

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



Rilevanza della misurazione dell'inflazione per lo
studio del ciclo economico statunitense

Relatore: Prof. Efrem Castelnuovo
Dipartimento di Scienze Economiche

Laureanda: Chiara Rango

Anno Accademico 2011/2012

Indice

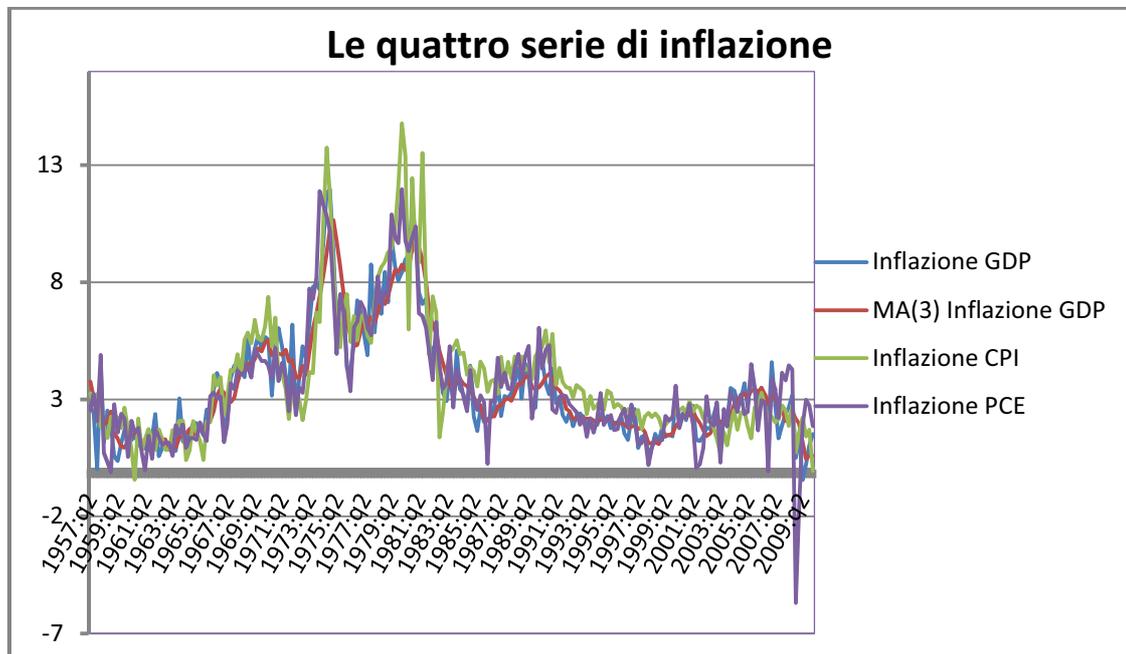
Introduzione	5
Capitolo 1	7
1.1 Il modello DSGE	7
1.2 La stima Bayesiana.....	8
1.3 Passi del processo di stima.....	9
1.4 Vantaggi della stima Bayesiana.....	10
Capitolo 2	13
2.1 Il modello	13
2.2 Versione empirica del modello	15
2.3 I dati	16
2.4 Analisi empirica	21
2.5 Le distribuzioni a priori	22
Capitolo 3	25
3.1 Convergenza dei modelli	25
3.2 La stima delle densità a posteriori.....	31
3.3 Funzioni di risposta d'impulso.....	43
3.4 La decomposizione della varianza.....	49
Capitolo 4	55
4.1 L'utilizzo di filtri multipli	55
4.2 Equazioni di misura e densità a priori	56
4.3 Convergenza del modello e stima della densità a posteriori.....	57
4.4 Funzioni di risposta d'impulso e decomposizione della varianza.....	61
Conclusioni	71
Appendice	75
A1 Introduzione a Dynare.....	75
A2 Comandi.....	76
A3 Convergenza univariata.....	78

A4 Output primo passo del processo di stima.....	83
Bibliografia	87
Ringraziamenti.....	91

Introduzione

Questa tesi studia un modello Neo-Keynesiano del ciclo economico statunitense del periodo 1957-2010 al fine di identificare il ruolo giocato dalla politica monetaria e dagli shock macroeconomici quali, quello all'inflazione, all'output gap, al tasso di interesse nominale e al target inflazionistico, nel determinare la volatilità dell'inflazione e del ciclo economico.

La novità di questo lavoro sta nel fatto che si utilizzano quattro serie d'inflazione, che qui di seguito vengono rappresentate e confrontate tra loro.



L'inflazione non è altro che l'innalzamento del livello generale dei prezzi provocato da una inaspettata crescita della domanda di mercato a cui non segue una pari crescita della produzione (inflazione da moneta); può anche essere causata da un incremento della quantità di moneta (inflazione monetaria), da un aumento generalizzato dei costi dei fattori produttivi e delle materie prime energetiche (inflazione da costi) e dalla stessa aspettativa di crescita futura dei prezzi. Dal grafico si evince come la serie dell'inflazione più stabile sia quella rappresentata dalla linea rossa ovvero la media mobile del deflatore del PIL (qui indicato come "GDP"), mentre le altre tre serie presentano più variabilità nell'arco di tutto il periodo preso in considerazione. Infatti studiando la

varianza del modello DSGE analizzato con tutte le serie dell'inflazione si noterà come questo tipo di inflazione abbia un ruolo fondamentale nella decomposizione della varianza del modello ottenuto.

L'obiettivo di questa tesi è quello di valutare il ruolo giocato da differenti misure di inflazione nel determinare quali shock macroeconomici hanno guidato la volatilità macroeconomica statunitense. Il modello utilizzato nella tesi è stato proposto da Cogley, Primiceri e Sargent (2010). Tale modello DSGE verrà stimato con tecniche Bayesiane. In particolare, all'inizio dell'analisi si stimano quattro modelli ognuno con una serie di inflazione e si cercano di confrontare tra loro i risultati ottenuti. In seguito verrà poi stimato un modello utilizzando congiuntamente tutte le serie d'inflazione sopra citate, ispirandosi al lavoro di Canova e Ferroni (2012) (per applicazioni si veda Castelnovo 2011, 2012). Tale approccio detto a "filtri multipli" ha 3 vantaggi: primo, non richiede forti a priori sulle serie da utilizzare (in questo caso serie di inflazione); secondo, permette di usare dati ciclici calcolati con filtri che hanno diverse caratteristiche; terzo, auspicabilmente riduce l'impatto degli errori di misura riguardante l'inflazione vista come variabile latente.

La struttura della tesi è la seguente.

Nel primo capitolo si spiega cosa sono i modelli DSGE, perché viene scelto questo tipo di modello al posto di altri già utilizzati in precedenti lavori e si spiega inoltre il metodo Bayesiano usato. Nel capitolo secondo si descrive il modello DSGE utilizzato, i dati usati e le distribuzioni a priori scelte. Il terzo capitolo presenta l'analisi Bayesiana vera e propria dei quattro modelli con le singole serie d'inflazione; ne vengono riportate le convergenze, i risultati del processo di stima, la densità a posteriori, le funzioni di risposta d'impulso e le decomposizioni della varianza. Nel capitolo quattro si affronta l'analisi con filtri multipli, e in più si fanno dei controlli di robustezza relativi all'analisi della decomposizione della varianza. L'ultima parte presenta invece le conclusioni a cui si è giunti tramite questo lavoro.

Capitolo 1

1.1 Il modello DSGE

I modelli DSGE (Dynamic Stochastic General Equilibrium) sono stati molto usati dai macroeconomisti negli ultimi 30 anni; questa metodologia cerca di spiegare gli aggregati economici come la crescita economica, il ciclo economico e gli effetti della politica monetaria e fiscale sulla base di modelli macroeconomici derivati da principi microeconomici. Una delle ragioni principali per cui i macroeconomisti cercano di costruire modelli microfondati è che, a differenza di molti modelli previsivi macroeconomici tradizionali, quali SEM o VAR, i modelli microfondati non sono vulnerabili alla critica di Lucas, secondo cui è logicamente insensato cercare di prevedere gli effetti di un cambiamento di politica economica interamente sulla base di correlazioni passate osservate sulle variabili, come trattato nel lavoro di Lubik e Surico (2008). La critica di Lucas si basa sull'assunto che dato che i parametri di questi modelli non sono strutturali, nel caso la politica cambi, anche quest'ultimi dovrebbero adeguarsi a tale movimento. I modelli DSGE riescono a superare quest'ostacolo proprio perché sono basati sulle preferenze (ciò che gli agenti vogliono), sulla tecnologia (ciò che gli agenti possono produrre) e sulle istituzioni (il modo in cui interagiscono) e così possono prevedere cos'è attualmente prodotto, trattato, consumato e come queste variabili evolvono nel tempo in risposta a vari shock.

I modelli DSGE sono dinamici in quanto studiano come l'economia evolve nel tempo; in più sono anche stocastici in quanto prendono in considerazione che l'economia è affetta da shock casuali come cambiamenti tecnologici, fluttuazioni del prezzo del petrolio o cambiamenti nel modo di fare politica da parte dei macroeconomisti.

Lo scopo dei modelli DSGE è quello di descrivere l'economia nel suo insieme tentando di analizzare l'interazione di molte decisioni microeconomiche, quali consumo, investimenti, lavoro aggiuntivo e richiesta di lavoro. Il modello si caratterizza di tre tipi di agenti economici: famiglie, imprese e governi o banche centrali. Le famiglie decidono quanto consumare, quanto investire, quanto lavoro e a quale stipendio; le aziende

utilizzano i lavoratori e il capitale e decidono quanto produrre e a quale prezzo vendere i loro prodotti.

1.2 La stima Bayesiana

Il metodo utilizzato per risolvere e analizzare questi modelli è la stima Bayesiana, tecnica già usata in lavori precedenti di Villaverde e Ramirez (2001) e di An e Schorfheide (2007). Questo tipo di stima parte da una distribuzione a priori dei parametri di interesse, che combinata con la funzione di verosimiglianza ottenuta dai dati, crea la distribuzione a posteriori.

In generale, mentre la statistica frequentista crede che i parametri di una popolazione abbiano un valore determinato, incognito e privo di una distribuzione di probabilità, la statistica bayesiana parte da una filosofia diametralmente opposta: un parametro, diciamo θ è una variabile random, cioè casuale, e possiede una sua distribuzione di probabilità. Il parametro non è noto, ma la sua distribuzione viene stimata a priori prima di iniziare l'analisi, sulla base delle impressioni soggettive e delle conoscenze pregresse di un fenomeno, prima di raccogliere i dati. Grazie al Teorema di Bayes si possono mettere insieme tutte le conoscenze sul parametro nella distribuzione di probabilità iniziale o a priori $\pi(A)$ con A che rappresenta il nostro modello per cui $\pi(A)$ è contenuto in θ , con θ che è l'insieme dei valori che il parametro θ può assumere.

Quindi si combinano distribuzioni a priori e funzione di verosimiglianza nel Teorema di Bayes per ottenere la distribuzione finale o a posteriori in questo modo: le distribuzioni a priori sono viste come dei pesi della funzione di verosimiglianza e sono descritte dalla funzione di densità $p(\theta | A)$, mentre la funzione di verosimiglianza è descritta da $p(Y_t | \theta, A)$, con Y_t che denota le osservazioni a disposizione.

Con ciò si arriva alla distribuzione a posteriori, che è una distribuzione aggiornata utilizzando le informazioni contenute nei dati e viene calcolata in questo modo:

$$p(\theta | Y_t, A) = \frac{p(Y_t | \theta, A) * p(\theta | A)}{\int_{\theta} p(Y_t | \theta, A) * p(\theta | A) d\theta} \propto p(Y_t | \theta, A) * p(\theta | A) = K(\theta | Y_t, A)$$

dove l'integrale al denominatore rappresenta una costante di normalizzazione e assicura che $\int_{\theta} p(\theta | Y_t, A) d\theta = 1$.

La distribuzione a posteriori è proporzionale al prodotto tra la distribuzione a priori e la funzione di verosimiglianza, cioè alla densità a posteriori non normalizzata, chiamata anche posteriori di Kernel¹. La distribuzione a posteriori rappresenta la distribuzione di probabilità del parametro θ oggetto di interesse, condizionata al risultato dell'esperimento; quindi racchiude tutta l'informazione su θ e fa affidamento ad essa per produrre indicatori sintetici, quali la moda e la media a posteriori, che si andranno ad utilizzare per analizzare meglio il modello.

1.3 Passi del processo di stima

Per la funzione di verosimiglianza si utilizza il filtro di Kalman² grazie a cui si aggiorna automaticamente la verosimiglianza ogni volta che viene aggiunta una nuova osservazione nel modello.

Invece per la distribuzione a posteriori la simulazione avviene attraverso l'algoritmo di Metropolis-Hastings; questa classe di algoritmi è composta da algoritmi universali che generano catene di Markov con distribuzioni stazionarie che corrispondono alle distribuzioni a posteriori di interesse. Questo algoritmo lavora in due passi:

- 1) Nel primo passo cerca la moda della distribuzione a posteriori ovvero il punto più probabile della distribuzione, ottenuta massimizzando la posteriori logaritmica di Kernel, usando metodi numerici.
- 2) Nel secondo passo del processo di stima, l'algoritmo si basa sul fatto che la distribuzione a posteriori nelle code dei parametri sarà asintoticamente normale.

Seguendo An e Schorfheide (2007) l'algoritmo sceglie un punto iniziale θ' , che di solito è rappresentato dalla moda a posteriori, con $\theta' = \theta + \varepsilon$, dove $\varepsilon \sim N(0, \Sigma)$ e Σ è l'inversa della matrice hessiana calcolata in corrispondenza della moda a posteriori. Questo punto θ' viene sorteggiato a caso, tramite questo processo chiamato Random-

¹ Questa è l'equazione fondamentale che permetterà di ricostruire tutti i momenti delle posteriori di interesse. Il trucco sarà stimare la funzione di verosimiglianza con l'aiuto del filtro di Kalman e poi simulare la posteriori di Kernel usando il campionamento o il metodo di Monte Carlo così come il Metropolis Hastings.

² Il filtro di Kalman è un algoritmo ricorsivo per calcolare i momenti del vettore di stato α_t condizionatamente alle osservazioni contenute in $F_t = \{y_1, y_2, \dots, y_t\}$. Data la distribuzione di α_t condizionata a F_{t-1} , all'arrivo della nuova osservazione y_t si vuole aggiornare la distribuzione di α_t condizionata a F_t . Il filtro consiste di due insiemi di equazioni, di previsione e di aggiornamento.

Walk Metropolis-Hastings e solitamente si sceglie un numero di estrazioni piuttosto alto, di cui una parte viene poi eliminata, al fine di far convergere alla distribuzione ergodica della posteriori. Nel caso in esame si sceglie di fare 500.000 estrazioni e successivamente se ne elimina la prima metà.

Per decidere se accettare o no il punto scelto si utilizza il tasso di accettazione: $r = \frac{p(\theta'|Y_t)}{p(\theta|Y_t)}$ e lo si confronta con un punto u , realizzazione da una $U(0,1)$. Se $r > u$ allora θ' viene accettato; in caso contrario si rifiuta che sia una realizzazione di u .

Questo procedimento deve essere ripetuto un numero sufficientemente alto di volte in modo da ottenere una quantità elevata di punti θ' accettati e sarà da questi che si otterrà la distribuzione a posteriori.

Una cosa da notare è che in questo meccanismo un ruolo importante è giocato da Σ , anzi più precisamente dal fattore di scala c posto davanti a esso, cioè $\varepsilon \sim N(0, c\Sigma)$, perché tanto più c è piccolo, tanto più r sarà elevato e viceversa. Inoltre questa matrice di varianza e covarianza del termine d'errore è aggiustata in modo da ottenere un tasso di accettazione di valori compreso tra il 23% e il 40%. Si sceglie questo intervallo di accettazione per evitare di cadere in due casi estremi: quello di accettare sempre o di rifiutare sempre. Infatti, se accettassimo sempre, perderemmo probabilmente troppo tempo sulle code e quindi rifiutiamo un po' sulle code per accettare di più nella parte centrale della distribuzione. Nel caso opposto, ovvero quello di rifiutare sempre, si riuscirebbe solo a trovare la moda della distribuzione a posteriori ma non si sarebbe in grado di disegnare il resto della distribuzione che invece dovrebbe essere l'obiettivo di questo metodo di simulazione.

1.4 Vantaggi della stima Bayesiana

Negli ultimi anni tecniche di valutazione e stima Bayesiana stanno diventando sempre più frequenti per lavori empirici con modelli DSGE. Ci si è focalizzati su metodi che sono stati costruiti attorno alla funzione di verosimiglianza derivata dal modello DSGE. L'analisi econometrica deve far fronte a parecchi cambiamenti, inclusi la potenziale mal specificazione di modelli e problemi di identificazione; quindi la struttura Bayesiana deve rivolgersi a questi cambiamenti. Numerose procedure econometriche formali e informali sono state proposte per parametrizzare e valutare modelli DSGE,

partendo dalla calibrazione con Kydland e Prescott (1982), dalla stima dei metodi generalizzati dei momenti (GMM) delle relazioni di equilibrio con Christiano e Eichenbaum (1992), dalla stima della minima distanza basata sulla discrepanza tra funzioni di risposta d'impulso di modelli VAR e DSGE come in Rotemberg e Woodford (1997) e Christiano, Eichenbaum e Evans (2005), alla stima di piena informazione basata sulla verosimiglianza come in Altug (1989), McGrattan (1994), Leeper e Sims (1994), e Kim (2000).

Ci sono moltissimi vantaggi nella stima del modello DSGE con metodi Bayesiani.

Primo, la stima Bayesiana si adatta completamente al modello DSGE, in maniera opposta alla stima GMM (stima di verosimiglianza generalizzata) che è basata su particolari relazioni di equilibrio come l'equazione di Eulero nel consumo. Allo stesso modo, la stima nel caso Bayesiano è basata sulla verosimiglianza generata dal sistema DSGE, piuttosto che dalla discrepanza tra i momenti generati con un VAR e quelli calcolati, data una certa calibrazione dei parametri strutturali, con il modello DSGE ("inferenza indiretta"). Naturalmente, se il modello è interamente mal specificato, stimarlo usando tecniche Bayesiane potrebbe essere uno svantaggio.

Secondo, le tecniche Bayesiane permettono anche di considerare le distribuzioni a priori come pesi nel processo di stima in modo che si eviti che la distribuzione a posteriori sia uguale alla verosimiglianza, ovvero si verifichino dei picchi enormi in corrispondenza dei picchi che si sono realizzati nella verosimiglianza. Infatti, data la natura stilizzata e spesso mal specificata dei modelli DSGE, la funzione di verosimiglianza molte volte ha picchi in regioni dello spazio dei parametri che si trovano in contraddizione con le osservazioni comuni, dando luogo al "dilemma delle stime di parametri assurde". Le priori possono essere utilizzate per incorporare informazioni che non sono contenute nella stima del parametro in oggetto e dato che quest'ultime sono sempre soggette a possibile revisione, il divario tra distribuzioni a priori e posteriori può essere un indicatore della tensione tra differenti risorse di informazione.

Terzo, l'inclusione delle distribuzioni a priori aiuta anche il problema di identificazione dei parametri. Sfortunatamente, quando si stima un modello, il problema di identificazione spesso emerge. Questo tipo di problema può diventare sempre più grande a causa di una mancanza di osservazioni informative o addirittura può essere dovuto a un modello di probabilità che implica che valori differenti di parametri

strutturali portino alla stessa distribuzione congiunta per le osservabili. Le funzioni di verosimiglianza di alcuni modelli possono avere diversi tipi di rigidità, che possono causare problemi a procedure di ottimizzazione numerica. In particolare, si pone un problema quando la distribuzione a posteriori è piatta su un sottospazio di valori di parametri; allora una distribuzione a priori abbastanza informativa può aggiungere curvatura alla superficie di densità della posteriori facilitando procedure di massimizzazione numerica. Mentre, all'inizio, erano ottenuti in modi diversi, ad esempio, si pensava che dovessero riflettere forti credenze che si era arrivati ad ottenere sulla validità delle teorie economiche, ora invece la maggior parte delle distribuzioni a priori sono basate sulle osservazioni.

Quarto, la stima Bayesiana si rivolge esplicitamente alla mal specificazione del modello includendo shock, che possono essere interpretati come errori di osservazione, nelle equazioni strutturali. Infatti un problema di mal specificazione è ritenuto essere la singolarità della matrice di covarianza degli shock, che è un ostacolo per la stima della funzione di verosimiglianza. Per risolvere questo tipo di problema basta considerare un numero di shock strutturali pari al numero di osservabili a cui il modello DSGE viene adattato.

Quinto, la stima Bayesiana conduce naturalmente al confronto tra modelli basati sull'adattamento. Infatti, la distribuzione a posteriori corrispondente a modelli competitivi può essere facilmente usata per determinare quale modello si adegua nel miglior modo ai dati.

Capitolo 2

2.1 Il modello

Il modello economico utilizzato è caratterizzato da vari agenti quali le famiglie, le imprese monopolisticamente competitive e il governo o banca centrale. Le famiglie massimizzano

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

sotto il 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 rappresentano le obbligazioni del governo, T_t sta per le tasse, R_t è il tasso d'interesse nominale lordo e Π_t rappresenta i profitti che le imprese pagano ai lavoratori per il loro lavoro. C_t è un aggregato di diversi beni di consumo e risulta ben rappresentato dalla seguente equazione

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

$P_t(i)$ è l'indice di prezzo, $L_t(i)$ denota il lavoro di tipo i che è usato per produrre differenti beni i , $W_t(i)$ è il salario nominale corrispondente. I coefficienti δ , h e v fissano rispettivamente δ il fattore di sconto, h i gradi di formazione interna abituale, cioè ogni consumatore guarda solo a se stesso e non considera gli altri consumatori nel formare le abitudini e v l'elasticità inversa di Frisch al lavoro di riserva, invece E_t rappresenta le aspettative razionali al tempo t . Infine b_t e θ_t sono shock esogeni che seguono processi stocastici quali,

$$\begin{aligned} \log b_t &= \rho_b \log b_{t-1} + \varepsilon_{b,t} \\ \log \theta_t &= (1 - \rho_\theta) \log \theta + \rho_\theta \log \theta_{t-1} + \varepsilon_{\theta,t} \end{aligned}$$

La variabile casuale b_t è uno shock di preferenza intertemporale che disturba il fattore di sconto e θ_t può essere interpretato come uno shock che esprime l'aumento dei prezzi desiderato dalle imprese.

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

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

in cui $Y_t(i)$ sta per la produzione del bene i , invece A_t rappresenta l'aggregato di produttività del lavoro. Si considera A_t come un processo stazionario in logaritmi.

Una frazione ξ delle imprese non possono riottimizzare in ogni momento i propri prezzi, quindi, quando possono, muovono i prezzi in funzione dei costi marginali correnti e futuri attesi. Mentre le aziende che sono in grado di riottimizzare, scelgono 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 π è il tasso lordo di inflazione e λ_{t+s} è l'utilità marginale del consumo.

Le autorità monetarie fissano i tassi di interesse nominali di breve periodo in accordo con la regola di Taylor,

$$\frac{R_t}{R} = \left(\frac{R_{t-1}}{R} \right)^{\rho_R} \left[\left(\frac{\pi_{4,t}}{\pi_t^{*4}} \right)^{\frac{\phi\pi}{4}} \left(\frac{Y_t}{Y_t^*} \right)^{\phi_Y} \right]^{1-\rho_R} e^{\varepsilon_{R,t}}$$

La banca centrale liscia i tassi d'interesse e replica i due gap, la deviazione dell'inflazione annuale ($\pi_{4,t}$) dal target di inflazione che varia col tempo e la differenza tra output e il suo livello di prezzo flessibile. R è il valore steady-state per il tasso d'interesse nominale lordo e $\varepsilon_{R,t}$ è lo shock di politica monetaria che è assunto essere *iid*.

Seguendo Peter N. Ireland (2007), si modella il target di inflazione π^* come un processo casuale esogeno

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

Ci sono molte ragioni per cui il target di inflazione della Banca Centrale potrebbe variare nel tempo. In questo caso il modello in forma ridotta può essere interpretato come derivante da un processo di apprendimento da parte della Banca Centrale che aggiusta il proprio target quando conosce la struttura dell'economia. Si considera che la

Banca Centrale abbia dichiarato un target inflazionistico di lungo periodo del 2%, anche se essa può convenientemente muoverlo nel tempo a seconda di ciò che apprende dall'economia. Per esempio, Cogley e Sargent (2005b), Primiceri (2006), e Sargent, Williams e Zha (2006) ipotizzano che il ruolo giocato dal processo di apprendimento della struttura dell'economia da parte della Fed (Federal Reserve Bank) possa aver contribuito a formare movimenti di bassa frequenza nell'inflazione.

2.2 Versione empirica del modello

Il modello DSGE lavora con la seguente struttura del ciclo economico Neo-Keynesiano:

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

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

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

$$\pi_t^* = \rho_* \pi_{t-1}^* + \eta_t^{\pi^*} \quad \eta_t^{\pi^*} \sim WN \quad (4)$$

$$\varepsilon_t^j = \rho_j \varepsilon_{t-1}^j + \eta_t^j \quad j \in \{\pi, x, R\} \quad (5)$$

L'equazione (1) rappresenta la curva di Phillips delle aspettative Neo-Keynesiane (NKPC) in cui π_t sta per il tasso d'inflazione, β è il fattore di sconto, x_t identifica l'output gap, il cui impatto sull'inflazione corrente è influenzato dal parametro di pendenza λ e ε_t^π è interpretato come shock all'inflazione, o cambiamento d'offerta.

L'equazione IS (2) è ottenuta log-linearizzando l'equazione di Eulero per quanto riguarda il consumo. Le fluttuazioni dell'output sono influenzate da valori attesi e valori passati, quali le aspettative sulle future realizzazioni dell'output gap e il tasso d'interesse reale ex-ante; questi sono pesati dal parametro γ che cattura le aspettative sull'output gap, ovvero la formazione delle abitudini dell'agente rappresentativo, dal parametro $(1 - \gamma)$ per quanto riguarda l'output gap passato e δ è l'elasticità intertemporale di sostituzione che rappresenta l'influenza del tasso d'interesse reale ex-ante sul consumo. Il termine d'errore ε_t^x è lo shock alle abitudini dei consumatori o shock fiscale. Comunque la formazione delle abitudini da parte dell'agente offre una ragione molto valida per la presenza dell'output gap ritardato nell'equazione di Eulero.

L'equazione (3) rappresenta la regola di Taylor che cattura le reazioni a movimenti nell'inflazione e nell'output gap da parte delle autorità di politica monetaria. Inoltre il

problema decisionale di politica monetaria che riguarda il passato (R_{t-1}) e il suo impatto è catturato dal parametro di interest rate smoothing ϕ_R come in Clarida, Gali e Gertler (2000). Lo shock di politica monetaria ε_t^R permette un'evoluzione stocastica del processo di politica monetaria.

L'evoluzione del target inflazionistico – formalizzato nell'equazione (4) – è racchiuso nel parametro autoregressivo ρ_* ; questa assunzione è presente anche in studi precedenti quali, Cogley e Sargent (2005), Ireland (2007), Woodford (2003) e Cogley, Primiceri e Sargent (2010). Il processo dell'errore $\eta_t^{\pi^*}$ è assunto essere white noise e dovrebbe catturare la componente di bassa frequenza del tasso d'inflazione che è probabile essere sensibile ad approssimazioni del target che varia nel tempo. Mentre nell'equazione (5) sono rappresentate le innovazioni degli altri processi.

2.3 I dati

I dati che vengono utilizzati nell'indagine sono dati trimestrali statunitensi che vanno dal secondo trimestre del 1957 al primo trimestre del 2010. Quindi il campione tocca due fasi importanti della storia dell'economia degli Stati Uniti, quali il periodo definito della "Grande inflazione" e il periodo seguente denominato la "Grande Moderazione".

La "Grande Inflazione" è il lasso di tempo che comprende i due shock petroliferi avvenuti intorno al 1973 e 1975, in cui sembra verificarsi una maggiore volatilità; mentre il periodo della "Grande Moderazione" è caratterizzato da una volatilità minore, infatti è il periodo in cui il sistema economico è più stabile, c'è maggiore persistenza.

Per giustificare questo cambiamento i macroeconomisti sostengono due teorie economiche principali: "Good Policy", in cui sembra che i banchieri centrali siano maggiormente abili nel gestire la politica monetaria e "Good Luck" ovvero il periodo in cui c'è una diminuzione della volatilità, che è il periodo in cui si verifica la "Grande Moderazione".

Per l'analisi si hanno a disposizione due serie quali, l'output gap e il tasso d'interesse nominale e quattro tipi di inflazione, ovvero l'inflazione calcolata come il deflatore del PIL, la media mobile (3) del deflatore del PIL, l'inflazione CPI "core", che è un tipo di inflazione senza prezzi relativi a beni come cibo ed energia, che sono indicatori

abbastanza volatili e l'inflazione PCE ovvero l'inflazione relativa alle spese in beni di consumo.

Ci si concentra quindi sui grafici delle singole serie.

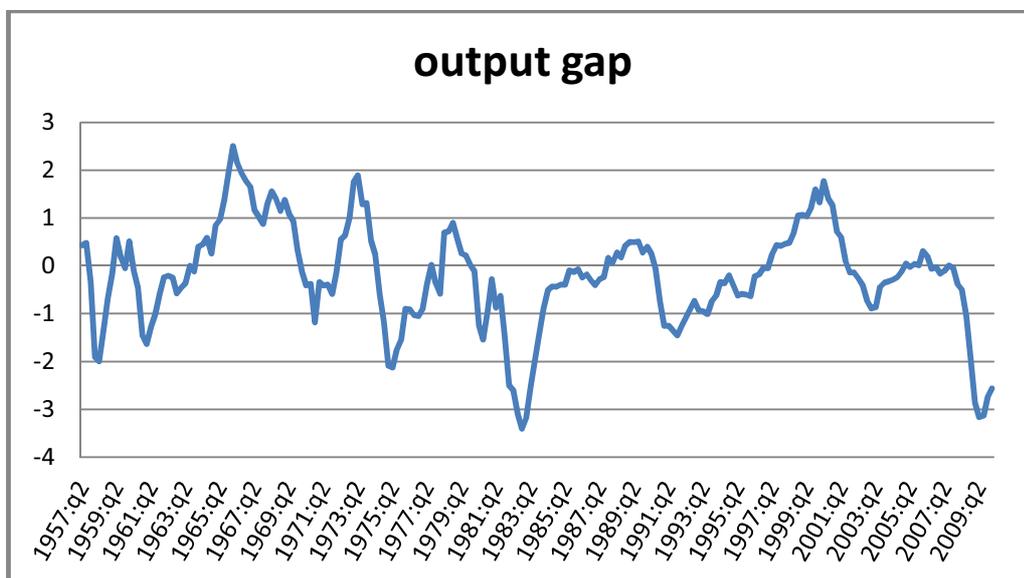


Figura 2: output gap

Il grafico dell'output gap mostra come la serie sia piuttosto variabile tra gli anni che partono dal 1957 e arrivano fino al 1985 per poi andarsi a stabilizzare fino a quando intorno al 2007 non si può notare un altro picco verso il basso, proprio a causa della crisi economica che sta caratterizzando gli ultimi anni.



Figura 3 : tasso d'interesse nominale a breve termine

Questa serie rappresenta il tasso nominale a breve termine e si può notare come il picco maggiore sia in corrispondenza dei primi anni '80. Questo tasso è stato tratto dal Board of Governors of the Federal Reserve System e mostra come effettivamente negli ultimi anni sotto analisi il tasso sia repentinamente calato fino a toccare lo 0.13% per il primo trimestre del 2010. In più si hanno i due picchi più significativi nei due periodi seguenti: tra gli anni 1973 e 1974 per il primo che arriva a toccare il 12,09% e il secondo si verifica tra gli anni 1979 e 1982 in cui il tasso d'interesse nominale sfiora il 18%. Questi due periodi sono la risposta alle due crisi petrolifere verificatesi nel 1973 e 1975.

Ora si passano ad analizzare le quattro diverse serie di inflazione considerate nell'analisi.

La prima presa in considerazione è l'inflazione calcolata come deflatore del PIL.

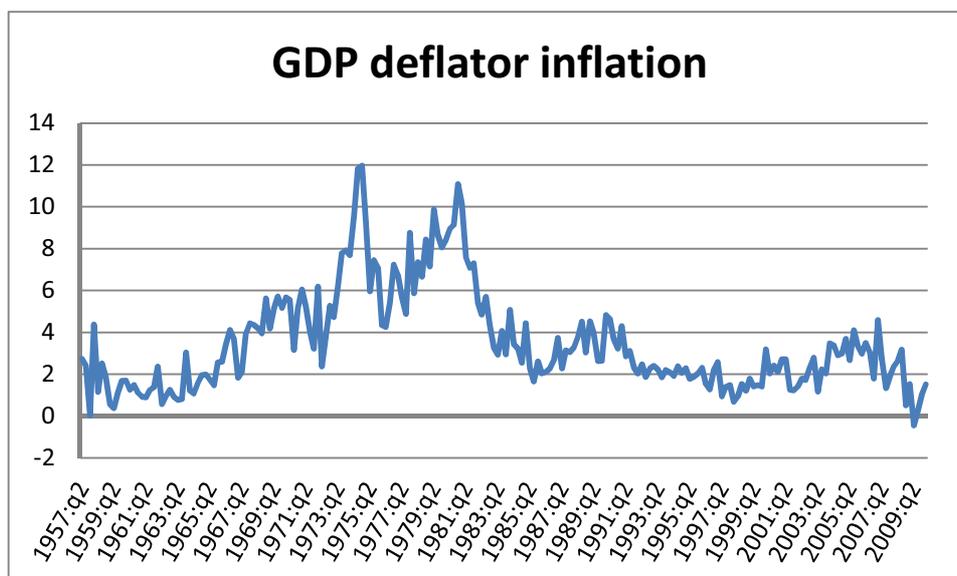


Figura 4 : inflazione GDP

Il deflatore del PIL (GDP) è una misura del livello di prezzi di tutti i beni e servizi finali prodotti nell'economia statunitense. GDP sta per Gross Domestic Product ovvero il valore totale di tutti i beni e servizi finali prodotti in una certa economia durante un periodo specifico. Questo deflatore del PIL è calcolato come il rapporto tra il GDP nominale e quello reale. La formula che viene utilizzata è $400 * [(P_t - P_{t-1})/P_{t-1}]$, in cui P_t è l'indice dei prezzi al consumo mentre il fattore 400 è dovuto al fatto che tale tasso viene annualizzato (*4) e viene successivamente calcolato come percentuale

(*100). Dalla Figura 3 si può notare come la variabilità maggiore sia nel periodo definito la “Grande Inflazione”, in cui l’inflazione tocca il 12%, mentre nel restante periodo l’inflazione sta in un range che varia dal -0.5% al 5.8%.

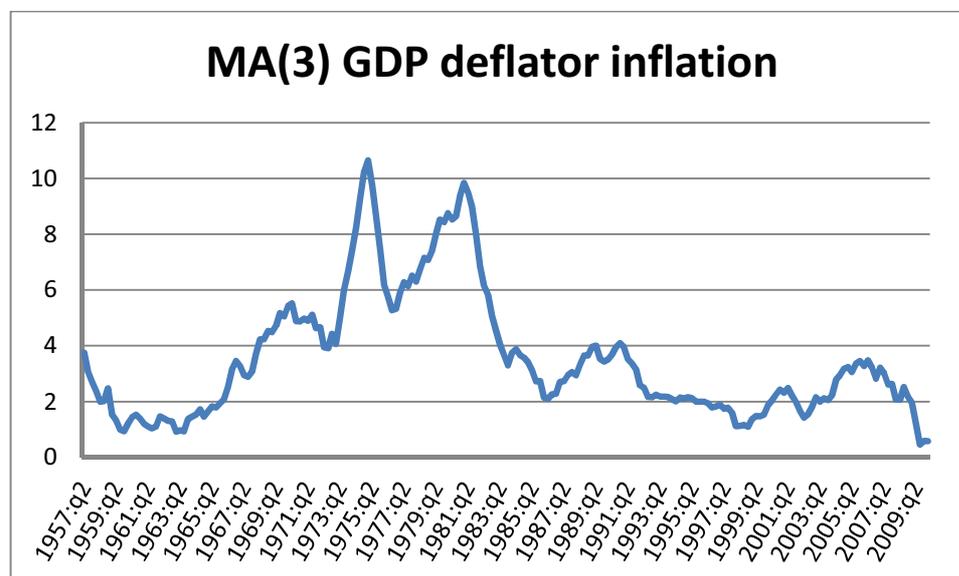


Figura 5 : MA(3)dell’inflazione GDP deflatore del PIL

Come si può notare questo tipo di inflazione non è altro che un lisciamento di quella precedente; infatti il termine media sta per media di una quantità di dati e il termine mobile di riferisce al fatto che vengono considerati soltanto gli ultimi valori desiderati: in questo caso la media mobile è di ordine 3, quindi il valore dell’inflazione desiderato viene calcolato tramite gli ultimi tre valori dell’inflazione. Infatti mediando i valori si può ottenere una linea più smussata che rende più semplice la visione del trend di fondo, che come si può vedere è quello che si era tentato di spiegare nella Figura 4.

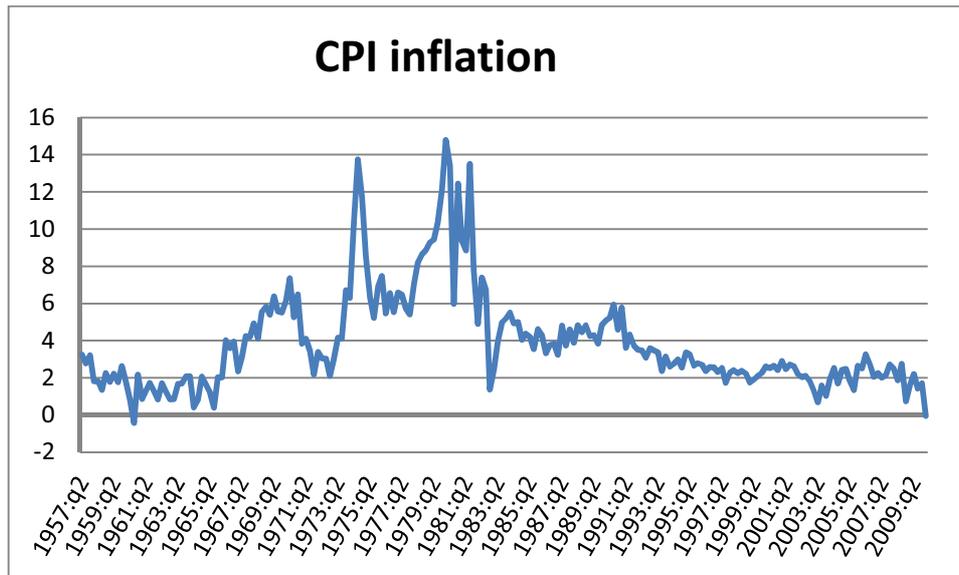


Figura 6 : inflazione CPI “core”

Il termine CPI sta per “Consumer Price Index” ovvero l’indice di prezzo di consumo e misura i cambiamenti nel livello di prezzi di beni e servizi di consumo comprati dalle famiglie. Questa misura d’inflazione è definita dal Bureau of Labor Statistics come “una misura dei cambiamenti in media nel tempo dei prezzi pagati dai consumatori urbani per un paniere di mercato di beni e servizi di consumo”. Mentre il termine “core” sta per una misura dell’inflazione che esclude certi articoli che rendono volatili i movimenti di prezzo, cioè che possono avere shock di prezzo momentanei, come ad esempio cibo e energia; quindi l’inflazione “core” è vista come un indicatore e predittore di base dell’inflazione a lungo termine.

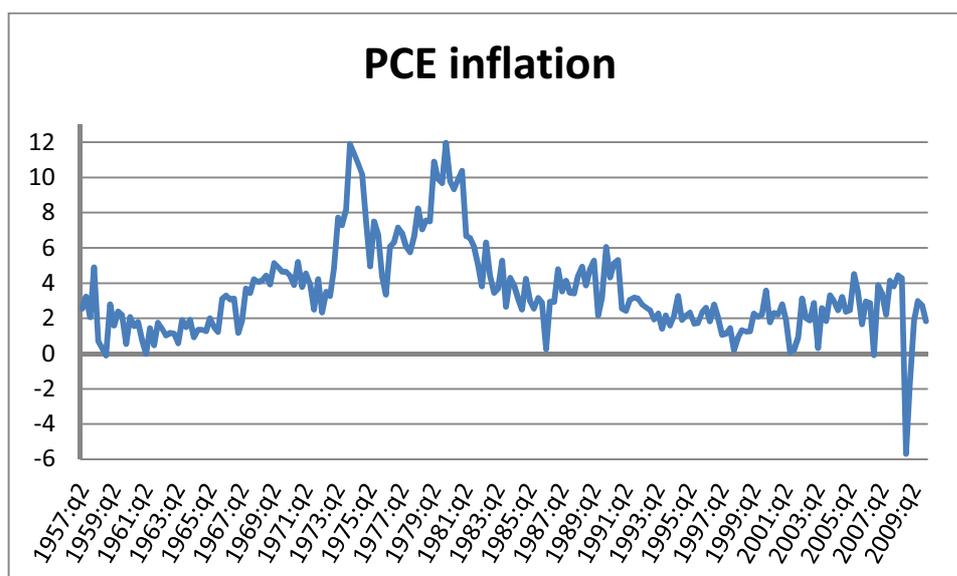


Figura 7: inflazione PCE

L'inflazione PCE sta per Personal Consumption Expenditure e consiste in spese reali imputate alle famiglie e comprende i dati relativi a beni durevoli e non durevoli e ai servizi. Si tratta essenzialmente di una misura di beni e servizi mirati agli individui e consumati da essi stessi. Confrontata con l'inflazione CPI che usa un gruppo di pesi per le spese per diversi anni, l'inflazione PCE usa un indice di prezzi di Fisher, che utilizza dati di spese da periodi correnti e precedenti.

Come si può notare la differenza maggiore con gli altri tipi di inflazione è il picco negativo che si verifica nel quarto trimestre del 2008, probabilmente per la crisi economica in atto in quel periodo.

2.4 Analisi empirica

Attraverso l'analisi Bayesiana si stima il modello DSGE, considerando in particolare:

- il vettore $\xi = (\beta, \lambda, \gamma, \delta, \phi_R, \phi_x, \phi_\pi, \rho_*, \rho_\pi, \rho_x, \rho_R, \sigma_\pi, \sigma_x, \sigma_R, \sigma_*)'$ dei parametri strutturali;
- il vettore delle variabili endogene: $z_t = (\pi_t, x_t, R_t)$;
- il vettore degli shock: $\varepsilon_t = (\varepsilon_t^\pi, \varepsilon_t^x, \varepsilon_t^R)$;
- il vettore delle innovazioni: $\eta_t = (\eta_t^\pi, \eta_t^x, \eta_t^R, \eta_t^*)$
- il vettore delle osservabili prese in esame: $Y_t = (\pi_t^{OBS}, x_t^{OBS}, R_t^{OBS})$.

Il modello in forma *state-space* è il seguente:

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

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

La prima riga rappresenta l'equazione strutturale che lega le endogene alle esogene, mentre la seconda riga è l'equazione di misura che collega le variabili latenti del processo con le variabili osservabili. A è la matrice di transizione dello stato, B è la matrice che trasforma lo stato nelle osservabili e C è la matrice di elementi deterministici che servono per selezionare l'errore. Nel modello in forma state-space sono anche presenti delle equazioni iniziali che servono per inizializzare il sistema, dove sono descritte le distribuzioni iniziali (a priori) dei parametri strutturali. Arrivati a questo punto attraverso il filtro di Kalman si calcola la verosimiglianza $L(Y|\xi)$. Si arriva quindi alla distribuzione a posteriori $L(\xi|Y)$ che sarà uguale al prodotto tra la verosimiglianza $L(Y|\xi)$ e la priori $\pi(\xi)$.

Per l'analisi Bayesiana si utilizza Dynare 4.1 per Matlab, un insieme di algoritmi sviluppati da Michel Juillard e collaboratori, scaricabile gratuitamente all'indirizzo <http://www.dynare.org>.

La moda a posteriori è calcolata attraverso l'algoritmo "csmmwel" sviluppato da Chris Sims. Il controllo della moda a posteriori viene fatto plottando la densità a posteriori dei valori attorno alla moda per tutti i parametri stimati, confermando così la bontà del risultato. Si guardano poi i valori ottenuti per la moda per iniziare l'algoritmo di Metropolis-Hastings in modo da riuscire a simulare la distribuzione a posteriori. Si simula in questo modo una serie da 500.000 estrazioni e si scarta la prima metà del campione in modo che scegliendo un numero alto di pescate, dato che una parte andrà scartata, la distribuzione ergodica converga a quella a posteriori. Nella matrice di varianza e covarianza di queste estrazioni casuali si utilizza un fattore di sconto che permette di avere un tasso di accettazione delle pescate compreso tra il 23% e il 40%.

2.5 Le distribuzioni a priori

Come indicato nel capitolo precedente, le distribuzioni a priori giocano un ruolo importante nella stima dei modelli DSGE.

Mentre, all'inizio, le priori potevano essere ottenute da introspezioni personali in modo da riflettere credenze forti sulla validità delle teorie economiche, in pratica invece,

la maggior parte delle priori è scelta sulla base di alcune osservazioni, è quindi inequivocabilmente soggettiva. Le distribuzioni a priori vengono scelte meno informative possibili per lasciare parlare i dati, cioè la verosimiglianza, nelle distribuzioni a posteriori.

La Tabella 1 mostra le densità a priori per i parametri del modello DSGE, che si utilizzano nell'analisi di seguito. In particolare nella terza e quarta colonna vengono inseriti i valori per la media e la deviazione standard della distribuzione.

COEFFICIENTE	PRIORI		
	Densità	Media	Deviazione standard
β	Calibrato	0.99	-
λ	Gamma	0.1	0.025
γ	Beta	0.7	0.15
δ	Gamma	0.15	0.05
ϕ_R	Beta	0.5	0.285
ϕ_π	Normale	1.7	0.3
ϕ_x	Gamma	0.3	0.2
ρ_x	Beta	0.5	0.285
ρ_π	Beta	0.5	0.285
ρ_R	Beta	0.5	0.285
ρ_*	Calibrato	0.995	-
σ_x	Gamma Inversa	0.25	2
σ_π	Gamma Inversa	0.25	2
σ_R	Gamma Inversa	0.25	2
σ_*	Gamma Inversa	0.25	2
σ_{GDP}	Gamma Inversa	0.25	2
$\sigma_{GDP_MA(3)}$	Gamma Inversa	0.25	2
σ_{CPI}	Gamma Inversa	0.25	2
σ_{PCE}	Gamma Inversa	0.25	2

Tabella 1 : Densità a priori

Si pone ρ_* pari a 0.995, valore utilizzato anche nello studio fatto da Cogley, Primiceri e Sargent (2010), in modo da catturare i movimenti di bassa frequenza nell'inflazione tramite il processo del target inflazionistico. Il fattore di sconto β viene posto pari a 0.99 e corrisponde a un tasso di sconto annuale di circa il 4%.

Si attribuisce una distribuzione Gamma per i parametri $(\lambda, \delta, \phi_x)$, una distribuzione Beta per $(\gamma, \phi_R, \rho_x, \rho_\pi, \rho_R)$, una Normale per ϕ_π e una Gamma inversa per $(\sigma_x, \sigma_\pi, \sigma_R, \sigma_*, \sigma_{GDP}, \sigma_{GDP_MA(3)}, \sigma_{CPI}, \sigma_{PCE})$.

Di seguito si passano ad analizzare prima di tutto i quattro modelli con le varie serie di inflazioni utilizzate.

Capitolo 3

3.1 Convergenze dei modelli

La più importante indicazione di “correttezza” delle stime del modello è data dall’analisi delle convergenze delle simulazioni iterative, come suggerito da Brooks e Gelman (1998). Quest’analisi è ottenuta grazie all’algoritmo MCMC (Markov chain Monte Carlo algorithm) che riesce a risolvere un insieme di problemi a cui l’analisi Bayesiana è applicata. Di solito si costruiscono $m \geq 1$ sequenze di simulazioni, ognuna di lunghezza n e se $m > 1$ le m sequenze sono simulate in modo indipendente. Gelman e Rubin (1992a, b) nel loro lavoro trovano che la mancanza di convergenza è facilmente determinata da sequenze multiple indipendenti ma non può essere diagnosticata usando i risultati delle simulazioni da ogni singola sequenza; propongono un metodo che utilizza repliche multiple della catena per decidere se è presente o meno la stazionarietà nella seconda metà del campione presa in esame. L’idea che sta alla base di questo metodo è che ci sia convergenza nella prima metà del campione e questa ipotesi è testata dalla diagnostica.

La convergenza effettiva della simulazione della catena di Markov si verifica quando l’inferenza per le quantità d’interesse non dipende dalle condizioni iniziali delle simulazioni. Questo risultato quindi suggerisce di valutare la convergenza che avviene confrontando risultati ottenuti su sequenze campionarie abbastanza indipendenti con differenti condizioni iniziali. Per generare i valori iniziali, Gelman e Rubin (1992a) hanno proposto di trovare le regioni a più alta densità con un semplice algoritmo che trova la moda e campionarle da un insieme di t-distribuzioni che si trovano a queste mode. Scelto il punto di partenza, ogni catena effettua $2n$ iterazioni, delle quali le prime n sono scartate. La scelta di scartare la prima metà del campione è ragionevole in termini di efficienza, poiché se si scarta una quantità maggiore del campione, questo può essere fuorviante, dato che la diagnostica sarà basata solo su una piccola frazione del campione disponibile; mentre se si scarta meno della metà di ogni campione, allora il campione di osservazioni utilizzate ad ogni iterazioni cambierà in maniera troppo debole, fatto dovuto alla continua dipendenza tra campioni entro la sequenza.

Data ciascuna sequenza individuale, e se si è arrivati alla convergenza approssimativa, allora l'inferenza sulle quantità di interesse è fatta calcolando la media campionaria e la varianza da estrazioni simulate. In questo modo le m catene danno come risultato m possibili inferenze e per verificare se queste inferenze sono abbastanza simili alla convergenza approssimata, Gelman e Rubin confrontano queste inferenze mettendo insieme mn estrazioni da tutte le sequenze. Si considera una variabile casuale ψ , che sotto la distribuzione target ha media μ e varianza σ^2 e supponiamo di avere uno stimatore non distorto $\hat{\mu}$ di μ . Si pone che ψ_{jt} sia il t -esimo valore delle n iterazioni di ψ della catena j , si prende $\mu = \psi_{\dots}$, e si calcola la varianza tra le sequenze B/n e la varianza entro le sequenze W , che sono definite dalle due equazioni seguenti:

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

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

Dopo che si sono osservate queste stime si passa a stimare σ^2 come una media pesata di B e W

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

che rappresenta uno stimatore non distorto della vera varianza σ^2 , se le condizioni iniziali delle sequenze sono tratte dalla distribuzione target, ma sovrastima σ^2 se la distribuzione iniziale è sovradispersa. Considerando la variabilità di campionamento dello stimatore $\hat{\mu}$ si ottiene una stima della varianza a posteriori pari a $\hat{V} = \hat{\sigma}_+^2 + B/(mn)$. In seguito viene calcolato un rapporto tra la stima della varianza e la vera varianza, ovvero

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

che è chiamato fattore di riduzione di scala, ovvero SRF. Dato che il denominatore non è conosciuto, allora deve essere stimato dai dati; si può quindi sovrastimare R sottostimando σ^2 grazie a W , in questo modo

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

che è chiamato fattore di riduzione di scala potenziale, PSRF e viene interpretato come un controllo diagnostico della convergenza; infatti se \hat{R} è vicino a 1, allora ognuno degli m gruppi delle n simulazioni è vicino alla distribuzione target.

Di solito per studiare la convergenza si prediligono metodi grafici, che rappresentano un elemento qualitativo per la diagnostica, che da a chi lo utilizza un miglior “senso” di ciò che succede realmente nelle catene. Vengono fatti i grafici della varianza tra ed entro e perché si verifichi la convergenza, le due serie devono stabilizzarsi (di solito la varianza tra tende a diminuire e quella entro ad aumentare). Quindi si cominciano a studiare le convergenze per i modelli DSGE con i quattro diversi tipi di inflazione. Qui di seguito si riportano solo i grafici delle convergenze multivariate, mentre in appendice verranno aggiunti anche alcuni grafici delle convergenze univariate (per ogni parametro di interesse) per un modello prescelto.

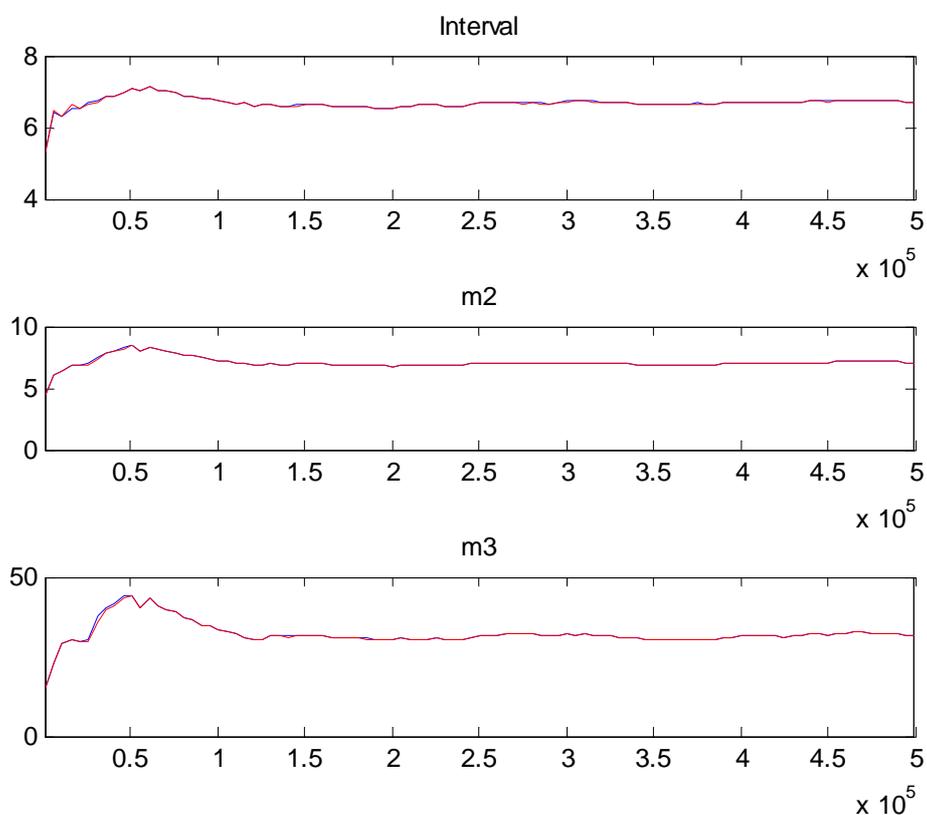


Figura 8: “Multivariate diagnostic” per il modello con inflazione GDP

Le linee rosse e blu rappresentano la varianza entro le sequenze e tra le sequenze. Per ogni modello si sono utilizzate 2 catene da 500.000 iterazioni per simulare la convergenza. Perché i risultati siano sensati c’è bisogno che le due linee siano abbastanza costanti, senza troppe oscillazioni e dovrebbero convergere alla distribuzione ergodica.

Attraverso l'utilizzo di Dynare vengono riportati 3 grafici: il primo "interval" in cui viene rappresentato l'intervallo attorno alla media delle medie con intervallo di confidenza del 90%; il secondo "m2" in cui viene riportata una misura della varianza e infine il terzo "m3" in cui è rappresentato il momento terzo. L'asse delle ascisse rappresenta il numero di iterazioni considerate nell'analisi di Metropolis-Hastings, mentre sull'asse delle ordinate c'è la misura dei momenti del parametro e il primo valore corrisponde alla condizione iniziale con cui si è inizializzato l'algoritmo Metropolis-Hastings. Se i momenti rilevati sono instabili o non convergono, ciò vuol dire che le priori utilizzate non sono adeguate, quindi poco informative ed è quindi necessario modificarle prima di procedere con l'analisi. In questo caso è stato tolto il parametro ρ_R in quanto destabilizzava molto la convergenza delle serie; infatti, come si può notare dalla Figura 8, le serie sembrano convergere in modo piuttosto adeguato alla distribuzione ergodica. Nella parte iniziale le serie non sono propriamente costanti, ma si deve ricordare che per l'analisi si utilizza solo la seconda metà delle iterazioni, quindi si deve porre attenzione solo dall'iterazione 250.000 in poi e per quanto riguarda questa parte le linee rosse e blu sono l'una sopra l'altra. Quindi si è abbastanza fiduciosi che le priori scelte siano alquanto informative, anche se si erano scelte appositamente debolmente informative per lasciare parlare i dati (ovvero le verosimiglianze).

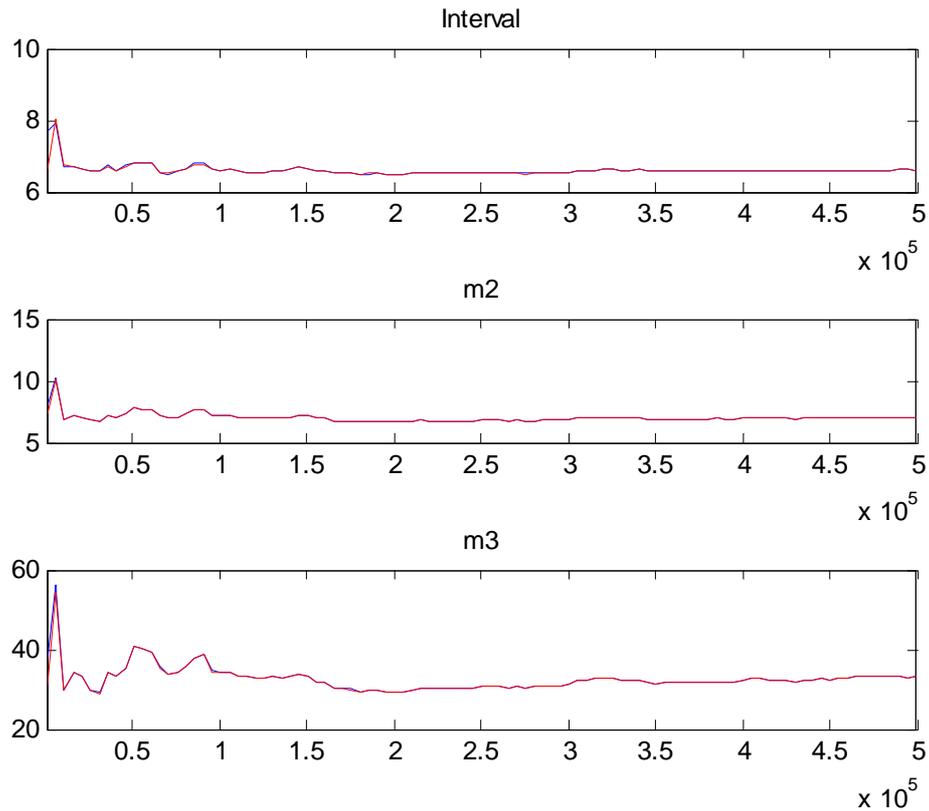


Figura 9: "multivariate diagnostic" per il modello con inflazione la media mobile di GDP

Per quanto riguarda questo modello, dando un occhio al grafico in Figura 9 si può notare come, rispetto al precedente, ci siano più oscillazioni iniziali, anche se per questo modello la convergenza multivariata sembra essere verificata poiché nella seconda metà delle iterazioni le due linee sembrano coincidere. In questo caso per ottenere questa convergenza è stato eliminato dall'analisi il parametro δ , in quanto la propria convergenza univariata non era verificata e questo comprometteva il modello generale, distorcendo la convergenza globale dei parametri.

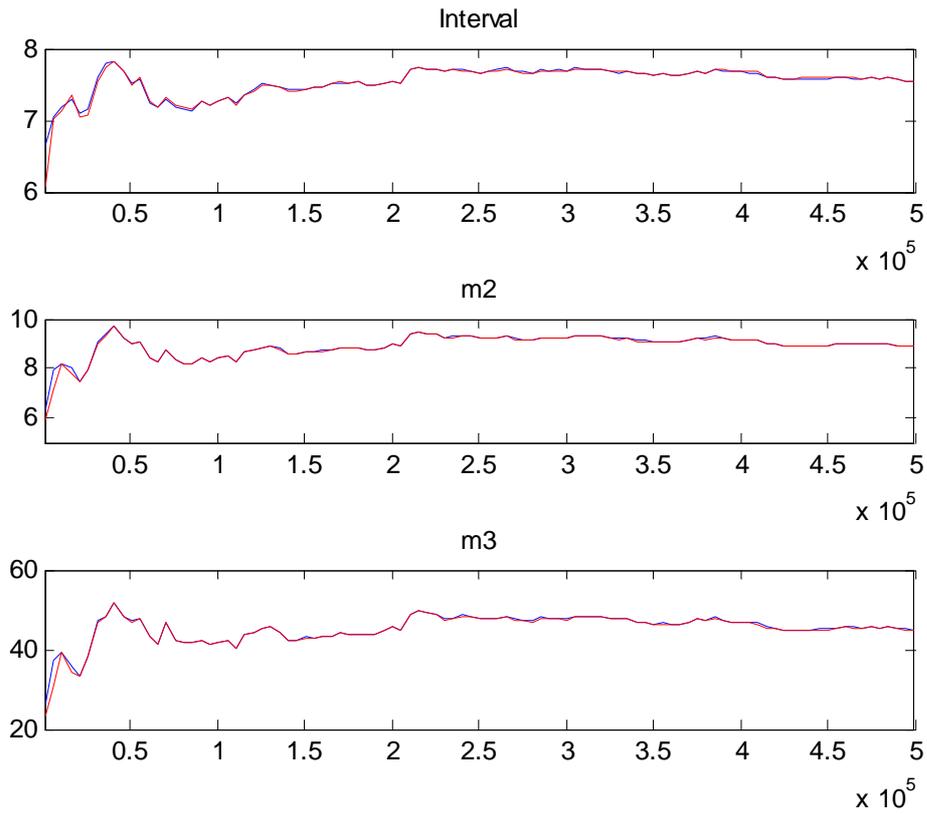


Figura 10: "multivariate diagnostic" per il modello con inflazione CPI

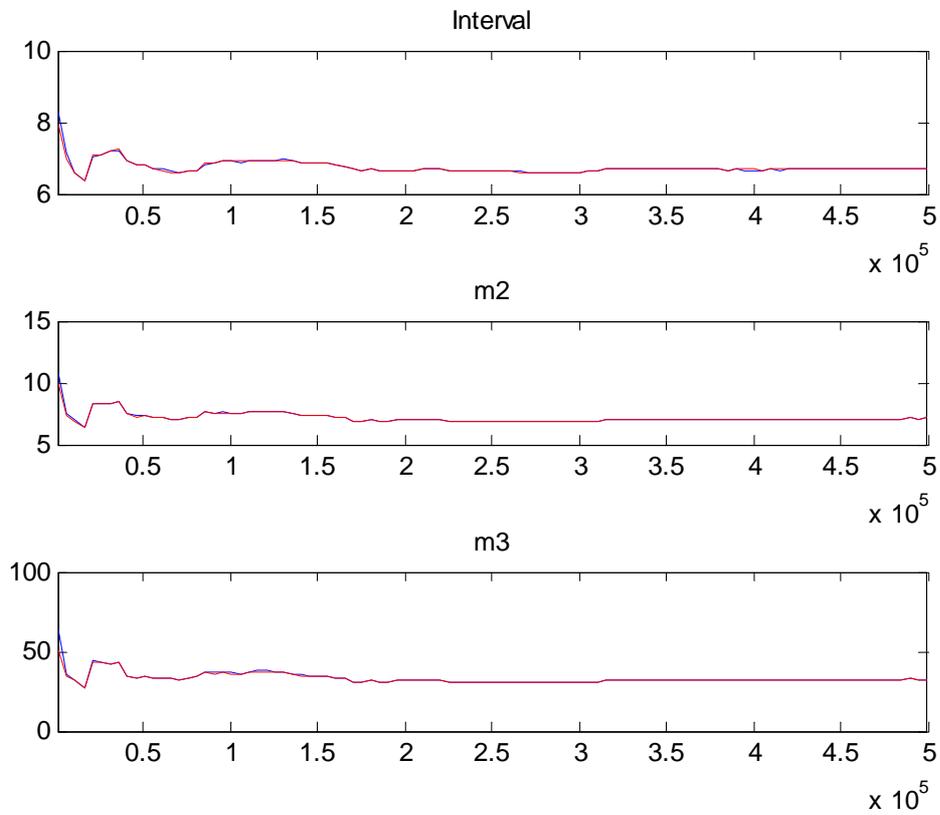


Figura 11: "multivariate diagnostic" per il modello con inflazione PCE

In Figura 10 si può notare come la convergenza sembra essere un po' più debole per quanto riguarda il modello che utilizza come inflazione il "Consumer Price Index", anche se comunque non sembrano verificarsi grossi problemi nella seconda metà delle iterazioni, in quanto le due linee sembrano essere l'una sopra l'altra.

Nella Figura 11, che rappresenta la convergenza per il modello con inflazione PCE, c'è una buona convergenza a parte qualche trascurabile oscillazione iniziale; anche per quanto riguarda questo modello è stato trascurato il parametro ρ_R in quanto il grafico della sua convergenza univariata risultava parecchio problematico, poiché non si verificava la convergenza alla distribuzione ergodica.

Dopo aver verificato la convergenza si passa ad analizzare le distribuzioni a posteriori ottenute.

3.2 La stima delle densità a posteriori

Come detto precedentemente le distribuzioni a posteriori vengono calcolate in due step; al primo passo si calcolano i valori della moda della distribuzione a posteriori per i parametri del modello e per le deviazioni standard degli shock, mentre nel secondo step di stima vengono riportati i valori della media a posteriori e i propri intervalli di credibilità per le stesse variabili sopra descritte. In più nel primo step viene calcolata anche la log-verosimiglianza di Laplace che rappresenta un valore di bontà del modello ed è calcolata forzando la normalità delle distribuzioni a posteriori.

Per quanto riguarda il modello che utilizza come inflazione l'indice GDP, i risultati del primo step di stima, ovvero il calcolo della moda per tutti i parametri e anche per gli "standard error" degli shock, sono inseriti nella tabella seguente.

Parametro	Media Priori	Moda	“Std. Error”	“t-stat”	Priori	Pstdev
λ	0.100	0.0969	0.0210	4.6226	gamma	0.0250
γ	0.700	0.6739	0.0450	14.9744	beta	0.1500
δ	0.150	0.1249	0.0355	3.5204	gamma	0.0500
ϕ_{π}	1.700	2.6920	0.1907	14.1153	normale	0.3000
ϕ_x	0.300	0.6237	0.2502	2.4929	gamma	0.2000
ϕ_R	0.500	0.2133	0.0494	4.3185	beta	0.2850
ρ_x	0.500	0.9143	0.0228	40.1745	beta	0.2850
ρ_{π}	0.500	0.9143	0.0255	35.8191	beta	0.2850
σ_x	0.250	0.1100	0.0240	4.5869	invgamma	2.0000
σ_{π}	0.250	0.0688	0.0108	6.3627	invgamma	2.0000
σ_R	0.250	0.1202	0.0527	2.2804	invgamma	2.0000
σ_*	0.250	0.2870	0.0352	8.1438	invgamma	2.0000
σ_{GDP}	0.250	0.9258	0.0542	17.0886	invgamma	2.0000

Tabella 2: risultati primo step di stima per il modello con inflazione GDP

La tabella sopra riporta nella seconda colonna la media della priori scelta per il parametro, nella terza è inserita la moda, nella quarta è presente lo “standard error”, la quinta presenta il risultato della statistica t del parametro preso in esame e l’ultima presenta la deviazione standard assegnata nella priori. Per quanto riguarda la statistica t non può essere presa in esame dato che si riferisce a una densità a posteriori e non ad una verosimiglianza; quindi non può essere tenuta conto per valutare la significatività dei parametri. Il valore della logverosimiglianza calcolata con il metodo di Laplace, calcolata assumendo una distribuzione normale per la posteriori fornisce un valore pari a -720.273709.

Nel secondo step di stima vengono calcolati i valori della media a posteriori e i relativi intervalli di confidenza al 90% per ogni parametro e per ciascuno standard error degli shock. Il valore della logverosimiglianza presa in esame è quello ottenuto con il metodo di “Modified Harmonic Mean” (Geweke 1998), che non assume che la distribuzione per la posteriori sia normale. Il valore di questa logverosimiglianza è pari a -719.605514, di poco superiore rispetto alla logverosimiglianza calcolata con il metodo di Laplace. Mentre il tasso di accettazione si aggira attorno al 42% e non sembra far

parte del range di cui si è discusso nel paragrafo 1.3; d'altro canto Canova (2009) nel suo lavoro suggeriva un tasso di accettazione che poteva essere compreso tra il 20% e il 50%; per cui il modello, alla luce di queste affermazioni, sembra comunque essere un buon modello.

Nella Tabella 4 sono riportati i risultati del secondo passo del processo di stima, sempre utilizzando come inflazione quella del deflatore GDP.

Parametro	Moda	Media a Posteriori	Intervallo di credibilità	
			al 90%	
λ	0.0969	0.1028	0.0676	0.1389
γ	0.6739	0.6562	0.5730	0.7367
δ	0.1249	0.1401	0.0734	0.2029
ϕ_{π}	2.6920	2.7082	2.3792	3.0320
ϕ_x	0.6237	0.6917	0.2611	1.1106
ϕ_R	0.2133	0.2282	0.1384	0.3130
ρ_x	0.9143	0.9049	0.8639	0.9453
ρ_{π}	0.9143	0.9122	0.8708	0.9565
σ_x	0.1100	0.1266	0.0811	0.1701
σ_{π}	0.0688	0.0728	0.0533	0.0917
σ_R	0.1202	0.2180	0.0653	0.3961
σ_*	0.2870	0.2947	0.2335	0.3534
σ_{GDP}	0.9258	0.9259	0.8344	1.0163

Tabella 3: risultati secondo step di stima per il modello con inflazione GDP

Tutti gli intervalli di credibilità al 90% per i valori dei parametri non contengono lo zero, quindi ora si può finalmente verificare che tutti i parametri sono significativamente diversi da zero.

In seguito vengono riportati i grafici delle distribuzioni a posteriori di ciascun parametro.

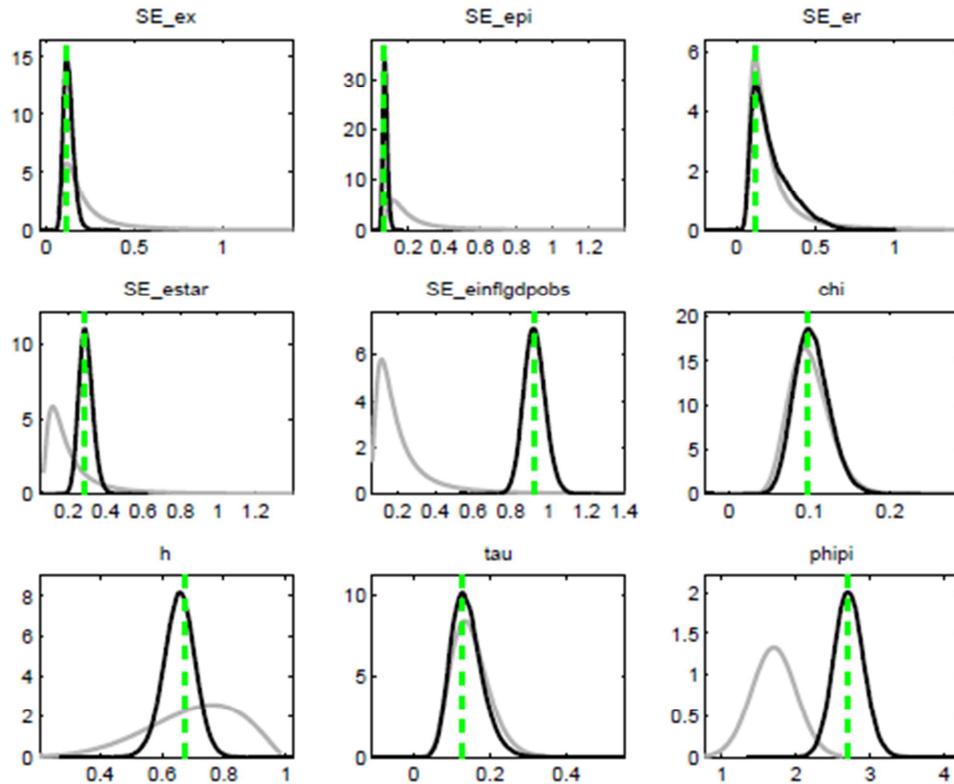


Figura 12: distribuzioni a priori e posteriori con moda I (inflazione: GDP)

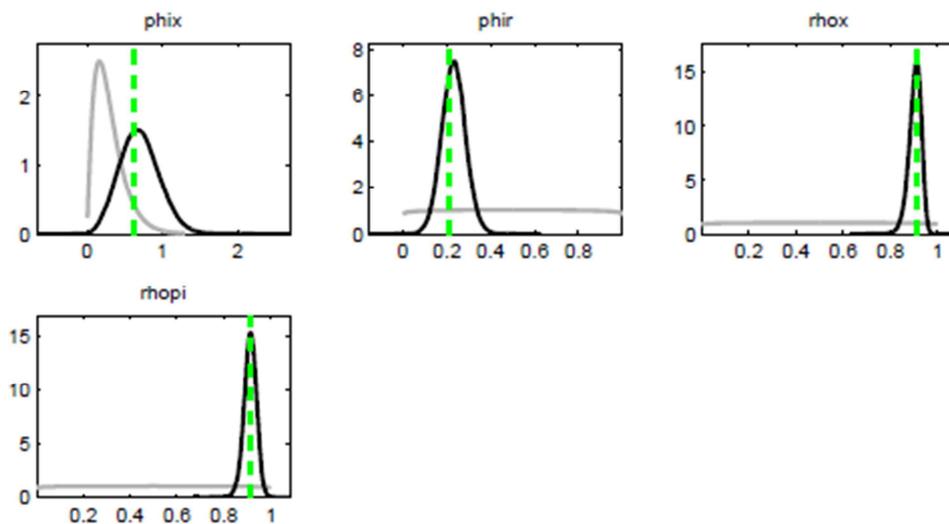


Figura 13: distribuzioni a priori e posteriori con moda II (inflazione : GDP)

Per quanto riguarda le figure sopra, le linee nere rappresentano le distribuzioni a posteriori, le linee grigie quelle a priori e la linea verde verticale identifica la moda a posteriori. Perché i risultati siano ritenuti attendibili ci sono parecchi requisiti da tenere a mente: per prima cosa la distribuzione a priori e quella a posteriori non devono essere

eccessivamente diverse, ma neanche essere uguali in quanto significherebbe che i dati non hanno portato alcun tipo di informazione; la distribuzione a posteriori dovrebbe avere un andamento molto simile alla distribuzione normale; infine la moda a posteriori, calcolata come valore che massimizza la densità a posteriori, non dovrebbe scostarsi più di tanto dalla moda della distribuzione a posteriori.

Tutte queste caratteristiche sembrano essere rispettate nelle Figura 12 e 13. L'unico problema si può forse riscontrare in σ_R in quanto la distribuzione a priori e quella a posteriori tendono a coincidere abbastanza, anche se non si sovrappongono del tutto e per questo si ritiene che i dati a disposizione, compresi quelli che spiegano quest'ultimo parametro, siano abbastanza informativi.

Rispetto al modello che usa come inflazione la media mobile del GDP, in appendice è inserito il primo step di stima ovvero la tabella dove sono presenti le distribuzioni a priori del modello. Per quanto riguarda il confronto fra distribuzioni a priori e posteriori, vengono presi in considerazione i seguenti grafici:

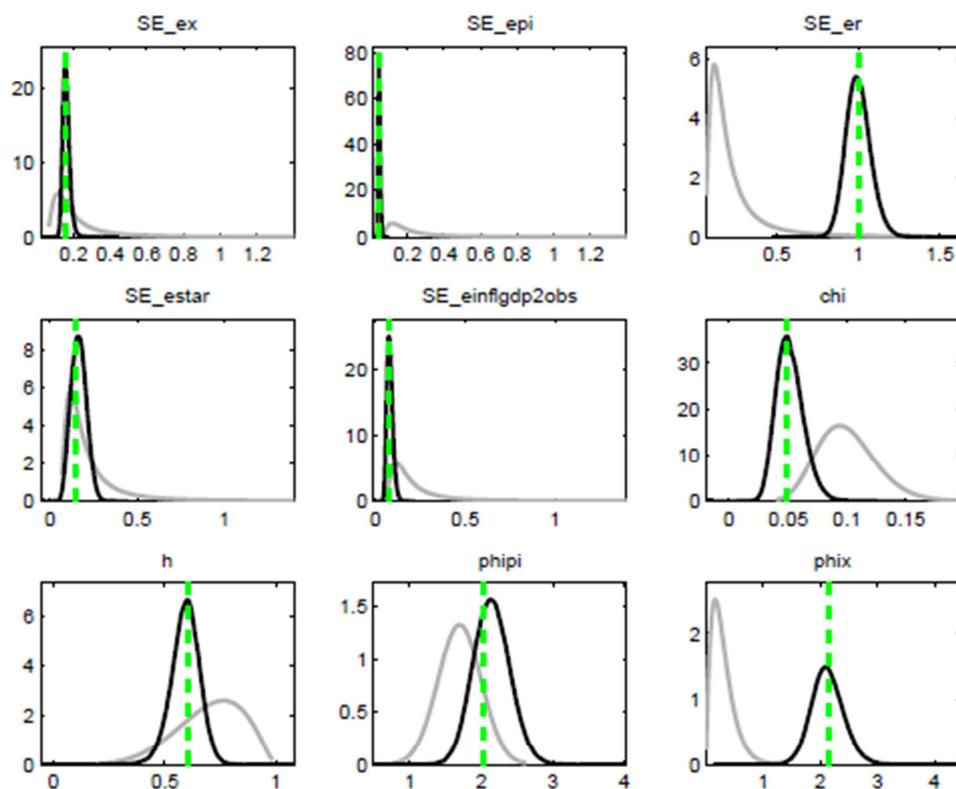


Figura 14: distribuzioni a priori e posteriori con moda I (inflazione: MA(3) di GDP)

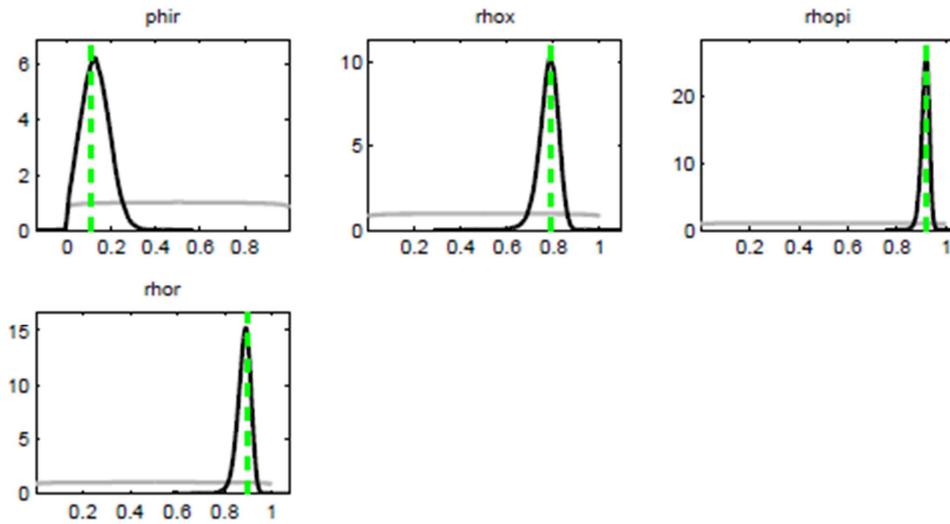


Figura 15: distribuzioni a priori e posteriori con moda II (inflazione: MA(3) di GDP)

Questi grafici mostrano come le distribuzioni a priori e posteriori non si discostino molto l'una dall'altra a parte il caso di σ_R in cui, rispetto alle distribuzioni del modello che prende in considerazione l'inflazione GDP, sembrano essere abbastanza diverse. Il secondo step di stima dà i seguenti risultati:

Parametro	Moda	Intervallo di credibilità		
		Media a Posteriori	al 90%	
λ	0.0490	0.0518	0.0327	0.0701
γ	0.6038	0.5925	0.4907	0.6954
ϕ_{π}	2.0406	2.1457	1.7185	2.5486
ϕ_x	2.1394	2.1301	1.6750	2.5826
ϕ_R	0.1046	0.1284	0.0266	0.2263
ρ_x	0.7912	0.7771	0.7122	0.8445
ρ_{π}	0.9205	0.9143	0.8889	0.9410
ρ_R	0.8938	0.8810	0.8370	0.9256
σ_x	0.1528	0.1606	0.1315	0.1893
σ_{π}	0.0419	0.0444	0.0352	0.0532
σ_R	1.0006	0.9972	0.8754	1.1186
σ_*	0.1411	0.1635	0.0913	0.2317
$\sigma_{GDP_MA(3)}$	0.0748	0.0801	0.0537	0.1058

Tabella 4: risultati secondo step di stima per il modello con inflazione media mobile di GDP

Nella Tabella 4 vengono riportati i risultati del secondo step di stima, ovvero i valori della media a posteriori per ogni parametro, compresi gli standard error degli shock e il relativo intervallo di credibilità al 90%. In più la logverosimiglianza è sempre calcolata con il metodo “Modified Harmonic Mean” e assume un valore pari a -524.591458 leggermente più alto di quello calcolato al primo passo di stima con il metodo di Laplace che corrisponde a -524.768725. Qui la media a posteriori dello shock che riguarda l’inflazione come media mobile del GDP è molto bassa (0.0801) rispetto al caso precedente trattato in Tabella 3 che presentava lo standard error dello shock dell’inflazione GDP (0.9259); la differenza si nota anche in Figura 14 in cui la distribuzione posteriori e quella a priori si trovano sullo stesso range, cosa che non si verificava in Figura 12, dove la distribuzione a posteriori era piuttosto spostata rispetto alla priori ottenendo una moda a posteriori piuttosto alta. In questo modello, confrontandolo con il precedente, si può notare una diminuzione nella stima per tutti i parametri tranne che per ϕ_x e σ_R per cui la stima aumenta in modo abbastanza definito (la media a posteriori di ϕ_x passa da 0.6878 del modello con inflazione GDP a 2.1301

nell'altro; la media a posteriori di σ_R si muove rispettivamente da 0.2154 a 0.9972), mentre per ρ_π e σ_x per cui la stima aumenta anche se in modo abbastanza irrisorio.

Se si guarda al tasso di accettazione anche questa volta risulta essere attorno al 42% e come nel caso precedente grazie al lavoro di Canova (2009) si è portati ad accettare questo tipo di modello.

Si passa ora ad analizzare il secondo step di stima del modello che utilizza come inflazione l'indice di prezzo al consumo (in Figura 5) che sembrava essere un po' più volatile di quello appena preso in esame, ovvero la media mobile del deflatore GDP. Come per il modello appena trattato, si mostrano in appendice i risultati del primo step di stima, mentre per quanto riguarda il secondo passo le distribuzioni a priori e posteriori sono le seguenti:

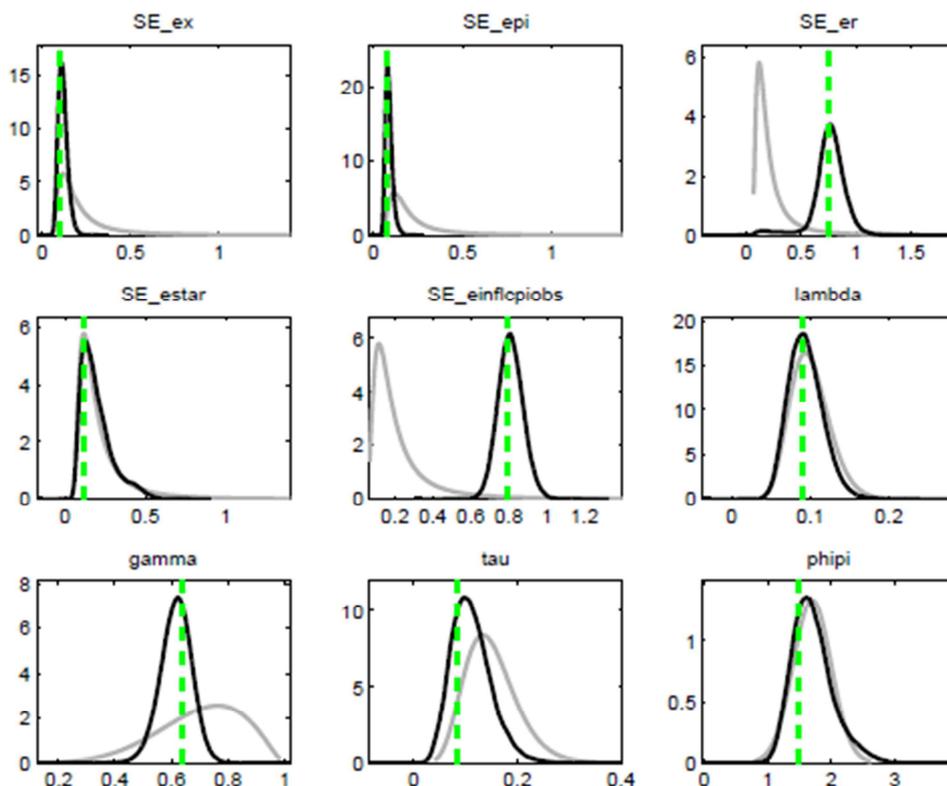


Figura 16: distribuzioni a priori e posteriori con moda I (inflazione : CPI)

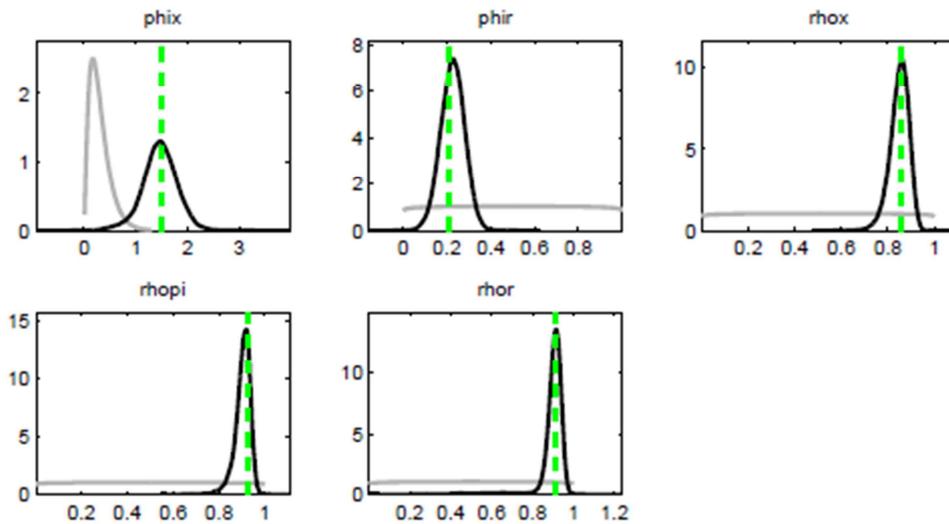


Figura 17: distribuzioni a priori e posteriori con moda II (inflazione: CPI)

Come si può notare dalle Figure 16 e 17, le posteriori che assomigliano di più alle priori sono quelle dei parametri σ_* , λ e ϕ_{π} ; per gli altri parametri e standard error degli errori le posteriori sono abbastanza distanziate e/o diverse dalle priori scelte. Si procede quindi l'analisi dei risultati del secondo step di stima attraverso i valori in Tabella 5.

Parametro	Moda	Intervallo di credibilità		
		Media a Posteriori	al 90%	
λ	0.0892	0.0941	0.0583	0.1280
γ	0.6373	0.6151	0.5268	0.7065
τ	0.0857	0.1107	0.0486	0.1691
ϕ_π	1.4910	1.7047	1.1807	2.1992
ϕ_x	1.5078	1.4601	0.9353	2.0265
ϕ_R	0.2106	0.2249	0.1365	0.3137
ρ_x	0.8535	0.8484	0.7847	0.9129
ρ_π	0.9235	0.9029	0.8542	0.9550
ρ_R	0.9132	0.8941	0.8535	0.9560
σ_x	0.0964	0.1177	0.0756	0.1576
σ_π	0.0761	0.0876	0.0574	0.1175
σ_R	0.7442	0.7535	0.5763	0.9896
σ_*	0.1096	0.1951	0.0617	0.3390
σ_{CPI}	0.7980	0.8096	0.7036	0.9180

Tabella 5: risultati secondo step di stima per il modello con inflazione CPI

In questo caso si nota che le medie a posteriori sono tutte minori delle medie a posteriori del modello che utilizza come inflazione il Gross Domestic Product, tranne che per ϕ_x , σ_π ed σ_R . Rispetto al modello che usa come inflazione la media mobile del GDP le medie a posteriori qui analizzate sono tutte più alte tranne che per 5 parametri che sono: ϕ_x , ϕ_π , ρ_π , σ_x ed σ_R . Per quanto riguarda la media a posteriori dello standard error dello shock che riguarda l'inflazione presa in esame, il valore della media a posteriori è pari a 0.8096 e si distacca di molto dallo zero. Il valore della logverosimiglianza nel secondo step di stima tramite il metodo della "Modified Harmonic Mean" è -721.249927, mentre il valore della logverosimiglianza di Laplace al primo passo è -722.091751, di poco inferiore al precedente. Il tasso di accettazione è compreso tra il 23.98% e il 24.05%, valori che sono dentro al range prefissato (tra il 23% e il 40%), e quindi possiamo concludere che il modello stimato è buono.

Passando ad analizzare l'ultimo modello che usa come inflazione il Personal Consumption Expenditure (definito PCE), in appendice vengono raccolti i risultati del

primo step, mentre qui di seguito sono riportati i risultati del secondo passo di stima (in tutto il processo di stima è stato eliminato dalla stima il parametro ρ_R , in quanto sembrava non convergere a un valore in modo abbastanza costante e in più sembrava destabilizzare tutto il modello)

Parametro	Moda	Intervallo di credibilità		
		Media a Posteriori	al 90%	
λ	0.1132	0.1167	0.0807	0.1517
γ	0.6275	0.6128	0.5216	0.7052
τ	0.1098	0.1268	0.0610	0.1899
ϕ_π	2.5057	2.5568	2.2323	2.8822
ϕ_x	0.3143	0.4142	0.0598	0.7432
ϕ_R	0.4346	0.4160	0.2807	0.5509
ρ_x	0.9239	0.9158	0.8757	0.9577
ρ_π	0.9143	0.9075	0.8597	0.9563
σ_x	0.0977	0.1136	0.0729	0.1543
σ_π	0.0688	0.0768	0.0540	0.0988
σ_R	0.4612	0.4271	0.2581	0.5998
σ_*	0.3138	0.3272	0.2462	0.4057
σ_{PCE}	1.1757	1.1858	1.0612	1.3053

Tabella 6: risultati secondo step di stima per il modello con inflazione PCE

A differenza del primo modello, in questo caso, le medie a posteriori dei parametri e delle deviazioni standard degli shock sono abbastanza simili o minori, tranne se consideriamo il parametro ϕ_R e le deviazioni standard degli shock σ_R , σ_* e σ_{PCE} . La differenza più evidente si verifica se si considera σ_{PCE} per cui nel primo modello che utilizza l'inflazione GDP la media a posteriori è pari a 0.9259, mentre in quest'ultimo caso è piuttosto alta e uguale a 1.1858. Quest'ultima è la media a posteriori registrata più alta per le deviazioni standard degli shock che riguardano le varie inflazioni utilizzate; infatti se si va a prendere in esame ciascun valore si scopre come si sia trovato un valore piuttosto vicino allo zero per la media a posteriori se si considera la media mobile di GDP

(pari a 0.0801) e un valore piuttosto vicino a 1 se si guarda al terzo modello, che utilizza come inflazione il CPI e si ottiene un valore pari a 0.8096.

Passando ad analizzare graficamente le varie distribuzioni a posteriori e priori si ottiene:

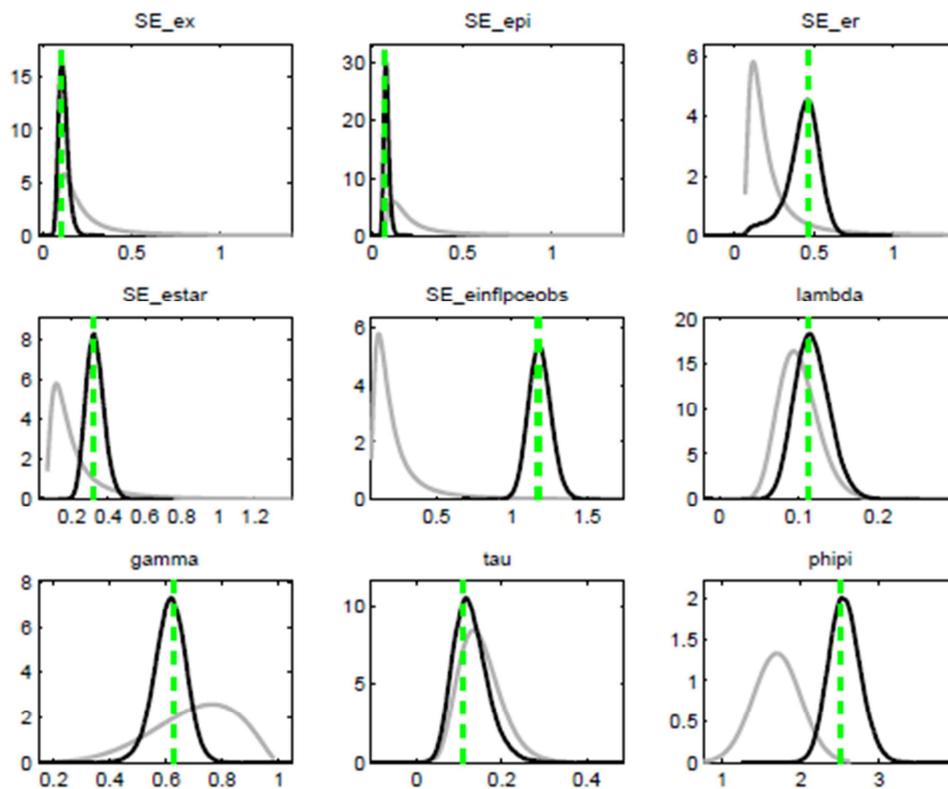


Figura 18: distribuzioni a priori e posteriori con moda I (inflazione: PCE)

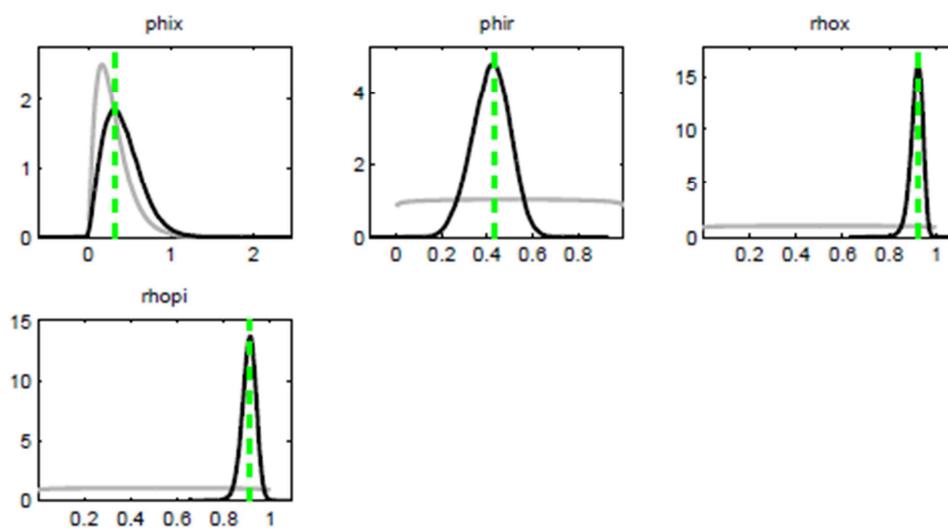


Figura 19: distribuzioni a priori e posteriori con moda II (inflazione: PCE)

Si può notare come graficamente non si trovi alcun tipo di problema in quanto le distribuzioni a priori e quelle a posteriori non si sovrappongono, né sono troppo distanziate, per cui si conclude che date le priori scelte debolmente informative, si è arrivati a delle distribuzioni a posteriori abbastanza informative, lasciando parlare i dati, quindi non imponendo alcun tipo di vincolo. Se si passa ad analizzare la logverosimiglianza al primo passo, ottenuta con il metodo di Laplace, si ottiene come risultato un valore pari a -764.722636 , di poco inferiore rispetto a quello ottenuto al secondo step di stima in cui il valore della logverosimiglianza, utilizzando il metodo della "Modified Harmonic Mean", è pari a -764.466495 . Per quanto riguarda il tasso di accettazione, esso si aggira attorno al 40%, risultato che appare all'estremo della regione di accettazione che si è soliti adottare, anche se, come visto in precedenza, dando un'occhiata al lavoro di Canova (2009) si nota come per questo autore il range di accettazione sia più ampio, ovvero vada dal 20% al 50%, risultato a cui il valore osservato appartiene; grazie a questo si può concludere che anche il quarto modello è un buon modello stimato.

Allora data l'attendibilità dei risultati ottenuti finora si è portati a procedere con l'analisi delle funzioni di risposta d'impulso.

3.3 Funzioni di risposta d'impulso

Le funzioni di risposta d'impulso esaminano come reagisce una variabile nel tempo rispetto a cambiamenti esogeni, definiti "shocks", di un'altra variabile in un sistema dinamico che coinvolge molte variabili. Si cerca quindi di capire il comportamento di variabili macroeconomiche, ovvero dell'output gap, dell'inflazione, del target d'inflazione e del tasso d'interesse, al momento in cui si è verificato lo shock e nei momenti seguenti a questo.

Gli shock che si considerano nei vari modelli sono: lo shock all'output gap, lo shock al target inflazionistico, lo shock al tasso d'interesse e lo shock all'inflazione. Nei grafici che seguono le funzioni di risposta d'impulso sono identificate dalla linea nera marcata, il quinto e il novantacinquesimo percentile delle distribuzioni a posteriori sono rappresentati dalle linee nere più sottili.

Per quanto riguarda il caso che si sta analizzando, si vanno a considerare le varie IRF per ogni modello che utilizza i differenti tipi di inflazione. Per prima cosa ci si focalizza sulle funzioni di risposta d'impulso nel caso in cui si verifichi uno shock all'output gap:

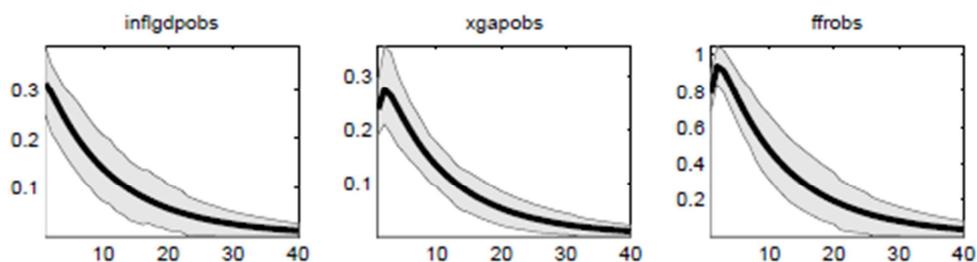


Figura 20: effetto dello shock ε_t^x di domanda aggregata nel modello con inflazione
GDP

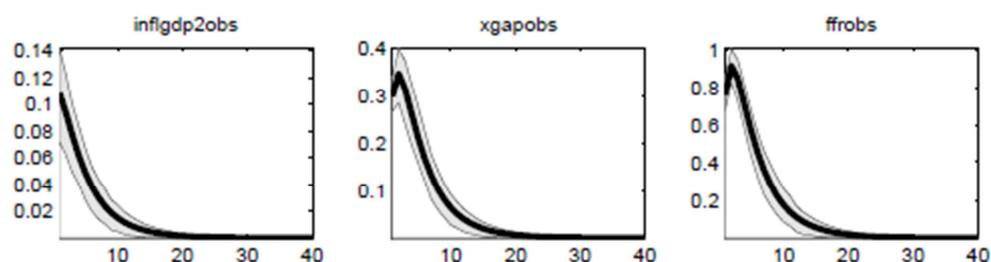


Figura 21: effetto dello shock ε_t^x di domanda aggregata nel modello con inflazione
la media mobile di GDP

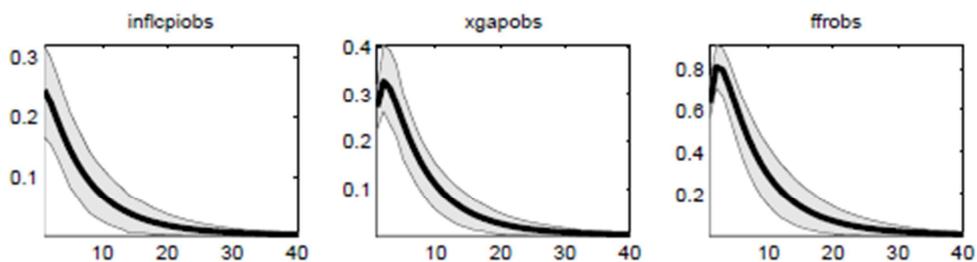


Figura 22: effetto dello shock ε_t^x di domanda aggregata nel modello con inflazione
CPI

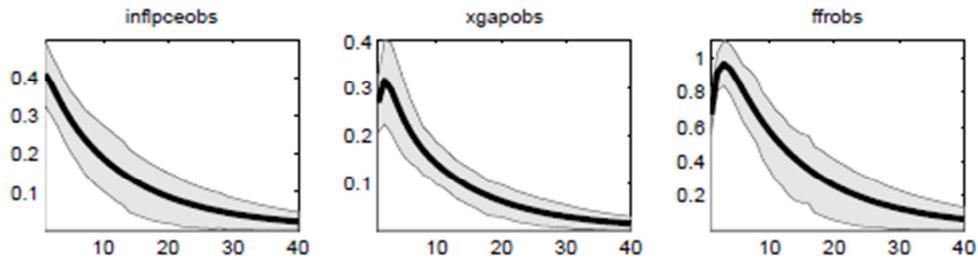


Figura 23: effetto dello shock ε_t^x di domanda aggregata nel modello con inflazione PCE

Se ε_t^x aumenta, anche l'output di conseguenza aumenta, questo porta ad un incremento sia dell'inflazione, attraverso la curva di Phillips, che del tasso d'interesse nominale, tramite la regola di Taylor. Questo aumento scompare velocemente, dato che il tasso d'interesse sale e apre una fase di recessione per cui l'output gap diminuisce, scendono i prezzi e per effetto di ciò si abbassa anche l'inflazione attraverso la curva di Phillips; infatti tutte e tre le serie ritornano al loro stato stazionario, ovvero allo zero. Si può notare che, per quanto riguarda la Figura 21, le linee nere più sottili, che rappresentano il quinto e novantacinquesimo percentile della distribuzione a posteriori, sembrano essere più accollate alla linea nera spessa e ciò vuol dire una maggiore precisione nella stima delle funzioni di risposta d'impulso.

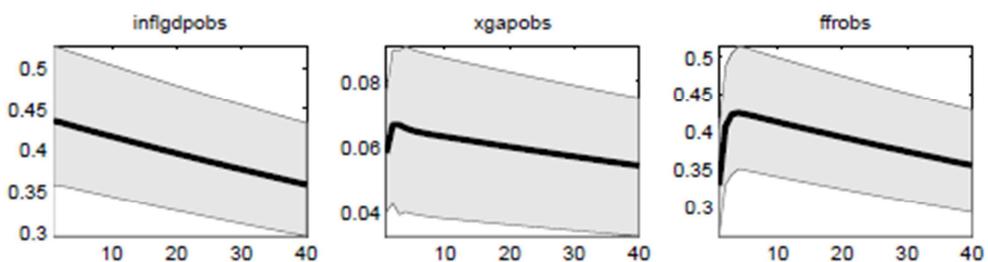


Figura 24: effetto dello shock η_t^* al target inflazionistico nel modello con inflazione GDP

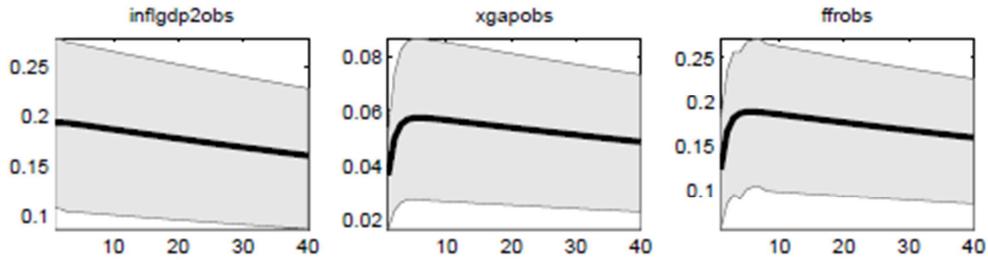


Figura 25: effetto dello shock η_t^* al target inflazionistico nel modello con inflazione la media mobile di GDP

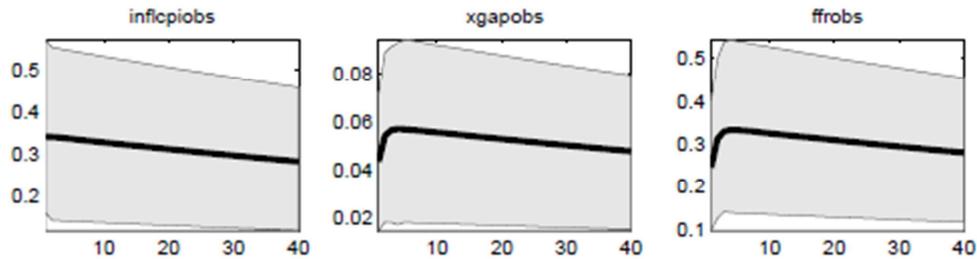


Figura 26: effetto dello shock η_t^* al target inflazionistico nel modello con inflazione CPI

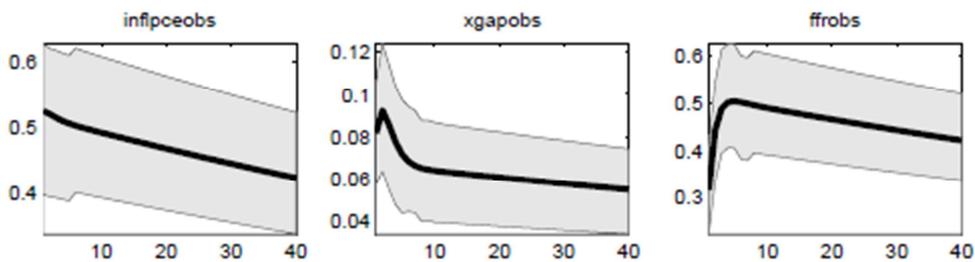


Figura 27: effetto dello shock η_t^* al target inflazionistico nel modello con inflazione PCE

Un aumento dello shock al target inflazionistico provoca un aumento del target d'inflazione; a sua volta aumenta anche l'inflazione stessa. Il gap inflazionistico fa in modo che aumenti anche il tasso d'interesse per effetto del principio di Taylor. L'equazione che sta alla base di questo concetto è la seguente:

$$i_t = \gamma_\pi E\pi_{t+1} + u_t$$

La Banca Centrale controlla i_t ma è $r_t^e = i_t - \pi_{t+1}^e$, cioè il tasso d'interesse atteso, che influenza il consumo. Il principio di Taylor prevede che $\gamma_\pi > 1$, cioè quando l'inflazione attesa aumenta il banchiere centrale deve aumentare nella stessa direzione il tasso d'interesse nominale dell'1%. Questo significa che se c'è un annuncio che

l'inflazione attesa aumenterà, ci si aspetta che i prezzi aumentino e che quindi anche l'inflazione aumenti. Per questo motivo pure i_t crescerà, ma se non aumenta abbastanza, per effetto dell'equazione sopra, anche r_t^e aumenterà e quindi i consumatori decideranno di consumare di meno e risparmiare di più, a causa dell'aumento dei rendimenti sui risparmi; per questo motivo l'output gap scende e comincia una fase di recessione. Per evitare che questo accada si decide di rispettare il principio di Taylor, quindi sia il tasso di interesse nominale sia l'output aumentano, anche se nel breve periodo questo meccanismo non si verifica. Quello che si sottolinea è la difficoltà delle variabili di ritornare al loro stato stazionario e questo denota una forte persistenza di questo shock.

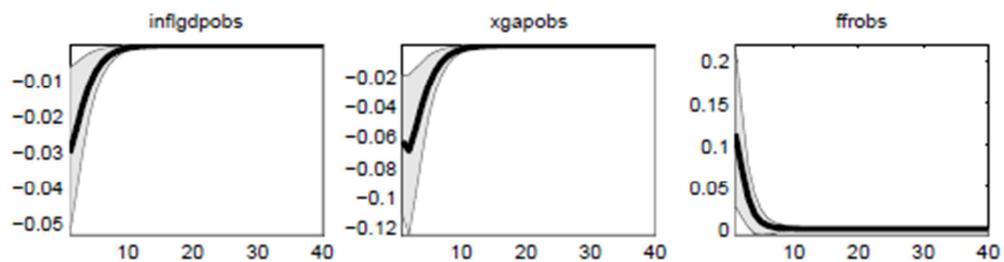


Figura 28: effetto dello shock ε_t^R di politica monetaria nel modello con inflazione e GDP

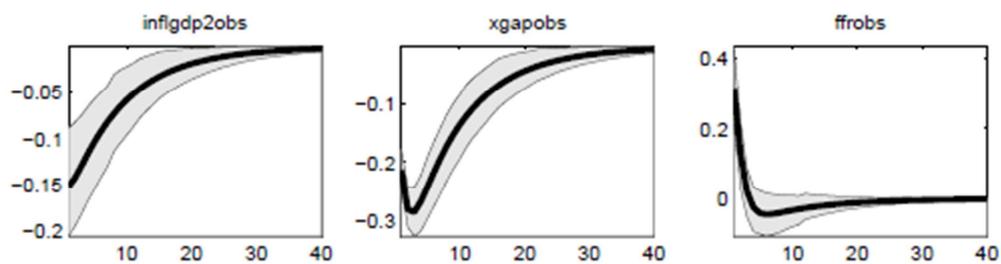


Figura 29: effetto dello shock ε_t^R di politica monetaria nel modello con inflazione e la media mobile di GDP

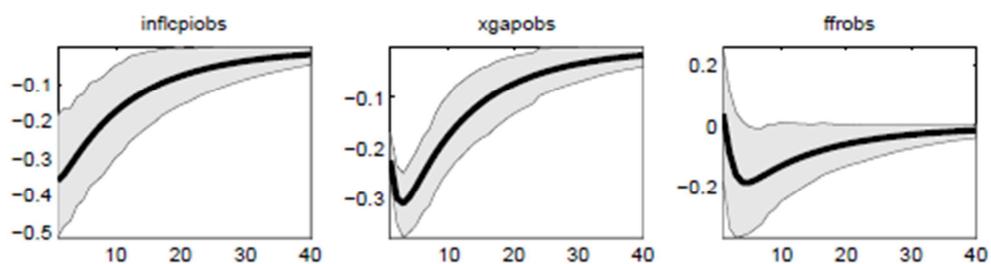


Figura 30: effetto dello shock ε_t^R di politica monetaria nel modello con inflazione

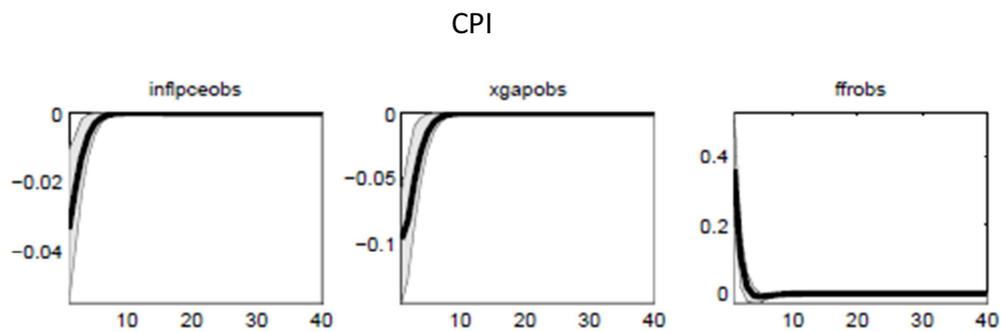


Figura 31: effetto dello shock ε_t^R di politica monetaria nel modello con inflazione

PCE

Se ε_t^R sale, si verifica anche un impatto positivo sul tasso d'interesse nominale, che di conseguenza aumenta in modo diretto. Si apre allora una fase di recessione per fare in modo di diminuire l'output gap e quindi come effetto, diminuisce anche l'inflazione nella curva di Phillips. Anche per quanto riguarda questo tipo di shock, dopo i movimenti iniziali le serie si stabilizzano al valore iniziale e quindi ritornano verso lo zero; infatti inflazione e output aumentano a differenza del tasso d'interesse nominale che scende.

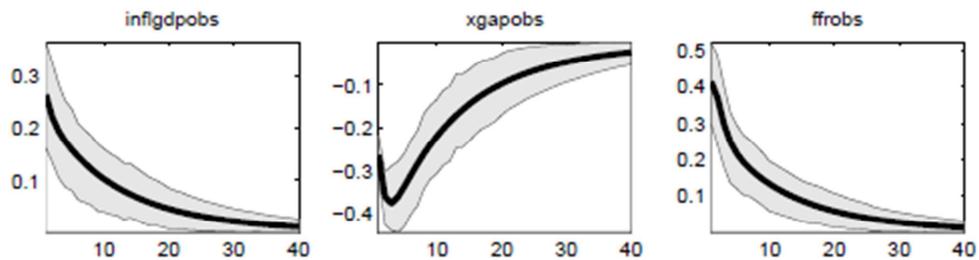


Figura 31: effetto dello shock ε_t^π di offerta nel modello con inflazione GDP

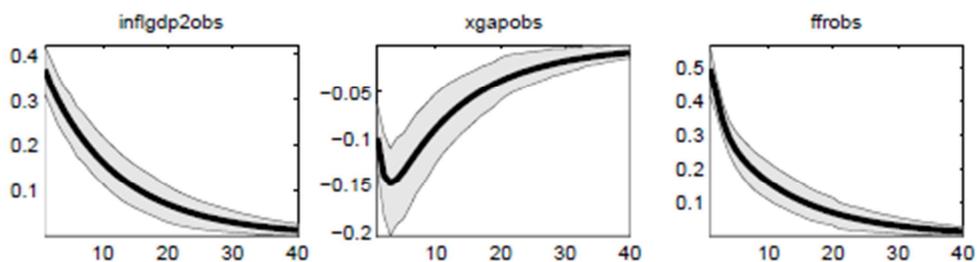


Figura 32: effetto dello shock ε_t^π di offerta nel modello con inflazione la media mobile di GDP

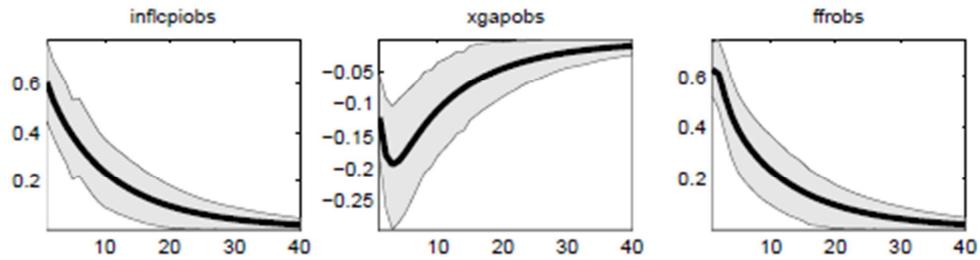


Figura 33: effetto dello shock ε_t^π di offerta nel modello con inflazione CPI

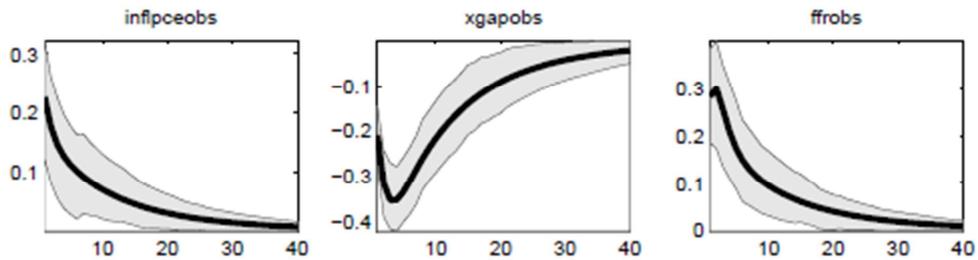


Figura 34: effetto dello shock ε_t^π di offerta nel modello con inflazione PCE

Un aumento di ε_t^π apporta un impatto positivo sull'inflazione stessa nella curva di Phillips. In questo modo aumenta anche il tasso d'interesse nominale nella regola di Taylor, in modo che si apra una fase di recessione, per cui l'output diminuisce, i prezzi diminuiscono e portano a un calo dell'inflazione stessa. Dopo questo movimento iniziale, le serie tendono a ritornare al proprio livello stazionario, ovvero allo zero (che in questo caso è la media non condizionata dato che non sono presenti costanti nel modello considerato). Quindi successivamente all'iniziale aumento, l'inflazione e il tasso d'interesse diminuiscono, mentre l'output gap aumenta.

3.4 La decomposizione della varianza

Per riconoscere nel miglior modo il ruolo giocato dagli shock nello spiegare le variabili osservabili, di solito si utilizza l'analisi della decomposizione della varianza dell'errore di previsione (Forecasting Error Variance Decomposition, abbreviata in FEVD); questa metodologia consiste nell'analizzare il contributo dell'innovazione della variabile j alla varianza dell'errore di previsione h passi in avanti per la variabile k . In questo modo si cercano di analizzare separatamente gli effetti degli shock uno alla volta, spegnendo tutti gli altri; quindi ogni shock avrà di conseguenza un effetto diretto sulle variabili dipendenti dell'equazione e un effetto indiretto sulle altre variabili. Comunque a

questo shock, sarà associato un errore di previsione dato che si stanno utilizzando shock non noti.

Nel seguito quindi, saranno presentate quattro tabelle in cui si presenterà la decomposizione della varianza per ognuno dei modelli presi in considerazione.

Per quanto riguarda i risultati che riguardano il modello che utilizza l'inflazione GDP si ottiene la seguente griglia:

	ε_t^x	ε_t^π	ε_t^R	η_t^*
$\hat{\pi}_t$	3.31	1.72	0.00	94.97
\hat{x}_t	25.55	54.25	0.22	19.98
\hat{R}_t	26.08	2.97	0.03	70.92

Tabella 7: decomposizione della varianza infiniti passi in avanti per il modello con inflazione GDP

Nel lungo periodo si nota come lo shock tecnologico ha un impatto di poco maggiore sul tasso di interesse rispetto all'output gap (si registra infatti un 26.08% sul tasso d'interesse nominale e un 25.55% sull'output gap); al contrario per il tasso d'inflazione il suo impatto è piuttosto basso e pari al 3.31%. Per quanto riguarda il cost-push shock, ε_t^π , esso incide indirettamente in modo significativo sull'output gap, per il 54.25%, mentre spiega solo circa il 3% del tasso d'interesse nominale e stranamente solo circa il 2% per quanto riguarda l'inflazione. Ponendo attenzione allo shock di politica monetaria, ε_t^R , si verifica che esso ha una bassa incidenza, praticamente non significativa per tutti e tre le variabili di interesse. L'effetto dello shock del target inflazionistico invece ha un'incidenza molto rilevante sull'inflazione stessa (infatti spiega l'inflazione per il 95%), mentre il suo impatto si abbassa se si vanno a vedere le altre due variabili, cioè per quanto riguarda il tasso d'interesse incide per circa il 71% e per l'output gap, η_t^* lo condiziona in maniera abbastanza debole con una percentuale che si aggira attorno al 20%.

Si passa ora ad analizzare la decomposizione della varianza per quanto riguarda il modello che utilizza come tipo di inflazione la media mobile del Gross Domestic Product, i cui risultati sono inseriti nella Tabella 8, sotto riportata.

	ε_t^x	ε_t^π	ε_t^R	η_t^*
$\hat{\pi}_t$	0.92	22.93	3.46	72.69
\hat{x}_t	32.11	11.63	39.28	16.99
\hat{R}_t	46.64	14.56	1.53	37.26

Tabella 8: decomposizione della varianza infiniti passi in avanti per quanto riguarda il modello con inflazione MA(3) di GDP

I cambiamenti rispetto alla Tabella 7 sono abbastanza evidenti. Infatti utilizzando questo tipo d'inflazione lisciata rispetto alla precedente si nota come per lo shock tecnologico ε_t^x l'impatto sull'inflazione è decisamente trascurabile, passa a circa l'1%, mentre cresce per quanto riguarda le altre due variabili, ovvero per l'output gap passa dal 25% al 32% e per il tasso d'interesse nominale cresce dal 26% a quasi il 47%. Se si pone attenzione al cost-push shock ε_t^π si nota che si ha un'incidenza maggiore sull'inflazione e sul tasso d'interesse nominale, la percentuale cresce rispettivamente al 23% per la prima e al 15% per il secondo, mentre l'impatto indiretto sull'output gap diminuisce significativamente passando dal 54.25% considerando l'inflazione GDP, all'11.63% per la sua media mobile. Per lo shock di politica monetaria l'incidenza aumenta per tutte le variabili osservate; infatti ha un impatto sull'inflazione del 3.46%, sull'output gap del 39.28%, mentre rimane comunque molto debole l'incidenza diretta sul tasso d'interesse nominale, pari all'1.53%. Se si passa ad analizzare la decomposizione della varianza per lo shock al target inflazionistico $\eta_t^{\pi^*}$ si nota come, diversamente dalla situazione in Tabella 7 l'impatto sull'inflazione stessa diminuisce di circa 20 punti percentuali (infatti tocca il 73%), l'incidenza indiretta sull'output gap cala fino ad arrivare al 17% e anche per quanto riguarda il tasso d'interesse nominale scende fino al 37.26%.

Si passa ora a studiare il comportamento degli shock rispetto alle osservabili per quello che concerne il modello che usa come inflazione il deflatore CPI e i risultati sono riportati in Tabella 9.

	ε_t^x	ε_t^π	ε_t^R	η_t^*
$\hat{\pi}_t$	2.95	33.58	9.63	53.84
\hat{x}_t	33.45	14.77	44.64	7.15
\hat{R}_t	31.19	26.73	1.99	40.10

Tabella 9: decomposizione della varianza infiniti passi in avanti per il modello con inflazione CPI

Analizzando la decomposizione della varianza nel lungo periodo per quanto riguarda il modello con inflazione CPI si può vedere come per lo shock tecnologico l'impatto indiretto sull'inflazione rimanga, come negli altri due casi analizzati in precedenza, piuttosto debole (si aggira attorno al 3%); lo stesso shock incide direttamente sull'output gap in modo abbastanza significativo con un valore pari al 33.45%, più alto degli altri due casi; mentre per quanto riguarda l'incidenza che ha sul tasso d'interesse il valore che risulta è pari al 31%, maggiore se confrontato con il primo modello, mentre più basso di circa 15 punti percentuali se confrontato con il modello che usa come inflazione il lisciamiento tramite media mobile del deflatore GDP. Come da aspettative il cost-push shock ha un impatto maggiore sull'inflazione stessa, cosa che non si verificava nei due casi trattati in precedenza, e assume un valore pari a circa il 34%. Se si confrontano i risultati con quelli della Tabella 7 si nota come cala in modo significativo l'incidenza indiretta sull'output gap arrivando a un valore di 14.77%, mentre aumenta l'impatto sul tasso d'interesse. Al contrario per quanto riguarda il modello che utilizza una forma lisciata del GDP, ε_t^π registra un impatto lievemente maggiore per l'output gap (valore che sfiora il 15%) e per quasi il 27% incide sul tasso di interesse, diversamente dalla Tabella 8 in cui il valore si aggirava intorno al 15%. Per lo shock di politica monetaria ε_t^R , l'impatto diretto che ha sul tasso d'interesse nominale è praticamente trascurabile; invece l'incidenza sull'output gap e sull'inflazione si registra attorno al 45% e 10% rispettivamente. Lo shock al target inflazionistico influenza l'inflazione osservata per il 53.84% e allo stesso modo ha un impatto abbastanza significativo sul tasso d'interesse, il cui valore è pari al 40.10%, mentre se si guarda all'incidenza sull'output gap il valore che si registra è il 7.15%.

Si studia l'ultimo modello e i risultati sono contenuti nella Tabella 10 qui di seguito.

	ε_t^x	ε_t^π	ε_t^R	η_t^*
$\hat{\pi}_t$	4.58	0.56	0.01	94.86
\hat{x}_t	31.57	47.55	0.94	19.93
\hat{R}_t	25.16	1.09	0.51	73.24

Tabella 10: decomposizione della varianza infiniti passi in avanti per il modello con inflazione PCE

I risultati ottenuti sembrano essere piuttosto simili a quelli ottenuti utilizzando il primo modello, quindi dove l'inflazione è stata il deflatore GDP. In questo caso lo shock tecnologico incide per il 4.58% sull'inflazione, ha un impatto diretto sull'output gap pari al 31.57% e di poco inferiore per il tasso d'interesse, ovvero il 25.16%. L'incidenza diretta di ε_t^π è non significativa, come anche per il tasso, mentre si registra un valore molto alto, pari a quasi il 48%, guardando l'impatto che quest'ultimo ha sull'output gap. Rispetto a tutte le osservabili lo shock di politica monetaria ha un impatto diretto e indiretto non significativo e quindi trascurabile. Infine lo shock al target inflazionistico η_t^* ha una fortissima incidenza sull'inflazione stessa pari al 95%, un impatto indiretto minore sull'output gap per cui si registra un valore di 20 punti percentuali e per finire influenza in modo molto importante il tasso d'interesse in quanto il valore registrato è del 73%.

Capitolo 4

4.1 L'utilizzo di filtri multipli

L'obiettivo di questo capitolo è quello di utilizzare congiuntamente i vari tipi di inflazione utilizzati nei capitoli precedenti nell'ambito della stima del modello DSGE di interesse. Canova e Ferroni (2011) affermano che l'utilizzo combinato di filtri multipli ha tre vantaggi importanti.

Primo, non richiede distribuzioni a priori troppo informative, relativamente ai processi del modello e agli shock che lo guidano. Data l'incertezza attorno all'evoluzione di fattori come la tecnologia e le preferenze, il fatto di essere in grado di rimanere agnostici su quale tipo di filtraggio usare dovrebbe ridurre le distorsioni dovute alla mal specificazione del trend.

Secondo, questa metodologia permette di usare dati ciclici calcolati con filtri che hanno differenti caratteristiche, ad esempio, unilaterali contro bilaterali, univariati contro multivariati, deterministici contro stocastici e così via, così da rendere le stime dei parametri più robuste all'eventuale misspecificazione dei processi latenti.

Terzo, gli errori nell'attribuzione delle frequenze del ciclo economico sono approssimativamente specificati. Se tali errori mostrano un pattern pressoché comune tra le proxy, l'utilizzo congiunto di differenti indicatori empirici del ciclo economico dovrebbe ridurre le distorsioni nelle stime dei parametri, dovute a piccoli campioni. Se tali errori sono più idiosincratici, questa procedura di stima dovrebbe ripulirli così da ottenere stime più precise.

Teoricamente si potrebbe usare un "filtro ideale" in grado di eliminare le distorsioni indotte dal filtraggio imperfetto. Il filtro ideale dovrebbe essere a conoscenza del fatto che la componente ciclica del modello DSGE ha le caratteristiche di un processo autoregressivo. Canova e Ferroni (2011) mostrano che, se tale filtro esiste ed è unico, un approccio iterativo può essere implementato, in principio, per recuperarlo. Sfortunatamente, la lista di problemi pratici che rende il recupero praticamente impossibile è lunga. In particolare, i pesi stimati delle proxy empiriche contaminate è probabile che siano inconsistenti. In più, il calcolo del filtro ideale implica la stima del modello un numero di volte abbastanza grande, in modo da convergere alla calibrazione

del parametro, che assicura questa corretta estrapolazione della componente ciclica del modello consistente fuori dai dati. Quindi, si seguono le “istruzioni per professionisti” di Canova e Ferroni e si prende la strada dei “filtri imperfetti” combinando differenti filtri con un gruppo di endogene di pesi stimati congiuntamente con i parametri del modello strutturale (Canova e Ferroni (2011)). Per applicazioni di tali tecniche si veda anche Castelnovo (2011, 2012).

4.2 Equazioni di misura e densità a priori

Per stimare il modello (1) – (5) descritto nel capitolo 2, si imposta la seguente formula per il gruppo di equazioni di misura:

$$\begin{bmatrix} FFRATE_t \\ OUTPUTGAP_t \\ INFLGDP_t \\ INFLMA(3)_GDP_t \\ INFLCPI_t \\ INFLPCE_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \begin{bmatrix} \tau_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \tau_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \tau_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \tau_4 \end{bmatrix} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_t \\ x_t \\ \pi_t \\ \pi_t \\ \pi_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ u_{1t} \\ u_{2t} \\ u_{3t} \\ u_{4t} \end{bmatrix}$$

dove $FFRATE_t$ è il tasso dei fondi federali al tempo t , $OUTPUTGAP_t$ è la misura del ciclo economico e $INFL_t = [INFLGDP_t, INFLGDP_{MA(3)_t}, INFLCPI_t, INFLPCE_t]'$ sono le quattro proxy dell'inflazione racchiuse in un unico vettore, τ è una matrice diagonale (4x4) di filtri legati alla componente dell'inflazione del modello e $u_t = [u_{GDP_t}, u_{GDP_{MA(3)_t}}, u_{CPI_t}, u_{PCE_t}]' \sim iid(\mathbf{0}_{4 \times 1}, diag(\sigma^2_{u_{GDP}}, \sigma^2_{u_{GDP_{MA(3)_t}}}, \sigma^2_{u_{CPI}}, \sigma^2_{u_{PCE}}))$ è un vettore (4x1) di errori di misura di specifici filtri serialmente e mutualmente incorrelati. Quando si implementa questa strategia di filtri multipli, si ricorda che sono stati lasciati liberi i filtri di raggiungere qualunque tipo di valore, ovvero non si è imposto alcun tipo di normalizzazione.

L'analisi che si effettua è simile a quella descritta nei capitolo 2 e 3; infatti si utilizzano le stesse distribuzioni a priori per i parametri e gli standard error già utilizzati in precedenza. In linea con il contributo precedente si pone il parametro autoregressivo ρ_* del processo del target inflazionistico pari a 0.995 in modo da continuare a catturare i movimenti di bassa frequenza nell'inflazione e come si è soliti in letteratura, si calibra il fattore di sconto β a 0.99. Infine si assume che i caricamenti delle proxy empiriche siano distribuite indipendentemente come $\tau_i \sim N(0.25, 0.3)$.

4.3 Convergenza del modello e stima della densità a posteriori

Come già detto in precedenza il più importante indice di correttezza delle stime del modello è data dall'analisi delle convergenze delle simulazioni iterative e quest'analisi è ottenuta grazie all'algoritmo MCMC (Markov chain Monte Carlo algorithm).

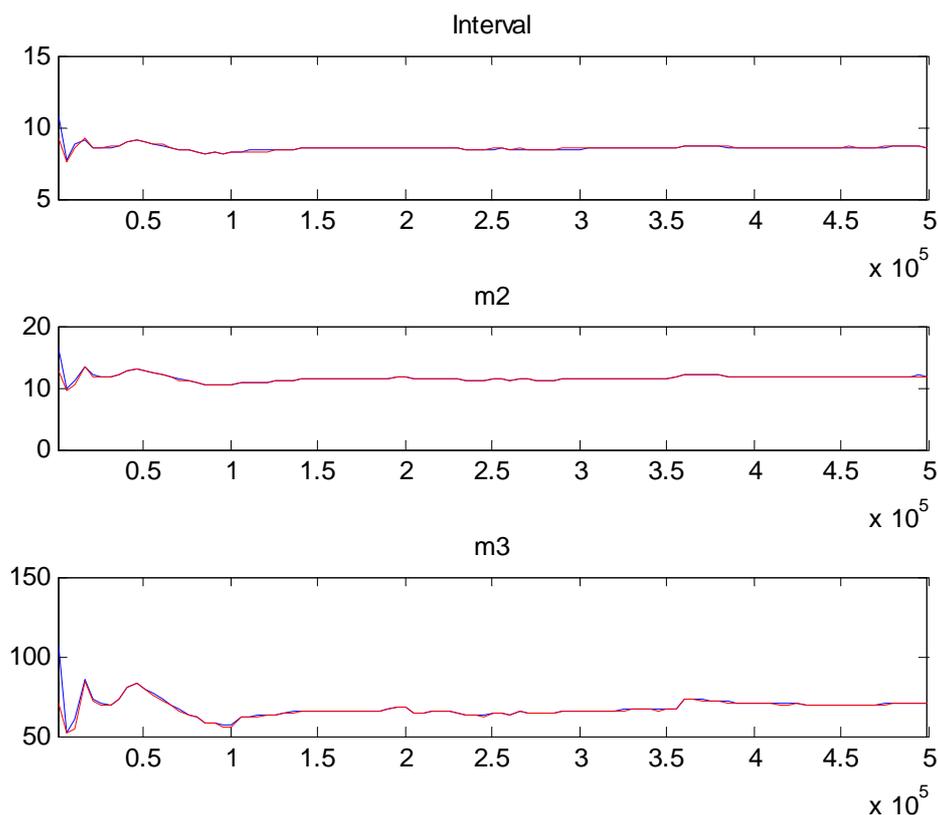


Figura 35: “multivariate diagnostic” per il modello con i filtri

Si è interessati solo la seconda metà dei tre grafici in Figura 35, ovvero dal $2.5 \cdot 10^5$ in ascissa, in quanto sono state scartate il 50% delle osservazioni. Quindi anche se all'inizio si verificano un po' di oscillazioni, dall'osservazione 250000 in poi le linee rosse e blu tendono a convergere e a stabilizzarsi, per cui si può affermare che il modello converge ed è verificata una condizione necessaria per la correttezza delle stime.

Si passa ora a valutare il risultato del processo di stima; infatti nella tabella seguente vengono riportati i principali indicatori forniti da Dynare per ciascun parametro e deviazione standard degli shock del modello: la moda a posteriori, la media a posteriori e l'intervallo di credibilità al 90% per quest'ultima.

Parametro	Moda	Media a posteriori	Intervallo di credibilità al 90%
λ	0.0458	0.0503	0.0316;0.0682
γ	0.6176	0.6035	0.5074;0.7023
ϕ_{π}	2.2136	2.2383	1.8073;2.6656
ϕ_x	2.0587	2.0696	1.6306;2.5051
ϕ_R	0.0867	0.1167	0.0120;0.2046
ρ_x	0.8064	0.7894	0.7271;0.8548
ρ_{π}	0.9155	0.9121	0.8860;0.9383
ρ_R	0.8878	0.8771	0.8335;0.9252
σ_x	0.1457	0.1545	0.1262;0.1814
σ_{π}	0.0399	0.0435	0.0344;0.0522
σ_R	0.9719	0.9736	0.8536;1.0980
σ_*	0.1244	0.1518	0.0837;0.2154
σ_{GDP}	0.7455	0.8061	0.6787;0.9332
$\sigma_{GDP_MA(3)}$	0.0877	0.1005	0.0585;0.1415
σ_{CPI}	1.0370	1.1255	0.9458;1.3120
σ_{PCE}	1.1524	1.2480	1.0389;1.4473
τ_1	0.8629	0.9275	0.8001;1.0491
τ_2	0.8649	0.9291	0.8120;1.0499
τ_3	0.8159	0.8795	0.7574;1.0029
τ_4	0.8726	0.9396	0.8041;1.0703

Tabella 11: distribuzioni a posteriori del modello con filtri

Per quanto riguarda i valori che vengono forniti da Dynare per il processo di stima si ottiene un valore di logverosimiglianza di Laplace pari a -1552.142179 e un valore della logverosimiglianza calcolata con il metodo di “Modified Harmonic Mean” del secondo step di stima pari a -1551.558326, di poco superiore rispetto al primo.

Il tasso di accettazione che si verifica nel processo è compreso tra il 33.05% e il 33.12% e quindi rientra nel range prefissato discusso in precedenza (23% e 40%).

Di interesse sono i valori della moda e della media a posteriori che vanno confrontati con quelli presi in considerazione in precedenza nei modelli con i singoli tipi di inflazione. Per quanto concerne il valore della moda prendendo in considerazione la deviazione standard dello shock del deflatore GDP in questo caso si ottiene un valore pari a 0.7455, inferiore rispetto al primo modello del terzo capitolo che risultava 0.9258, la media a posteriori è pari a 0.8061 inferiore rispetto alla media a posteriori riguardo sempre al primo campione del terzo capitolo (0.9259). Invece per la media mobile del deflatore GDP si ottiene un valore maggiore per la moda rispetto a quello registrato nel secondo modello analizzato nel capitolo 3, rispettivamente 0.0877 per il primo e 0.0748 per il secondo, al contrario di quello che succede per la media a posteriori che per questo modello preso in considerazione è pari a 0.1005, superiore rispetto a quello del modello che utilizzava come inflazione la singola media mobile del deflatore GDP pari a 0.0801, il che sta a significare che in questo modello si registra una maggiore volatilità per questo tipo di inflazione. Per le ultime due serie di inflazione la moda registrata nel modello suddetto è 1.0370 per l'inflazione CPI, superiore di molto rispetto a quella del singolo modello (0.7980), e 1.1524 per l'inflazione "Personal Consumption Expenditure", che risulta inferiore se si guarda a quella dell'ultimo modello discusso nel terzo capitolo, per il quale si registra un valore pari a 1.1757. Per la media a posteriori, l'inflazione CPI assume un valore pari a 1.1255, maggiore rispetto al valore assunto nel modello che utilizzava la singola inflazione e che risultava 0.8096 e lo stesso si verifica per l'inflazione PCE che per la media a posteriori registra un valore di 1.2480, sempre maggiore del caso in cui si utilizzava la singola serie PCE (1.1858).

Si può certamente affermare che tutti i valori della media a posteriori sono "significativamente diversi da zero" o, più correttamente, per ciascun intervallo di credibilità non si registrano estremi inferiori con valori negativi o che comprendano lo 0.

Se si passa ad analizzare i singoli filtri, si scopre come per la moda assumano tutti e quattro valori abbastanza simili compresi tra lo 0.8159 e lo 0.8726 e lo stesso si registra per quanto concerne la media a posteriori (con valori che oscillano tra lo 0.8795 e lo 0.9396); questo risultato dovrebbe stare a significare che le varie serie dell'inflazione dovrebbero pesare nel modello suddetto in uguale misura, anche se in seguito si sarà portati ad affermare il contrario. Si passa comunque ad analizzare le distribuzioni a posteriori in modo grafico.

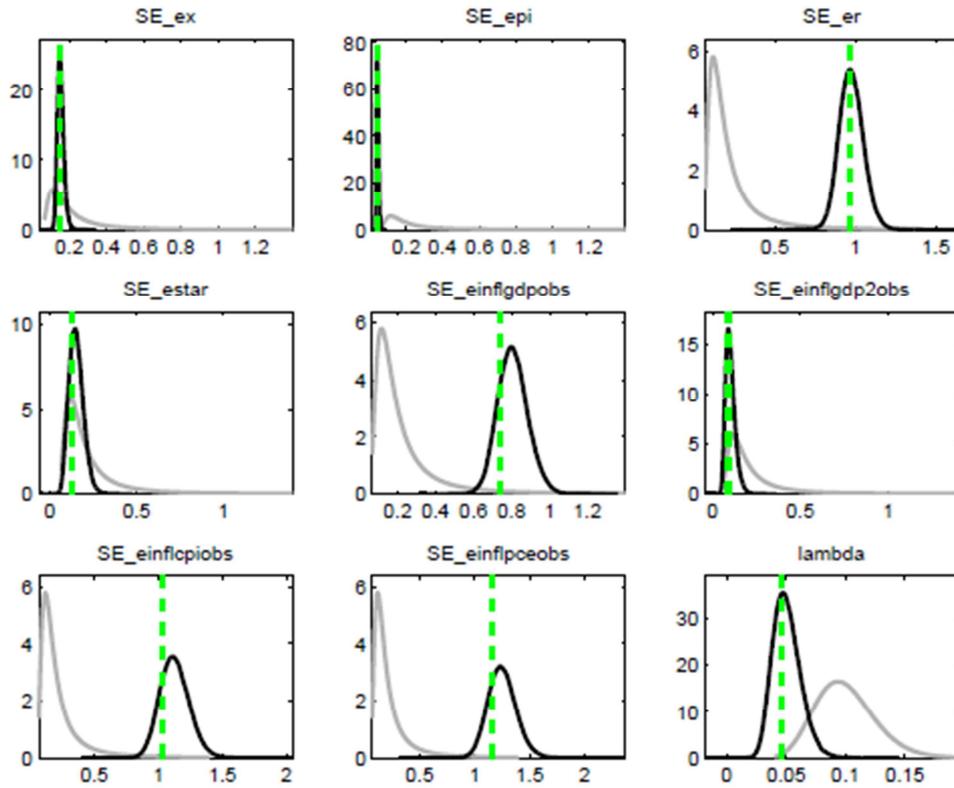


Figura 36: grafici distribuzioni a posteriori e priori con moda I

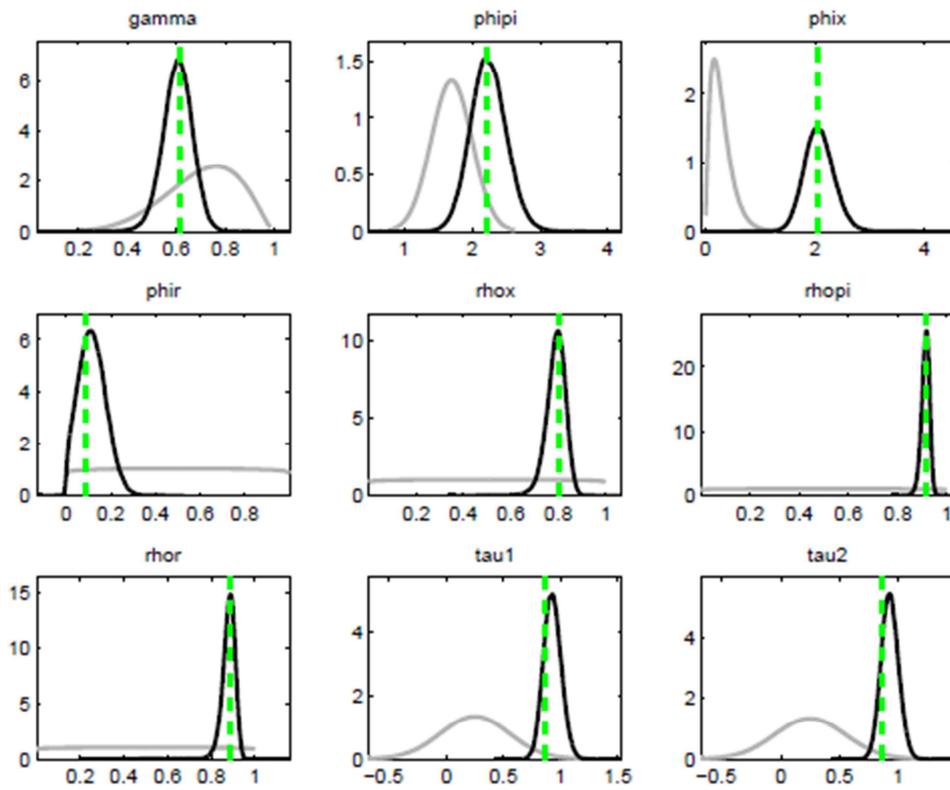


Figura 37: grafici distribuzioni a posteriori e priori con moda II

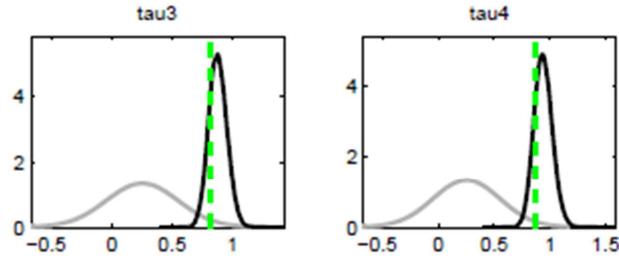


Figura 38: grafici a distribuzioni a posteriori e priori con moda III

Come si può notare dai grafici le linee grigie che rappresentano le distribuzioni a priori utilizzate e le linee nere, le distribuzioni a posteriori, non coincidono e quindi si può concludere che i dati sono informativi; in più si evince che le distribuzioni a posteriori sembrano seguire un andamento normale e la moda calcolata al primo step di stima, linea verde tratteggiata, sembra coincidere con la moda della distribuzione a posteriori e che gli errori sono perlopiù concentrati intorno allo zero, a parte per gli standard error degli shock delle varie serie dell'inflazione, come si era precedentemente intuito analizzando le stime al secondo passo.

4.4 Funzioni di risposta d'impulso e decomposizione della varianza

Qui di seguito vengono inserite le funzioni di risposta d'impulso che descrivono la reazione nel tempo di una variabile quando si verifica uno shock temporaneo di un'altra variabile in un sistema dinamico che coinvolge anche altre variabili.

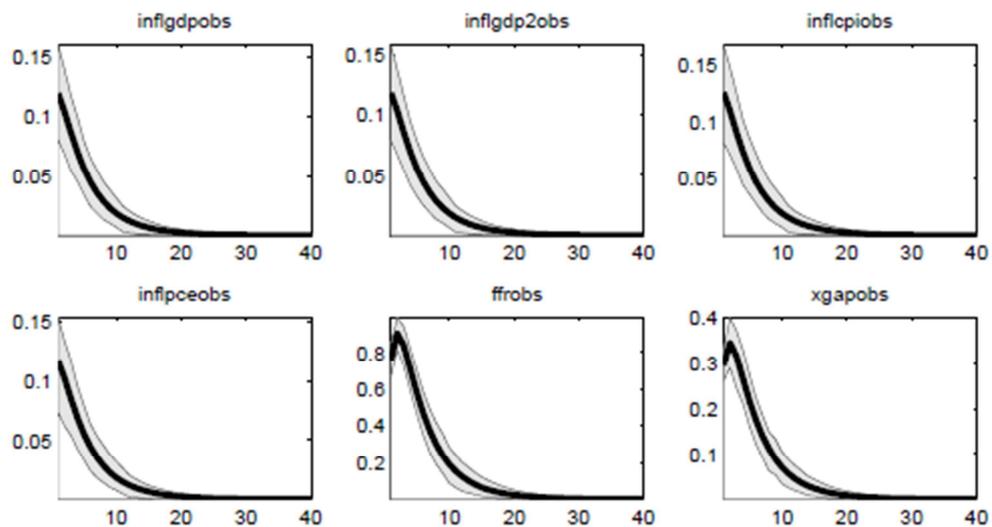


Figura 39: effetto dello shock ε_t^x di domanda nel modello con filtri

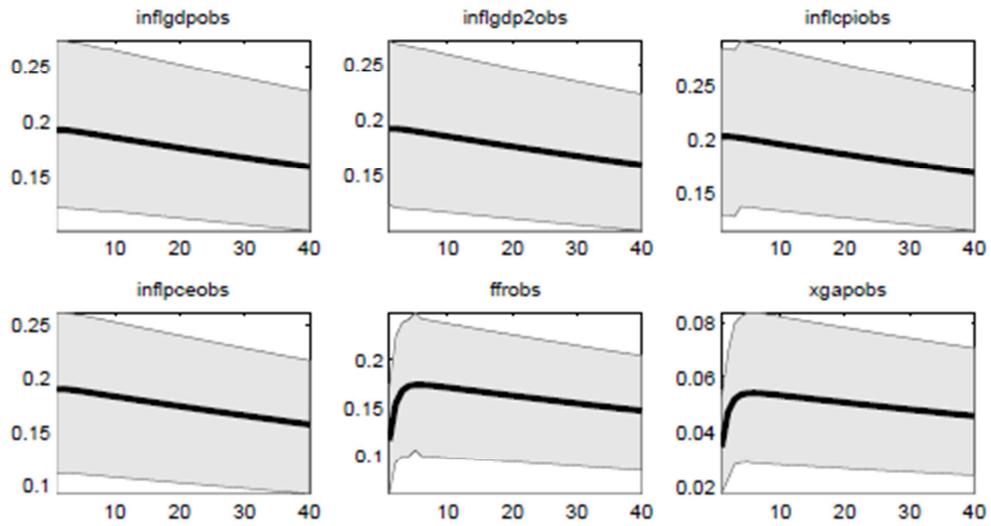


Figura 40: effetto dello shock η_t^* al target inflazionistico nel modello con filtri

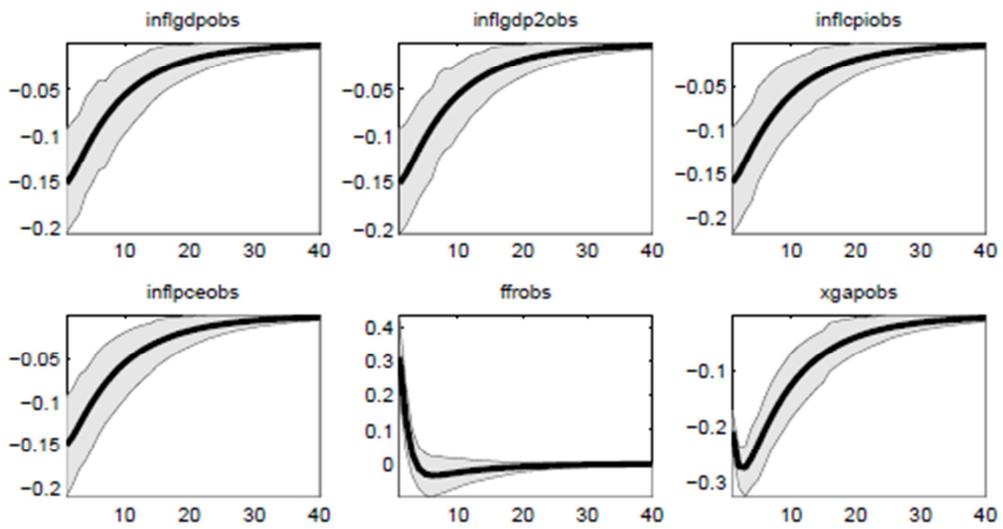


Figura 41: effetto dello shock ε_t^R di politica monetaria nel modello con filtri

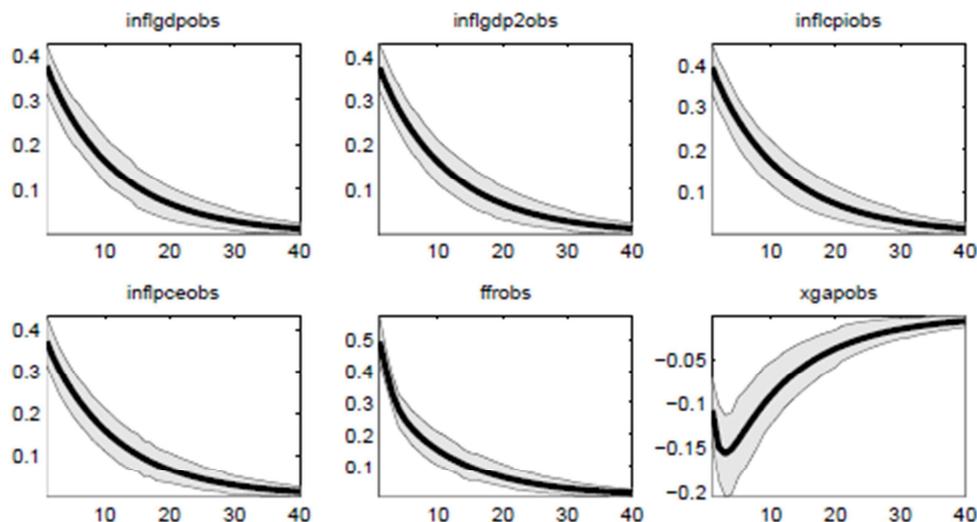


Figura 42: effetto dello shock ε_t^π di offerta nel modello con filtri

Si nota come per quanto riguarda lo shock all'output gap rispetto alle risposte d'impulso ottenute nel terzo capitolo sulle varie serie dell'inflazione, in questo grafico sembra spingere un po' più in basso l'inflazione per tutte le serie, tranne che per la media mobile del deflatore GDP per cui la situazione sembra invariata; infatti non arrivano neanche a 0.2, mentre in precedenza la serie GDP arrivava a 0.3, la serie CPI toccava lo 0.25, e quella PCE toccava fino allo 0.4. In questo caso sembra che tutte le serie abbiano lo stesso peso, fatto già evidenziato dall'uguaglianza dei filtri. Se si verifica uno shock all'output gap allora di conseguenza diminuirà l'inflazione e anche il tasso d'interesse, tramite la curva di Taylor; anche se la diminuzione del tasso porta ad aumentare l'output gap e l'inflazione, riducendo l'effetto iniziale dello shock e riportando tutte le serie allo stato stazionario.

Se si guarda allo shock del target inflazionistico la situazione sembra essere come nei quattro modelli precedenti, in quanto le linee nere sottili, che rappresentano il quinto e novantacinquesimo percentile, sono molto distanziate dalla linea nera spessa e quindi questo indica una forte imprecisione delle stime delle funzioni di risposta d'impulso. Quindi un aumento dello shock al target inflazionistico provoca un aumento dell'output gap, del tasso d'interesse e dell'inflazione stessa e come visto in precedenza nel terzo capitolo il tasso d'interesse nominale nei primi trimestri post-shock assume un valore inferiore di quello dell'inflazione. Un altro fattore da notare è che sembra ci siano

difficoltà da parte delle variabili a tornare allo stato stazionario; si può concludere che questo shock porta una forte persistenza.

Se ε_t^R sale, allora aumenterà in modo diretto anche il tasso d'interesse, per cui si aprirà una fase di recessione per portare l'output gap a scendere e anche l'inflazione a tornare a livello stazionario. Anche per questo tipo di risposta d'impulso, se si vanno a confrontare i grafici in Figura 41 con quelli che riguardano il modello che utilizza come inflazione la serie della media mobile del deflatore GDP, si nota come i primi siano abbastanza simili, per non dire uguali, come forma delle bande, della funzione di risposta d'impulso e anche come valori a quelli di Figura 29.

Nel caso in cui sia ε_t^π a salire, esso porta ad aumentare l'inflazione e anche il tasso d'interesse; con l'aumento di quest'ultimo si apre una fase di recessione che porta l'output gap e l'inflazione a diminuire. Anche in questo caso i vari valori iniziali delle risposte d'impulso sono tutti uguali al valore che prendeva l'IRF se si andava ad analizzare il secondo modello del capitolo 3, ovvero quello con la serie dell'inflazione che era la media mobile dell'inflazione GDP.

Si passa ora ad analizzare la decomposizione della varianza dell'errore di previsione per il modello con filtri; si studia la decomposizione della varianza infiniti passi in avanti per vedere qual è il vero valore verso il quale la decomposizione della varianza si stabilizza.

	ε_t^x	ε_t^π	ε_t^R	η_t^*
$\hat{\pi}_t$	1.25	23.29	3.22	72.24
\hat{x}_t	35.29	12.98	36.48	15.26
\hat{R}_t	53.54	13.60	1.65	31.21

Tabella 12: decomposizione della varianza infiniti passi in avanti per il modello con filtri

Lo shock di domanda, ε_t^x , come si può notare, ha effetto principalmente sul tasso d'interesse nominale, il 54% circa, ma è significativo anche per quanto riguarda l'output gap in quanto ne spiega il 35.29%; lo shock rispetto all'inflazione è invece trascurabile. Se si guarda al cost-push shock si verifica che, ovviamente, si ha un effetto abbastanza marcato sull'inflazione, il 23% circa, mentre è meno influente per le altre due variabili,

rispettivamente pesa per il 13% sull'output gap e per circa il 14% sul tasso d'interesse. Lo shock di politica monetaria ha un impatto maggiore sull'output gap, il 36.48%, mentre per le altre due variabili l'impatto di questo shock è abbastanza insignificante. Lo shock al trend inflazionistico incide per il 72% sull'inflazione, come ci si aspettava, ma ciò che si può notare è che $\eta_t^{\pi^*}$ contribuisce per il 15% sull'output gap e risultato maggiormente importante, per il 31% sul tasso d'interesse e questo fenomeno si può pensare che sia dovuto al fatto che nell'equazione di Taylor, che determina il tasso di interesse nominale, entra anche il gap inflazionistico.

Si è cercato poi di analizzare la decomposizione della varianza del modello che assume altri parametri per la distribuzione a priori dei filtri; infatti si sono utilizzati $\tau_i \sim N(1, 0.5)$ in modo da verificare se in qualche modo i pesi delle distribuzioni a priori contavano così tanto da modificare il risultato finale (dato che erano stati scelti in modo che ogni filtro pesasse 0.25). La tabella seguente mostra i risultati ottenuti e si può bene notare come non si verificano cambiamenti significativi con la Tabella 12.

	ε_t^x	ε_t^π	ε_t^R	η_t^*
$\hat{\pi}_t$	0.95	22.80	3.52	72.73
\hat{x}_t	32.06	12.17	38.89	16.88
\hat{R}_t	45.98	14.76	1.41	37.84

Tabella 13: decomposizione della varianza infiniti passi in avanti per il modello con distribuzioni a priori dei filtri cambiate

Anche in questo caso lo shock di domanda ha un effetto principale sul tasso d'interesse, il 46% circa, mentre rispetto all'output gap il suo impatto è di poco inferiore e pari al 32%, mentre risulta non significativo lo shock rispetto all'inflazione. Per quanto riguarda il cost-push shock si evince come questo tipo di shock pesi sull'inflazione per circa il 23%, sull'output gap per il 13%, mentre abbia un impatto di 15 punti percentuali sul tasso d'interesse nominale; il tutto sembra in linea con l'analisi della varianza del modello con filtri esposta in Tabella 12. Lo shock di politica monetaria ha un'incidenza trascurabile per quanto riguarda l'inflazione e il tasso d'interesse, mentre impatta sull'output gap per circa il 39% (anche per questo tipo di shock risultati molto simili a

quelli di Tabella 12). Infine lo shock al target inflazionistico mantiene lo stesso impatto sull'inflazione, pari al 72%, aumenta di poco l'incidenza sull'output gap, passando a circa il 17% e l'impatto sul tasso d'interesse nominale sale di circa 6 punti percentuali rispetto al risultato ottenuto in Tabella 12.

Anche in questo caso si può notare come i risultati ottenuti in Tabella 13 come pure in Tabella 12, siano molto simili a quelli ottenuti nel secondo modello del terzo capitolo, ovvero nel modello in cui si utilizzava come inflazione la media mobile del deflatore GDP; quindi sembrerebbe che questo tipo di inflazione pesi molto di più rispetto alle altre nel modello completo. Allora per verificare questa ipotesi, si cerca di studiare la decomposizione della varianza per il modello completo, scartando ogni volta una serie d'inflazione. In primo luogo si elimina dal modello completo la serie dell'inflazione GDP semplice; quindi si utilizzano tre filtri per le altre tre serie d'inflazione, usando le stesse priori come in precedenza per tutti i parametri e per le deviazioni standard degli shock considerati (compresi i filtri, le cui priori sono sempre $\tau_i \sim N(0.25, 0.3)$), ottenendo:

	ε_t^x	ε_t^π	ε_t^R	η_t^*
$\hat{\pi}_t$	1.09	22.88	3.31	72.71
\hat{x}_t	33.80	12.60	37.56	16.03
\hat{R}_t	50.08	14.04	1.55	34.32

Tabella 13: decomposizione della varianza infiniti passi in avanti per il modello con filtri senza utilizzare la serie dell'inflazione GDP

Si verifica infatti che i risultati sembrano abbastanza simili a quelli ottenuti in Tabella 12; infatti per quanto riguarda lo shock tecnologico, ε_t^x , l'impatto maggiore si verifica sempre sul tasso d'interesse, anche se l'incidenza è più bassa di 3 punti percentuali rispetto a quella utilizzata nella Tabella 12; l'impatto sull'output gap è più o meno lo stesso, pari al 34%, mentre risulta sempre ininfluyente quello sull'inflazione. Se si guarda al cost-push shock, si nota che, i risultati ottenuti sono in linea con quelli di Tabella 12, infatti lo shock ε_t^π ha un impatto pari al 23% sull'inflazione stessa, del 13% sull'output gap e del 14% sul tasso d'interesse nominale. Lo stesso si verifica per quanto

concerne lo shock di politica monetaria, che registra un'incidenza maggiore e pari al 38% sull'output gap, e per lo shock al gap inflazionistico, per cui si ottiene che $\eta_t^{\pi^*}$ ha un impatto pari al 73% sull'inflazione stessa, contribuisce per il 16% a spiegare l'output gap e l'impatto sul tasso d'interesse nominale cresce di 3 punti percentuali rispetto all'analisi precedente, portandosi al 34%.

Si studia ora l'andamento della varianza per il modello con filtri e che scarta la media mobile del deflatore GDP (che come visto in precedenza era l'ipotesi da verificare).

	ε_t^x	ε_t^π	ε_t^R	η_t^*
$\hat{\pi}_t$	4.67	27.48	6.76	61.09
\hat{x}_t	40.73	21.26	32.15	5.86
\hat{R}_t	55.33	18.20	0.65	25.82

Tabella 14: decomposizione della varianza infiniti passi in avanti per il modello con filtri senza utilizzare la serie dell'inflazione della media mobile del deflatore GDP

Risalta subito a prima vista che i risultati che si ottengono sembrano essere abbastanza diversi rispetto ai precedenti. Infatti per quanto riguarda lo shock tecnologico, si registra un impatto sempre maggiore rispetto al tasso d'interesse nominale, ma leggermente più alto, pari al 55%; invece rispetto all'output gap l'incidenza che si ottiene è pari a circa il 41%, quindi circa il 6% più alta rispetto a quella del modello visto in Tabella 12; rimane comunque non significativo il contributo dell'inflazione anche se, riferendosi sempre al modello con tutte le serie dell'inflazione in Tabella 12, cresce di 3 punti percentuali.

L'analisi passa allo studio del cost-push shock, il cui impatto rispetto all'inflazione resta comunque abbastanza rilevante passando dal 23.29% del modello completo a circa il 28% del modello appena preso in esame; il risultato più significativo per lo shock ε_t^π si verifica rispetto all'output gap in quanto l'incidenza cresce di quasi l'8%, passa infatti dal 13% al 21% circa; rispetto al tasso d'interesse nominale si ha comunque che il suo contributo cresce, ma in maniera meno rilevante, infatti se nel modello completo che

utilizza le quattro serie d'inflazione il valore di questa incidenza è pari al 13.6%, in questo caso l'impatto registrato arriva al 18.2%.

Lo shock di politica monetaria risulta quello che si distacca meno dai valori che si ottengono nel modello completo; quindi se nel modello in Tabella 12 ε_t^x ha un impatto sull'output gap del 36.48%, e per le altre due variabili l'impatto è non significativo, in questo caso, trattato in Tabella 14, lo shock di politica monetaria incide solo per il 32% sull'output gap, per il 7% sull'inflazione e non tocca neanche l'1% se si guarda al tasso d'interesse nominale.

Il cambiamento registrato che risulta maggiore rispetto agli altri shock riguarda proprio lo shock al target inflazionistico, per cui il valore dell'impatto sull'inflazione si abbassa di più di dieci punti percentuali, passando al 61% (in Tabella 12 si otteneva un valore pari al 72.24%); per quanto riguarda l'output gap la sua incidenza diventa non più significativa, muovendosi dal 15% al 6%; infine, come ultimo contributo, si guarda all'incidenza che $\eta_t^{\pi^*}$ ha sul tasso d'interesse nominale, che passa dal 32% del modello completo al 26% del modello che non utilizza la serie della media mobile del deflatore GDP.

	ε_t^x	ε_t^π	ε_t^R	η_t^*
$\hat{\pi}_t$	1.04	23.20	3.31	72.45
\hat{x}_t	33.58	12.08	38.12	16.22
\hat{R}_t	50.20	14.06	1.63	34.11

Tabella 15: decomposizione della varianza infiniti passi in avanti per il modello con filtri senza utilizzare la serie dell'inflazione CPI

	ε_t^x	ε_t^π	ε_t^R	η_t^*
$\hat{\pi}_t$	1.05	23.12	3.33	72.50
\hat{x}_t	33.55	12.28	37.98	16.19
\hat{R}_t	49.88	14.14	1.58	34.41

Tabella 16: decomposizione della varianza infiniti passi in avanti del modello con filtri senza l'uso della serie dell'inflazione PCE

Come si può notare in queste due ultime tabelle i risultati della decomposizione della varianza per quanto riguarda i modelli completi che escludono rispettivamente l'inflazione CPI e l'inflazione PCE sono in linea con quelli del modello che usa tutte e quattro le serie dell'inflazione. Infatti la reazione ad un cambiamento dello shock tecnologico risulta influenzare per circa il 34% l'output gap e per il 50% il tasso d'interesse; mentre per quanto riguarda l'inflazione, l'impatto è trascurabile. L'incidenza del cost-push shock sull'inflazione è del 23%, del 12% sull'output gap e infine del 14% sul tasso d'interesse. Lo shock di politica monetaria ha un impatto abbastanza importante solamente sull'output gap; mentre per concludere la reazione che si registra ad un movimento di $\eta_t^{\pi^*}$ è di circa il 72% sull'inflazione stessa, del 16% sull'output gap e del 34% sul tasso.

Conclusioni

In questo lavoro è stato sviluppato un modello Neo-Keynesiano per il ciclo economico americano. In particolare si sono presi in considerazione dati trimestrali degli Stati Uniti per il periodo che va dal secondo trimestre del 1957 al primo trimestre del 2010. Per stimare il modello si è utilizzato il programma Dynare e per la stima dei modelli DSGE si è pensato di riferirsi a un approccio Bayesiano. Come prima cosa si sono analizzati quattro modelli, utilizzando in ognuno una delle quattro serie di inflazione che si avevano a disposizione, ovvero nel primo modello si è usato il deflatore GDP, nel secondo un serie maggiormente lisciata con una media mobile di ordine 3 sempre del deflatore del PIL, nel terzo la serie dell'inflazione CPI e infine nell'ultimo l'inflazione PCE.

Si è verificata in primo luogo la convergenza di ogni modello, requisito importantissimo per la correttezza dei risultati a cui si aspirava e in seguito si sono studiate le stime delle densità a posteriori ottenute per ciascun modello. È subito emerso come la media a posteriori della deviazione standard riferita alla media mobile del deflatore GDP ($\sigma_{GDP_MA(3)}$) avesse assunto un valore nettamente inferiore e vicino a zero rispetto allo stesso valore per le altre serie; infatti la media a posteriori è pari a 0.0801. Anche per quanto riguarda la figura che riporta le distribuzioni a posteriori e priori si nota come siano abbastanza diverse tra loro: la prima ha un picco piuttosto alto, mentre la seconda è molto più contenuta. Mentre per tutti gli altri parametri di questo modello e degli altri si sono ritenute le distribuzioni a posteriori alquanto soddisfacenti, a confermare la correttezza delle stime.

Si è quindi passati all'analisi delle funzioni di risposta d'impulso per i quattro modelli presi in considerazione, grazie alle quali si è valutato come le variabili macroeconomiche sotto esame, inflazione, output gap e tasso d'interesse nominale, reagiscano nel tempo a shock esogeni che le colpiscono. Quello che è risultato, è che per qualsiasi tipo di shock i quattro modelli reagiscono praticamente allo stesso modo e l'unico problema che si ottiene è che quando si realizza uno shock al target inflazionistico, in tutti i modelli, le variabili prese in esame hanno difficoltà a ritornare al loro stato stazionario e questo denota una forte persistenza di questo shock; inoltre, le

bande del quinto e novantacinquesimo percentile si discostano in maniera sostanziale dalla media e ciò sta a significare che la stima delle funzioni di risposta d'impulso è alquanto imprecisa.

Infine il lavoro svolto si è focalizzato sulla decomposizione della varianza dell'errore di previsione, grazie alla quale si è notato come i risultati della FEVD del primo modello siano abbastanza simili a quelli dell'ultimo, mentre il modello che si discosta di più dagli altri è proprio quello che utilizza come inflazione la media mobile del deflatore del PIL.

Si è poi passati allo studio di un modello che contenga tutte e quattro le serie dell'inflazioni a disposizione, ognuna pesata. Si sono utilizzati quattro filtri ognuno con distribuzione Normale di media 0.25 e varianza 0.3; non si è imposto alcun tipo di vincolo, come per esempio poteva essere quello che la somma dei pesi dovesse essere pari a uno, si sono lasciati cioè abbastanza liberi di assumere qualunque tipo di valore e tramite la stima della distribuzione a posteriori si è potuto notare come tutti i valori delle medie a posteriori dei quattro pesi siano contenuti nell'intervallo [0.8795, 0.9396], quindi siano abbastanza omogenei nei valori.

Si è poi passati allo studio delle funzioni di risposta d'impulso e alla decomposizione della varianza e proprio in quest'ultima fase si è incappati in un problema, ovvero questi risultati sono molto simili a quelli ottenuti nella decomposizione della varianza del secondo modello, cioè quello che utilizza come inflazione la media mobile di ordine tre del deflatore GDP. Questo risultato ha fatto nascere un'idea in più: infatti data la probabile enorme importanza della varianza di questa serie, si è pensato di analizzare nuovamente la decomposizione della varianza del modello "completo", ma scartando ogni volta una serie di inflazione, al fine di verificare l'importanza della serie dell'inflazione sopra descritta. Se non si considera la serie del deflatore GDP, oppure in un altro caso la serie dell'inflazione CPI o PCE, la decomposizione della varianza risulta molto simile a quella del modello con le quattro serie d'inflazione; mentre se si esclude dal modello la media mobile del deflatore GDP si ottiene una decomposizione della varianza abbastanza differente.

Come visto durante il lavoro svolto, per quanto riguarda lo shock tecnologico c'è un'incidenza maggiore in quest'ultimo modello sia per l'output gap che per il tasso d'interesse; anche per quanto riguarda un movimento del cost-push shock si verifica un

aumento delle percentuali per tutte le variabili, innalzamento che arriva anche a 9 punti percentuali per quanto riguarda l'incidenza rispetto all'output gap; comunque il cambiamento registrato maggiore è quello che riguarda l'impatto di un cambiamento dello shock al target inflazionistico che ha sull'inflazione stessa: si passa dal 72% del modello completo al 61% del modello che esclude la media mobile del deflatore del PIL.

In conclusione, diverse misure di inflazione sono tipicamente considerate come "perfetti sostituti" in molte delle analisi macroeconomiche contemporanee. La mia tesi mostra, invece, come la scelta di tali misure possa essere tutt'altro che innocua per quel che riguarda i parametri stimati dal modello e, contemporaneamente, i momenti simulati del medesimo.

Appendice

A1. Introduzione a Dynare

Dynare è uno strumento utilizzabile con i software MATLAB o GNU Octave che serve per risolvere, simulare e stimare modelli DSGE con un approccio Bayesiano. Più precisamente il modello viene scritto equazione per equazione in un editor, interno o esterno a Matlab. Questo è poi letto nella finestra di Matlab che avvia Dynare in modo che traduca il file `.mod` in maniera che Matlab possa utilizzarlo. Per quanto riguarda i modelli DSGE, si è principalmente interessati a vedere come si comporta il sistema nel rispondere a shock, temporanei o permanenti che siano e vedere in che modo ritorna al suo stato stazionario.

È conveniente pensare al file `.mod` in modo che riesca a contenere cinque blocchi distinti:

- *preambolo*, dove si inserisce la lista delle variabili e dei parametri; in genere comprende tre comandi quali, `var` che contiene le variabili endogene, `varexo` che contiene le variabili esogene e `parameters` che contiene i parametri e assegna valori a ognuno;
- *modello*, dove si descrive il modello DSGE equazione per equazione;
- *steady state o valori iniziali*, dove si inseriscono dei valori iniziali per la simulazione di ciascun parametro o per la funzione di risposta d'impulso; dato che si lavora in un contesto stocastico, il modello ha bisogno di essere linearizzato prima di essere risolto e per fare questo Dynare ha bisogno di conoscere lo stato stazionario del modello. Quindi si possono aggiungere valori `steady state` al nel file `.mod` oppure inserire solo delle approssimazioni e lasciare che Dynare trovi gli esatti valori iniziali;
- *shock*, dove si definiscono gli shock del sistema, siano essi temporanei o permanenti. Nel caso di shock temporanei il sistema poi ritorna al suo stato stazionario, mentre nel caso di shock permanenti il sistema si ristabilizza su un altro punto di stazionarietà;
- *calcolo*, dove si specificano le operazione che si fanno svolgere al programma (previsioni, stima, IRF, ...). Per verificare 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 in modo da ottenere una risposta media.

A2. Comandi

Di seguito viene riportato l'insieme di comandi del file .mod lanciati per stimare il modello che utilizza come inflazione il deflatore GDP, i cui risultati vengono analizzati nel capitolo 3.

```
//% .mod file DSGE con inflation GDP
var pihat, xhat, rhat, epspi, epsx, epsr, ffrobs, inflgdpobs, xgapobs,
pistar ;
varexo ex, epi, er, estar, einflgdpobs;
parameters beta, lambda, gamma, tau, phipi, phix, phir, rhox, rhopi,
rhor, rhopistar1;

// initial values for the parameter vector
// fixed parameters
beta = .99;

// Phillips curve
lambda = .9;

//structural model
// IS curve
gamma = 0;
tau= .1;
// TRule
phipi = 1.75;
phix = 0;
phir = 0;
//arshocks
rhox = 0;
rhopi = 0;
rhor = .63;
rhopistar1 = .995;

model;
```

```

pihat = beta*pihat(1) +lambda*(xhat) + epspi;
xhat = gamma*xhat(1)+(1-gamma)*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
inflgdpobs + einflgdpobs = pihat ;
xgapobs = xhat;
ffrobs = rhat ;
end;

steady(solve_algo=0); check;

estimated_params;

// Phillips
lambda, .096, gamma_pdf, .1, .025;
//IS
gamma, .67, beta_pdf, .7, .15;
tau, .12, gamma_pdf, .15, .05;
// TRule
phipi, 2.69, normal_pdf, 1.7, .3;
phix, .62, gamma_pdf, .3, .2;
phir, .21, beta_pdf, .5, .285;
//ar1 roots
rhox, .91, beta_pdf, .5, .285;
rhopi, .91, beta_pdf, .5, .285;
//rhor, .63, beta_pdf, .5, .285;
//rhopistar1, beta_pdf, .5, .285;

// shocks, stdevs
stderr ex, .11, inv_gamma_pdf, .25, 2;
stderr epi, .07, inv_gamma_pdf, .25, 2;
stderr er, .12, inv_gamma_pdf, .25, 2;
stderr estar, .29, inv_gamma_pdf, .25, 2;
stderr einflgdpobs, .92, inv_gamma_pdf, .25, 2;

```

```

end;

varobs inflgdpobs xgapobs ffrobs;

//estimation(datafile=dati,prefilter=1,first_obs=12,
mode_compute=4,mode_check, mh_replic=0); % ycbo seems to work better
estimation(datafile=dati,prefilter=1,first_obs=12,
mh_jscale=.45,mh_drop=.5,mode_compute=4,mh_nblocks=2,filtered_vars,bayes
ian_irf,conf_sig=0.90,mh_replic=500000); % ycbo seems to work better

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

```

A3. Convergenza univariata

Qui di seguito vengono riportati i grafici della convergenza univariata per ciascun parametro del modello che utilizza l'inflazione PCE. La convergenza di ogni singolo parametro è il primo requisito necessario per verificare la bontà del modello; si analizzano allora, questi grafici ottenuti per ciascun parametro.

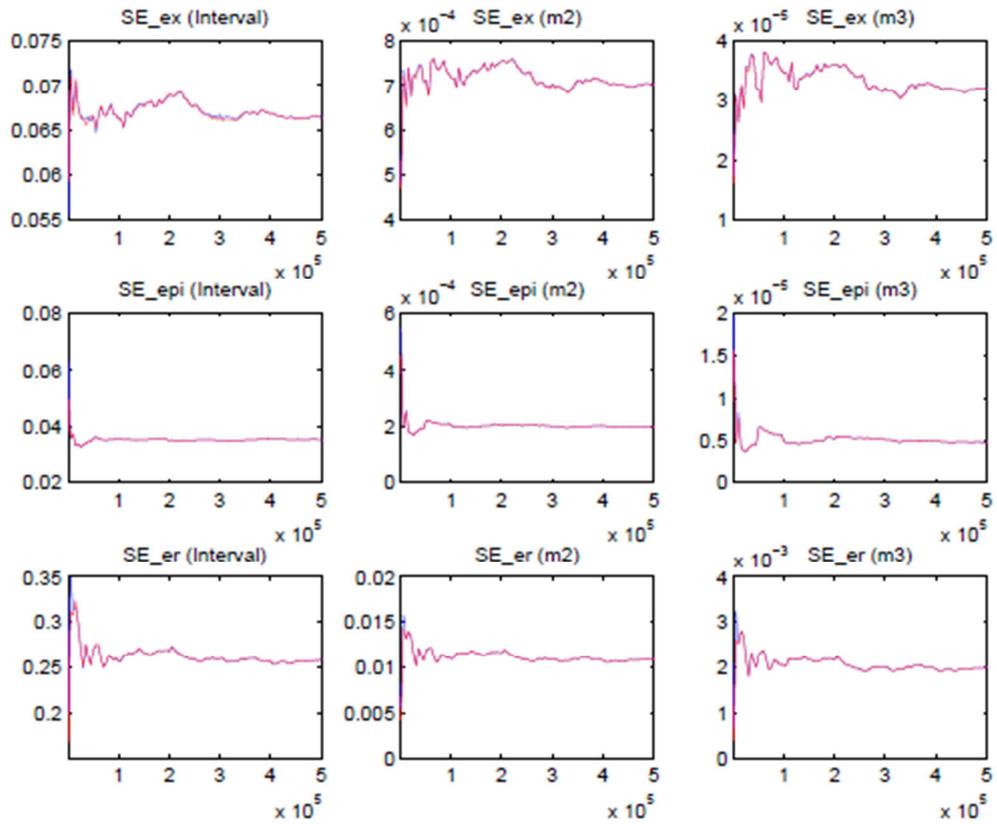


Figura 42: "MCMC univariate diagnostics" parte I

La Figura 42 riporta i grafici della convergenza per i parametri σ_x (SE_ex), σ_π (SE_epi) e σ_R (SE_er). Dato che si è interessati solo alla seconda metà dei grafici, come precedentemente spiegato, si può quindi concludere che le serie si stabilizzano e convergono.

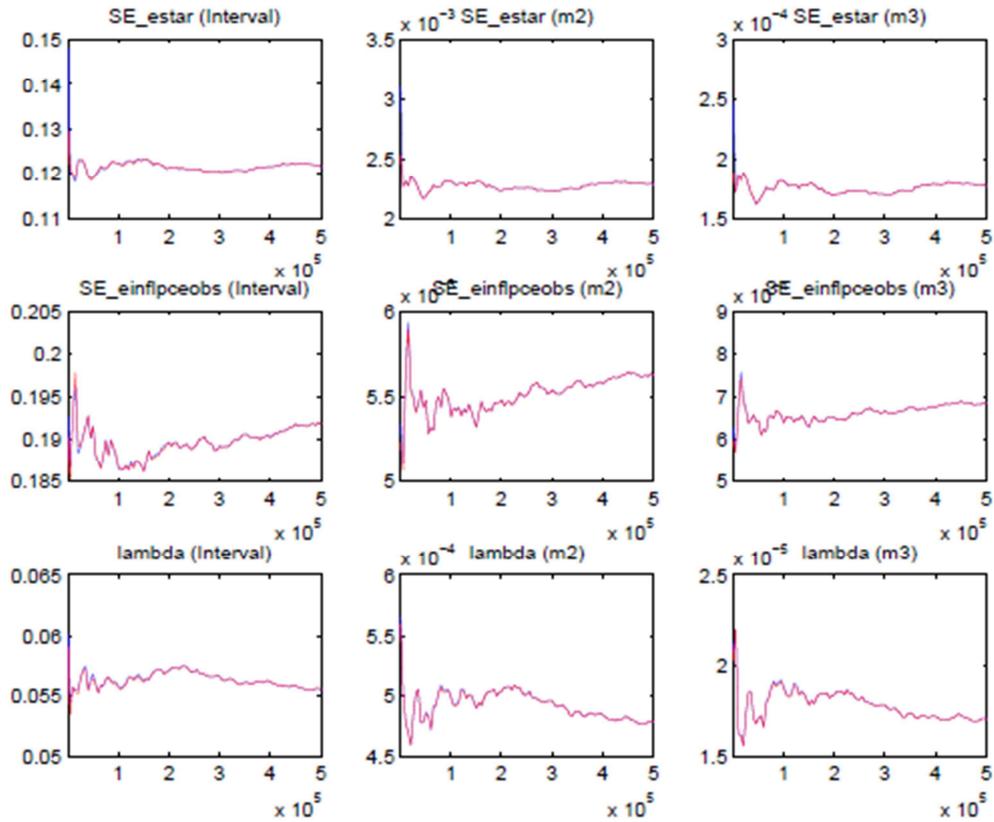


Figura 43: "MCMC univariate diagnostics" parte II

Anche in questo caso la convergenza delle serie sembra verificata e vengono presi in considerazione i seguenti shock e parametri σ_* (SE_estar), σ_{GDP} (SE_einflgdpobs) e λ (lambda).

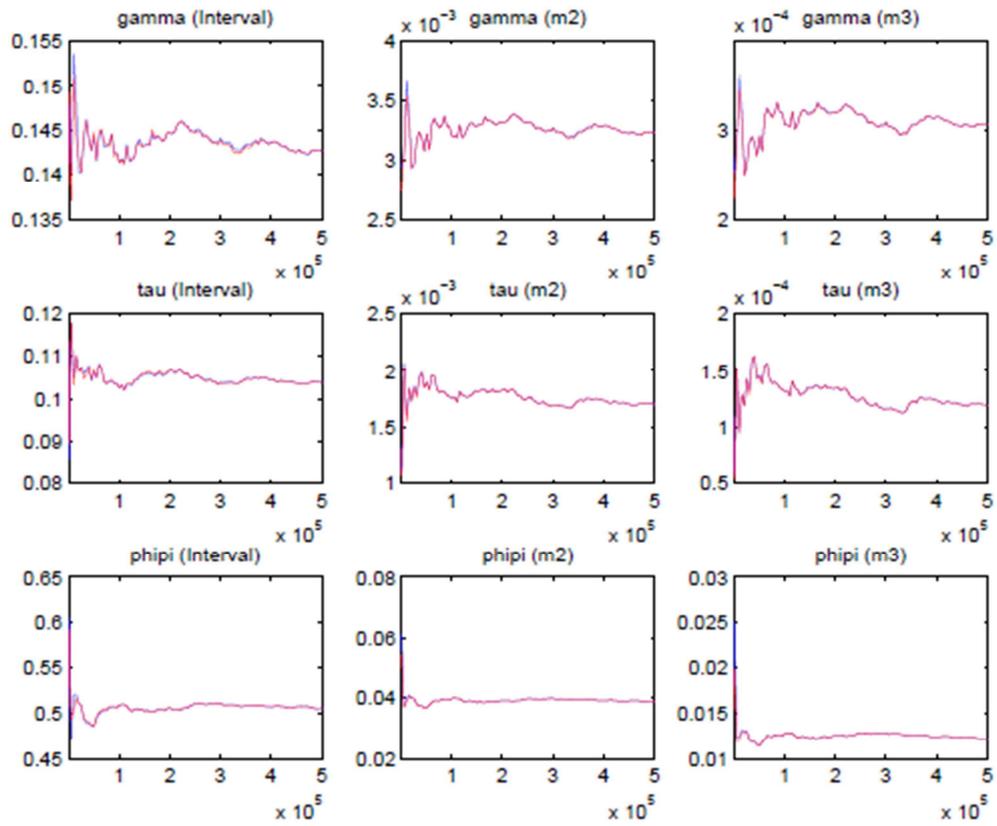


Figura 44: “MCMC univariate diagnostics” parte III

In questo caso i parametri rappresentati sono γ (gamma), δ (tau) e ϕ_π (phipi). Le convergenze finali, ovvero solo quelle da metà in poi, sono abbastanza buone, quindi si può concludere che si ha convergenza per questi tre parametri.

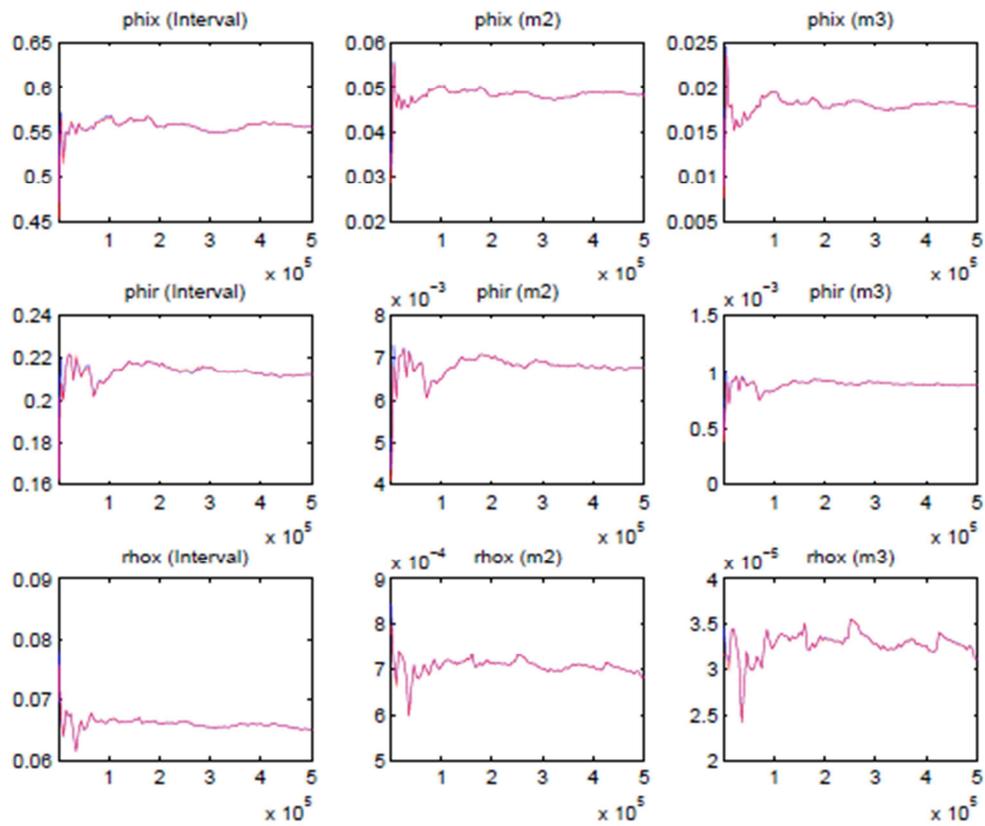


Figura 45: "MCMC univariate diagnostics" parte IV

Vengono presi in considerazione i seguenti parametri: ϕ_x (phix), ϕ_R (phir) e ρ_x (rhox). Anche qui emerge la convergenza della serie per i singoli parametri.

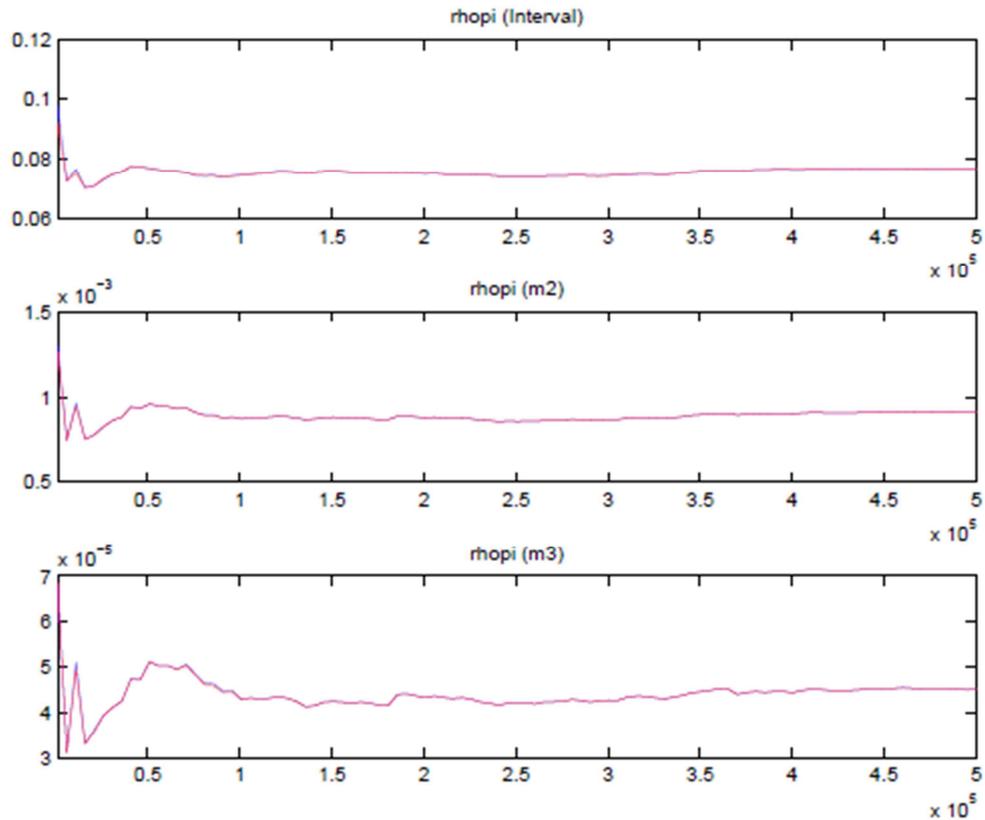


Figura 46: “MCMC univariate diagnostics” parte V

In Figura 46 si hanno i grafici della convergenza univariata per il parametro ρ_π (rhopi) ed anche questi convergono.

A4. Output primo passo del processo di stima

Come fatto presente all’interno del lavoro appena svolto, la stima della densità a posteriori con Dynare avviene in due passi. Al primo passo del processo di stima si ha come risultato solo la moda della distribuzione a posteriori; mentre al secondo step Dynare fornisce anche la media a posteriori e l’intervallo di credibilità al 90%.

Vengono riportati qui di seguito gli output del primo step del processo di stima per tutti i modelli trattati nel capitolo 3 (tranne che per il modello che utilizza come inflazione il deflatore GDP, dato che è già stato inserito nella tesi) e anche per il modello pesato visto nel capitolo quattro.

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION

parameters	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
lambda	0.100	0.0490	0.0109	4.4981	gamm	0.0250
gamma	0.700	0.6038	0.0575	10.5006	beta	0.1500
phipi	1.700	2.0406	0.2503	8.1535	norm	0.3000
phix	0.300	2.1394	0.2637	8.1116	gamm	0.2000
phir	0.500	0.1046	0.0661	1.5814	beta	0.2850
rhox	0.500	0.7912	0.0373	21.2277	beta	0.2850
rhopi	0.500	0.9205	0.0147	62.8258	beta	0.2850
rhorr	0.500	0.8938	0.0248	36.0840	beta	0.2850
standard deviation of shocks						
	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
ex	0.250	0.1528	0.0160	9.5419	invg	2.0000
epi	0.250	0.0419	0.0051	8.2735	invg	2.0000
er	0.250	1.0006	0.0723	13.8405	invg	2.0000
estar	0.250	0.1411	0.0473	2.9813	invg	2.0000
einflgdp2obs	0.250	0.0748	0.0156	4.7961	invg	2.0000

Log data density [Laplace approximation] is -524.768725.

Figura 47: primo step di stima per il modello con inflazione la media mobile del deflatore GDP

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION

parameters	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
lambda	0.100	0.0892	0.0208	4.2967	gamm	0.0250
gamma	0.700	0.6373	0.0486	13.1019	beta	0.1500
tau	0.150	0.0857	0.0325	2.6380	gamm	0.0500
phipi	1.700	1.4910	0.2384	6.2530	norm	0.3000
phix	0.300	1.5078	0.2611	5.7756	gamm	0.2000
phir	0.500	0.2106	0.0524	4.0218	beta	0.2850
rhox	0.500	0.8535	0.0379	22.5357	beta	0.2850
rhopi	0.500	0.9235	0.0216	42.7051	beta	0.2850
rhorr	0.500	0.9132	0.0262	34.8174	beta	0.2850
standard deviation of shocks						
	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
ex	0.250	0.0964	0.0217	4.4464	invg	2.0000
epi	0.250	0.0761	0.0150	5.0803	invg	2.0000
er	0.250	0.7442	0.0922	8.0672	invg	2.0000
estar	0.250	0.1096	0.0428	2.5604	invg	2.0000
einflcpiobs	0.250	0.7980	0.0627	12.7275	invg	2.0000

Log data density [Laplace approximation] is -722.091751.

Figura 48: primo step di stima per il modello con inflazione CPI

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION

parameters

	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
lambda	0.100	0.1132	0.0214	5.2879	gamm	0.0250
gamma	0.700	0.6275	0.0492	12.7619	beta	0.1500
tau	0.150	0.1098	0.0285	3.8508	gamm	0.0500
phipi	1.700	2.5057	0.2108	11.8868	norm	0.3000
phix	0.300	0.3143	0.2220	1.4158	gamm	0.2000
phir	0.500	0.4346	0.0655	6.6388	beta	0.2850
rhox	0.500	0.9239	0.0227	40.6506	beta	0.2850
rhopi	0.500	0.9143	0.0285	32.0332	beta	0.2850
standard deviation of shocks						
	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
ex	0.250	0.0977	0.0190	5.1343	invg	2.0000
epi	0.250	0.0688	0.0122	5.6476	invg	2.0000
er	0.250	0.4612	0.0709	6.5032	invg	2.0000
estar	0.250	0.3138	0.0577	5.4376	invg	2.0000
einflpceobs	0.250	1.1757	0.0802	14.6643	invg	2.0000

Log data density [Laplace approximation] is -764.722636.

Figura 49: primo step di stima per il modello con inflazione PCE

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION

parameters

	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
lambda	0.100	0.0458	0.0106	4.3324	gamm	0.0250
gamma	0.700	0.6176	0.0548	11.2635	beta	0.1500
hipi	1.700	2.2136	0.2608	8.4871	norm	0.3000
phix	0.300	2.0587	0.2511	8.1992	gamm	0.2000
phir	0.500	0.0867	0.0655	1.3224	beta	0.2850
rhox	0.500	0.8064	0.0355	22.6857	beta	0.2850
rhoi	0.500	0.9155	0.0147	62.3155	beta	0.2850
rhor	0.500	0.8878	0.0250	35.4970	beta	0.2850
tau1	0.250	0.8629	0.0741	11.6423	norm	0.3000
tau2	0.250	0.8649	0.0713	12.1301	norm	0.3000
tau3	0.250	0.8159	0.0727	11.2229	norm	0.3000
tau4	0.250	0.8726	0.0787	11.0822	norm	0.3000

standard deviation of shocks

	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
ex	0.250	0.1457	0.0152	9.5881	invg	2.0000
eipi	0.250	0.0399	0.0048	8.3886	invg	2.0000
er	0.250	0.9719	0.0701	13.8679	invg	2.0000
estar	0.250	0.1244	0.0372	3.3447	invg	2.0000
einflgdpobs	0.250	0.7455	0.0742	10.0435	invg	2.0000
einflgdp2obs	0.250	0.0877	0.0227	3.8626	invg	2.0000
einflcpiobs	0.250	1.0370	0.1061	9.7747	invg	2.0000
einflpceobs	0.250	1.1524	0.1186	9.7170	invg	2.0000

Log data density [Laplace approximation] is -1552.142179.

Figura 50: primo step di stima per il modello pesato con le quattro serie di inflazioni

Dal primo passo di stima è di interesse solo la moda; ma nelle figure precedenti Dynare fornisce anche la media a priori (prior mean), la distribuzione a priori (prior), la deviazione standard (pstdev), la statistica t (t-stat) e la rispettiva deviazione standard (s.d.). In questo caso la statistica t non è riconducibile a una statistica t classica, poiché si riferisce ad una densità a posteriori e non a una verosimiglianza. Quindi non può essere un test per valutare la significatività dei parametri.

Bibliografia

ALTUG S. (1989): "Time-to-build and aggregate fluctuations: some new evidence", *International Economic Review*, 30(4), 889-920.

AN S., SCHORFHEIDE F. (2007): "Bayesian Analysis of DSGE Models", *Econometric Reviews*, 26, 113-172.

BROOKS S. AND GELMAN A. (1998): "General Methods for Monitoring Convergence of Iterative Simulations", *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 434-455.

CANOVA F. (2009b): "What Explains the Great Moderation in the US? A Structural Analysis", *Journal of the European Economic Association*, 7(4), 697-721.

CANOVA F. AND FERRONI F. (2011): "Multiple Filtering Devices for the Estimation of Cyclical DSGE Models", *Journal of Quantitative Economics*, 2 (1), 2011, 73-98.

CASTELNUOVO E. (2011): "What does a monetary policy shock do? An international analysis with multiple filters", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, forthcoming.

CASTELNUOVO E. (2012): "Estimating the Evolution of Money's Role in the U.S. Monetary Business Cycle", *Journal of Money, Credit and Banking*, forthcoming.

CASTELNUOVO E. (2011): "Testing the Structural Interpretation of the Price Puzzle with a Cost Channel Model", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, forthcoming.

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

CHRISTIANO L. J. AND EICHENBAUM M. (1992): "Current real-business cycle theories and aggregate labor-market fluctuation", *American Economic Review*, 82(3), 430-450.

CHRISTIANO L. J., EICHENBAUM M. AND EVANS C. (2005): "Nominal rigidities and the dynamic effects of a shock to monetary policy", *Journal of Political Economy* 113, 1-45.

CLARIDA R., GALI J. AND GERTLER M. (2000): "Monetary Policy Rules and Macroeconomic Stability: Evidence and Some Theory", *Quarterly Journal of Economics* 115, 147-180.

COGLEY T. AND SARGENT T. (2005): "Drifts and Volatilities: Monetary Policies and Outcomes in the Post War U.S.", *Review of Economic Dynamics*, 8, 262-302.

COGLEY T., PRIMICERI G.E. AND SARGENT T. (2009): "Inflation-Gap Persistence in the U.S.", *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2(1), 43-69

FERNÁNDEZ-VILLAVARDE J. AND RUBIO-RAMÍREZ J. F. (2001): "Comparing dynamic equilibrium economies to data", Federal Reserve Bank of Atlanta.

GELMAN A., RUBIN D. B. (1992): "Inference from Iterative Simulation Using Multiple Sequences", *Statistical Science*, 7(4), 457-472.

GEWEKE J. (1998): "Using Simulation Methods for Bayesian Econometric Models: Inference, Development, and Communication", *Federal Reserve Bank of Minneapolis Research Department Staff*, Report 249.

IRELAND P. (2007): "Changes in Federal Reserve's Inflation Target: Causes and Consequences", *Journal of Money, Credit and Banking*, 39(8), 1851-1882.

KIM J. (2000): "Constructing and estimating a realistic optimizing model of monetary policy", *Journal of Monetary Economics*, 45(2), 329-359.

KYDLAND F. E. AND PRESCOTT E. C. (1982): "Time to build and aggregate fluctuations", *Econometrica*, 50(6), 1345-1370.

LEEPER E.M. AND SIMS C.A. (1994): "Toward a modern macroeconomic model usable for policy analysis". In: Stanley F. and Rotemberg J.J., eds. *NBER Macroeconomic Annual 1994*. Cambridge, MA: MIT Press, 81.118.

LUBIK T. AND SURICO P. (2010): "The Lucas Critique and the Stability of Empirical Models", *Journal of Applied Econometrics*, 25(1), 177-194.

MCGRATTAN E.R. (1994): "The macroeconomic effects of distortionary taxation", *Journal of Monetary Economics*, 33(3), 573-601.

PRIMICERI G. (2006): "Why Inflation Rose and Fell: Policymakers' Beliefs and U.S. Postwar Stabilization Policy", *Quarterly Journal of Economics*, 121, 867-901.

ROTEMBERG J.J. AND WOODFORD M. (1997): "An optimization-based econometric framework for the evaluation of monetary policy". In: Bernanke B.S. Rotemberg J.J., eds. *NBER Macroeconomics Annual 1997*. Cambridge, MA:MIT Press, 297-346.

SARGENT T., WILLIAMS N. AND ZHA T. (2006): "Shocks and Government Beliefs: The Rise and Fall of American Inflation", *American Economic Review*, 96(4), 1193-1224.

Ringraziamenti

Voglio innanzitutto ringraziare il Prof. Efrem Castelnuovo per la pazienza dimostrata nel seguirmi durante il percorso per la costruzione di questa tesi e per essere sempre stato molto disponibile ogni volta che necessitavo di aiuto.

Un sentito ringraziamento a mia madre che ha sempre dimostrato gran fiducia nelle mie potenzialità anche quando ero la prima a non crederci; grazie per avermi sempre spronato a raggiungere gli obiettivi che mi ero prefissata.

Mi sento di ringraziare mia sorella Elena per i preziosi consigli di italiano e per avermi insegnato che raggiungere il massimo è sempre possibile, basta impegnarsi; mio futuro cognato Sergio per la battuta sempre pronta e per essere riuscito a sollevarmi il morale anche quando nessun altro era in grado di farlo.

Un grazie speciale a Sara, un'amica formidabile, sempre presente, sincera e che riesce a sopportare i miei momenti "no" da 20 anni a questa parte; adesso la scusa "devo studiare" non esisterà più, promesso.

Ringrazio tutte le mie compagne di squadra, conosciute da poco o da anni; con loro sono riuscita a crescere nello sport, anche se purtroppo quest'anno ho dovuto lasciarlo in secondo piano e anche nei rapporti umani, facendomi sentire una persona speciale per loro.

Un grazie enorme a tutti i miei compagni di facoltà, la cui simpatia e voglia di migliorarsi, mi hanno accompagnato per tutto il percorso universitario passato insieme; un grazie speciale ad Annachiara, per avermi sopportato durante la preparazione dei vari esami e per aver compensato le mie lacune.

Ringrazio tutti i miei amici, vicini o lontani che siano, sono sempre riusciti a portare un briciolo di positività nella mia visione nera della vita; grazie per essere riusciti a farmi star bene e sorridere anche di fronte ad alcuni ostacoli che sembravano all'inizio invalicabili.

Grazie a tutti i miei famigliari per l'aiuto dimostrato alla mia famiglia nei momenti difficili e grazie anche per i momenti stupendi passati insieme e per le risate a tavola.

Ringrazio chiunque mi sia stato vicino per questi anni, è anche grazie a loro se sono arrivata a questo successo. GRAZIE MILLE A TUTTI!!