precedente capitolo riguardano principalmente i valori assunti dalla moda e dalla media del parametro  $\phi_{\pi}$  rispettivamente 1.7235 e 1.7736 per il modello a target libero che risultano più basse rispetto a quelle ottenute precedentemente data dai valori 2.1735 e 2.1512.

Inoltre in questo caso si ha che  $\rho_{\pi}$  diventa significativo sempre per lo stesso modello e presenta una moda pari a 0.8971 e una media pari a 0.8857.

Il nostro nuovo parametro in questo caso risulta significativo per entrambi i modelli infatti gli intervalli di confidenza non comprendono lo zero e sono positivi.

Passiamo ora ad analizzare la distribuzione a posteriori.

### 5.2.3 Distribuzione a posteriori

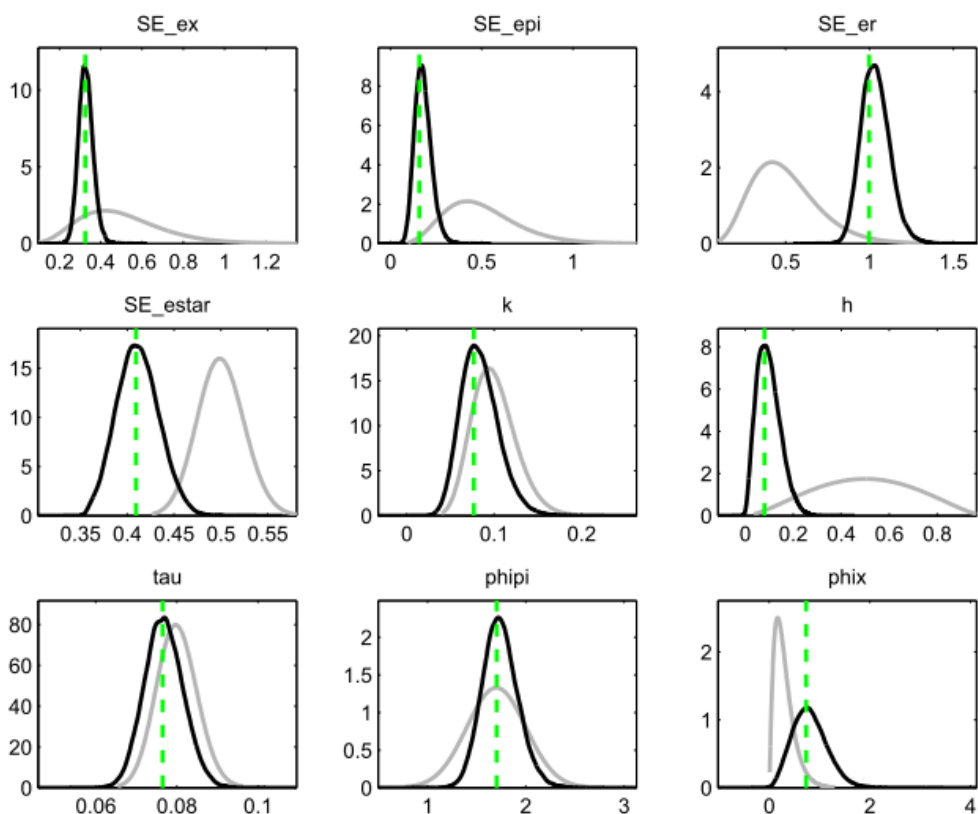


Figura 51: Modello a target osservato con  $\rho_*$  variabile, distribuzione a priori e a posteriori – sample 1979q4-1997q4, I.

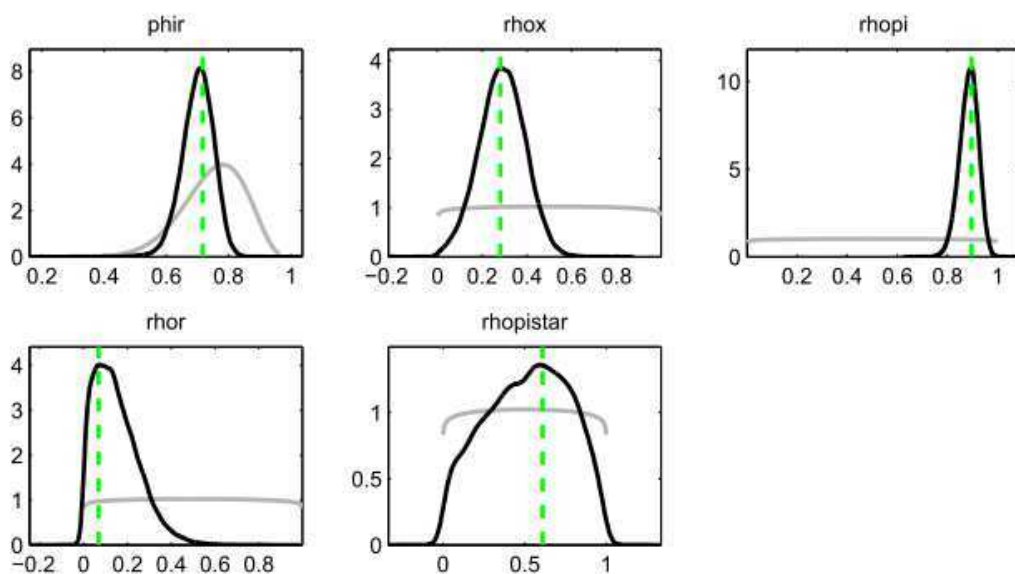


Figura 52: Modello a target osservato con  $\rho_*$  variabile, distribuzione a priori e a posteriori – sample 1979q4-1997q4 II



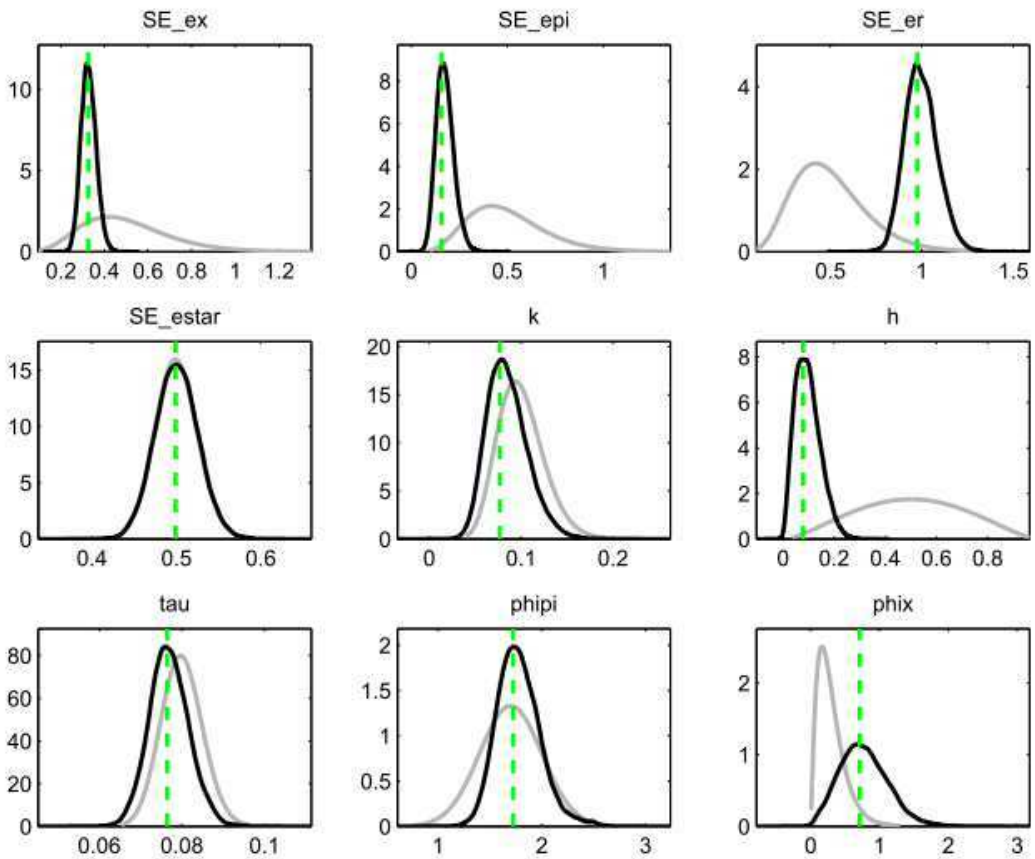


Figura 53: Modello a target libero con  $\rho_*$  variabile, distribuzione a priori e a posteriori – sample 1979q4-1997q4, I

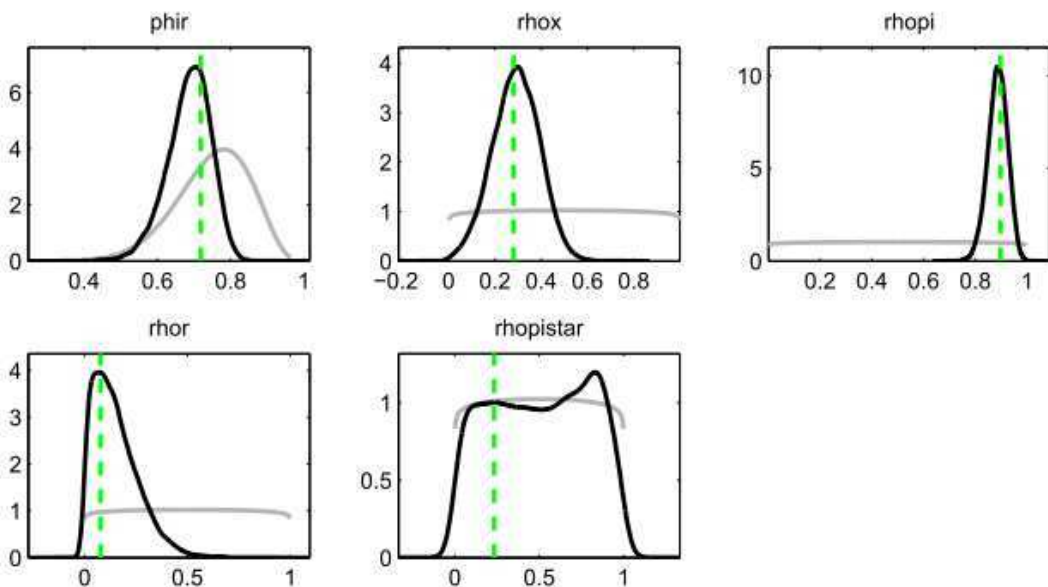


Figura 54: Modello a target libero con  $\rho_*$  variabile, distribuzione a priori e a posteriori – sample 1979q4-1997q4, II.

In questo caso si vede che per il primo modello, quello a target osservato, le condizioni necessarie vengono rispettate mentre per il modello a target libero si nota che per il parametro nuovo che stimiamo la distribuzione a posteriori sembra bimodale e non seguire l'andamento di una normale, questo potrebbe significare ancora una volta che per tale modello sarebbe preferibile fissare  $\rho_*$  pari al valore 0.995.

#### 5.2.4 Funzioni di risposta ad impulso

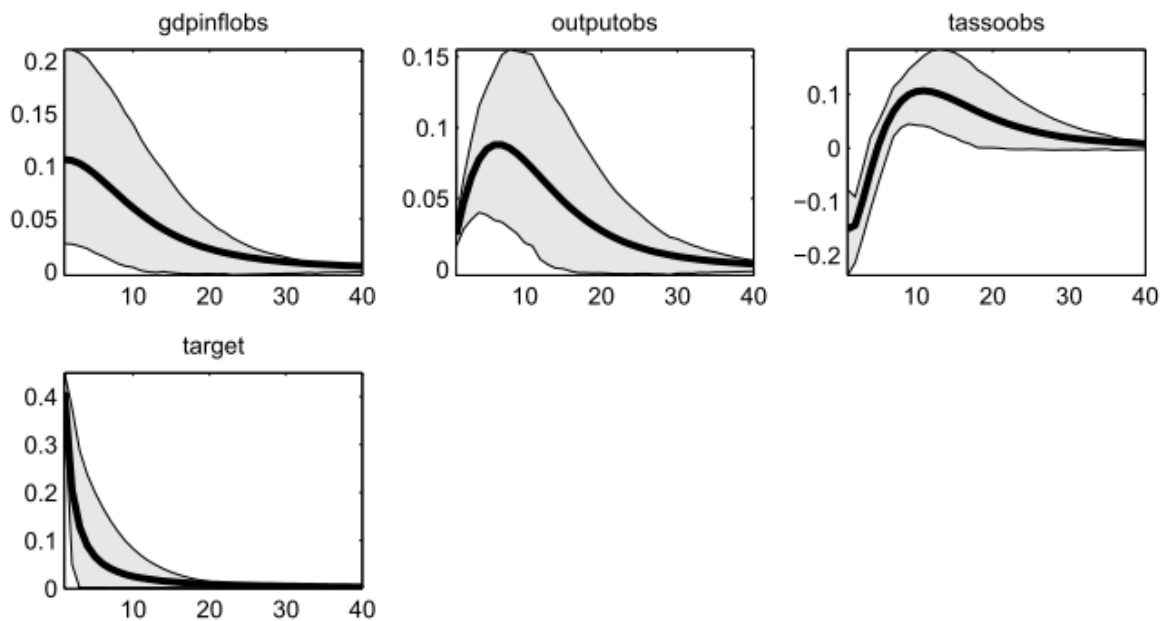


Figura 55: Modello a target osservato con  $\rho_*$  variabile, effetto dello shock al target di inflazione,  $\varepsilon_t^*$  – sample 1979q4-1997q4

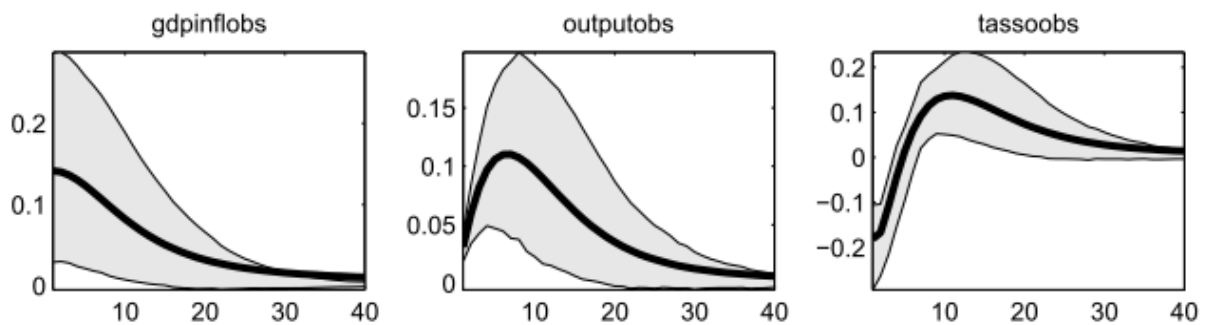


Figura 56: Modello a target libero con  $\rho_*$  variabile, effetto dello shock al target di inflazione,  $\varepsilon_t^*$  – sample 1979q4-1997q4

Anche in questo caso uno shock al target di inflazione causa una salita diretta del target e quindi dell'inflazione e un successivo aumento del tasso di interesse.

L'andamento è praticamente lo stesso che si otteneva anche per la precedente analisi l'unica differenza è che anche in questo caso la persistenza è minore e le variabili raggiungono il loro stato stazionario molto più velocemente rispetto a prima.

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

	$\varepsilon_t^x$		$\varepsilon_t^\pi$		$\varepsilon_t^R$		$\varepsilon_t^*$	
	Target libero	Target osservato	Target libero	Target osservato	Target libero	Target osservato	Target libero	Target osservato
$\pi_t$	12.86	12.39	80.22	79.89	6.34	6.20	0.57	1.52
$x_t$	44.83	44.78	39.95	38.24	14.00	14.24	1.22	2.74
$R_t$	30.06	29.85	52.28	51.55	16.39	16.81	1.26	1.79

**Tabella 13: Decomposizione della varianza dell'errore di previsione infiniti passi in avanti, valori espressi in percentuale – modello a target libero e modello a target osservato, con  $\rho_*$  variabile.**

Anche per questo sottocampione si ottengono gli stessi risultati che avevamo visto per il primo sottocampione, gli shock influenzano maggiormente la volatilità delle variabili che colpiscono direttamente e in maniera minore la volatilità della variabili che colpiscono indirettamente.

Si registra per il primo shock, in prima colonna, un valore pari al 44.83% per l'output gap per il primo modello e un valore pari al 44.78% per il secondo modello,  $\varepsilon_t^\pi$  spiega l'80.22% della variabilità dell'inflazione per il modello a target libero e il 79.89% nel modello a target osservato mentre  $\varepsilon_t^R$  colpisce il tasso di inflazione e ne spiega la varianza per il 16.39% e per il 16.81% rispettivamente per i due modelli.

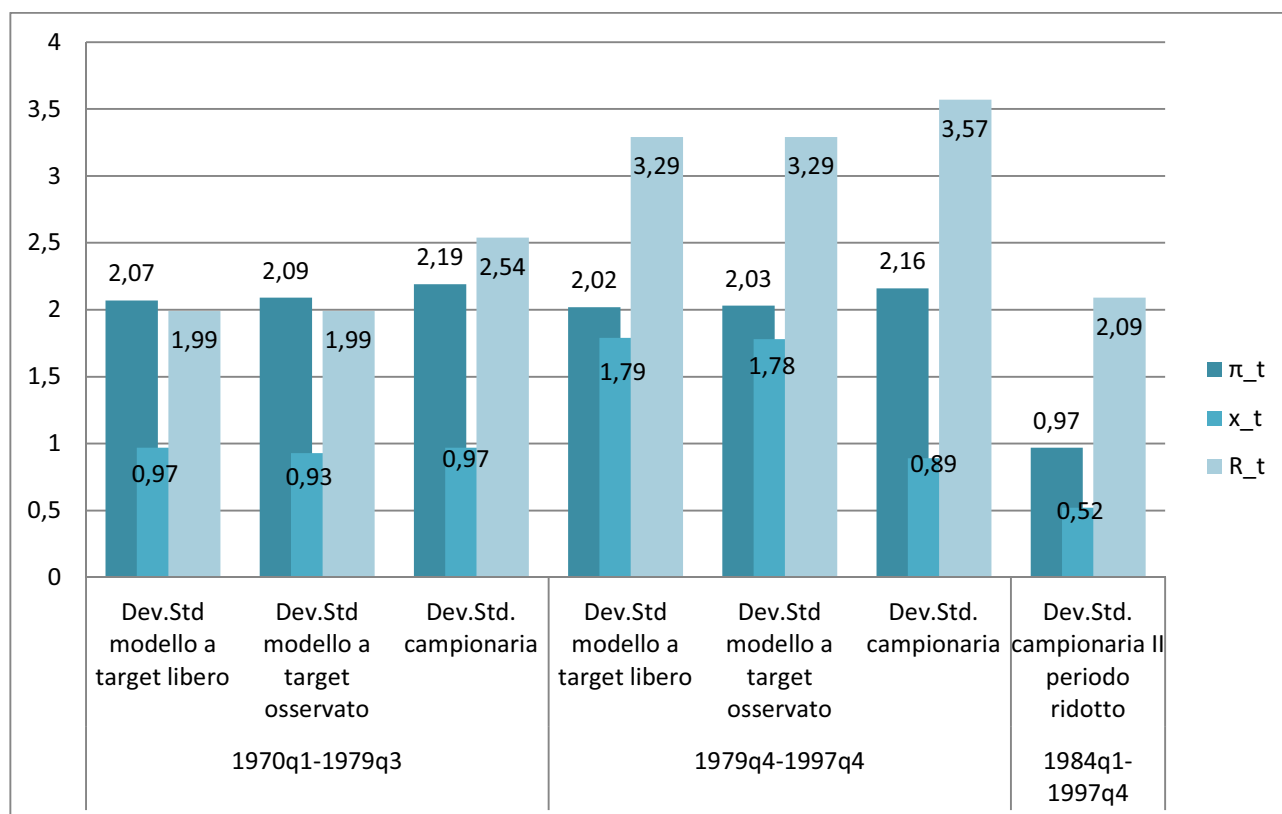
Lo shock al target di inflazione anche in questo caso presenta percentuali molto basse per entrambi i modelli.

### 5.3 Confronto tra deviazioni standard

Presentiamo di seguito la stessa tabella che abbiamo presentato per il primo sottocampione.

	<i>Dev.Std Modello a target libero</i>	<i>Dev.Std Modello a target osservato</i>	<i>Dev.Std Modello a target libero</i>	<i>Dev.Std Modello a target osservato</i>	<i>Dev.Std. campionaria</i>	<i>Dev.Std. campionaria</i>	<i>Dev.Std. campionaria II periodo ridotto</i>
	1970q1- 1979q3	1979q4- 1997q4	1979q4- 1997q4	1979q4- 1997q4	1970q1- 1979q3	1979q4- 1997q4	1984q1- 1997q4
$\pi_t$	2,07	2,09	2,02	2,03	2,19	2,16	0,97
$x_t$	0,97	0,93	1,79	1,78	0,97	0,89	0,52
$R_t$	1,99	1,99	3,29	3,29	2,54	3,57	2,09

**Tabella 14: Confronto tra deviazioni standard.**



**Figura 57: Confronto tra deviazioni standard.**

Osservando il grafico e la tabella sopra riportati, possiamo notare come le deviazioni standard stimate ora siano molto simili a quelle campionarie che abbiamo calcolato noi. Ancora una volta la variabilità è maggiore nel primo periodo rispetto al secondo periodo quello che notiamo ora però è che le deviazioni standard per i due modelli sono molto simili rispetto a quello che abbiamo ottenuto per l'analisi effettuata nel capitolo precedente, e in questo caso sono anche molto vicine alla deviazione standard campionaria.

Sembrerebbe che stimando  $\rho_*$  si ottengano delle stime migliori per la varianza rispetto a quelle ottenute fissando tale parametro pari al valore 0.995.





# *Capitolo 6*

## *Conclusioni*

In questa tesi abbiamo presentato un modello New-Keynesiano per il ciclo economico americano; i dati relativi alle variabili output gap, tasso di interesse nominale e inflazione, si riferiscono al periodo compreso tra il terzo trimestre del 1954 e il primo trimestre del 2010. Abbiamo stimato il modello con tecniche Bayesiane e abbiamo utilizzato il programma Dynare.

Abbiamo iniziato il nostro studio con l'analisi dell'intero campione, in particolare abbiamo verificato la convergenza del modello riportata in figura 5 del capitolo 3, condizione che deve essere necessariamente soddisfatta per la correttezza dei risultati. Le 300.000 iterazioni che abbiamo effettuato sono sembrate sufficienti per ottenere tale requisito. Successivamente siamo passati ad osservare i risultati ottenuti dal processo di stima della densità a posteriori. La moda a posteriori della deviazione standard dello shock al target di inflazione, parametro di nostro particolare interesse, risulta pari a 0.4905 e, dall'esclusione dello zero nell'intervallo di credibilità [0.4526; 0.5298], risulta essere significativa. Anche dall'analisi grafica delle distribuzioni a posteriori per i parametri si ottiene la correttezza dei risultati infatti risultano tutte abbastanza discostate dalle distribuzioni a priori a conferma del fatto che i dati sono informativi. Data l'attendibilità dei risultati, siamo potuti procedere con l'analisi delle funzioni di risposta ad impulso grazie alle quali abbiamo potuto studiare come e se le nostre variabili di interesse, output gap, tasso di interesse nominale e inflazione, reagiscono a shock esogeni e in particolare allo shock al target di inflazione. Dai grafici presentati nel paragrafo 3.5 risulta chiaro che gli shock considerati provocano dei movimenti importanti sulle nostre variabili esplicative e in particolare lo shock al target di inflazione; quest'ultimo infatti porta ad un immediato aumento del target e dell'inflazione stessa e, per effetto del principio di Taylor, aumenta anche il tasso di interesse, inoltre un aspetto che differenzia l'effetto che ha questo shock sulle variabili considerate dall'effetto che hanno gli altri shock è che le tre serie raggiungono lo stato stazionario lentamente perciò lo shock al target risulta molto persistente nel tempo. Per concludere questo capitolo abbiamo



valutato la decomposizione della varianza dell'errore di previsione nel lungo periodo, che ci ha permesso di capire quanto lo shock al target pesa sulle variabili esplicative. Lo shock all'output gap,  $\varepsilon_t^x$ , influenza maggiormente la variabile stessa, spiegandone il 23.82% della variabilità;  $\varepsilon_t^\pi$  presenta una percentuale bassa in tutte le variabili mentre lo shock al tasso di interesse per il 18.27% spiega la varianza sempre dell'output gap. Un risultato chiave riguarda quello ottenuto per lo shock al target all'inflazione che risulta la maggior componente che influenza le nostre variabili: per il 98% il target intacca sull'inflazione, una percentuale alta è presente anche nel il tasso di interesse, 85% circa, dovuto probabilmente alla presenza del gap inflazionistico all'interno dell'equazione di Taylor, gap che influenza anche la funzione dell'output gap il quale presenta una buona percentuale, 57% di dipendenza dello shock al target. I risultati ottenuti con la decomposizione della varianza risaltano la significatività del target di inflazione nell'esaminare le variabili considerate, output gap, inflazione e tasso di interesse nominale.

Nel capitolo seguente abbiamo suddiviso il campione in due sottoperiodi quello della Grande Inflazione e quello della Grande Moderazione e abbiamo aggiunto al modello la serie osservata del target tendenziale per poter valutare se tale variabile influenza in maniera diversa il ciclo economico. Per entrambi i sottoperiodi si sono raggiunte le convergenze necessarie per la correttezza delle stime e dall'analisi dei risultati del processo di stima per il primo periodo si è raggiunto un valore della moda di  $\sigma_*$ , deviazione standard dello shock al target, pari a 0.4519 la quale sembra essere significativa infatti l'intervallo di credibilità è [0.4151;0.4927] esclude quindi lo zero e comprende valori solo positivi; mentre nel modello riferito al secondo periodo si ottiene una moda pari a 0.4087 più bassa quindi rispetto al precedente caso; situazione analoga si ottiene in riferimento alla media a posteriori, 0.4530 per il periodo della Grande Inflazione e 0.4106 per il periodo della Grande Moderazione.

Le funzione di risposta d'impulso hanno dimostrato andamenti simili a quelli ottenuti per il campione completo ma confrontando questi risultati tra il modello che comprende il target libero e il modello che comprende il target osservato possiamo affermare che sicuramente gli shock da noi considerati hanno lo stesso effetto per i due modelli analizzati ma con intensità diversa infatti le variabili interessate presentano variazioni diverse in base al modello che si vuole considerare.

Inoltre avendo un target osservato si ha una minore persistenza degli shock nel tempo, probabilmente perché la variabilità del target permette all'inflazione di essere più flessibile agli shock esterni e quindi gli aggiustamenti che portano le serie verso lo stato stazionario sono più veloci da raggiungere. In entrambi i casi però lo shock al target rimane molto persistente a dimostrazione del fatto che tale shock ha un'influenza non trascurabile sulle variabili considerate.

Con la decomposizione della varianza abbiamo visto che la maggior parte della variabilità dell'inflazione, dell'output gap e del tasso di interesse è influenzata maggiormente dallo shock al target osservato e non a quello libero nel primo periodo e viceversa per il secondo periodo.

Si ottiene infatti che nel secondo periodo tale shock influenza per il 97.85% la variabilità dell'inflazione, per il 50.65% la variabilità dell'output gap e per il 90.65% la varianza del tasso di interesse contro il 94.15%, 45.16% e 85.76% rispettivamente considerando il target osservato; mentre nel primo periodo si ottenevano valori pari a 97.95%, 60.15%, 95.66% per il modello con target libero e 96.83%, 87.85%, 97.33% nel modello con target tendenziale.

Il periodo della Grande Moderazione è caratterizzato da un'inflazione più stabile e poco variabile rispetto al periodo precedente, perciò è sufficiente l'utilizzo del target libero per spiegare la variabilità dell'inflazione.

Infine abbiamo costruito una tabella contenente le deviazioni standard stimate per i due modelli analizzati e quelle campionarie per capire che modello rappresenta meglio questa grandezza, è risultato che le deviazioni standard stimate siamo molto diverse da quelle campionarie le nostre stimano tendono a sovrastimare la deviazione standard.

Nel primo periodo, l'inflazione presenta volatilità maggiore nel modello a target osservato come dovrebbe essere infatti il target riferito a questo modello è tendenziale e riflette il reale valore di questa variabile registrato nel periodo preso in esame risultato questo non sorprendente in quanto abbiamo specificato nell'analisi delle funzioni di risposta ad impulso che l'utilizzo di tale target permette un aggiustamento più veloce delle variabili in risposta ad impulsi degli shock considerati e un più veloce ritorno delle stesse al loro stato stazionario Nel secondo periodo invece la volatilità dell'inflazione è minore nel modello a target osservato infatti in questo periodo l'inflazione risulta più bassa grazie alla severa politica monetaria adottata dalla Fed.

La drastica riduzione dell'inflazione si nota confrontando le deviazioni standard campionarie del primo periodo con quelle calcolate per il secondo periodo "ridotto", infatti, scartando dal campione riferito alla Grande Moderazione i dati registrati nei primi anni ottanta, periodo durante il quale la Fed trova difficile modellare i dati con la formula di Taylor, si vede che se prima la deviazione standard misurava 2.19 per l'inflazione, nel secondo periodo risulta essere pari a 0.97; anche le altre variabili subiscono una drastica riduzione come si nota osservando il grafico in figura 40.

Nell'ultimo capitolo abbiamo effettueremo la stessa analisi che abbiamo sviluppato nel capitolo precedente, per entrambi i modelli ma permettendo a  $\rho_*$  di variare assegnandogli una distribuzione a priori analoga a quella riferita agli altri parametri che riflettono la persistenza degli shock, questo per studiare se ciò comporta dei cambiamenti alle nostre analisi.

Dopo esserci assicurati che la convergenza fosse raggiunta e dopo aver osservato il grafico delle distribuzioni a posteriori e aver visto che si rispettano le condizioni che assicurano la correttezza dei risultati, abbiamo studiato le stime ottenute per i due modelli.

Otteniamo che le log-verosimiglianze riferite a questa nostra ultima analisi risultano superiori a quelle precedenti in particolare per il modello a target libero otteniamo con il metodo di Laplace un valore pari a -173.165587 contro il precedente valore -176.042328, mentre con il metodo "Metropolis Harmonic Mean" la log-verosimiglianza assume il valore -173.960665 e prima era pari a -176.832478; per il modello a target osservato invece ora otteniamo -182.972348 e -183.205331 rispettivamente per i due metodi da confrontare con i valori di prima che sono -186.290046 e -186.085723.

Questi risultati ci fanno pensare che valutare il parametro  $\rho_*$  libero e quindi assegnandogli una distribuzione a priori sia preferibile.

Per quanto riguarda la nuova stima del parametro  $\rho_*$  dai risultati si nota che per il modello a target libero tale parametro presenta un ampio intervallo di credibilità dato da [0.0001; 0.7833] mentre per il modello a target osservato tale parametro risulta significativo e positivo e presenta una moda pari a 0.7290 e una media data da 0.6213.

Per quanto riguarda la funzione di risposta ad impulso riferita allo shock al target di inflazione si nota dalla figura che tale shock presenta lo stesso impatto alle variabili che

fanno parte del nostro modello e cioè un aumento di tale shock fa aumentare il target e l'inflazione stessa e solo in seguito aumenterà anche il tasso di interesse.

La differenza fondamentale in questa analisi però riguarda la persistenza di tale shock che risulta essere inferiore rispetto al precedente studio infatti le variabili tendono a convergere verso il loro stato stazionario molto più velocemente.

Dalla decomposizione della varianza dell'errore di previsione otteniamo risultati molto diversi rispetto a quelli precedenti. Prima infatti avevamo che la maggior parte della variabilità era spiegata dallo shock al target di inflazione, ora si ottiene che tale shock risulta influenzare molto poco le nostre variabili.

Osservando i risultati si nota che  $\varepsilon_t^x$  spiega il 61.95% della variabilità dell'output gap per il modello a target libero, risultato leggermente inferiore per il secondo modello visto, 61.36;  $\varepsilon_t^\pi$  influenza specialmente l'inflazione presentando una percentuale pari al 97.56% nel primo modello e 97.67% nel secondo infine  $\varepsilon_t^R$  mostra una percentuale più alta di influenza per il tasso di inflazione con il 22.11% e il 21.83% rispettivamente per i due modelli.

Perciò stimando anche il parametro  $\rho_*$  si ottiene che gli shock che noi consideriamo influenzano maggiormente la variabilità delle variabili riferite allo shock stesso e influenzano in maniera più lieve indirettamente le altre variabili.

Per il secondo sottocampione si ha che il valore della log-verosimiglianza di Laplace ottenuto è pari a -259.368298 mentre prima si otteneva il valore -258.297297 per il modello a target libero e -269.719434 che confrontiamo con il precedente -271.973891 per il modello con target osservato.

Il valore della log-verosimiglianza ottenuta con il metodo "Modified Harmonic Mean" assume il valore -260.281788 più basso rispetto a prima -257.401466, nel primo caso con target libero mentre : -270.167716 in questo caso più alto rispetto a prima -272.151724, nel secondo caso con target osservato.

Anche in questo caso osservando il grafico che riporta la funzione di risposta ad impulso si nota che l'andamento è praticamente lo stesso che si otteneva anche per la precedente analisi l'unica differenza è che anche in questo caso la persistenza è minore e le variabili raggiungono il loro stato stazionario molto più velocemente rispetto a prima.

E come prima anche ora dalla decomposizione della varianza dell'errore di previsione si ha che per il primo shock,  $\varepsilon_t^x$ , si ottiene un valore pari al 44.83% per l'output gap per il primo modello e un valore pari al 44.78% per il secondo modello,  $\varepsilon_t^\pi$  spiega l'80.22%

della variabilità dell'inflazione per il modello a target libero e il 79.89% nel modello a target osservato mentre  $\varepsilon_t^R$  colpisce il tasso di inflazione e ne spiega la varianza per il 16.39% e per il 16.81% rispettivamente per i due modelli.

Lo shock al target di inflazione anche in questo caso presenta percentuali molto basse per entrambi i modelli.

Infine dal grafico che riporta il confronto tra le deviazioni standard stimate e quelle campionarie, possiamo notare come le deviazioni standard stimate ora siano molto simili a quelle campionarie che abbiamo calcolato noi. Ancora una volta la variabilità è maggiore nel primo periodo rispetto al secondo periodo quello che notiamo ora però è che le deviazioni standard per i due modelli sono molto simili rispetto a quello che abbiamo ottenuto per l'analisi effettuata nel capitolo precedente, e in questo caso sono anche molto vicine alla deviazione standard campionaria.

Sembrerebbe che stimando  $\rho_*$  si ottengano delle stime migliori per la varianza rispetto a quelle ottenute fissando tale parametro pari al valore 0.995





# *Appendice*

## *A. Introduzione a Dynare*

Dynare è uno strumento potente e personalizzabile, si utilizza con il software Matlab<sup>7</sup> che ci offre la possibilità di risolvere, simulare e stimare modelli DSGE con l'approccio Bayesiano.

In sostanza, il modello e le sue parti correlate, come una struttura di shock, sono scritte equazione per equazione in un editor a nostra scelta. Il file finale sarà essere chiamato file.mod e verrà poi richiamato da Matlab. Questo avvia il pre-processore Dynare che traduce il file.mod in un input adeguato per le routine Matlab usato per risolvere e stimare il modello.

Infine, i risultati sono presentati in Matlab.

Dynare può:

- 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;
- calcolare le politiche ottimali nei modelli lineari quadratici.

Noi siamo principalmente interessati ad osservare come si comporta il sistema nel rispondere agli shock, temporanei o permanenti, e a vedere come lo stesso ritorna al suo stato stazionario.

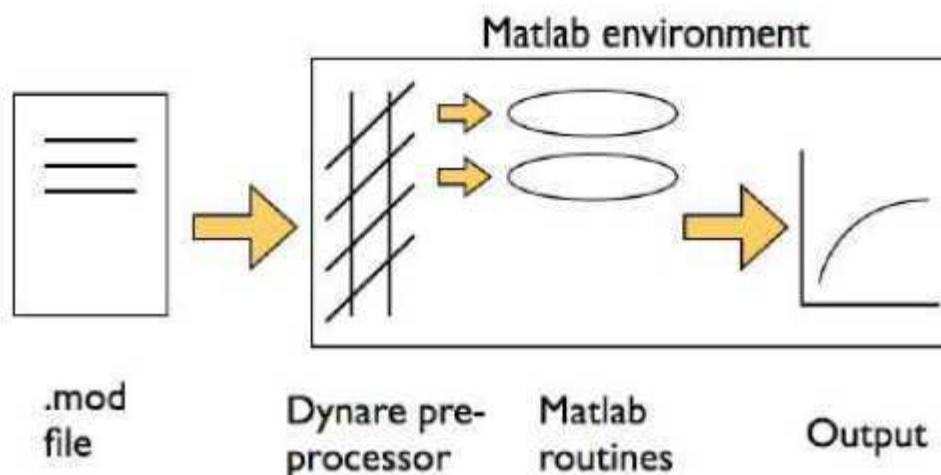
Il file in Dynare è formato da cinque parti:

---

<sup>7</sup> MATLAB è un linguaggio di alto livello che dà l'abilità di produrre performance computazionali intensive in maniera più veloce dei tradizionali programmi come ad esempio: C, C++ e Fortran.



- preambolo: contiene la lista delle variabili e dei parametri; è suddiviso in tre comandi, *var* che contiene le variabili endogene, *varexo* le esogene, *parameters* i parametri e i suoi valori;
- modello: dove viene specificato il modello semplicemente scrivendolo equazione per equazione;
- steady state o valori iniziali: da un'indicazione per trovare lo stato stazionario del modello o il punto iniziale per la simulazione per ogni parametro, 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 primo caso il sistema 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 come previsione e stima, per vedere poi 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.



**Figura 58:** Il file `.mod` è letto dal pre-processore Dynare, che poi chiama la routine di Matlab per effettuare le operazioni desiderate e visualizzare i risultati.

## ***B. Comandi***

Riporto di seguito i comandi del file.mod utilizzati per stimare il mio modello.

```
//% .mod file DSGE model

var pihat, xhat, rhat, epspi, epsx, epsr, tassoobs, gdpinflobs, outputobs, pistar
varexo ex, epi, er, estar;
// shocks - ordering matters in case of correlated shocks -- Cholesky decomposition

parameters beta, k,tau, h, phipi, phix, phir, rhox, rhoxi, rhor, rhopistar1;

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

// fixed parameters
beta = .99;

//structural model
h = 0;
k=.9;
tau=.05;
phipi = 1.75;
phix = 0;
phir = 0;
rhox = 0;
rhoxi = 0;
rhor = 0;
rhopistar1 = .995;

model;
pihat = beta*pihat(1) + k*(xhat) + epspi;
```

```

xhat = h*xhat(1)+(1-h)*xhat(-1)-tau*(rhat-pihat(+1))+epsx;
rhat = (1-phir)*( phipi*(pihat-pistar) + phix*xhat )+phir*rhat(-1)+epsr;
epsx=rhox*epsx(-1)+ex;
epspi=rhopi*epspi(-1)+epi;
epsr=rhor*epsr(-1)+er;
pistar = rhopistar1*pistar(-1)+estar;

// measurement equation
gdpinflobs = pihat; // + me_infl;
outputobs = xhat ; // me_gap;
tassoobs = rhat ; // + me_rate;
end;

steady(solve_algo=0); check;

estimated_params;

k, gamma_pdf,.1,.025;
h, .82, beta_pdf, .5, .2;
tau, gamma_pdf, .08, .005;
phipi, normal_pdf, 1.7, .3;
phix, gamma_pdf, .3, .2;
phir, beta_pdf, .75, .1;
rhox, beta_pdf, .5, .285;
rhopi, beta_pdf, .5, .285;
rhor, beta_pdf, .5, .285;

// shocks, stdevs
stderr ex, .15, gamma_pdf, 0.5, .2;
stderr epi, gamma_pdf, 0.5, .2;
stderr er, gamma_pdf, 0.5, .2;
stderr estar, gamma_pdf, 0.5, .025;

```

```
end;
varobs gdpinflows outputobs tassoobs;
// dati – campione : 1954q3-2010q1

estimation(datafile=dati,prefilter=1,first_obs=1,
mh_jscale=.65,mh_drop=.5,mode_compute=4,mh_nblocks=2,filtered_vars,bayesian_irf,c
onf_sig=0.90,mh_replic=300000);

// Generate IRfunctions and Moments of the variables of interest
stoch_simul pihat xhat rhat;
```

### C. Convergenza univariata

Di seguito sono riportati i grafici della convergenza univariata per ciascun parametro del modello stimato, primo requisito necessario per la bontà del modello.

L'analisi della convergenza è stata spiegata in modo dettagliato nel paragrafo (3.3), analizziamo ora questi grafici ottenuti per ciascun parametro.

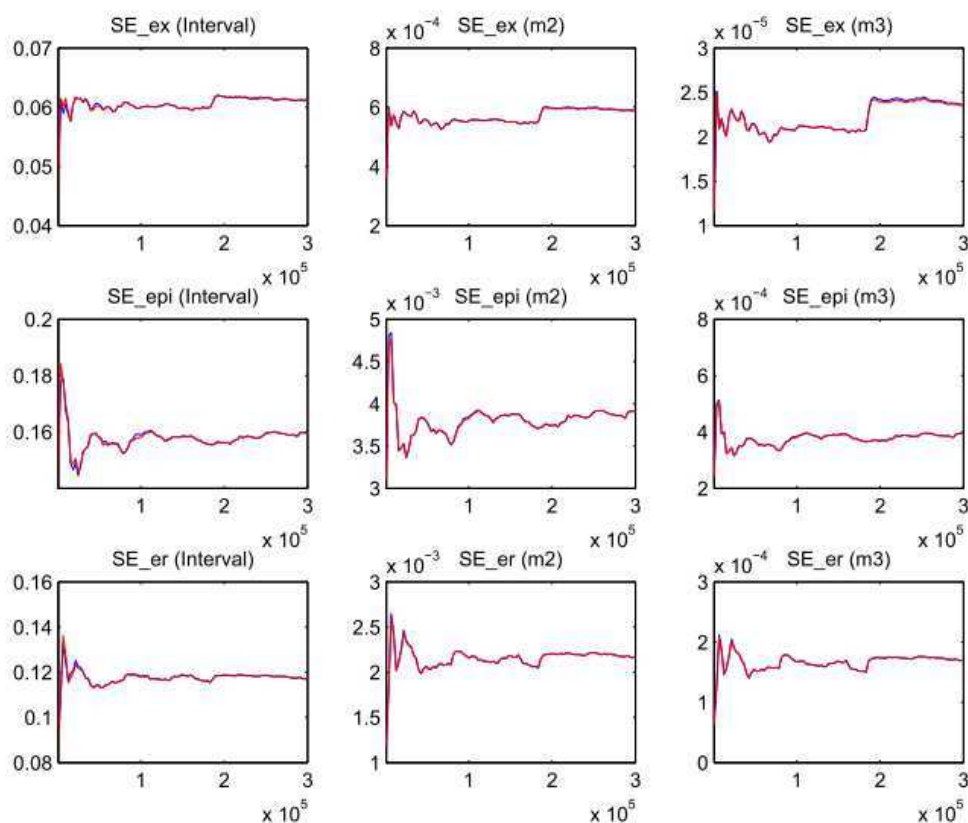


Figura 59: “MCMC Univariate Diagnostics”-I

La figura 59 riporta i grafici della convergenza per i parametri  $\sigma_x$  (SE\_ex),  $\sigma_\pi$  (SE\_epi),  $\sigma_R$  (SE\_er). Dato che dobbiamo valutare solo a partire dalla seconda metà del grafico come precedentemente spiegato, possiamo dire che le serie si stabilizzano e convergono.

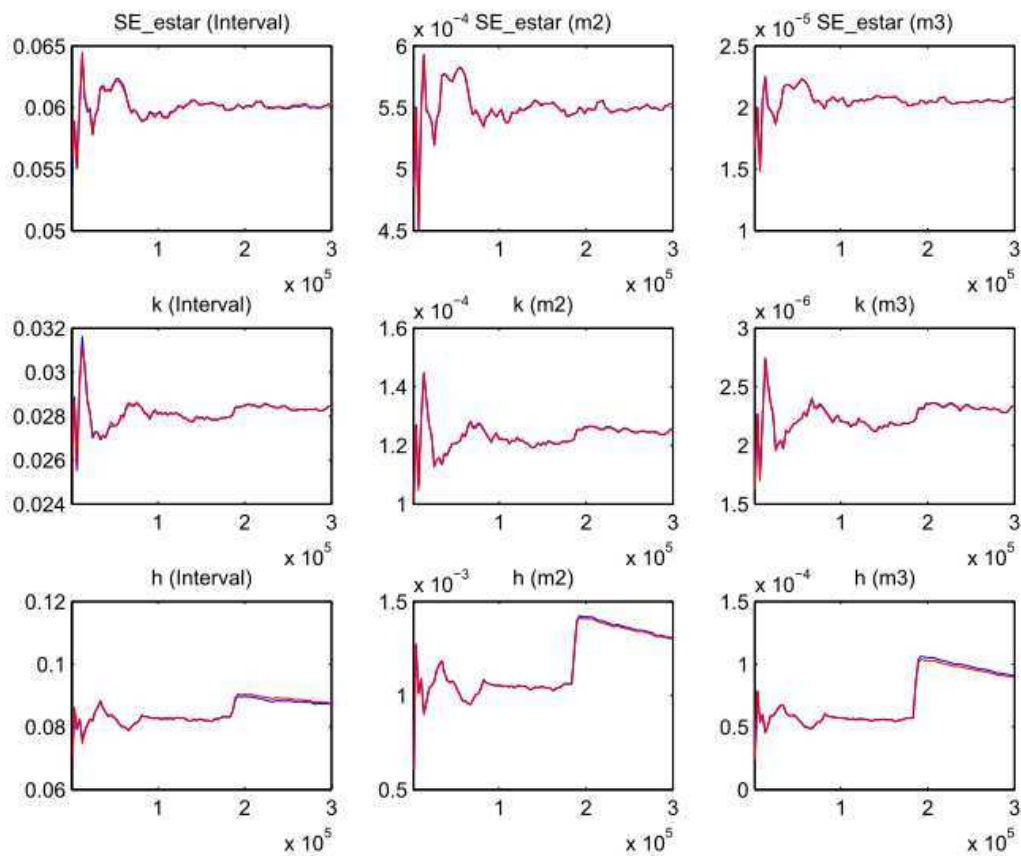
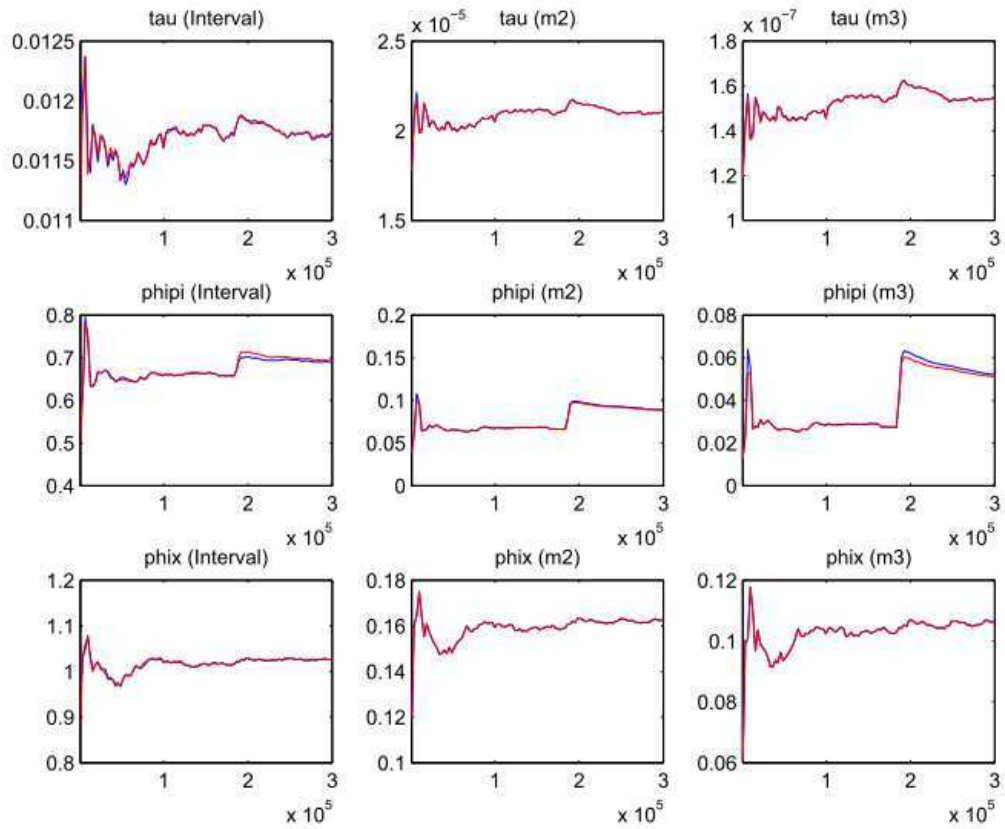


Figura 60: “MCMC Univariate Diagnostics”-II

La figura 60 riporta i grafici della convergenza dei parametri  $\sigma_*$  (SE\_estar),  $k$  e  $h$ .

Anche qui si nota la convergenza per i singoli parametri.



**Figura 61: “MCMC Univariate Diagnostics”-III**

La figura 61 contiene i grafici delle convergenze per i parametri  $\tau$  (tau),  $\phi_\pi$  (phi\_pi),  $\phi_x$  (phix).

Per tutti e tre questi parametri si ha la convergenza.

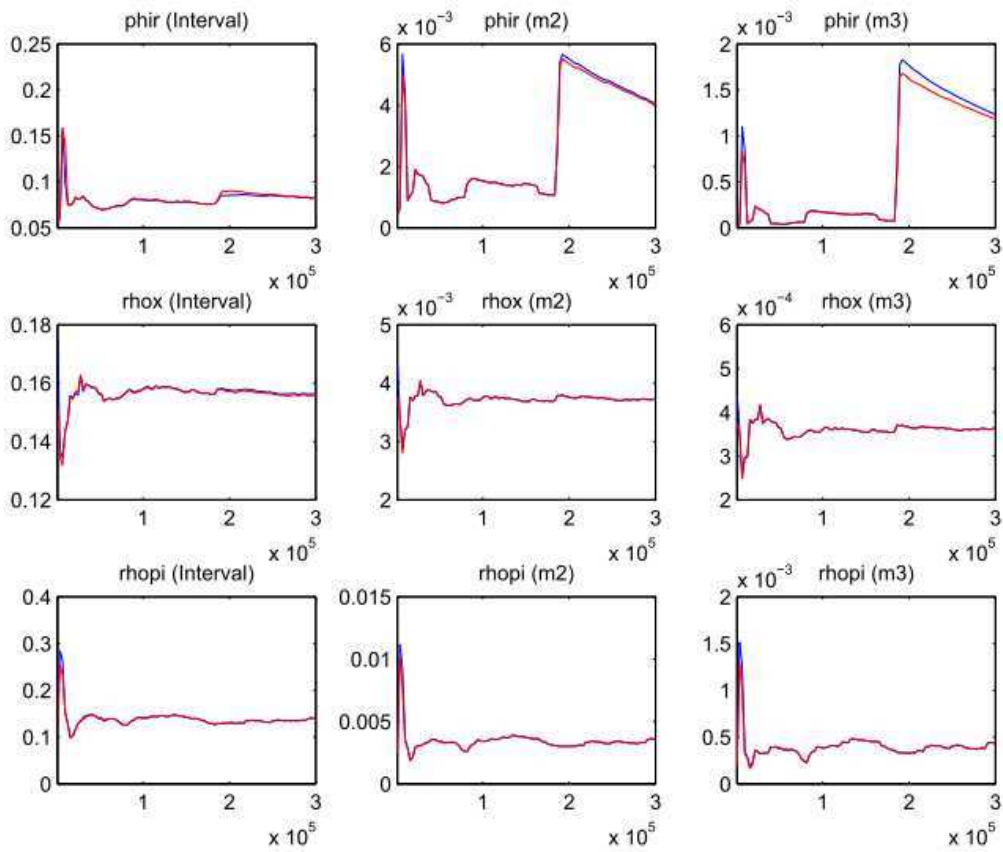
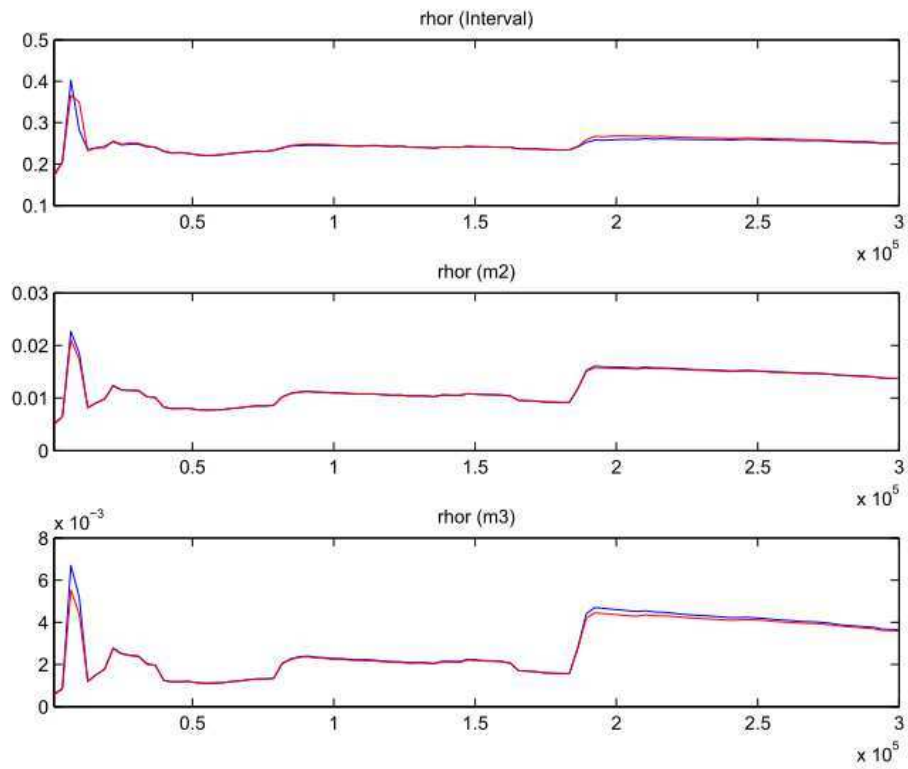


Figura 62: “MCMC Univariate Diagnostics”-IV

La figura 62 ci restituisce i grafici della convergenza dei parametri  $\phi_R$  (phir),  $\rho_x$  (rhox),  $\rho_\pi$  (rho\_pi).

Tutte le serie convergono.





**Figura 63: “MCMC Univariate Diagnostics”-V**

In questa figura si riporta il grafico della convergenza del parametro  $\rho_R$  (rhorr) e anche questo converge.

### *D. Output processo di stima*

Come precedentemente descritto la stima della densità a posteriori con Dynare avviene in due passi. Al primo passo si ottiene la moda della distribuzione a posteriori. Al secondo passo si ha anche la media a posteriori e l'intervallo di credibilità al 90%.

Riportiamo di seguito gli output veri e propri del processo di stima dei due passi.

#### RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION

##### parameters

	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
k	0.100	0.0484	0.0104	4.6557	gamm	0.0250
h	0.500	0.0470	0.0328	1.4326	beta	0.2000
tau	0.080	0.0747	0.0046	16.3910	gamm	0.0050
phipi	1.700	1.6857	0.2584	6.5246	norm	0.3000
phix	0.300	1.5136	0.3838	3.9440	gamm	0.2000
phir	0.750	0.8427	0.0264	31.8827	beta	0.1000
rhox	0.500	0.3636	0.0602	6.0409	beta	0.2850
rhopi	0.500	0.0038	0.0191	0.1992	beta	0.2850
rhorr	0.500	0.3799	0.0841	4.5151	beta	0.2850

##### standard deviation of shocks

	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
ex	0.500	0.3698	0.0235	15.7226	gamm	0.2000
epi	0.500	0.7741	0.0584	13.2535	gamm	0.2000
er	0.500	0.8820	0.0432	20.4309	gamm	0.2000
estar	0.500	0.4905	0.0235	20.8415	gamm	0.0250

Log data density [Laplace approximation] is -790.078531.

Del primo "step" di stima noi consideriamo di nostro interesse solo la moda; come vediamo però Dynare fornisce anche la media a priori (prior mean), la distribuzione a

priori (prior), la deviazione standard (pstdev) da noi assegnata nel file.mod, la statistica t (t-stat), e la rispettiva deviazione standard (s.d).

Come già spiegato la statistica t non è riconducibile alla statistica t classica poiché si riferisce ad una densità a posteriori e non ad una verosimiglianza intesa nel senso classico. Non è dunque affidabile per valutare la significatività dei parametri.

#### ESTIMATION RESULTS

Log data density is -789.225440.

##### parameters

	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
k	0.100	0.0517	0.0334	0.0694	gamm	0.0250
h	0.500	0.0642	0.0089	0.1143	beta	0.2000
tau	0.080	0.0747	0.0670	0.0821	gamm	0.0050
phipi	1.700	1.6839	1.2532	2.1615	norm	0.3000
phix	0.300	1.6335	0.9844	2.3039	gamm	0.2000
phir	0.750	0.8263	0.7804	0.8862	beta	0.1000
rhox	0.500	0.3633	0.2649	0.4641	beta	0.2850
rhopi	0.500	0.0674	0.0000	0.1485	beta	0.2850
rhorr	0.500	0.4161	0.2423	0.5767	beta	0.2850

##### standard deviation of shocks

	prior mean	post. mean	conf. interval		prior	pstdev
ex	0.500	0.3662	0.3257	0.4049	gamm	0.2000
epi	0.500	0.7485	0.6483	0.8526	gamm	0.2000
er	0.500	0.8968	0.8206	0.9707	gamm	0.2000
estar	0.500	0.4910	0.4526	0.5298	gamm	0.0250

Del secondo “step” di stima sono di nostro interesse la media a posteriori (post. mean) e l’intervallo di credibilità al 90% (conf. interval). Dynare ci restituisce anche la media a priori, la distribuzioni a priori e la deviazione standard da noi inserite nel file.mod.





## *Bibliografia*

- ADJEMIAN S., JUILLARD M., MIHOUBI F. PERENDIA G., VILLEMONT S. (2009): Dynare Manual Version 4.0.4, <http://www.dynare.org/documentation-and-support/manual/manual.pdf/view> .
- AN S., SCHORFHEIDE F. (2007): “Bayesian Analysis of DSGE Models”, *Econometric Review*, 26, pp. 113-172.
- BROOKS S. P., GELMAN A. (1998): “General Methods for Monitoring Convergence of Iterative Simulations”, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol. 7, No. 4, pp. 434-455.
- CANOVA F. (2009): “What Explains the Great Moderation in the U.S.? A Structural Analysis”, *Journal of the European Economic Association*, 7(4), pp. 697-721.
- CANOVA F. (2007): “Method for Applied Macroeconomic Research”, Princeton University Press, Princeton, New Jersey.
- CASTELNUOVO E. (2010): “What does a Monetary Policy Shock Do? An International Analysis with Multiple Filters”, Università di Padova, mimeo.
- CASTELNUOVO E. (2012): “Fitting U.S. Trend Inflation: A Rolling-Window Approach”, in preparazione per *Advances in Econometrics: DSGE Models in Macroeconomics - Estimation, Evaluation, and New Developments*, vol. 28, Editors: Nathan Balke, Fabio Canova, Fabio Milani, and Mark Wynne.
- CASTELNUOVO E., L. GRECO, and D. RAGGI (2011): “Policy Rules, Regime Switches, and Trend Inflation: An Empirical Investigation for the U.S”, Università di Padova, mimeo.

- COIBON T. and A. GORODNICHENKO (2011): “Trend Inflation, Indexation, and Inflation Persistence in the New Keynesian Phillips Curve”, *American Economic Review*, 98(5), pp. 2101-2126.
- COGLEY T. and T. SARGENT (2005b): “The Consequent of U.S. Inflation: Learning and Robustness to model Uncertainty”, *Review of Economic Dynamics*, 8, pp. 528-563.
- COGLEY T., PRIMICERI G. E., SARGENT T. (2010): “Inflation-Gap Persistence in the U.S.”, *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2(1), pp. 43-69.
- GELMAN A., RUBIN D. B. (1992): “Inference from Iterative Simulation Using Multiple Sequences”, *Statistical Science*, 7(4), pp.457-472.
- IRELAND P. (2007): “Changes in Federal Reserve’s Inflation Target: Causes and Consequences”, *Journal of Money, credit and Banking*, 39(8), pp. 1851-1882.
- KOZICKI S. and P. TINSLEY (2009): “Perhaps the 1970s FOMC (Federal Open Market Committee) did what it said it did”, *Journal of Monetary Economics*, 56(6), pp. 842-855.
- SARGENT T., N. WILLIAMS and T. ZHA (2006): “Shocks and Government Beliefs: The Rise and Fall of American Inflation”, *American Economic Review*, 96(4), pp. 1193-1224.







# *Ringraziamenti*

*Con questa tesi concludo il mio percorso di studi e segno l'inizio di una nuova fase della mia vita. Mi sembra giusto ringraziare le persone che più mi sono state vicine in questi anni a cominciare dalla mia famiglia senza la quale non avrei potuto affrontare questi anni di studio, è grazie a loro se ora mi si può chiamare Dottoressa.*

*Un grazie è dedicato anche a mia zia Francesca che mi ha sempre ascoltato quando avevo bisogno di sfogarmi e che mi è stata vicina e mi ha aiutato a superare un momento difficile.*

*A mia sorella Giovanna, l'unica persona al mondo che può dire di sapere tutto di me, sempre presente in ogni momento della mia vita e sempre pronta ad aiutarmi per qualsiasi mio problema, per fortuna esiste ed è mia sorella.*

*A Gloria, mia grandissima amica e compagna di squadra, che riflette il modello di ragazza che si dovrebbe imitare, sempre solare e divertente in grado di far trascorre bei momenti a tutti quelli che la conoscono, in particolare a me.*

*A Luca, il mio migliore amico, che ascolta sempre le mie più inutili preoccupazioni senza dirmi che sono stupide, che mi ha aiutata nelle mie innumerevoli lacune universitarie, che pensa sempre a me prima che a lui, che mi dimostra sempre di volermi bene.*

*A Silvia che ho conosciuto in questi anni e che mi ha regalato un sacco di bei momenti, lei sa sempre cosa dire per tirarmi su il morale e capisce sempre il senso delle mie paranoie sapendo come farcele superare e come farmi tornare il sorriso.*

*Ringrazio tutti i miei amici, troppi da nominare, che mi fanno divertire in ogni momento e che danno un senso alla mia vita; tutte le mie compagne di squadra perché è anche per loro che amo la pallavolo, dalle ragazze che ho conosciuto da bambina che sono cresciute con me e che ora è un piacere rivedere, alle nuove giocatrici che sono entrate in squadra quest'anno, e un ringraziamento particolare va*

*a Valentina che sono sicura mi sta sempre vicina e che un giorno sarò contenta di rivedere.*

*Grazie ai miei compagni di facoltà che hanno reso piacevoli questi anni di studio, specialmente Chiara, ci siamo sempre preparate insieme per affrontare tutti gli esami e insieme concludiamo questo nostro percorso.*

*Infine, ma certamente non meno importante, un grazie di cuore al mio relatore, il professore Castelnuovo Efrem, disponibile in ogni momento per risolvere ogni mio problema e aiutarmi in ogni mio dubbio nello svolgimento dell'analisi oggetto di questa tesi.*

**UN GRAZIE SINCERO A TUTTI.**