

**Il ruolo degli shock finanziari per il ciclo
economico americano: due indicatori
finanziari a confronto**

Claudia Porcellato

Università degli studi di Padova

23 ottobre 2010

Indice

Introduzione	1
1 MODELLO DSGE CON STRESS FINANZIARIO	3
1.1 Versione empirica del modello	3
1.2 Analisi Empirica	5
1.3 I dati	5
1.4 Strategia di Stima	7
2 ANALISI BAYESIANA CON L'INDICATORE <i>SPREAD</i>	11
2.1 Convergenza del modello	11
2.2 Analisi delle densità a posteriori	14
2.2.1 Primo step di stima	14
2.2.2 Secondo step di stima	19
2.3 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs)	23
2.4 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione	29
2.5 Processo di stima con vincoli	32
2.5.1 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs) per il modello con $w_s = 1$	36
3 ANALISI BAYESIANA CON L'INDICATORE SINTETICO	
<i>KCFI</i>	41
3.1 Convergenza del modello	42

3.2	Analisi delle densità a posteriori	43
3.2.1	Primo step di stima	43
3.2.2	Secondo step di stima	46
3.3	Funzioni di risposta ad impulso (IRFs)	51
3.4	Decomposizione della varianza dell'errore di previsione	56
3.5	Processo di stima con vincoli	59
3.5.1	Funzioni di risposta ad impulso (IRFs) per il modello con $w_s = 1$	63
4	SIMULAZIONI CONTROFATTUALI	67
5	CONCLUSIONI	71
	Appendice Tecnica	75
	Bibliografia	83
	Ringraziamenti	87

Introduzione

Questa tesi affronta uno dei temi più discussi in ambito economico-finanziario. La recente crisi, infatti, ha risolleavato la discussione su come le autorità politiche affrontino le oscillazioni dei mercati finanziari. È sicuramente interessante indagare sulle manovre adottate da banche centrali e sistema politico nei momenti di agitazione finanziaria, ma è altrettanto curioso l'approfondimento di tali reazioni in tempi relativamente tranquilli.

Questo lavoro stima un modello DSGE con dati americani riguardanti il periodo 1990:I-2008:II, nel quale è prevista, ma non necessariamente richiesta, un'equazione caratterizzante il grado di brillantezza finanziaria. La versione empirica del modello è già stata sviluppata e trattata da autori, come Nisticò, Airaudò, Zanna e Castelnuovo (cfr. [2], [19], [13], [10]).

Per catturare l'impatto degli shock finanziari, verranno utilizzati e messi a confronto due indicatori finanziari: il primo è lo spread tra rendimenti di due diversi tipi di emissioni obbligazionarie, i.e. ($AAA - BAA$), la cui classificazione è da attribuire all'agenzia di rating Moody's. Nel dettaglio, AAA identifica le emissioni di migliore qualità e minor rendimento rispetto a quelle classificate come BAA . In questo modo l'indicatore che si ottiene è uno strumento finanziario che permette di monitorare la solidità finanziaria del sistema economico americano.

Il secondo indicatore impiegato è il Kansas City Financial Stress Index (KCF-SI), sviluppato recentemente da Hakkio e Keeton (cfr. [16]). Gli stessi sviluppatori, come anche altri autori (cfr. [17]), hanno dimostrato le superiori

capacità del KCFSI, rispetto ad altri indici finanziari, nel riuscire a predire momenti importanti di stress finanziario. Questo perché esso combina informazioni rilevanti, contenute in undici variabili economico-finanziarie, tipicamente utilizzate da analisti di mercato e politici. Questo indicatore sintetico è stato costruito per essere una misura di stress nel ciclo economico americano; dovendolo poi comparare con il primo indicatore usato in questa tesi, i.e. *spread*, si cambierà il segno del KCFSI, per ottenere un indicatore di brillantezza finanziaria.

Punto chiave della tesi è l'analisi di come questi due indicatori riescono a misurare l'influenza delle oscillazioni finanziarie sulle altre variabili macroeconomiche, quali inflazione, output gap e tasso di interesse nominale. In particolare poi si desidera capire se la banca centrale americana, la Fed, reagisce sistematicamente a tali movimenti dei mercati borsistici, attraverso l'implementazione di una politica monetaria adeguata. Inoltre, i modelli stimati verranno utilizzati al fine di effettuare simulazioni controfattuali per cogliere l'effetto quantitativo di una reazione di politica monetaria alle oscillazioni finanziarie. Questo lavoro è strutturato come segue: il capitolo (1) presenta il modello DSGE, nel quale è prevista, ma non richiesta, l'equazione che identifica il mercato finanziario, nonché le equazioni di inflazione, output gap e tasso di interesse nominale.

I successivi due capitoli, i.e. (2) e (3), presentano i risultati ottenuti da varie metodologie di analisi dei dati, quali la convergenza del modello, l'analisi delle densità a posteriori, le funzioni di risposta ad impulso e la decomposizione della varianza. Inoltre, per ogni indicatore, viene ristimato il modello imponendo un vincolo che permette di non contemplare ritardi nell'equazione che identifica il mercato borsistico.

Infine, nel capitolo (4), vengono condotte delle simulazioni controfattuali per definire alcuni scenari alternativi, analizzandone le possibili conseguenze.

Il capitolo (5) conclude.

Capitolo 1

MODELLO DSGE CON STRESS FINANZIARIO

1.1 Versione empirica del modello

Il modello DSGE con cui si cerca di studiare le interazioni macro finanziarie americane è il seguente:

$$\Pi_t = \frac{\beta}{1 + \alpha\beta} \Pi_{t+1}^e + \frac{\alpha}{1 + \alpha\beta} \Pi_{t-1} + kx_t + \epsilon_t^\Pi \quad (1.1)$$

$$x_t = w_x x_{t+1}^e + (1 + w_x)x_{t-1} + \Psi s_t - \delta_x (R_t - \Pi_{t+1}^e) + \epsilon_t^x \quad (1.2)$$

$$s_t = \beta(w_s s_{t+1}^e + (1 - w_s)s_{t-1}) + \alpha x_{t+1}^e - \delta_s (R_t - \Pi_{t+1}^e) + \epsilon_t^s \quad (1.3)$$

$$R_t = (1 - \Phi_R)(\Phi_\Pi \Pi_t + \Phi_x x_t + \Phi_s s_t) + \Phi_R R_{t-1} + \epsilon_t^R \quad (1.4)$$

$$\epsilon_t^x = \rho_x \epsilon_{t-1}^x + \eta_t^x \quad (1.5)$$

$$\eta_t^j \sim i.i.d.N(0, \sigma_j^2), j \in \{\Pi, x, s, R\} \quad (1.6)$$

L'equazione (1.1) rappresenta la curva di Phillips Neo-Keynesiana (NKPC), nella quale Π_t è il tasso di inflazione, β identifica il fattore di sconto, α è il peso assegnato all'inflazione passata, x_t misura l'output gap il cui effetto sull'inflazione è influenzato dal parametro di pendenza k e ϵ_t^{Π} rappresenta lo shock all'inflazione o cambiamento di offerta.

L'equazione (1.2) è ottenuta log-linearizzando l'equazione di Eulero per il consumo. Le fluttuazioni dell'output sono influenzate sia dalle aspettative di consumo future che dalle realizzazioni di output gap passate. In particolare, w_x cattura le aspettative sulle abitudini, dunque $(1 - w_x)$ cattura l'output passato. δ_x è l'elasticità intertemporale di sostituzione che rappresenta l'influenza del tasso di interesse reale ex-ante sul consumo. Il termine d'errore ϵ_t^x è lo shock alle abitudini dei consumatori o shock fiscale. La novità di questo modello è l'integrazione in questa equazione del termine s_t che è un indicatore di solidità finanziaria. Esso assume un valore alto nel momento in cui il sistema finanziario è solido. Dunque, se Ψ è strettamente positivo, un alto valore di s_t produce un boom dell'output dovuto a migliori condizioni finanziarie, dunque una maggiore facilità di accesso al credito, una bassa percezione del rischio, etc. La presenza di s_t , basata sul fatto che le famiglie possono reagire ai movimenti dei mercati finanziari, è già stata teorizzata da Castelnuovo, Nisticò, Airaudo e Zanna (cfr [19], [13], [2]).

La legge che descrive l'indicatore s_t è data dall'equazione (1.3). Essa tiene in considerazione l'influenza su s_t delle realizzazioni passate e di quelle attese dello stress finanziario, delle aspettative sull'output gap, del tasso di interesse nominale R e della componente stocastica ϵ_t^s .

L'equazione (1.4) cattura la reazione della politica monetaria alle oscillazioni del gap di inflazione e dell'output gap. Inoltre il parametro di interest rate smoothing Φ_R è il peso assegnato al tasso di interesse nominale ritardato R_{t-1} . Rispettando la regola di Taylor standard, modellata anche da Clarida, Gali e Gertler (cfr [14]) Anche in questa equazione si considera l'inclusione

dell'indicatore di stress finanziario s_t , la cui influenza è misurata dal parametro Φ_s . Infine il termine d'errore ϵ_t^R rappresenta l'innovazione nella politica monetaria.

A chiudere il modello sono le seguenti equazioni: la (1.5), che descrive gli shocks autoregressivi e la (1.6) per le innovazioni, considerate serialmente e mutuamente incorrelate.

1.2 **Analisi Empirica**

Il modello (1.1)-(1.6) viene stimato attraverso l'Analisi Bayesiana (cfr [3], [10]). Il campione riguarda il periodo 1990:I-2008:II, con dati trimestrali americani. La ragione di tale scelta è triplice. Innanzitutto la disponibilità dei dati. In secondo luogo si vuole analizzare un periodo di condotta politica stabile. Quindi si restringe il campione studiando il periodo in cui a capo della Federal Reserve vi fu Alan Greenspan, succeduto poi da Ben Bernanke (cfr [10, cap.3], [12]). Infine il campione non contempla la seconda metà dell'anno 2008 per evitare di avere valori anomali derivanti dalla crisi scatenata dal fallimento di Lehman Brothers nel Settembre 2008, che causò l'inizio di una politica non standard da parte della Fed. (cfr [7]).

1.3 **I dati**

Nel processo di stima del modello in esame vengono utilizzate quattro serie di osservazioni. L'output gap, calcolato come la log-deviazione del GDP reale; il tasso di inflazione, ovvero il tasso di crescita trimestrale del Deflatore del GDP. Il tasso di interesse nominale a breve termine il cui riscontro empirico è l'effettivo federal funds rate espresso in termini trimestrali. Infine la scelta chiave che rappresenta un'innovazione per la nostra analisi è il corrispondente empirico per l'indicatore di stabilità finanziaria s_t . Come già preannunciato,

la prima parte di questa ricerca utilizzerà un singolo indicatore finanziario per valutare l'importanza della componente rappresentata dai mercati borsistici nelle decisioni prese dalla Fed. Tale indicatore finanziario è $(AAA - BAA)$, ovvero lo spread tra rendimenti di due tipi diversi di emissioni obbligazionarie, la cui classificazione è da attribuire all'agenzia Moody's. In particolare AAA è la valutazione di emissioni di migliore qualità. Il pagamento degli interessi è protetto da un margine reddituale dell'emittente ampio e stabile e il rimborso del capitale è assicurato, ma i rendimenti saranno contenuti. Mentre BAA è il rating di obbligazioni di livello medio; la sicurezza del pagamento degli interessi e del rimborso del capitale appare adeguata nel presente ma nel lungo termine gli elementi di protezione dell'investimento possono essere inaffidabili, dunque i rendimenti saranno maggiori rispetto a quelli dei titoli classificati come AAA . Utilizzando tale spread si vuole creare un indicatore di brillantezza finanziaria.

Nella seconda parte della tesi verrà invece utilizzato un indicatore sintetico basato sul Kansas City Financial Stress Index (KCFSI), sviluppato da Hakkio e Keeton (cfr [16]). Esso è una misura di stress nel sistema finanziario americano basato su undici variabili economico-finanziarie. Tali variabili appartengono a due categorie principali: gli spread tra rendimenti e il comportamento del prezzo degli asset. Sono state scelte per soddisfare tre criteri: *i*) la loro reperibilità su base mensile dal 1990; *ii*) i dati rappresentano appunto rendimenti o prezzi di mercato; *iii*) infine essi sintetizzano almeno una delle cinque caratteristiche di stress finanziario identificate dalla Kansas City Federal Reserve.

Un valore positivo del KCFSI riflette un livello di stress finanziario superiore alla sua media a lungo termine, mentre un valore negativo significa che tale stress sarà inferiore. Proprio per tale motivo in questo lavoro verrà utilizzato il negativo del KCFSI, in modo da ottenere un indicatore sintetico di solidità finanziaria e non di stress finanziario. Così facendo un valore positivo (negativo) rifletterà un grado di brillantezza finanziaria superiore (inferiore) alla sua

media a lungo termine.

Ricapitolando, l'interesse di questa tesi è di capire se la stabilità finanziaria è un ingrediente rilevante per descrivere le dinamiche macrofinanziarie americane e se la Fed reagisce sistematicamente al comportamento dei mercati finanziari. Per giungere a questi obiettivi si mettono a confronto due tipi di indicatori: il primo, *spread*, basato su una sola variabile finanziaria, ovvero lo spread tra rendimenti di obbligazioni; il secondo invece è il negativo del *KCFSI* e, contemplando gli effetti di ben undici variabili finanziarie, ha proprietà superiori al primo poiché è maggiormente capace di catturare informazioni circa la crescita futura dell'economia, e in particolare riesce meglio a prevedere periodi di recessione proprio perché correla con una larga varietà di misure di inasprimento del credito (cfr [15], [16], [10]).

La fonte dei dati analizzati è la Federal Reserve Bank of St. Louis (FREDII), mentre il *KCFSI* è reperibile dal sito della Federal Reserve Bank of Kansas. La versione dell'indice utilizzata è stata scaricata nell'Aprile 2010.

1.4 Strategia di Stima

I coefficienti chiave che distinguono il modello, oggetto di questa tesi, dal classico modello DSGE, sono Ψ e Φ_s . Per entrambi i parametri si assumono distribuzioni normali centrate in zero. Dunque i dati sono lasciati liberi di determinare il segno delle relazioni macrofinanziarie sistematiche. Chiaramente, tale scelta può condurre i dati a rigettare il modello sulla base degli indicatori di stabilità economico/finanziaria e/o sulla base della reazione della Federal Reserve alle fluttuazioni dei prezzi d'asset. L'interpretazione economica di tali relazioni suggerisce che questi parametri dovrebbero assumere valori non negativi. Comunque, invece di imporre il segno positivo ragionevole economicamente, si lasciano parlare i dati e si impongono priori simmetriche centrate in zero. Dunque risultati a favore di valori positivi per i coefficienti sono in-

teramente guidati dai dati. La seguente tabella riassume tutte le distribuzioni a priori assegnate ai parametri, in linea con Benati, Surico e Castelnuevo (cfr [5],[10]).

<i>Parametri</i>	<i>Densita' a Priori</i>
α	$\beta(0.5, 0.28)$
k	$\Gamma(0.05, 0.01)$
h	$\beta(0.5, 0.28)$
w_s	$\beta(0.5, 0.28)$
Ψ	$N(0, 0.5)$
δ_x	$\Gamma(0.1, 0.05)$
λ	$\Gamma(0.05, 0.025)$
δ_s	$\Gamma(0.1, 0.05)$
Φ_{Π}	$N(2, 0.3)$
Φ_x	$\Gamma(0.25, 1)$
Φ_s	$N(0, 0.5)$
Φ_R	$\beta(0.5, 0.28)$
ρ_{Π}	$\beta(0.5, 0.28)$
ρ_x	$\beta(0.5, 0.28)$
ρ_s	$\beta(0.5, 0.28)$
ρ_R	$\beta(0.5, 0.28)$
σ_{Π}	$I\Gamma(0.25, 2)$
σ_x	$I\Gamma(0.25, 2)$
σ_s	$I\Gamma(0.25, 2)$
σ_R	$I\Gamma(0.25, 2)$

Nella colonna ove sono indicate le varie densità, i valori tra parentesi indicano: (*media, deviazione standard*) di ogni distribuzione a priori.

È convenzione per l'analisi di dati trimestrali porre $\beta = 0.99$; ciò corrisponde al tasso di sconto annuale pari a circa il 4%. Le rimanenti priori sono standard

e in linea con Benati e Surico (2008), e Benati e Surico (2009).

Si considerino i seguenti vettori:

- il vettore dei parametri strutturali:

$$\xi = (\beta, \alpha, k, w_x, \Psi, \delta_x, \lambda, \delta_s, \Phi_{\Pi}, \Phi_x, \Phi_s, \Phi_R, \rho_{\Pi}, \rho_x, \rho_s, \rho_R, \sigma_{\Pi}, \sigma_x, \sigma_s, \sigma_R)'$$

- il vettore delle variabili endogene: $z_t = (x_t, \Pi_t, R_t, s_t)'$

- il vettore degli shocks: $\epsilon_t = (\epsilon_t^{\Pi}, \epsilon_t^x, \epsilon_t^s, \epsilon_t^R)'$

- il vettore delle innovazioni: $\eta_t = (\eta_t^{\Pi}, \eta_t^x, \eta_t^s, \eta_t^R)'$

- il vettore delle variabili osservabili che si vogliono analizzare:

$$Y_t = (\Pi_t^obs, x_t^obs, s_t^obs, R_t^obs)'$$

Il modello viene espresso in forma *statespace*, collegando così i processi latenti alle variabili osservabili attraverso le equazioni di misura. A questo punto si utilizza il filtro di Kalman per calcolare la verosimiglianza $L(\{Y_t\}_{t=1}^T|\xi)$. Infine si giunge alla distribuzione a posteriori $p(\xi|\{Y_t\}_{t=1}^T)$, proporzionale al prodotto tra la verosimiglianza $L(\{Y_t\}_{t=1}^T|\xi)$ e la priori $\Pi(\xi)$.

In questo lavoro, per l'analisi Bayesiana dei dati si utilizza il pre-processore Dynare 4.0.0 per MatLab, un insieme di algoritmi sviluppati da Michel Juillard e collaboratori (cfr [1]), 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 ogni parametro stimato, confermando così la bontà del risultato. Si usano poi i valori ottenuti per la moda per iniziare l'algoritmo Metropolis-Hastings al fine di simulare la distribuzione a posteriori. Si simulano così due serie di 500.000 estrazioni ciascuna e si scarta il primo 50%: questo perché, scegliendo un numero molto alto di pescate, una parte andrà eliminata, al fine di convergere alla distribuzione ergodica della posteriori. La matrice di varianza e covarianza del termine d'errore di ogni

pescata casuale, che permetterà di arrivare a disegnare l'intera distribuzione a posteriori, viene riaggiustata in modo da avere un tasso di accettazione delle pescate compreso tra il 23% e il 40%. Infine per valutare la stazionarietà delle catene si considera il controllo di convergenza proposto da Brooks e Gelman (cfr [6]).

Capitolo 2

ANALISI BAYESIANA CON L'INDICATORE *SPREAD*

In questo capitolo si analizzeranno i risultati ottenuti dalla stima del modello presentato in (1.1)-(1.6), utilizzando la variabile *spread*, ovvero il singolo indicatore di brillantezza finanziaria ($AAA - BAA$).

2.1 Convergenza del modello

Ottenere la convergenza del modello è uno step fondamentale per questo tipo di analisi poiché assicura la correttezza delle stime ottenute. Un metodo valido per valutare la convergenza verso la distribuzione ergodica delle due iterazioni consiste nel comparare la varianza *tra* ed *entro* le varie catene di Markov utilizzate per simulare tale distribuzione, in modo da ottenere una famiglia di test per la convergenza. Tale metodo prende il nome di *algoritmo di MonteCarlo (MCMC)*. La convergenza si raggiunge quando le conclusioni sulle quantità di interesse convergono alla distribuzione ergodica, ovvero quando non dipendono dal punto di partenza della simulazione. Ciò suggerisce quindi di valutare la convergenza confrontando risultati ottenuti da campioni indipendenti con diversi punti di partenza. Il metodo fu originaria-

mente proposto da Gelman e Rubin (1992), poi modificato fino alla versione attuale di Brooks e Gelman (cfr [6]). Esso presuppone di avere m catene simulate in parallelo, ognuna con una differente condizione iniziale. Una volta scelto il punto di partenza, ogni catena effettua k iterazioni, delle quali le prime n vengono poi scartate. Le m catene producono m possibili conclusioni e per vedere quali tra queste sono abbastanza simili da indicare la convergenza, gli autori hanno proposto di confrontarle con il risultato ottenuto mescolando assieme tutte le mn estrazioni da tutte le sequenze. Si consideri ad esempio il caso scalare di una variabile Ψ con media μ e varianza σ^2 sotto la distribuzione target e supponiamo di avere uno stimatore non distorto per μ . Si calcoli poi la varianza *tra* ed *entro* le sequenze, potendo così ottenere una stima di σ^2 come una media pesata di queste due e avere in questo modo la varianza stimata a posteriori. Viene poi calcolato un rapporto aggiustato per i gradi di libertà tra la varianza stimata e la vera varianza. Tale rapporto, per avere la convergenza, deve tendere ad uno per ogni parametro.

Un metodo più semplice e solitamente adottato per valutare la convergenza è il metodo grafico. Vengono plottati i grafici della varianza *tra* ed *entro* e, per ottenere la convergenza, le due serie devono avere la tendenza a stabilizzarsi (di solito la varianza *tra* tende a diminuire e quella *entro* ad aumentare). Naturalmente perché i risultati siano sensati il numero di iterazioni per ogni catena deve essere adeguatamente alto.

Dal modello oggetto di questa tesi, utilizzando la variabile *spread*, si ottengono i seguenti grafici per la convergenza:

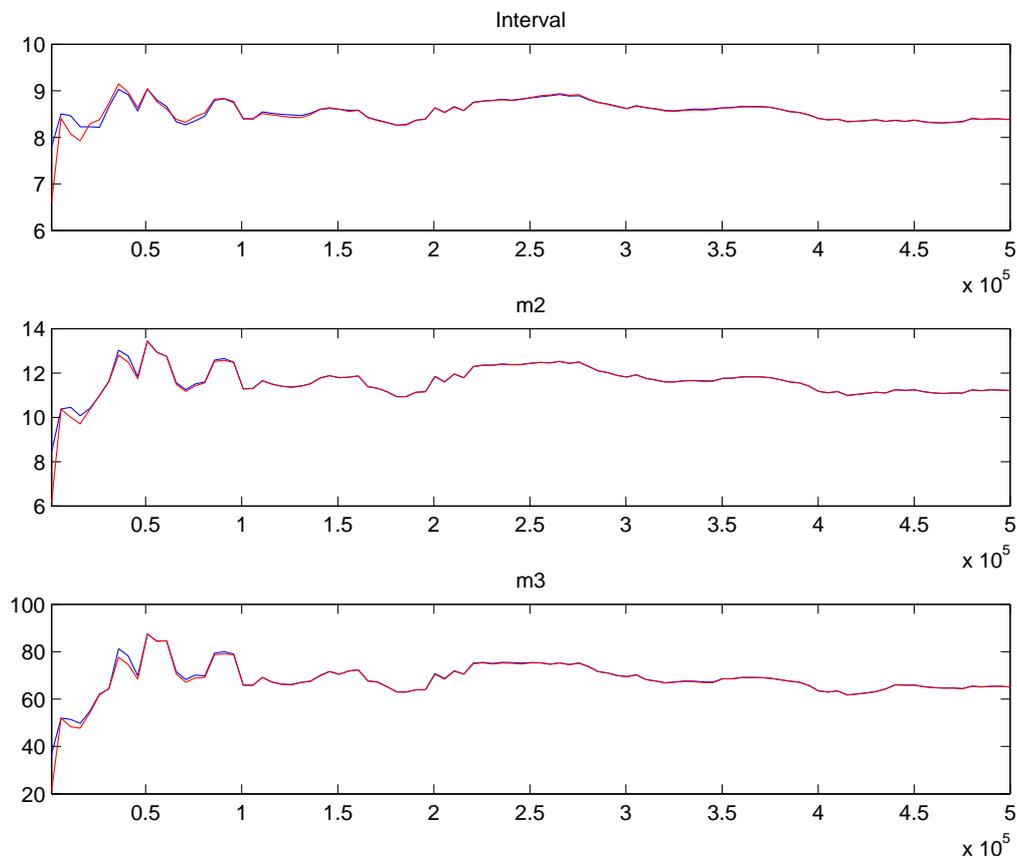


Figura 2.1: Convergenza del modello

La varianza *tra* ed *entro* le catene di Markov è rappresentata rispettivamente dalle linee blu e dalle linee rosse. Il confronto tra i due tipi di varianza è possibile perché sono state simulate 500.000 iterazioni per ogni catena. Per valutare se esiste la convergenza per tale modello, si deve analizzare l'andamento del grafico da 2.5 in poi perché si è deciso di scartare la prima metà delle iterazioni. In più le serie devono essere pressoché costanti e tendenti alla stabilizzazione. Dynare fornisce tre tipi di grafici: *interval* è l'intervallo costruito attorno alla media delle medie con livello di confidenza del 90%; *m2* è una misura della varianza e *m3* è il momento terzo. L'asse delle ascisse rappresenta il numero

delle iterazioni del Metropolis-Hastings che sono state simulate, mentre l'asse delle ordinate misura i momenti del parametro ed il primo valore corrisponde al valore iniziale in cui è cominciato l'algoritmo Metropolis-Hastings. Se i momenti rilevati sono fortemente instabili oppure non convergono, significa che c'è un problema di priori troppo povere, cioè sono troppo poco informative. In questo caso sarebbe quindi consigliabile di rifare le stime con diverse distribuzioni a priori, oppure in alternativa utilizzare un numero più grande di iterazioni del Metropolis-Hastings, ad esempio dell'ordine di 1.000.000.

La figura (2.1) mostra tre grafici, le cui caratteristiche rispettano i criteri elencati sopra necessari per la convergenza: il numero di iterazioni sembra adeguato poiché le tre linee dal valore 2.5 in poi tendono a convergere. Le priori scelte perciò sono sufficientemente informative, benché fossero state appositamente scelte debolmente informative per lasciar parlare i dati. Verificato il presupposto della convergenza, necessario per assicurare la correttezza dei risultati, si procede dunque con l'analisi delle distribuzioni a posteriori ottenute.

2.2 Analisi delle densità a posteriori

2.2.1 Primo step di stima

Il primo passo del processo di stima fornisce il calcolo solamente della moda; si dovrà procedere con il secondo step per ottenere la stima della densità a posteriori completa.

	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
alpha	0.500	0.0030	0.0097	0.3084	beta	0.2800
k	0.050	0.0330	0.0065	5.1181	gamma	0.0100
h	0.500	0.4588	0.0354	12.9708	beta	0.2800
ws	0.500	0.0341	0.0988	0.3448	beta	0.2800
psi	0.000	0.1386	0.0679	2.0417	norm	0.5000
deltax	0.100	0.0389	0.0232	1.6776	gamma	0.0500
lambda	0.050	0.0081	0.0044	1.8369	gamma	0.0250
deltas	0.100	0.0758	0.0225	3.3660	gamma	0.0500
phipi	2.000	1.8545	0.3031	6.1177	norm	0.3000
phix	0.250	0.4862	0.1144	4.2496	gamma	0.1000
phis	0.000	0.3838	0.4277	0.8974	norm	0.5000
phir	0.500	0.8833	0.0231	38.1629	beta	0.2800
rhopi	0.500	0.7552	0.0500	15.1025	beta	0.2800
rhox	0.500	0.0898	0.1117	0.8041	beta	0.2800
rhos	0.500	0.1522	0.1085	1.4026	beta	0.2800
rhorr	0.500	0.6896	0.0764	9.0318	beta	0.2800
standard deviation of shocks						
	prior mean	mode	s.d.	t-stat	prior	pstdev
e _{pi}	0.250	0.0636	0.0107	5.9309	inv _g	2.0000
e _x	0.250	0.2554	0.0352	7.2665	inv _g	2.0000
e _r	0.250	0.0933	0.0094	9.8736	inv _g	2.0000
e _s	0.250	0.1057	0.0143	7.3691	inv _g	2.0000

Log data density [Laplace approximation] is 49.292450.

Figura 2.2: Primo step di stima

La figura (2.2) riporta il calcolo della moda per ogni parametro del modello e per le deviazioni standard degli shocks.

Il programma inoltre fornisce il valore della statistica t , che non è però riconducibile ad una statistica t classica, poiché si riferisce ad una posterior density e non ad una verosimiglianza, intesa nel senso classico. Non è dunque affidabile per valutare la significatività dei vari parametri.

Al contrario, un valore importante per valutare la bontà del modello è quello della logverosimiglianza di Laplace, calcolata assumendo una distribuzione

a posteriori normale (Laplace approximation). In questo caso, esso è pari a 49.29245. Si dovrà poi confrontare tale valore con quelli risultanti da sottomodelli, ove si imporranno dei vincoli sui parametri d'interesse, e.g. su Ψ e Φ_s . Si ricordi che il modello sotto i vincoli $\Psi = \Phi_s = 0$ si riduce al modello standard, già considerato recentemente da Benati, Surico e Canova (cfr [4], [5], [8])

Si prenda dunque in considerazione la seguente tabella, ove sono elencati i valori della verosimiglianza calcolata con il metodo di Laplace, risultanti da sottomodelli ottenuti imponendo i seguenti vincoli:

<i>Vincoli Imposti</i>	<i>Log(ML)</i>
1. ($\Psi \neq 0; \Phi_s \neq 0$)	49.292450
2. ($\Psi = 0; \Phi_s \neq 0$)	44.695504
3. ($\Psi \neq 0; \Phi_s = 0$)	49.131647
4. ($\Psi = 0; \Phi_s = 0$)	41.998949

Il primo caso è il modello principale, stimato senza imporre alcun vincolo e, come riportato sopra, assume una logverosimiglianza marginale pari a 49.29245. Il secondo ed il terzo sottomodello invece sono stati stimati imponendo il vincolo di uguaglianza a zero prima sul parametro Ψ e poi su Φ_s . I valori delle due verosimiglianze suggeriscono che, tra i due parametri, quello che sembrerebbe apportare maggior informazione è Ψ , poiché il suo annullamento comporta una diminuzione della bontà del modello maggiore rispetto all'uguaglianza a zero del parametro Φ_s . Infatti nel terzo caso si può notare che il valore della verosimiglianza non diminuisce di molto rispetto al modello privo di vincoli. Infine, il quarto sottomodello evidenzia invece una sensibile diminuzione del valore della verosimiglianza. Questo può essere un buon motivo per affermare che il modello DSGE, che tiene conto della variabile di stress finanziario s_t , è più esauriente del modello che non tiene in considerazione tale variabile. Un'ulteriore verifica che possa supportare le suddette ipotesi viene suggerita

da Kass e Raftery (cfr [18]) e consiste nel calcolo del fattore di Bayes:

$$B_{12} = \frac{pr(D|H_1)}{pr(D|H_2)} \quad (2.1)$$

ove D sono i dati, derivanti da una delle due ipotesi a confronto H_1 e H_2 , in accordo con una densità di probabilità $pr(D|H_1)$ o $pr(D|H_2)$. Kass e Raftery propongono il calcolo del fattore di Bayes poiché esso fornisce evidenza in favore di una teoria scientifica, rappresentata da un modello statistico, opposta ad un'altra.

Per quanto attiene la valutazione dell'evidenza statistica sulla base dei valori del fattore B_{12} , sono stati proposti diversi intervalli con le relative classi di evidenze:

$2\ln(B_{12})$	B_{12}	Evidenza contro H_2
0 – 2	1 – 3	<i>Debole</i>
2 – 6	3 – 20	<i>Positiva</i>
6 – 10	20 – 150	<i>Forte</i>
> 10	> 150	<i>Moltoforte</i>

Nel caso analizzato in questa tesi, partendo dal valore della logverosimiglianza marginale, il fattore di Bayes si può calcolare nel seguente modo:

$$B_{12} = \exp(ML_v - ML_{nv}) \quad (2.2)$$

ove ML_v è la logverosimiglianza marginale nel modello vincolato e ML_{nv} è la logverosimiglianza marginale nel modello non vincolato.

Nello specifico, confrontando il modello privo di vincoli 1. (ipotesi H_2) con quello vincolato 2. (ipotesi H_1), il fattore di Bayes risulterà: $\exp(44.695504 - 49.292450) = 0.0101$, valore che rivela un'evidenza molto debole contro H_2 , dunque i dati favoriscono la parametrizzazione con la presenza del parametro Ψ significativo.

Volendo saggiare l'ipotesi di uguaglianza a zero del parametro Φ_s (caso 3.) contro il modello non vincolato, il fattore di Bayes sarà pari a : $\exp(49.131647 - 49.292450) = 0.8515$, valore che comunque conferma la bontà del modello privo di vincoli.

Ovviamente il confronto tra il modello del caso 4. e quello del caso 1. porterà ad un fattore di Bayes minore tra tutti i precedenti.

Dunque tutti questi elementi confermano l'affermazione fatta prima, tale per cui il modello (1.1)-(1.6) che include la variabile s_t risulta migliore, pur verificando che il parametro Ψ è maggiormente informativo rispetto a Φ_s .

Per quanto riguarda invece l'interpretazione economica della maggiore rilevanza di Ψ rispetto a Φ_s , essa è da collegarsi all'affermazione del fatto che la stabilità finanziaria è un ingrediente che completa la descrizione delle dinamiche macrofinanziarie americane, in particolare l'indicatore può contribuire significativamente nella spiegazione dell'output gap e di conseguenza anche dell'inflazione. Al contrario, esso sembra non essere fondamentale nella descrizione del tasso di interesse nominale, fatto che sta a significare che la Fed non reagirebbe al comportamento dei mercati finanziari.

Infine importante è il controllo del tasso di accettazione: esso è compreso tra il 24,85% e il 24,90%, accettabile come valore in quanto appartiene al range discusso nel paragrafo (1.4).

A questo punto si vuole procedere con l'analisi della distribuzione a posteriori completa, per vedere se vengono confermate le conclusioni a cui si è giunti attraverso il primo step di stima.

2.2.2 Secondo step di stima

Log data density is 49.946020.

parameters

	prior	mean	post. mean	conf. interval	prior	pstdev
alpha	0.500	0.0329	0.0000	0.0733	beta	0.2800
k	0.050	0.0339	0.0231	0.0450	gamm	0.0100
h	0.500	0.4245	0.3457	0.5058	beta	0.2800
ws	0.500	0.0961	0.0001	0.2026	beta	0.2800
psi	0.000	0.2051	0.0597	0.3430	norm	0.5000
deltax	0.100	0.0705	0.0170	0.1252	gamm	0.0500
lambda	0.050	0.0087	0.0022	0.0149	gamm	0.0250
deltas	0.100	0.0774	0.0408	0.1129	gamm	0.0500
phipi	2.000	1.8473	1.3565	2.3215	norm	0.3000
phix	0.250	0.5194	0.3367	0.7037	gamm	0.1000
phis	0.000	0.3472	-0.3526	1.0327	norm	0.5000
phir	0.500	0.8746	0.8371	0.9137	beta	0.2800
rhopi	0.500	0.7267	0.6318	0.8175	beta	0.2800
rhox	0.500	0.1355	0.0000	0.2605	beta	0.2800
rhos	0.500	0.1975	0.0163	0.3461	beta	0.2800
rhorr	0.500	0.6706	0.5450	0.7992	beta	0.2800

standard deviation of shocks

	prior	mean	post. mean	conf. interval	prior	pstdev
epi	0.250	0.0709	0.0501	0.0906	invg	2.0000
ex	0.250	0.2729	0.2100	0.3316	invg	2.0000
er	0.250	0.0973	0.0808	0.1134	invg	2.0000
es	0.250	0.1012	0.0804	0.1221	invg	2.0000

Figura 2.3: Secondo step di stima

Nella figura (2.3) vengono riportati i risultati del secondo step di stima, ovvero i valori della media a posteriori per ogni parametro e il relativo intervallo di credibilità al 90%. Inoltre la logverosimiglianza è ivi calcolata con il metodo "Modified Harmonic Mean" (Geweke(1998)) che non assume la normalità nella distribuzione a posteriori. Essa assume un valore pari a 49.946020, leg-

germente più alto rispetto a quello calcolato con il metodo di Laplace.

Si concentri ora l'attenzione sui due parametri d'interesse. La media a posteriori del parametro Ψ è 0.2051, con un intervallo di credibilità al 90% pari a $\{0.0597, 0.3430\}$. Il segno della media a posteriori è in linea con l'intuizione economica: più alta è la stabilità finanziaria, maggiore sarà l'incentivazione delle famiglie ad allocare risorse e favorire il consumo, migliori saranno le condizioni economiche, come catturato dall'equazione dell'output gap (1.2). Il valore 0 cade all'esterno dell'intervallo di credibilità, una possibile evidenza della significatività del parametro Ψ nel modello.

Si analizzino ora i risultati per il parametro Φ_s . Il suo intervallo di credibilità al 90% è pari a $\{-0.3526, 1.0327\}$ con una media a posteriori pari a 0.3472. In questo caso invece il valore 0 cade all'interno del credible set associato a Φ_s , elemento che sembra confermare l'osservazione fatta nel paragrafo precedente riguardante il fatto che la Fed non avrebbe monitorato le misure di stress finanziario nel periodo considerato (1990 – 2008).

Dopo aver analizzato i risultati del secondo step di stima e confermato le osservazioni avanzate nel primo step, si procede ad analizzare graficamente la distribuzione a posteriori ottenuta per i vari parametri.

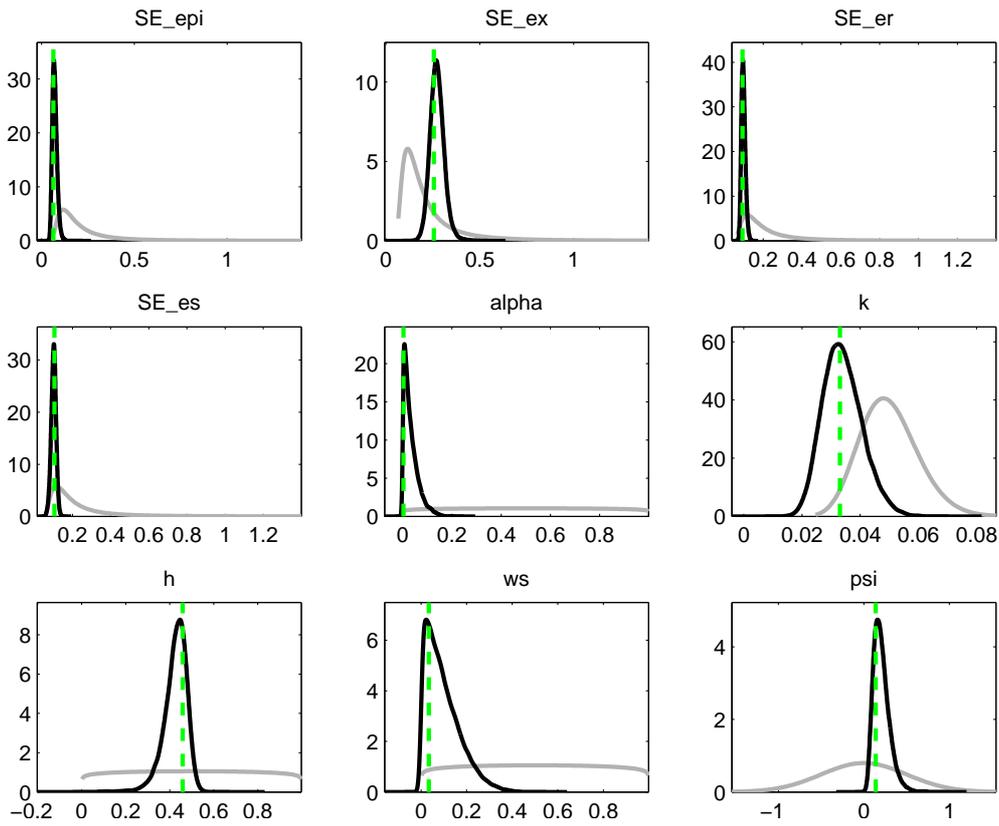


Figura 2.4: Grafici secondo step di stima

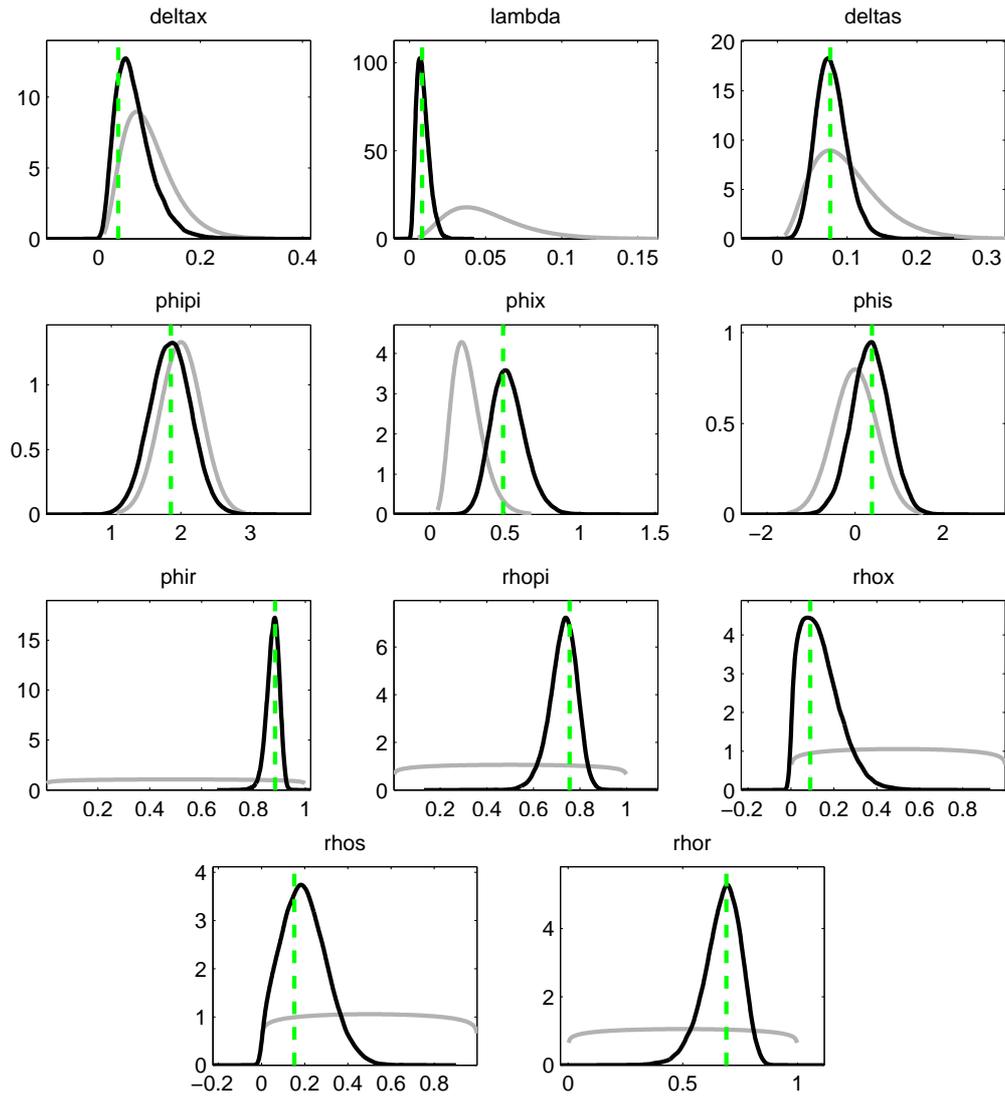


Figura 2.5: Grafici secondo step di stima

La visualizzazione grafica della stima dell'intera distribuzione evidenzia il fatto che le distribuzioni a priori scelte sono, per molti parametri, poco informative. Il caso ottimale consiste nella non eccessiva diversità tra la curva della distribuzione a priori e quella a posteriori, ma nemmeno nella loro uguaglianza, nel qual caso i dati non apporterebbero abbastanza informazioni.

Analizzando i grafici sopra riportati, le curve grigie, che identificano le distribuzioni a priori, assumono una forma diversa rispetto a quella della distribuzione Normale delle curve nere, ovvero le posteriori, la cui logverosimiglianza è calcolata appunto con il metodo di Laplace. Ciò può essere interpretato dicendo che i dati sono altamente informativi e non 'contaminati' dalle credenze a priori, lasciate intenzionalmente poco informative.

Un altro punto a favore della validità dei risultati è dato dalla moda a posteriori che, calcolata come valore che massimizza la densità a posteriori, non si discosta molto dalla moda della distribuzione a posteriori.

In conclusione, si può affermare che le osservazioni a cui si è giunti finora sono valide, per cui si può passare all'analisi delle funzioni di risposta ad impulso (IRFs).

2.3 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs)

Una *funzione di risposta ad impulso* di un sistema dinamico è una funzione che analizza l'output di tale sistema, causato dall'input, chiamato impulso. In generale, una risposta ad impulso si riferisce alla reazione nel tempo di un sistema dinamico ad un qualche cambiamento esterno.

Nell'ambito economico, in particolare proprio nella modellazione macroeconomica, le funzioni di risposta ad impulso descrivono come l'economia reagisce nel tempo a impulsi esogeni, chiamati "shocks". Esse cercano di carpire la reazione di variabili macroeconomiche come output gap, inflazione, tasso d'interesse ed altre variabili al momento dello shock e successivamente ad esso.

A questo punto allora si procede con l'analisi della reazione ai quattro shocks identificati nel modello DSGE (1.1)-(1.6): shock all'inflazione, shock all'output, shock finanziario, shock al tasso di interesse nominale.

Nei seguenti grafici verranno riportate le funzioni di risposta ad impulso, identificate dalle curve nere solide, il quinto e il novantacinquesimo percentile delle distribuzioni a posteriori, identificati dalle linee più sottili.

Si consideri preventivamente che il comportamento delle IRFs non è del tutto regolare, a causa dell'eccessiva oscillazione delle serie attorno allo zero prima di giungere alla stabilizzazione. In ogni caso verranno comunque riportati i risultati qui di seguito con i relativi commenti, tenendo conto che si è cercato poi di indagare su questo problema (par. 2.5).

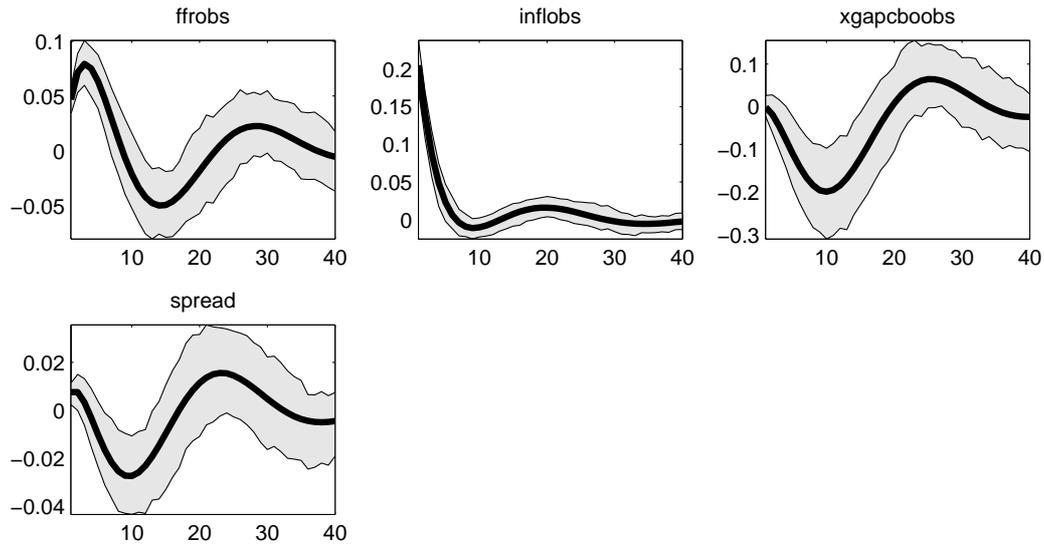


Figura 2.6: Irf to eps pi

In figura (2.6) si considera il caso dello shock all'inflazione (vd. *inflobs*) che conduce al ben conosciuto trade-off tra inflazione e output: l'esplosione dell'inflazione causa l'aumento anche del tasso di interesse nominale (vd. *ffrobs*) per cercare di contenere l'aumento dei prezzi, il tutto ben previsto dalla regola di Taylor (1.4). Di conseguenza l'output comincerà a scendere (vd. *xgapcboobs*) fino alla stabilizzazione dei prezzi, ovvero dell'inflazione (vd. *inflobs*), come suggerito dalla curva di Phillips (1.1). Si noti che, come si può ben prevedere, il fatto che l'output scenda comporta anche la diminuzione della serie che identifica la brillantezza finanziaria (vd. *spread*), comportamento suggerito anche dall'equazione (1.3). A questo punto tutte le variabili tornano al loro stato di equilibrio stazionario, ovvero verso il valore zero, data l'assenza delle costanti nel modello.

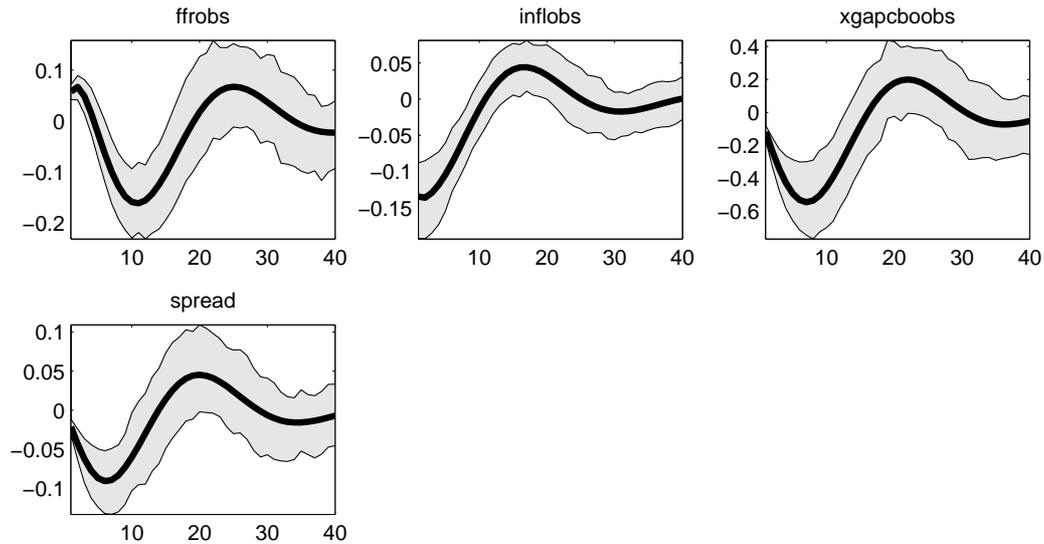


Figura 2.7: Irf to eps r

In figura (2.7) viene riportata la IRF dello shock al tasso di interesse nominale: anche in questo caso l'aumento del tasso di interesse (vd. *epsr*) provoca la diminuzione dell'output (vd. *xgapcboobs*), come suggerisce l'equazione (1.2), e contemporaneamente causerà anche minore solidità finanziaria (vd. *spread*). In questo contesto, l'inflazione, tramite la curva di Phillips, diminuirà fintanto che i prezzi non si saranno stabilizzati. A questo punto tutte le serie tornano verso la loro media non condizionata, ovvero verso lo zero.

L'analisi dunque suggerisce che lo shock della politica monetaria può aumentare lo stress finanziario e, di conseguenza influenzare la borsa.

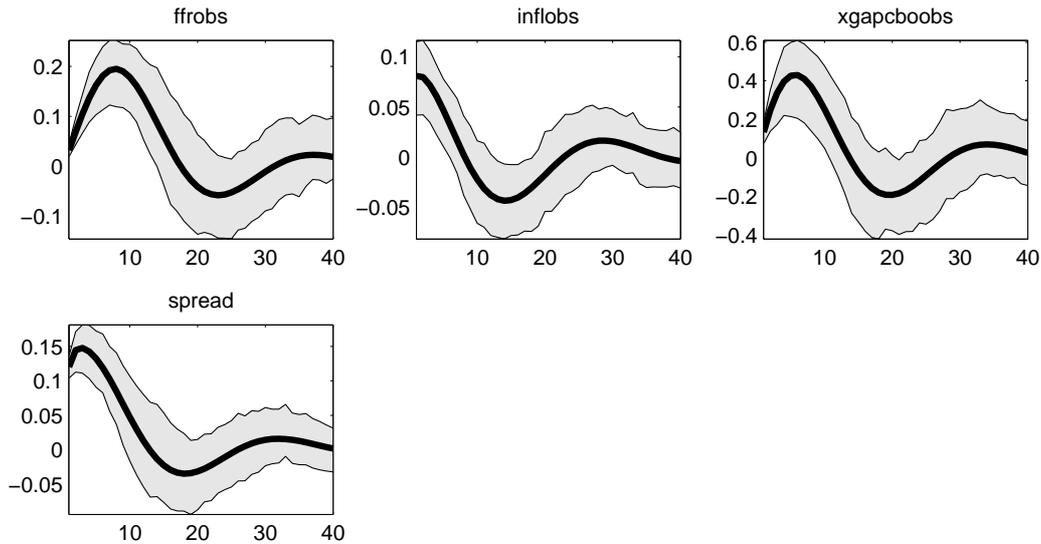


Figura 2.8: Irf to eps s

E quali sono gli effetti degli shocks finanziari previsti dal modello (1.1)-(1.6)?

Come si può notare dai grafici in figura (2.8), una crescita inaspettata di benessere finanziario (vd. *eps* e quindi *spread*) conduce ad un boom persistente del ciclo economico (vd. *xgapcboobs*). Di conseguenza, tale ricchezza finanziaria che spinge la domanda, provoca un aumento della curva d'inflazione (vd. *inflobs*). Il tasso di interesse cresce persistentemente (vd. *ffrobs*): questo è dovuto sia alla reazione sistematica del controllo politico alle oscillazioni del grado di stress finanziario, sia al miglioramento del ciclo economico, che induce all'adozione di politiche monetarie più restrittive per ristabilizzare l'output gap.

In ogni caso, la reazione del tasso di interesse nominale alle oscillazioni finanziarie non risulta statisticamente significativa in accordo con l'intervallo di credibilità al 90% (par. 2.2.2). Dunque, in base ai risultati ottenuti studiando il modello con un unico indicatore finanziario, le decisioni della Fed sulla politica monetaria non prenderebbero in considerazione tali shocks nei mercati

borsistici.

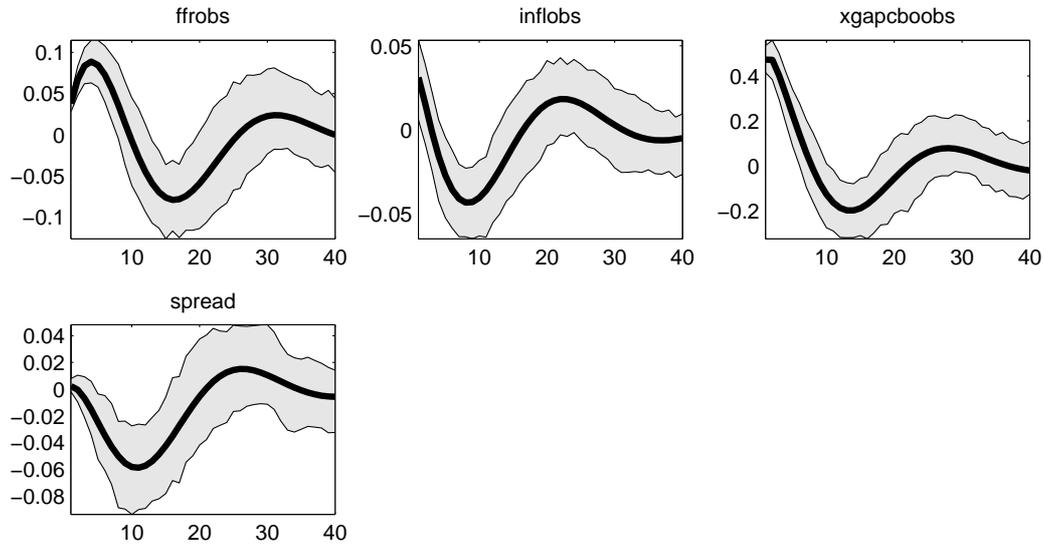


Figura 2.9: Irf to eps x

Lo shock alla domanda spingerà la curva del consumo (vd. *xgapcboobs*) e la curva dell'inflazione (vd. *inflobs*). Entrambe però cominceranno subito a scendere a causa dell'innalzamento del tasso di interesse nominale (vd. *ffrobs*) che cercherà di ripristinare la situazione, avendo ovviamente ripercussioni anche sul livello di stress finanziario (vd. *spread*).

2.4 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione

Per riuscire ad individuare meglio il ruolo giocato da ogni shock nella spiegazione delle variabili osservabili, viene usato frequentemente l'analisi della decomposizione della varianza dell'errore di previsione. Infatti le oscillazioni che le serie presentano sono appunto dovute a tali shocks: l'idea consiste nell'analizzare separatamente gli effetti di uno shock solo alla volta, "spegnendo" tutti gli altri. Esso produrrà un effetto direttamente sulle variabili dell'equazione ove è coinvolto e indirettamente anche sulle altre variabili collegate alle prime. Naturalmente a tale shock sarà associato anche un errore di previsione, inevitabile nel cercare di stimare gli shock, non essendo noti.

Le seguenti tre tabelle raccolgono i risultati della decomposizione della varianza rispettivamente per un "breve periodo", ovvero 8 passi avanti per prevedere gli effetti dell'errore di previsione associato allo shock nei due anni successivi; per un "medio periodo", cioè 16 passi avanti per poter monitorare gli effetti nei quattro anni successivi; infine per un "lungo periodo", ovvero 40 passi avanti per controllare gli effetti dell'errore nei dieci anni successivi. L'ultima tabella, ∞ passi avanti, serve per capire qual è il valore verso il quale la decomposizione della varianza si stabilizza.

8 passi avanti :

	ϵ_R	ϵ_{Π}	ϵ_x	ϵ_s
R	13.61	11.19	12.57	62.61
Π	49.38	34.06	2.71	13.85
x	43.27	2.43	22.92	31.38
s	24.05	0.54	2.15	73.26

16 *passi avanti* :

	ϵ_R	ϵ_Π	ϵ_x	ϵ_s
<i>R</i>	33.98	5.85	7.53	52.64
Π	47.10	30.48	5.67	16.76
<i>x</i>	49.12	5.98	18.10	26.80
<i>s</i>	27.07	1.93	9.97	61.02

40 *passi avanti* :

	ϵ_R	ϵ_Π	ϵ_x	ϵ_s
<i>R</i>	35.46	6.17	11.22	47.15
Π	47.67	27.12	6.26	18.95
<i>x</i>	47.78	5.89	17.57	28.77
<i>s</i>	30.92	2.48	10.32	56.29

∞ *passi avanti* :

	ϵ_R	ϵ_Π	ϵ_x	ϵ_s
<i>R</i>	35.90	6.15	11.17	46.78
Π	47.61	26.91	6.40	19.08
<i>x</i>	47.84	5.92	17.48	28.76
<i>s</i>	31.21	2.58	10.42	55.79

Studiando le tabelle sovraesposte si possono ricavare le seguenti considerazioni. In primo luogo, lo shock finanziario gioca naturalmente un ruolo molto forte nella spiegazione di s_t , raggiungendo una percentuale pari ad un 73% circa nel breve periodo, diminuendo fino ad un 56% circa nel lungo termine. Esso invece impatta sull'inflazione per circa il 14% nel breve periodo, per poi rafforzare il suo effetto fino a pesare per circa il 19% nel lungo periodo. L'impatto sull'output gap risulta anche maggiore, aggirandosi attorno al 30%.

Interessante poi è la percentuale di influenza che lo shock finanziario esercita sul tasso di interesse nominale: in particolare esso pesa per circa il 63% sul tasso di interesse nel breve periodo, per poi attenuare lievemente il suo effetto fino a impattare per circa il 47%.

Questi risultati sono una conferma delle osservazioni fatte attraverso lo studio delle IRFs (par. 2.3). L'unico punto da chiarire rimane l'effettiva influenza delle oscillazioni del mercato finanziario sulle misure adottate dalla Fed, poiché l'intervallo di credibilità relativo al parametro Φ_s che identifica tale influenza rimane l'unico elemento che non persuade nell'affermare che essa sia significativa.

Per quanto riguarda invece l'impatto dello shock all'output gap, esso gioca naturalmente un ruolo fondamentale nella spiegazione dell'output gap, in dettaglio pesa da un 23% circa nel breve periodo fino ad un 18% circa nel decennio successivo. Per quanto riguarda l'influenza sulle altre variabili macroeconomiche, da sottolineare è quella esercitata da tale shock al tasso di interesse nominale, che va da un 13% circa fino all'11% circa nel lungo periodo. Curiosa è la percentuale di impatto che ϵ_x esercita su s : sul breve periodo essa è trascurabile attestandosi attorno al 2% circa, per poi crescere nel lungo periodo fino ad un 10% circa.

Il contributo dello shock all'inflazione è preponderante nella spiegazione dell'inflazione stessa, mentre risulta trascurabile nella spiegazione delle altre variabili, fatta eccezione per il tasso di interesse nominale nel breve periodo che risulta influenzato da ϵ_{Π} per un 11% circa.

Infine interessante è la decomposizione della varianza dello shock al tasso di interesse nominale: le due variabili sulle quali esso incide maggiormente sono l'inflazione e l'output gap. Infatti ϵ_R pesa sull'inflazione da un 49% circa

nel breve periodo ad un 47% circa nel lungo periodo. Mentre esso influenza l'output gap da un 43% circa fino ad un 48% circa nel lungo termine.

Curiosa è la percentuale di spiegazione del tasso di interesse medesimo: essa va solamente da un 14% circa nel breve periodo, contrariamente a quanto ci si potrebbe aspettare, fino ad un 35% circa nel lungo periodo. Infine ϵ_R impatta sull'indicatore finanziario da un 24% circa fino ad un 31% nel lungo termine.

Ricapitolando, lo scopo di questa tesi è l'analisi dell'impatto della variabile di stabilità finanziaria s_t sulle altre variabili macroeconomiche del modello DSGE (1.1)-(1.6). In questa prima parte del lavoro, per stimare s_t viene utilizzato un singolo indicatore finanziario costruito sugli spread tra rendimenti di due tipologie diverse di titoli obbligazionari: ($AAA - BAA$).

Dai risultati ottenuti, la significatività di s_t è evidente e sembra giocare un ruolo importante nel comportamento di componenti macroeconomiche, quali output gap e inflazione. Anche per quanto riguarda l'influenza sul tasso di interesse nominale, essa sembra venir presa in considerazione dalla banca centrale americana, se non fosse per il credible set del parametro che identifica tale influenza. Esso, contenendo il valore zero, insinua dei dubbi per quanto riguarda l'effettiva significatività di Φ_s .

2.5 Processo di stima con vincoli

Questa sezione della tesi approfondisce i risultati ottenuti dalla stima del modello (1.1)-(1.6) imponendo il vincolo: $w_s = 1$ e utilizzando sempre l'indicatore *spread*. In questo modo l'equazione per s_t (1.3) non prevede alcun ritardo.

Si sceglie di studiare il comportamento del sistema sotto tale vincolo principalmente per due ragioni: innanzitutto per indagare sulla significatività del parametro Φ_s ; in secondo luogo le funzioni di risposta ad impulso oscillano

troppo attorno allo zero, prima di giungere all'effettiva stabilizzazione. Questo è un comportamento un po' anomalo, che non permette di dare un supporto consistente alle osservazioni relative agli shocks impartiti al sistema (par. 2.3).

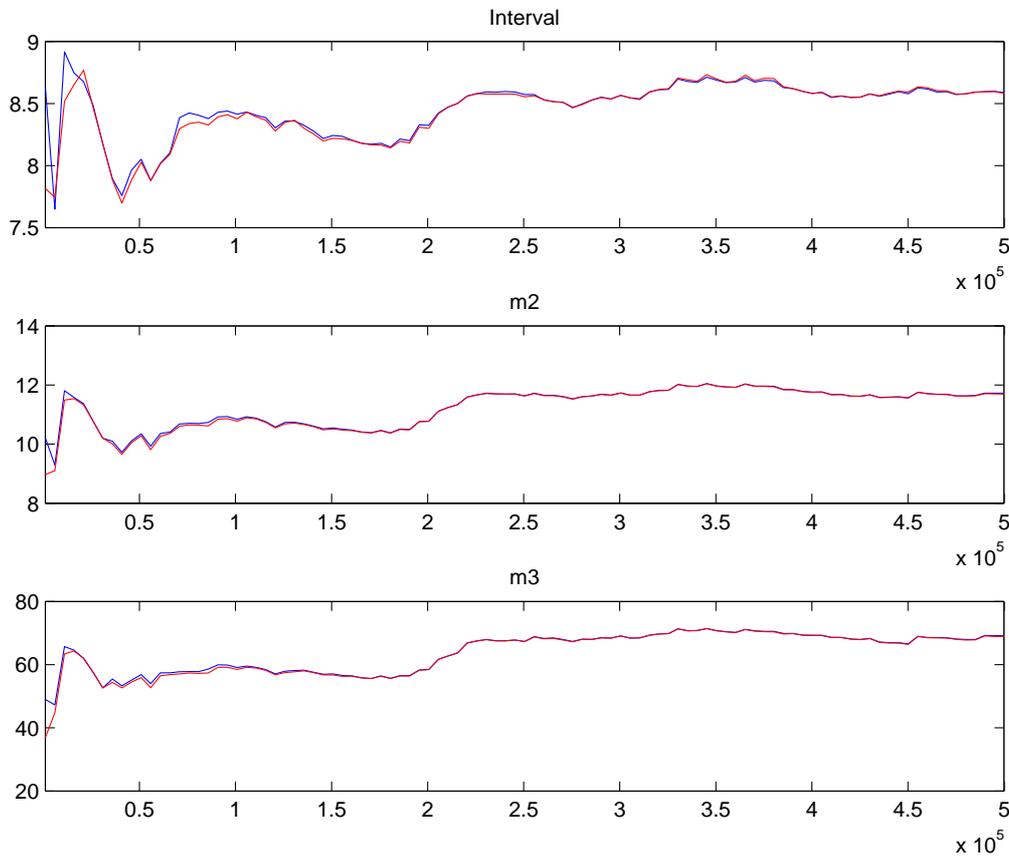


Figura 2.10: Convergenza del modello con $w_s = 1$

In figura (2.10) si nota che la convergenza del modello viene rispettata, in quanto i tre grafici, per l'intervallo di confidenza, per la varianza e per il momento terzo, mostrano ognuno le linee rosse e blu tendenti alla convergenza dal valore 2.5 in poi.

Inoltre il primo passo della stima, i cui risultati non vengono riportati, rivela un valore della logverosimiglianza di Laplace pari a 32.169973. Esso è sensibilmente minore rispetto a quello del modello principale privo di vincoli che,

risultando migliore dal punto di vista statistico, si assume come benchmark per lo studio in questione.

Il tasso di accettazione conferma comunque la validità dei risultati, attestandosi attorno al 31%.

Anche lo studio grafico della distribuzione a posteriori ottenuta per i vari parametri non viene riportato, ma conferma la capacità dei dati di apportare informazioni, non essendo contaminati dalle credenze a priori, lasciate intenzionalmente poco informative.

I risultati del secondo step di stima vengono riportati nella tabella seguente:

```
Log data density is 33.529063.
```

parameters						
	prior mean	post. mean	conf. interval	prior	pstdev	
alpha	0.500	0.0388	0.0000	0.0896	beta	0.2800
k	0.050	0.0392	0.0251	0.0529	gamm	0.0100
h	0.500	0.4561	0.3923	0.5219	beta	0.2800
psi	0.000	0.4943	0.2854	0.6958	norm	0.5000
deltax	0.100	0.0754	0.0226	0.1270	gamm	0.0500
lambda	0.050	0.0109	0.0027	0.0185	gamm	0.0250
deltas	0.100	0.0438	0.0109	0.0747	gamm	0.0500
phipi	2.000	1.7405	1.2480	2.2352	norm	0.3000
phix	0.250	0.4664	0.2685	0.6623	gamm	0.1000
phis	0.000	0.8623	0.1357	1.6138	norm	0.5000
phir	0.500	0.8750	0.8350	0.9139	beta	0.2800
rhopi	0.500	0.7014	0.5670	0.8283	beta	0.2800
rhox	0.500	0.1242	0.0000	0.2479	beta	0.2800
rhos	0.500	0.7119	0.6303	0.7936	beta	0.2800
rhorr	0.500	0.5971	0.4364	0.7707	beta	0.2800
standard deviation of shocks						
	prior mean	post. mean	conf. interval	prior	pstdev	
epi	0.250	0.0826	0.0562	0.1081	invg	2.0000
ex	0.250	0.2720	0.2148	0.3268	invg	2.0000
er	0.250	0.0948	0.0797	0.1100	invg	2.0000
es	0.250	0.0512	0.0392	0.0629	invg	2.0000

Figura 2.11: Secondo step di stima

Si noti che la logverosimiglianza, calcolata con il metodo

"*Modified Harmonic Mean*" (Geweke(1998)), assume un valore pari a 33.529063, leggermente più alto rispetto a quello calcolato con il metodo di Laplace.

Si analizzino ora i due parametri d'interesse. La media a posteriori del parametro Ψ è 0.4943, con un intervallo di credibilità al 90% pari a $\{0.2854, 0.6958\}$.

Anche in questo caso, il segno della media a posteriori è in linea con l'intuizione

economica: più alta è la solidità finanziaria, maggiore sarà l'incentivazione al consumo da parte delle famiglie, come previsto dall'equazione dell'output gap (1.2). Il valore 0 cade all'esterno dell'intervallo di credibilità, una conferma della significatività del parametro Ψ nel modello.

Ci si concentri ora sul parametro Φ_s . Il suo intervallo di credibilità al 90% è pari a $\{0.1357, 1.6138\}$ con una media a posteriori pari a 0.8623. A differenza del modello benchmark, il valore 0 cade all'esterno del credible set associato a Φ_s , elemento che permette di confutare l'osservazione riguardante il fatto che la Fed non avrebbe monitorato le misure di stress finanziario nel periodo considerato (1990 – 2008).

2.5.1 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs) per il modello con $w_s = 1$

Nel modello principale non vincolato le IRFs non risultano gradevoli a causa di una lenta stabilizzazione delle serie, che invece oscillano percettibilmente dopo la scossa al sistema dovuta allo shock. Si osservi ora cosa accade alle IRFs, imponendo il vincolo $w_s = 1$:

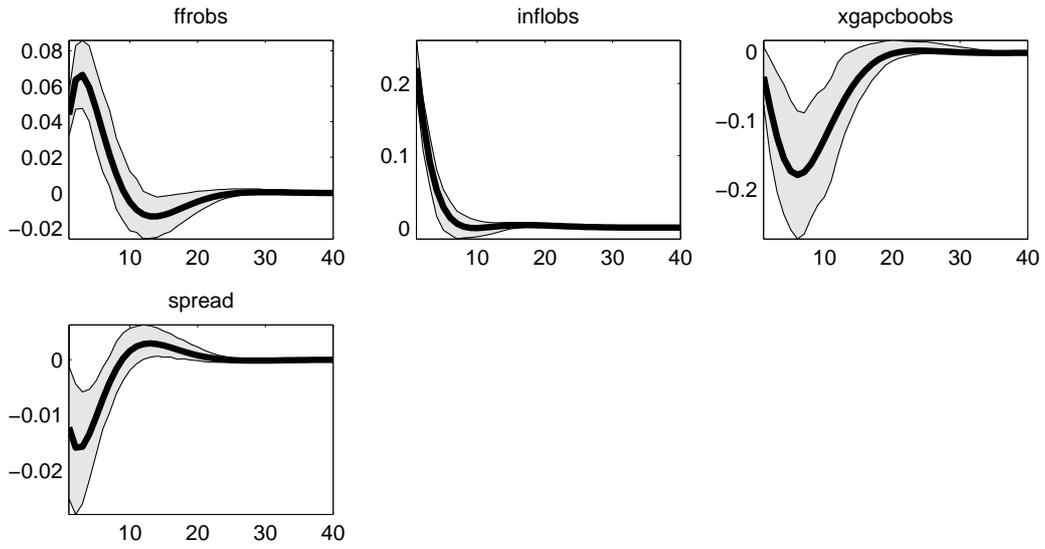


Figura 2.12: Irf to eps pi

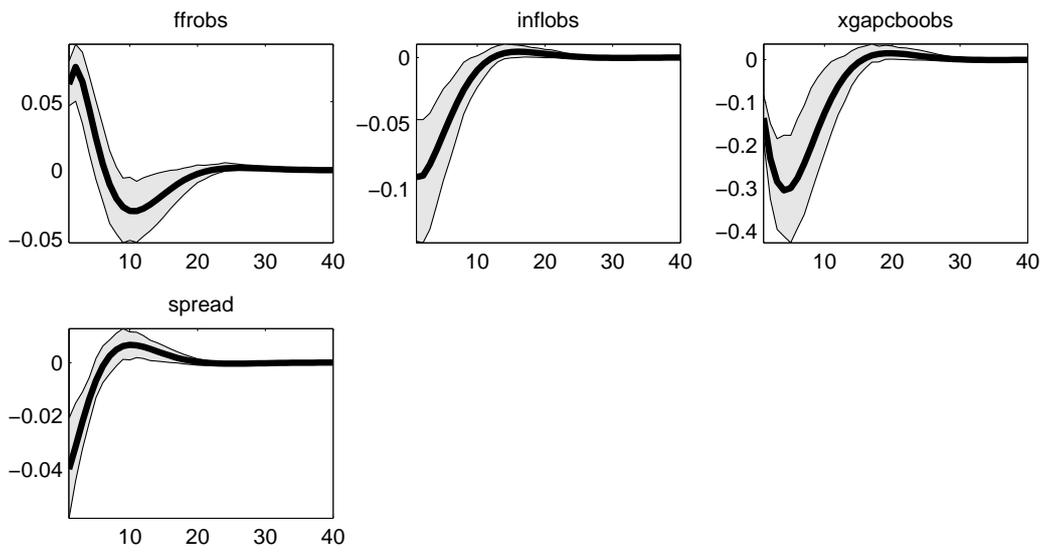


Figura 2.13: Irf to eps r

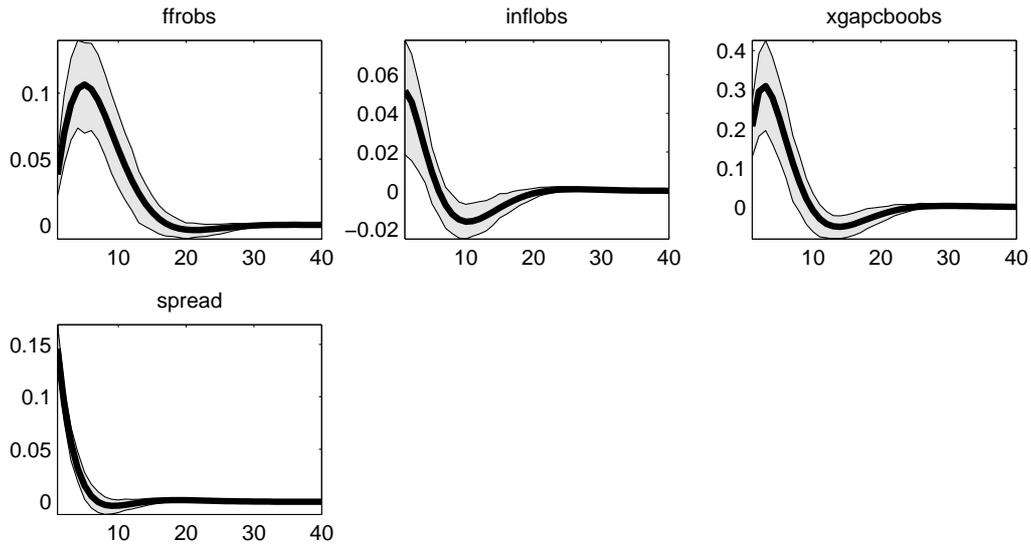


Figura 2.14: Irf to eps s

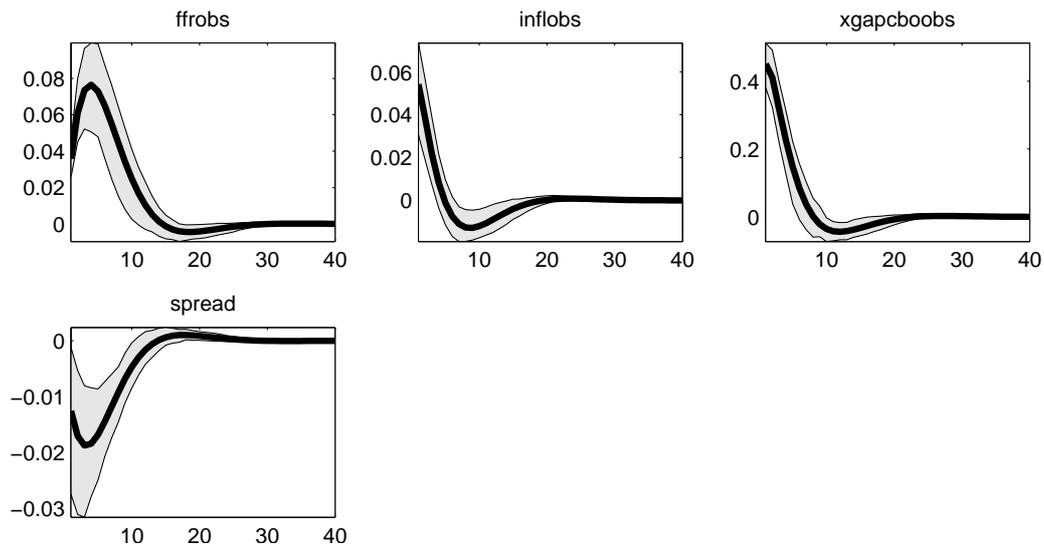


Figura 2.15: Irf to eps x

Le osservazioni avanzate nel paragrafo (2.3) ovviamente valgono anche in questo caso, poiché il sistema reagisce esattamente nello stesso modo, pur non contemplando ritardi nell'equazione (1.3).

Interessante invece è la velocità con cui le serie tornano al loro stato di equili-

brio stazionario. Nel modello non vincolato, dopo lo shock al sistema e quindi alle serie stesse, esse oscillavano ulteriormente prima di tornare verso la loro media non condizionata in maniera definitiva. In questo caso invece le IRFs si mostrano molto più credibili, non oscillando troppo dopo lo shock e stabilizzandosi velocemente verso lo zero. È ragionevole credere che il modello stimato con $w_s = 1$, dunque facendo in modo che l'equazione per s_t (1.3) non includa alcun ritardo, consenta un'immediata reazione agli shock impartiti (cfr. [11]). Oltre alle IRFs, anche il parametro Φ_s assume rilevanza statistica, favorendo l'affermazione del fatto che i movimenti dei mercati finanziari influenzano le decisioni adottate dalla banca centrale americana.

Riflettendo allora sull'interpretazione economica del vincolo $w_s = 1$ imposto al modello (1.1)-(1.6), si può pensare alla modalità di investimento in borsa: gli investitori si basano solo su aspettative future, sul sentiment che guida i mercati borsistici, piuttosto che al "backward looking", ovvero agiscono se e come investire senza considerare l'andamento passato.

Dal punto di vista statistico invece, si è visto che il metodo della logverosimiglianza, calcolata secondo Laplace, giudica migliore il modello più flessibile, ovvero con $w_s < 1$. Anche quest'ultimo vincolo, meno restrittivo, può trovare supporto teorico nella realtà pensando all'importanza per parte degli investitori della componente storica dell'andamento del mercato finanziario.

A questo punto si procede ristimando il modello, utilizzando però il Kansas City Financial Stress Index, indicatore migliore del semplice *spread*, per trovare differenze o analogie che permettano di confutare o confermare le osservazioni avanzate finora.

Capitolo 3

ANALISI BAYESIANA CON L'INDICATORE SINTETICO *KCFSI*

In questo capitolo si analizzeranno i risultati ottenuti dalla stima del modello presentato in (1.1)-(1.6), utilizzando l'indicatore sintetico *KCFSI*, ritenuto avere proprietà superiori rispetto a quelle di indicatori alternativi, in particolare rispetto a *spread*. Si ricordi che in questo tipo di studio si è scelto di lavorare con indicatori di brillantezza finanziaria. Si useranno perciò i valori negativi dell'indicatore, essendo esso una misura di stress finanziario nel sistema americano.

3.1 Convergenza del modello

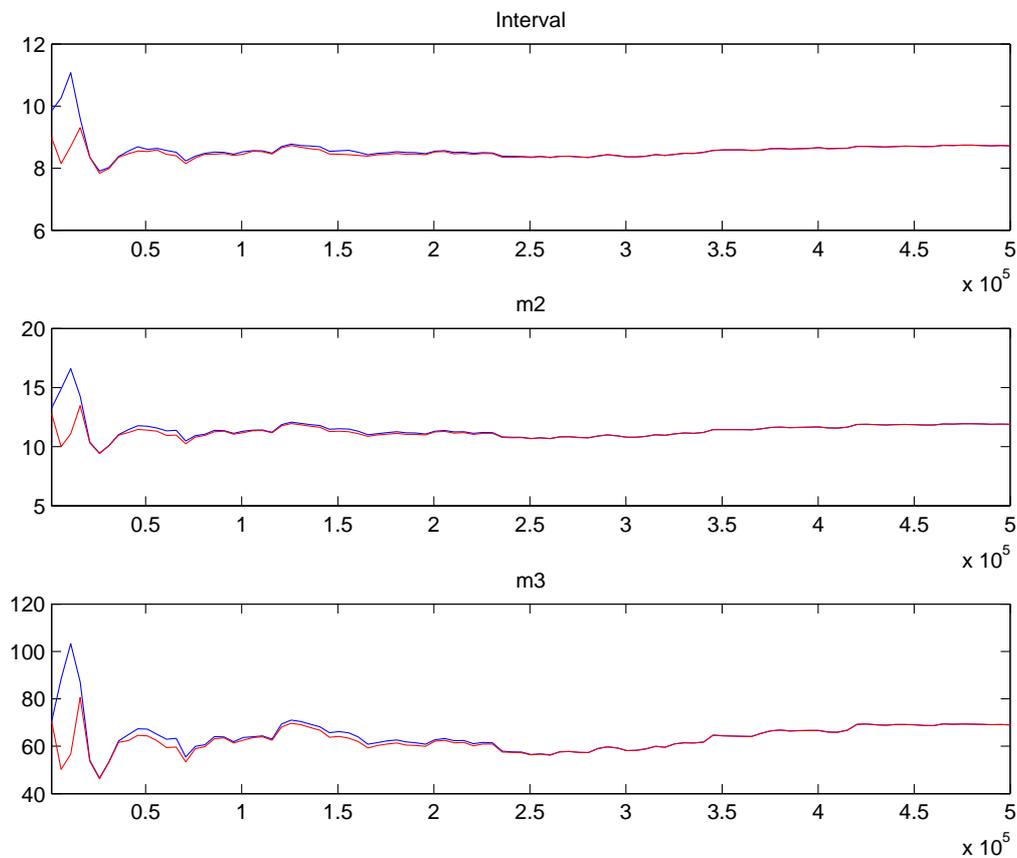


Figura 3.1: Convergenza del modello

I tre grafici in figura (3.1) si riferiscono alla convergenza per l'intervallo di confidenza, per la varianza e per il momento terzo.

Anche in questo caso i criteri per la convergenza vengono rispettati. Le linee blu e quelle rosse, rappresentanti rispettivamente la varianza *tra* ed *entro* le catene di Markov, tendono a coincidere da 2.5×10^5 in poi, valore dal quale si analizza l'andamento poiché si è deciso di scartare la prima metà delle iterazioni. Inoltre esse tendono alla stabilizzazione e alla convergenza nel tempo, elemento che indica la convergenza del modello alla distribuzione ergodica. Le priori scelte dunque sono informative a sufficienza anche usando l'indicatore sintetico.

3.2 Analisi delle densità a posteriori

3.2.1 Primo step di stima

Si considerino le tabelle relative al primo passo del processo di stima, che fornisce il calcolo solamente della moda.

```

RESULTS FROM POSTERIOR MAXIMIZATION
parameters
      prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
alpha  0.500  0.0032  0.0105  0.3083 beta  0.2800
k      0.050  0.0338  0.0067  5.0222 gamm 0.0100
h      0.500  0.4120  0.0509  8.0951 beta  0.2800
ws     0.500  0.3888  0.0870  4.4713 beta  0.2800
psi    0.000  0.0942  0.0462  2.0406 norm  0.5000
deltax 0.100  0.0424  0.0252  1.6809 gamm 0.0500
lambda 0.050  0.0081  0.0043  1.8975 gamm 0.0250
deltas 0.100  0.0665  0.0300  2.2130 gamm 0.0500
phipi  2.000  1.7649  0.3276  5.3867 norm  0.3000
phix   0.250  0.4623  0.1099  4.2044 gamm 0.1000
phis   0.000  0.5623  0.3059  1.8380 norm  0.5000
phir   0.500  0.8880  0.0226 39.3520 beta  0.2800
rhopi  0.500  0.7271  0.0588 12.3553 beta  0.2800
rhex   0.500  0.0464  0.0934  0.4968 beta  0.2800
rhos   0.500  0.2101  0.1288  1.6316 beta  0.2800
rhor   0.500  0.7016  0.1049  6.6871 beta  0.2800
standard deviation of shocks
      prior mean      mode      s.d. t-stat prior pstdev
epi    0.250  0.0718  0.0135  5.3147 invg  2.0000
ex     0.250  0.2818  0.0381  7.4048 invg  2.0000
er     0.250  0.0875  0.0103  8.4915 invg  2.0000
es     0.250  0.1374  0.0279  4.9190 invg  2.0000

```

Log data density [Laplace approximation] is -8.817314.

Figura 3.2: Primo step di stima

La figura (3.2) riporta il calcolo della moda per ogni parametro del modello e per le deviazioni standard degli shocks.

Il valore della logverosimiglianza di Laplace, dunque calcolata assumendo una distribuzione a posteriori normale (Laplace approximation), è pari a -8.817314 . Anche in questo caso si propone il confronto di tale valore con quelli risultanti da sottomodelli, ove si impongono dei vincoli sui parametri d'interesse, e.g. su Ψ e Φ_s .

Si analizzi dunque la seguente tabella:

<i>Vincoli Imposti</i>	<i>Log(ML)</i>
1. ($\Psi \neq 0; \Phi_s \neq 0$)	-8.817314
2. ($\Psi = 0; \Phi_s \neq 0$)	-15.776571
3. ($\Psi \neq 0; \Phi_s = 0$)	-10.713503
4. ($\Psi = 0; \Phi_s = 0$)	-16.201858

Anche questa parte dell'analisi conferma i risultati ottenuti nel capitolo (2). Il primo modello, non vincolato, è quello che assume una logverosimiglianza marginale maggiore rispetto agli altri sottomodelli annidati. Inoltre il parametro più informativo risulta essere Ψ , poiché ponendolo uguale a zero, la logverosimiglianza diminuisce di più rispetto all'annullamento del parametro Φ_s .

Infine il quarto caso descrive il risultato del modello privo dei parametri d'interesse e anche in questo contesto viene confermato un deterioramento della verosimiglianza maggiore rispetto a tutti gli altri casi analizzati.

Il calcolo del fattore di Bayes, svolto come in (2.2), risulta pari a $\exp(-15.776571 + 8.817314) = 0.00095$, valore che rivela un'evidenza molto debole contro il modello non vincolato, dunque i dati favoriscono la parametrizzazione con la presenza del parametro Ψ significativo.

Confrontando il modello vincolato dato dal caso 3 con il modello non vincolato del caso 1, il fattore di Bayes risulta $\exp(-10.713503 + 8.817314) = 0.150139713$, valore che comunque conduce a preferire il modello privo di vincoli.

Infine il confronto tra il caso 4 e il caso 1 ovviamente porterà ad un fattore di Bayes minore tra tutti i precedenti e dunque ancora una volta si preferirà il modello con Ψ e Φ_s non nulli.

Il tasso di accettazione si aggira attorno al 28%, valore appartenente al range di accettazione trattato nel paragrafo (1.4).

3.2.2 Secondo step di stima

Log data density is -6.237352.

```

parameters
      prior mean post. mean conf. interval prior pstdev
alpha  0.500    0.0359  0.0000  0.0783 beta  0.2800
  k    0.050    0.0317  0.0207  0.0424 gamm 0.0100
  h    0.500    0.3520  0.2216  0.4813 beta  0.2800
  ws   0.500    0.3204  0.0333  0.5336 beta  0.2800
  psi  0.000    0.1518  0.0369  0.2689 norm  0.5000
deltax 0.100    0.0794  0.0175  0.1389 gamm  0.0500
lambda 0.050    0.0117  0.0026  0.0207 gamm  0.0250
deltas 0.100    0.1079  0.0419  0.1714 gamm  0.0500
phipi  2.000    1.7087  1.2130  2.2170 norm  0.3000
  phix 0.250    0.5262  0.3515  0.6984 gamm  0.1000
  phis 0.000    0.6900  0.2038  1.2038 norm  0.5000
  phir 0.500    0.8850  0.8505  0.9193 beta  0.2800
rhopi  0.500    0.6714  0.5582  0.7879 beta  0.2800
  rhox 0.500    0.1124  0.0000  0.2225 beta  0.2800
  rhos 0.500    0.2820  0.0019  0.5528 beta  0.2800
  rhor 0.500    0.6124  0.4144  0.8185 beta  0.2800

standard deviation of shocks
      prior mean post. mean conf. interval prior pstdev
epi   0.250    0.0858  0.0582  0.1126 invg  2.0000
  ex   0.250    0.3086  0.2252  0.3905 invg  2.0000
  er   0.250    0.0879  0.0723  0.1035 invg  2.0000
  es   0.250    0.1587  0.0824  0.2345 invg  2.0000

```

Figura 3.3: Secondo step di stima

I risultati del secondo step di stima, cioè i valori della media a posteriori per ogni parametro e il relativo intervallo di credibilità al 90%, si trovano in figura (3.3). Si noti che il valore della logverosimiglianza calcolata con il metodo "Modified Harmonic Mean" (Geweke(1998)) è pari a -6.237352 , poco più alto rispetto a quello calcolato con il metodo di Laplace.

Si studino a questo punto i valori ottenuti dal secondo passo della stima, relativi ai due parametri d'interesse. La media a posteriori di Ψ è 0.1518, con un intervallo di credibilità al 90% pari a $\{0.0369, 0.2689\}$. La media a posteriori di Ψ , pur assumendo un valore leggermente minore rispetto a quello assunto nello studio con l'indicatore *spread* (par. 2.2.2), presenta il segno positivo che sta a significare che maggiore sarà la solidità finanziaria e maggiore sarà la propensione al consumo, come catturato dall'equazione dell'output gap (1.2). Il valore 0 cade all'esterno dell'intervallo di credibilità, proprio come nel capitolo (2), elemento che conduce a ritenere Ψ significativo nel modello.

Per quanto riguarda il parametro Φ_s , il suo intervallo di credibilità al 90% è pari a $\{0.2038, 1.2038\}$ con una media a posteriori pari a 0.69, che identifica un'influenza di s_t su R_t maggiore rispetto a quella assunta nello studio condotto utilizzando l'indicatore *spread*. Inoltre, punto cruciale che destava interesse di approfondimento, il credible set associato a Φ_s non include più valori negativi, ma solo positivi. A questo punto viene smentita definitivamente l'idea che la Fed non avrebbe preso in considerazione le misure di stress finanziario nel periodo considerato (1990 – 2008), a favore del fatto che le oscillazioni del livello di stabilità finanziaria impattano sulle altre variabili macroeconomiche contemplate dal modello.

Si analizzi ora graficamente la distribuzione a posteriori ottenuta per i vari parametri.

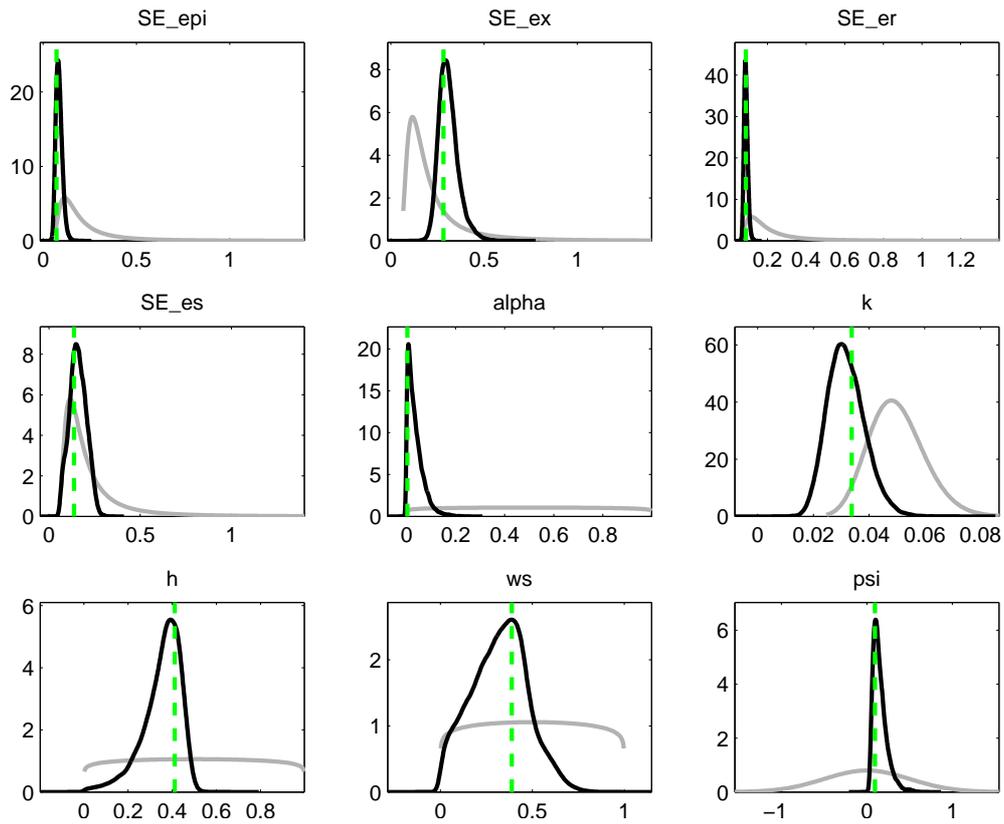


Figura 3.4: Grafici secondo step di stima

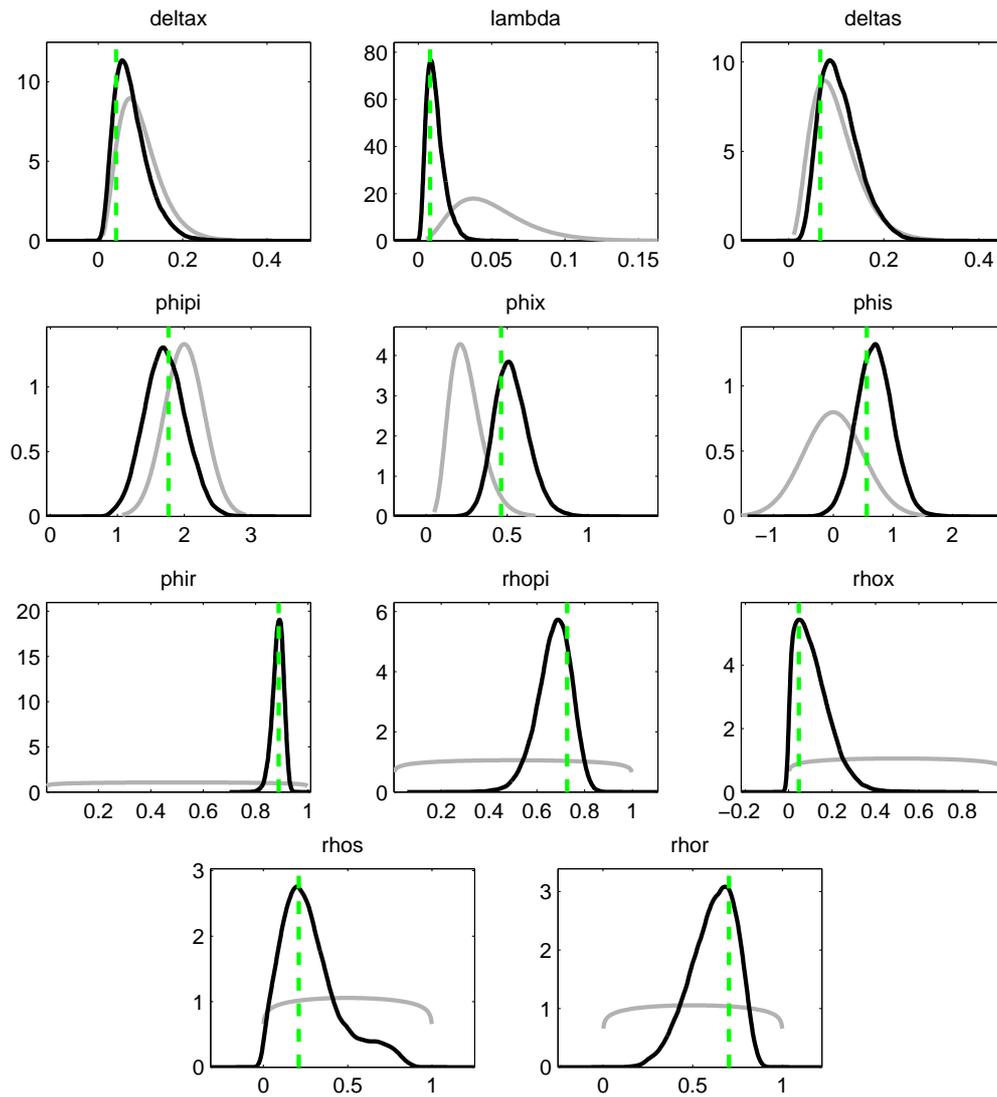


Figura 3.5: Grafici secondo step di stima

I grafici sopra riportati plottano le distribuzioni a priori, ovvero le curve grigie, e quelle a posteriori, identificate dalle curve nere. Anche in questo capitolo si nota la diversità per molti parametri tra i due tipi di curva, sintomo della significativa capacità dei dati di apportare informazioni, poiché non contaminati dalle credenze a priori, lasciate intenzionalmente poco informative.

Inoltre la moda a posteriori, cioè il valore che massimizza la densità a posteriori, è molto simile alla moda della distribuzione a posteriori.

Validate tutte le affermazioni attraverso gli studi svolti finora, si analizzino le funzioni di risposta ad impulso (IRFs).

3.3 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs)

Si ricordi che nei seguenti grafici verranno riportate le funzioni di risposta ad impulso, identificate dalle curve nere solide, il quinto e il novantacinquesimo percentile delle distribuzioni a posteriori, identificati dalle linee più sottili.

Il modello (1.1)-(1.6) stimato utilizzando il KCFSI rivela anch'esso delle funzioni di risposta ad impulso non regolari, ma caratterizzate da oscillazioni che insinuano qualche dubbio circa la bontà del modello non vincolato. Per questo motivo anche in questa sezione si cercherà di approfondire la questione ristimando il modello con vincoli supportati da significatività statistica e teorica.

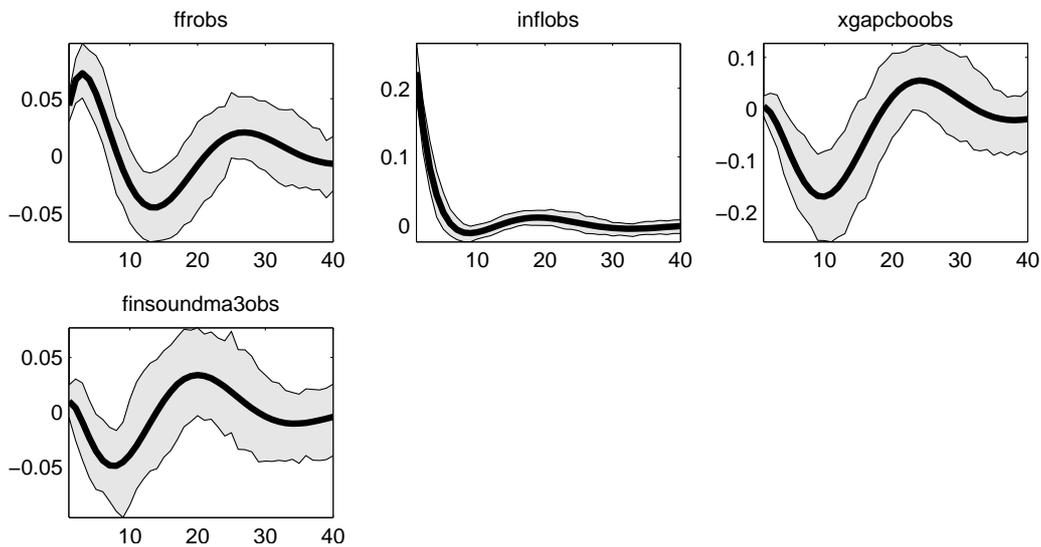


Figura 3.6: Irf to eps pi

In figura (3.6) si considera il caso dello shock all'inflazione (vd. *inflobs*): esso scuote il sistema in modo analogo a quello ottenuto con il singolo indicatore *spread* (2.6). Infatti l'aumento dell'inflazione fa decidere alla Banca Centrale di aumentare di conseguenza anche del tasso di interesse nominale (vd. *ffrobs*) per cercare di contenere l'aumento dei prezzi, il tutto ben previsto dalla regola di Taylor (1.4). Di conseguenza l'output comincerà a scendere

(vd. *xgapboobs*) fino alla stabilizzazione dell'inflazione (vd. *inflobs*), come suggerito dalla curva di Phillips (1.1). Infine, se l'output diminuisce anche la brillantezza finanziaria si attenua (vd. *finsoundma3obs*), comportamento suggerito anche dall'equazione (1.3). A questo punto tutte le variabili tornano al loro stato di equilibrio stazionario, ovvero verso il valore zero, data l'assenza delle costanti nel modello.

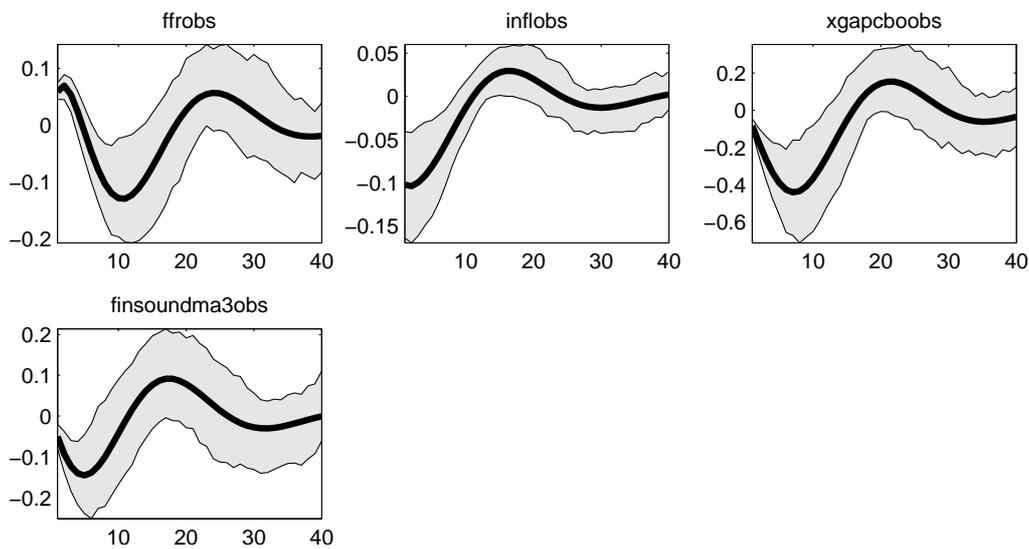


Figura 3.7: Irf to eps r

La figura sopra riportata plotta la IRF dello shock al tasso di interesse nominale: anche in questo contesto l'aumento del tasso di interesse (vd. *ffrobs*) provoca la diminuzione dell'output (vd. *xgapboobs*), come suggerisce l'equazione (1.2), e contemporaneamente causerà anche minore solidità finanziaria (vd. *finsoundma3obs*). L'inflazione, tramite la curva di Phillips, diminuirà fintanto che i prezzi non si saranno stabilizzati. A questo punto tutte le serie tornano verso la loro media non condizionata, ovvero verso lo zero.

Dunque tale analisi conferma che lo shock alla politica monetaria può aumentare lo stress finanziario e, di conseguenza, influenzare la borsa.

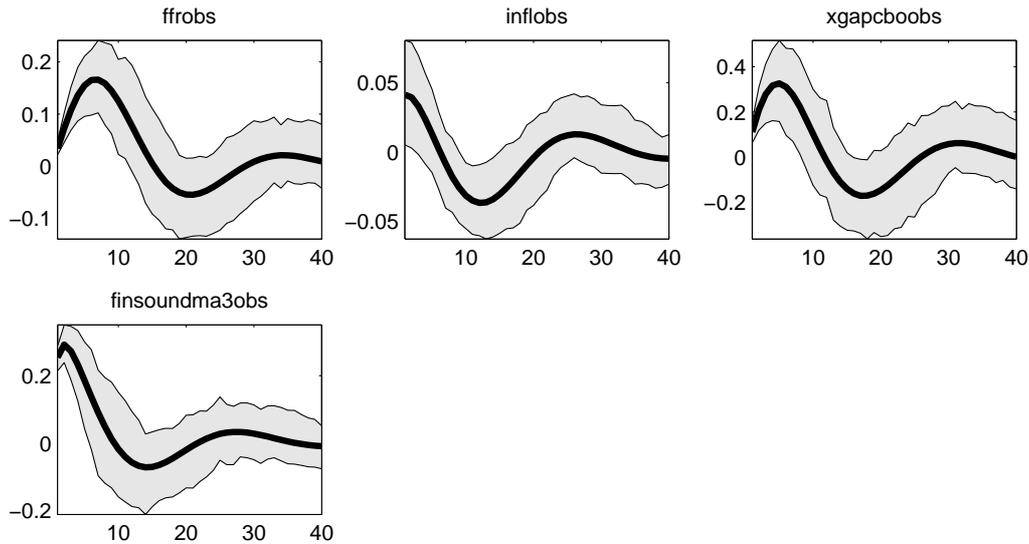


Figura 3.8: Irf to eps s

Si analizzino ora gli effetti degli shocks finanziari: in figura (3.8) si deduce che una crescita inaspettata di benessere finanziario (vd. *finsoundma3obs*) conduce ad un boom persistente del ciclo economico (vd. *xgapcboobs*), dunque ad una spinta della domanda che provoca un aumento della curva d'inflazione (vd. *inflobs*). Immediatamente verranno adottate politiche monetarie più restrittive (vd. *ffrobs*) per ristabilizzare prezzi e output gap, che successivamente torneranno al loro stato di equilibrio stazionario. In questo contesto si può ben affermare che la reazione del tasso di interesse nominale alle oscillazioni finanziarie, risultando statisticamente significativa in accordo con l'intervallo di credibilità al 90% (par. 3.2.2), consente di non sottovalutare le decisioni prese dalla Fed guardando anche agli shocks nei mercati borsistici.

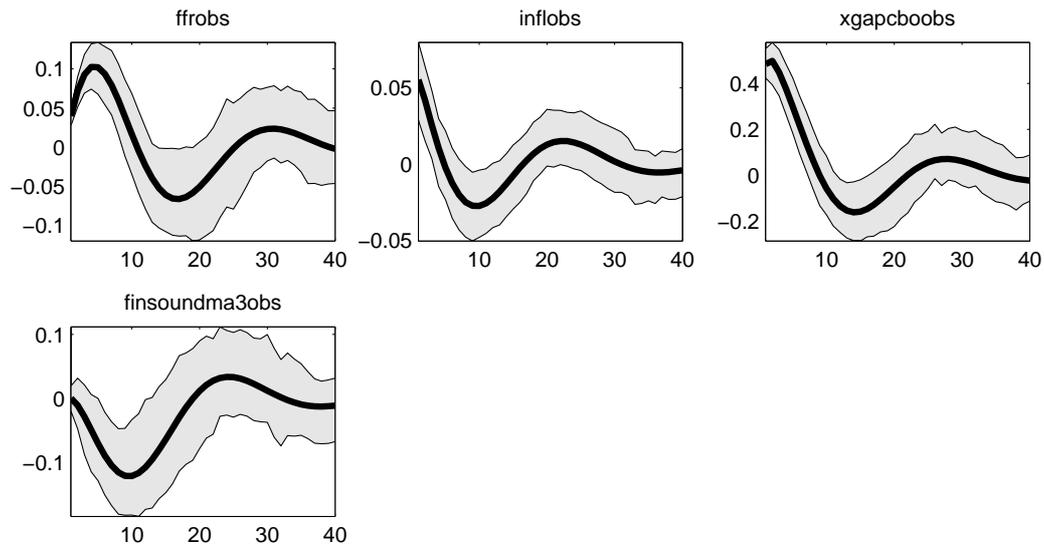


Figura 3.9: Irf to eps x

Lo shock alla domanda spingerà, oltre che la curva del consumo (vd. *xgapcboobs*), anche la curva dell'inflazione (vd. *inflobs*). Entrambe però cominceranno subito a scendere a causa dell'innalzamento del tasso di interesse nominale (vd. *ffrobs*) che cercherà di ripristinare la situazione, avendo ovviamente ripercussioni anche sul livello di stress finanziario (vd. *finsoundma3obs*).

3.4 Decomposizione della varianza dell'errore di previsione

Si consideri ora l'analisi della decomposizione della varianza dell'errore di previsione, per cercare di comprendere come impattano gli shocks futuri sulle variabili osservabili.

Si ricorda che le seguenti tabelle raccolgono i risultati della decomposizione della varianza rispettivamente per un "breve periodo", ovvero 8 passi avanti o equivalentemente per i due anni successivi; per un "medio periodo", cioè 16 passi avanti, ovvero per i quattro anni successivi; infine per un "lungo periodo", i.e. 40 passi avanti per controllare gli effetti dell'errore nei dieci anni successivi. Inoltre, si tenga in considerazione anche l'ultima tabella, ∞ passi avanti, per capire qual è il valore verso il quale si stabilizza l'impatto dei vari shock.

8 *passi avanti* :

	ϵ_R	ϵ_{Π}	ϵ_x	ϵ_s
<i>R</i>	15.23	9.24	20.76	54.76
Π	51.57	40.52	3.73	4.17
<i>x</i>	43.47	3.17	32.55	20.81
<i>s</i>	30.48	2.12	5.56	61.84

16 *passi avanti* :

	ϵ_R	ϵ_{Π}	ϵ_x	ϵ_s
<i>R</i>	39.24	7.73	12.80	40.23
Π	49.45	36.62	5.42	8.51
<i>x</i>	51.10	7.43	24.56	16.91
<i>s</i>	29.32	2.91	15.29	52.48

40 *passi avanti* :

	ϵ_R	ϵ_Π	ϵ_x	ϵ_s
R	40.17	7.67	14.48	37.68
Π	50.05	34.16	6.10	9.69
x	50.52	7.23	22.60	19.65
s	36.56	4.45	13.93	45.06

∞ passi avanti :

	ϵ_R	ϵ_Π	ϵ_x	ϵ_s
R	40.49	7.74	14.51	37.25
Π	50.08	33.89	6.16	9.88
x	50.42	7.27	22.54	19.76
s	36.81	4.49	13.94	44.75

Per quanto riguarda lo shock finanziario, si nota che ha un impatto molto alto ovviamente nella spiegazione di s_t , partendo da una percentuale pari ad un 62% circa nel breve periodo, fino ad un 45% circa nel lungo termine. Esso però impatta molto anche sul tasso di interesse nominale, ovvero pesa per un 55% circa nei due anni successivi, fino ad un 37% circa nel decennio successivo. Anche con l'indicatore *spread*, questa influenza era evidente, ma era messa in dubbio dai risultati poco chiari ottenuti circa l'intervallo di credibilità relativo al parametro Φ_s . Sull'inflazione invece lo shock finanziario risultava avere più peso con l'indicatore *spread*, mentre in questo contesto l'influenza è trascurabile nel breve periodo, per poi rafforzarsi leggermente, fino a valere circa un 10% nel lungo periodo. Infine l'impatto di ϵ_s sull'output gap si aggira attorno al 20%.

Per quanto riguarda invece l'impatto dello shock all'output gap, esso gioca naturalmente un ruolo fondamentale nella spiegazione dell'output gap, in

dettaglio pesa da un 33% circa nel breve periodo fino ad un 23% circa nel decennio successivo, dunque un impatto leggermente maggiore rispetto a quello riscontrato in (3.4). Anche in questo contesto, invece, si ritrova l'influenza al tasso di interesse nominale, che però va da un 21% circa fino a circa il 14% nel lungo periodo. Proprio come con l'indicatore *spread*, la percentuale di impatto che ϵ_x esercita su s risulta aumentare nel tempo : sul breve periodo essa è trascurabile attestandosi attorno al 5.6% circa, per poi crescere nel lungo periodo fino ad un 14% circa.

Il contributo dello shock all'inflazione è preponderante ovviamente nella spiegazione dell'inflazione stessa, partendo da un valore pari a circa il 41% nel breve periodo fino a circa il 34% nel lungo periodo. Risulta invece trascurabile nella spiegazione delle altre variabili, in particolare anche l'impatto al tasso di interesse nominale.

Infine la decomposizione della varianza dello shock al tasso di interesse nominale rivela, anche in questo contesto, che le due variabili sulle quali esso incide maggiormente sono inflazione e output gap. Infatti ϵ_R pesa sull'inflazione da un 52% circa nel breve periodo ad un 50% circa nel lungo periodo. Mentre esso influenza l'output gap da un 43% circa fino al 50% circa nel lungo termine.

Invece la percentuale di spiegazione del tasso di interesse medesimo migliora leggermente, soprattutto nel lungo termine, rispetto a quella ottenuta con *spread*: essa parte da un valore di circa il 15% nel breve periodo fino ad un 40% circa nel lungo periodo. Infine ϵ_R impatta sull'indicatore finanziario da un 30% circa fino ad un 37% nel decennio successivo.

3.5 Processo di stima con vincoli

Questa sezione della tesi sarà dedicata ai risultati ottenuti dalla stima del modello (1.1)-(1.6) utilizzando il Kansas City Financial Stress Index, imponendo il vincolo: $w_s = 1$, in modo da non contemplare alcun ritardo per s_t nell'equazione (1.3).

Come già preannunciato, lo scopo di questo approfondimento consiste nel cercare un modello adeguato che presenti delle funzioni di risposta ad impulso che non oscillino troppo attorno allo zero, prima di giungere all'effettiva stabilizzazione. Come suggerito da Castelnuovo (cfr. [11]), il modello stimato con $w_s = 1$, in cui l'equazione per s_t (1.3) non prevede alcun ritardo, consente un'immediata reazione agli shock impartiti al sistema.

Naturalmente il vincolo imposto avrà significatività statistica e sarà supportato da una giustificazione teorica.

Si inizi allora a prendere in considerazione l'ipotesi di convergenza del modello vincolato:

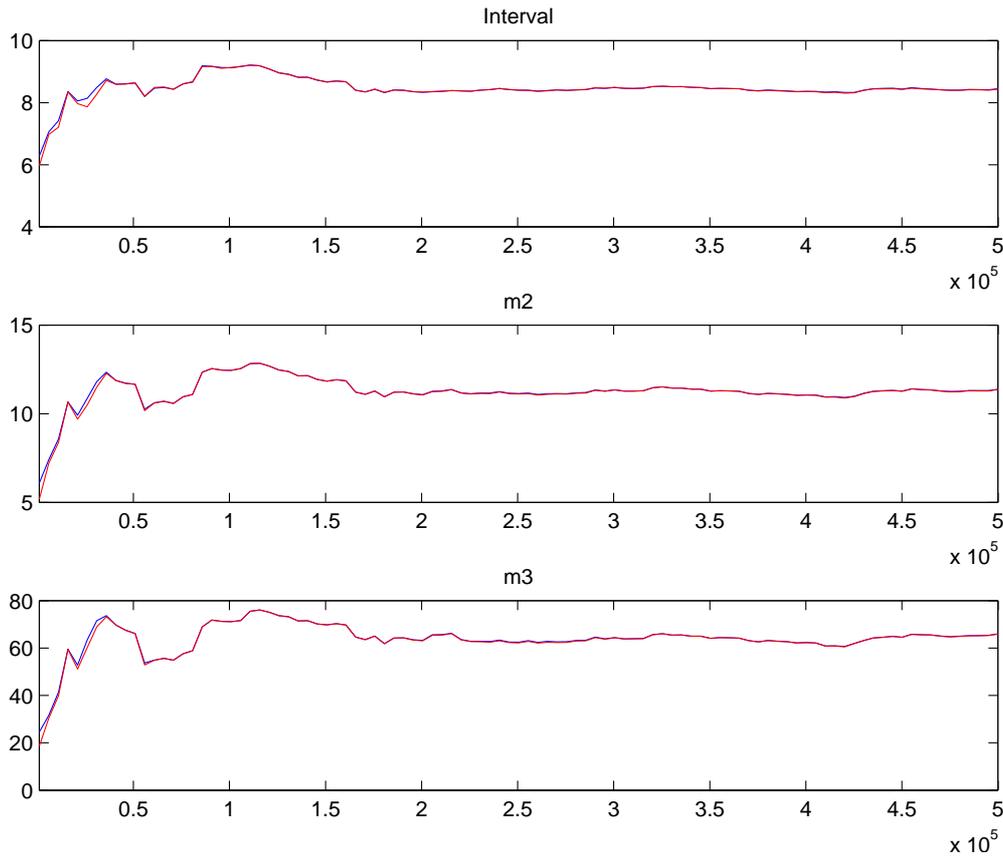


Figura 3.10: Convergenza del modello con $w_s = 1$

In figura (3.10) si nota che l'ipotesi della convergenza del modello viene confermata poiché i tre grafici, per l'intervallo di confidenza, per la varianza e per il momento terzo, mostrano ognuno le linee rosse, per la varianza *tra*, e le linee blu, per la varianza *entro* le catene di Markov, tendenti alla convergenza dal valore 2.5 in poi.

Inoltre il primo passo della stima, i cui risultati non vengono riportati, rivela un valore della logverosimiglianza di Laplace pari a -15.020150 . Esso è sensibilmente minore rispetto a quello del modello principale privo di vincoli, pari a -8.817314 . Per tale motivo, il modello non vincolato continua a risultare migliore dal punto di vista statistico, confermandosi il modello "benchmark" per lo studio in questione.

Il tasso di accettazione si aggira attorno al 32%, appartenendo così al range di accettazione discusso nel paragrafo (1.4).

I grafici della distribuzione a posteriori per ogni parametro, che qui non vengono riportati, rispettano il caso ottimale per alcuni parametri, consistente nella non eccessiva diversità tra la curva della distribuzione a priori e quella a posteriori; per altri parametri invece, le due curve sono molto differenti, testimonianza del fatto che i dati sono molto informativi a differenza delle distribuzioni a priori.

I risultati del secondo step di stima vengono riportati nella tabella seguente:

```

Log data density is -3.641284.

parameters
      prior mean post. mean conf. interval prior pstdev

alpha  0.500    0.0405  0.0000  0.0897 beta  0.2800
   k    0.050    0.0290  0.0185  0.0391 gamm 0.0100
   h    0.500    0.3969  0.2861  0.5039 beta  0.2800
  psi   0.000    0.1672  0.0675  0.2621 norm  0.5000
deltax 0.100    0.0880  0.0302  0.1445 gamm  0.0500
lambda 0.050    0.0247  0.0074  0.0412 gamm  0.0250
deltas 0.100    0.1200  0.0537  0.1839 gamm  0.0500
 phipi  2.000    1.6276  1.1577  2.0901 norm  0.3000
  phix  0.250    0.5527  0.3940  0.7135 gamm  0.1000
  phis  0.000    1.1442  0.7257  1.5434 norm  0.5000
  phir  0.500    0.8930  0.8655  0.9219 beta  0.2800
 rhopi  0.500    0.6128  0.4824  0.7473 beta  0.2800
 rhox   0.500    0.1595  0.0001  0.3061 beta  0.2800
 rhos   0.500    0.8404  0.7752  0.9043 beta  0.2800
 rhor   0.500    0.4185  0.2192  0.6159 beta  0.2800

standard deviation of shocks
      prior mean post. mean conf. interval prior pstdev

epi    0.250    0.1024  0.0703  0.1336 invg  2.0000
ex     0.250    0.2865  0.2098  0.3654 invg  2.0000
er     0.250    0.0823  0.0694  0.0945 invg  2.0000
es     0.250    0.0713  0.0510  0.0904 invg  2.0000

```

Figura 3.11: Secondo step di stima

Si noti che la logverosimiglianza, calcolata con il metodo

"*Modified Harmonic Mean*" (Geweke(1998)), assume un valore pari a -3.641284 , leggermente più alto rispetto a quello calcolato con il metodo di Laplace.

Si proceda ancora una volta analizzando i due parametri d'interesse. La media a posteriori del parametro Ψ , simile a quella del modello non vincolato, è pari a 0.1672, con un intervallo di credibilità al 90% pari a $\{0.0675, 0.2621\}$. Anche

in questo caso, viene confermata la correlazione, già prevista dall'equazione dell'output gap (1.2), tra la solidità finanziaria e la propensione al consumo. Il valore 0, non facendo parte dell'intervallo di credibilità di Ψ , costituisce ancora una volta una conferma della significatività di tale parametro.

Si analizzi perciò il parametro Φ_s . Il suo intervallo di credibilità al 90% è pari a $\{0.7257, 1.5434\}$ con una media a posteriori pari a 1.1442, più alta rispetto al caso benchmark. Il valore 0 cade all'esterno del credible set associato a Φ_s , elemento che permette di risolvere definitivamente ogni dubbio riguardante all'importanza delle oscillazioni del mercato finanziario nelle decisioni prese dalla Fed nel periodo considerato (1990 – 2008).

3.5.1 Funzioni di risposta ad impulso (IRFs) per il modello con $w_s = 1$

Dopo aver effettuato le verifiche circa la bontà del modello e la significatività dei vari parametri, si può giungere all'analisi obiettivo di questo paragrafo riguardante la forma delle IRFs risultanti dal modello vincolato con $w_s = 1$:

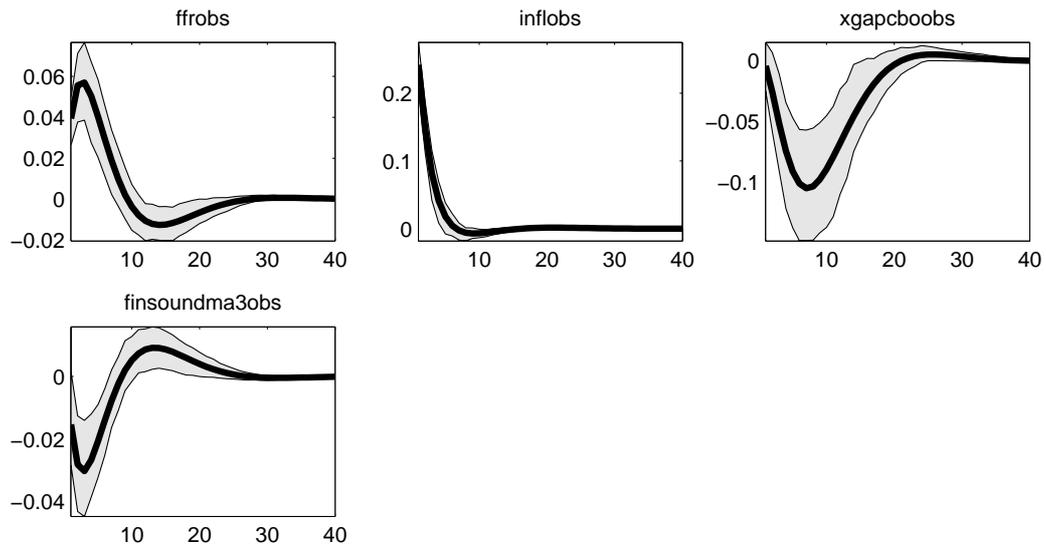


Figura 3.12: Irf to eps pi

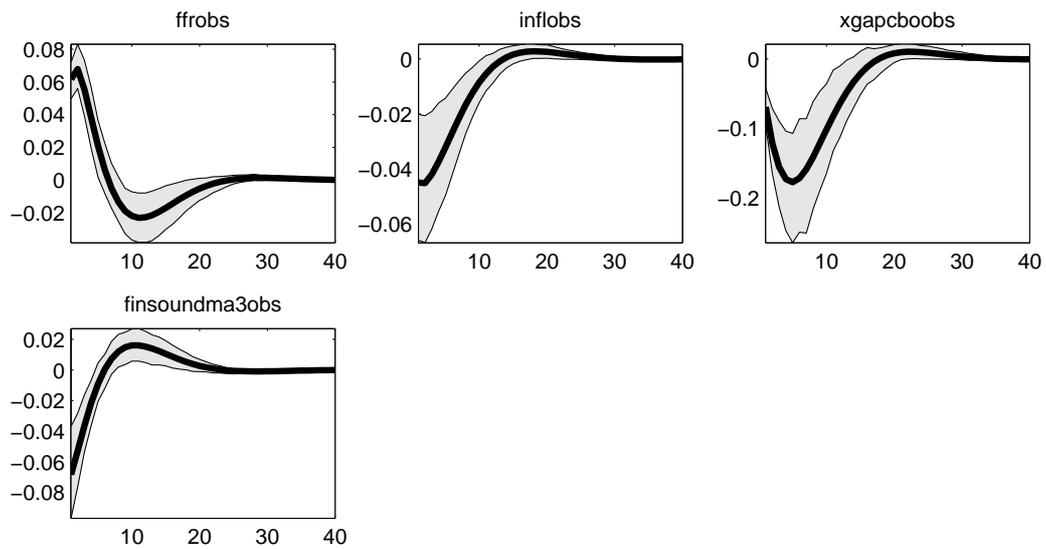


Figura 3.13: Irf to eps r

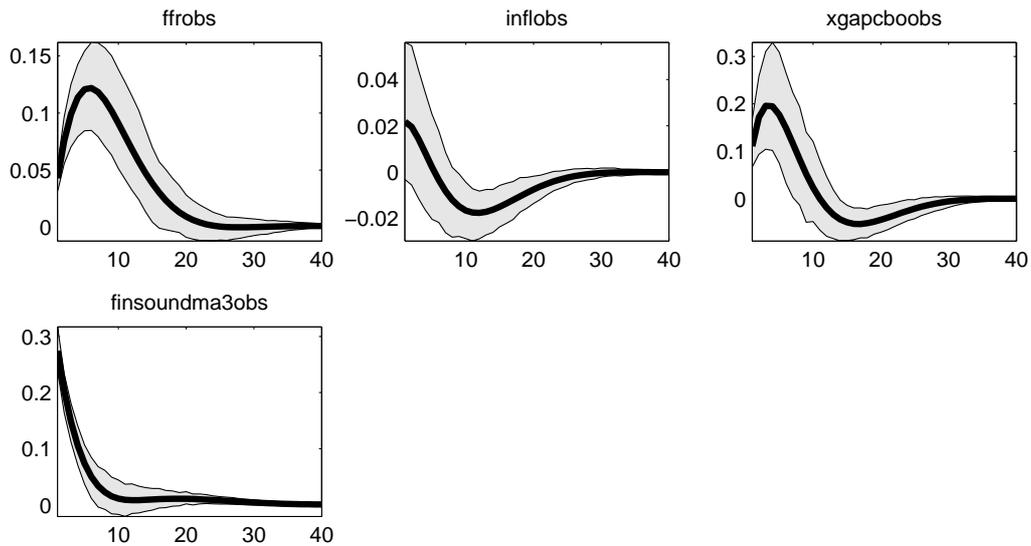


Figura 3.14: Irf to eps s

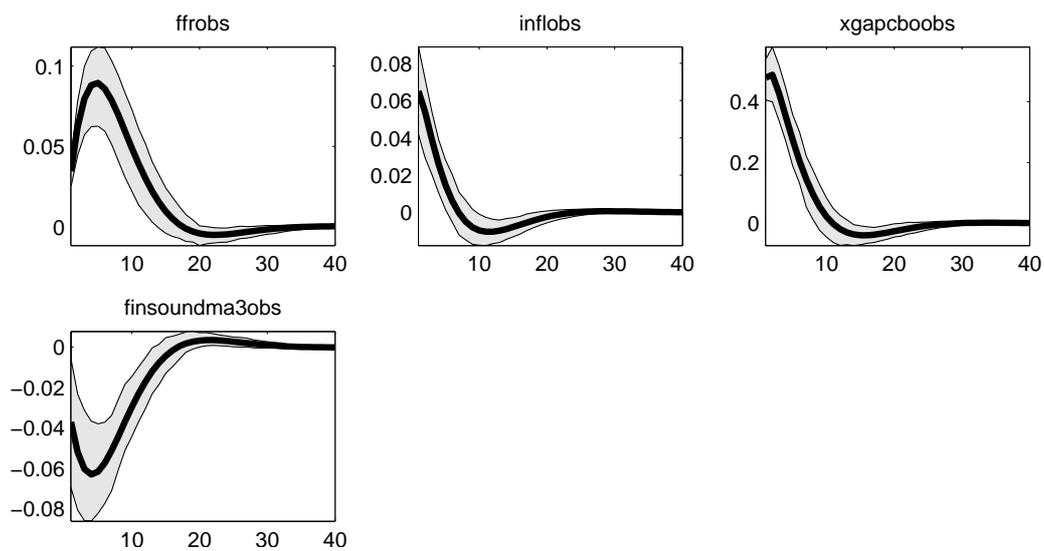


Figura 3.15: Irf to eps x

Le osservazioni già avanzate nel paragrafo (3.3) valgono anche per le funzioni riportate sopra, poiché il sistema reagisce esattamente nello stesso modo, pur non contemplando ritardi nell'equazione (1.3).

Punto cruciale, verificato anche nel capitolo precedente (3.5.1), è la forma delle

funzioni di risposta ad impulso. Si noti come esse riescano ad immortalare il comportamento delle variabili macroeconomiche dopo la scossa impartita al sistema dallo shock ad ognuna di esse. Importante è appunto tale reazione, seguita subito dal ritorno delle serie verso la loro media non condizionata in maniera definitiva, senza oscillare ulteriormente, come invece si può osservare in (3.3).

Si ricordi che il significato del vincolo $w_s = 1$ imposto al modello (1.1)-(1.6) è da ricercare nel comportamento degli investitori che si basano sul sentiment generale che guida i mercati borsistici, senza considerare l'andamento passato del mercato. Dunque dal punto di vista teorico il vincolo imposto ha significato, comporta delle stime altrettanto significative e delle IRFs migliori rispetto a quelle ottenute dal modello non vincolato che prevede i ritardi per s_t .

Per quanto riguarda invece la bontà del modello, giudicata con il metodo della logverosimiglianza calcolata secondo Laplace, essa conduce a scegliere il modello più flessibile, ovvero con $w_s < 1$, che si era già definito come modello "benchmark". Esso, pur non presentando delle IRFs molto convincenti, è tuttavia giustificato dal riscontro empirico che talvolta si ritrova nel comportamento degli investitori: la borsa in realtà è in parte "backward looking", ovvero la componente storica del mercato diventa importante al punto da influenzare i comportamenti presenti e futuri del mercato finanziario. Si pensi ad esempio alla recente crisi, magnificata da massicci investimenti legati al mercato immobiliare che era stato giudicato come solido e destinato a "reggere" perché mai crollato negli anni precedenti. O, ancora, ai postulati dell'analisi tecnica secondo cui si cerca di prevedere i prezzi dei mercati finanziari, studiandone la storia passata, ovvero cercando di individuare patterns o livelli storici testati più volte dal mercato.

Capitolo 4

SIMULAZIONI

CONTROFATTUALI

Questo capitolo tratta alcune simulazioni controfattuali, utilizzate per definire alcuni scenari alternativi, analizzandone le possibili conseguenze. In sostanza è come cercare di riprodurre "il mondo in laboratorio" e vedere cosa succederebbe se gli eventi si verificassero in maniera differente. Ad esempio, l'obiettivo della maggior parte delle banche centrali è il mantenimento della stabilità dei prezzi compatibile con lo sviluppo economico, da raggiungere con il management della politica monetaria, tenendo in considerazione la struttura dell'economia. Dunque le scelte adottate dal banchiere centrale sono il fulcro che determina il verificarsi della conseguente reazione di tutto il sistema economico e finanziario (cfr [9]).

Ci si chiede allora quali sarebbero state le conseguenze sulle principali variabili macroeconomiche, se la Fed avesse intrapreso scelte differenti.

In particolare, dai risultati ottenuti svolgendo lo studio con entrambi gli indicatori, è evidente l'influenza che la borsa ha esercitato sulle decisioni della banca centrale. Quali sarebbero state invece le conseguenze sul sistema macroeconomico americano, se la Fed non avesse tenuto in considerazione l'andamento del

mercato finanziario?

La risposta è da cercarsi nelle stime ottenute dal codice Dynare, ove viene sostituito il valore dei parametri relativo alla distribuzione a priori, con quello della moda ottenuto dal primo passo della stima. Inoltre si attiva il comando *stoch simul* che effettua le simulazioni e ritorna il valore delle volatilità (std dev) di ciascuna variabile macroeconomica. Questo procedimento naturalmente viene ripetuto per entrambi gli indicatori.

Si prendano in considerazione allora i risultati ottenuti con l'indicatore *spread*:

<i>vincolo imposto</i>	<i>std dev</i> (Π)	<i>std dev</i> (x)	<i>std dev</i> (R)	<i>std dev</i> (s)
$\Phi_s > 0$	0.52	2.51	0.94	0.53
$\Phi_s = 0$	0.58	2.83	0.94	0.55

Come si vede nella tabella sopra riportata, i casi analizzati sono due: il primo considera la reazione della Fed al mercato borsistico, dunque il parametro Φ_s sarà maggiore di zero, i.e. $\Phi_s = 0.3838$. Il secondo caso, invece, non considera tale reazione, di conseguenza si pone $\Phi_s = 0$.

Un aspetto interessante, per questo tipo di analisi, consiste nel verificare se nei due casi possano esistere dei trade-off tra le variabili in gioco.

Il risultato ottenuto con *spread* conduce ad affermare che la volatilità aumenta per tutte le variabili macroeconomiche, quando la banca centrale non tiene presente delle oscillazioni finanziarie. Dunque non si riscontra alcun tipo di trade-off.

Questo perché la reazione alla borsa porta il tasso di interesse a muoversi maggiormente per via delle oscillazioni finanziarie, che vengono contenute dall'attivismo del banchiere centrale. Questo attivismo porta, dunque, la banca centrale a stabilizzare maggiormente il ciclo economico, per via del contenimento della ricchezza finanziaria. La minor volatilità del ciclo economico conduce,

a sua volta, alla riduzione della volatilità inflazionistica. Infine, la minor volatilità di output gap e inflazione è motivo della minor volatilità del tasso di interesse nominale.

Da queste considerazioni si può comprendere il motivo per cui il valore della volatilità del tasso di interesse rimane lo stesso in entrambi i casi. La causa, quindi, va ricercata in queste due forze in gioco: da una parte la componente "borsa" che lo fa aumentare e dall'altra output gap e inflazione che invece lo contengono.

Si valutino ora i risultati ottenuti con l'indicatore sintetico *KCFSI*:

<i>vincolo imposto</i>	<i>std dev</i> (Π)	<i>std dev</i> (x)	<i>std dev</i> (R)	<i>std dev</i> (s)
$\Phi_s > 0$	0.46	2.25	0.79	0.98
$\Phi_s = 0$	0.65	3.45	0.95	1.42

Il Kansas City Financial Stress Index conferma indubbiamente i risultati ottenuti con *spread*, e anzi, gli effetti generati dal caso con $\Phi_s = 0$ sono ben più rilevanti.

Si ribadisce, così, l'assenza di trade-off tra le variabili e il fatto che la reazione della banca centrale alla borsa stabilizza il sistema economico lungo tutte le dimensioni di interesse. Quanto rilevante sia questa stabilizzazione, dal punto di vista quantitativo, dipende da come le condizioni finanziarie vengono misurate: si noti, ad esempio, come la volatilità aumenti se la banca centrale non reagisse ai movimenti borsistici, utilizzando l'indicatore sintetico *KCFSI*, mentre come questa esplosione di volatilità sia molto più contenuta, utilizzando invece *spread*.

Capitolo 5

CONCLUSIONI

Questo lavoro mette a confronto due indicatori finanziari per misurare l'influenza delle oscillazioni finanziarie su variabili macroeconomiche, quali inflazione, output gap e tasso di interesse nominale. Inoltre si desidera capire se la banca centrale americana, la Fed, reagisce sistematicamente ai movimenti dei mercati borsistici in tempi relativamente "tranquilli".

Entrambi gli indicatori stimano un modello DSGE con dati americani riguardanti il periodo 1990:I-2008:II, nel quale la variabile s_t , identificante la borsa, è prevista, ma non necessariamente richiesta.

I due parametri di interesse sono Ψ e Φ_s , che rappresentano rispettivamente l'influenza dei movimenti dei mercati finanziari sul ciclo economico americano, e il peso di tali movimenti sulle decisioni adottate dalla Fed.

Il primo indicatore utilizzato, ovvero *spread*, è dato, appunto, dallo spread tra rendimenti di due diversi tipi di obbligazioni. Esso conduce a ritenere significativo il parametro Ψ , mentre pone dei dubbi sulla significatività di Φ_s . Ciò significa che, con *spread*, la stabilità finanziaria è un ingrediente che completa la descrizione delle dinamiche macrofinanziarie americane, ma non sarebbe un elemento importante che influirebbe sulle decisioni di politica monetaria adottate dalla Fed.

Il secondo indicatore, invece, è il negativo del Kansas City Financial Stress

Index (KCFSI), sviluppato recentemente da Hakkio e Keeton (cfr [16]). Esso è una misura di stress nel sistema finanziario americano, che raccoglie informazioni provenienti da undici variabili economico-finanziarie, molto conosciute e utilizzate. Proprio perché è la sintesi di questa varietà di indicatori finanziari, è ritenuto avere proprietà superiori a *spread*, dunque capace di catturare informazioni circa la crescita futura dell'economia e a prevedere meglio periodi di recessione.

I risultati ottenuti con questo indicatore sintetico supportano la rilevanza statistica dell'impatto del mercato finanziario sul sistema economico. Inoltre si trova evidenza in favore della sistematica reazione di politica monetaria, implementata dalla banca centrale, ai movimenti dei mercati borsistici. I due parametri d'interesse, dunque, sono significativi.

Le funzioni di risposta ad impulso confermano l'importanza degli shock finanziari sull'intero sistema economico degli U.S. . Entrambi gli indicatori però, mostrano delle IRFs non del tutto regolari, a causa dell'eccessiva oscillazione delle serie attorno allo zero prima di giungere alla stabilizzazione.

Procedendo nuovamente con la stima del modello, imponendo il vincolo $w_s = 1$, si ottengono funzioni di risposta molto più credibili e convincenti. Questo perché, facendo in modo che l'equazione per s_t (1.3) non includa alcun ritardo, si consente un'immediata reazione agli shock impartiti.

La decomposizione della varianza ribadisce il significativo impatto degli shock finanziari, in primo luogo sul mercato finanziario stesso, ma anche su tasso di interesse nominale e output gap. Questo risultato vale sia per *spread* che per KCFSI, anche se il primo rileva questa influenza in maniera più forte.

Infine sono state effettuate delle simulazioni controfattuali, per indagare sulle possibili conseguenze sul ciclo economico americano, nel caso in cui la Fed non avesse tenuto in considerazione l'andamento del mercato finanziario.

Ebbene, un importante risultato consiste nell'affermazione del fatto che, se ciò succedesse, vi sarebbe un aumento sostanziale della volatilità di tutte le altre

variabili macroeconomiche. Dunque la reazione della banca centrale alla borsa stabilizza il sistema economico lungo tutte le dimensioni di interesse.

Quanto rilevante sia questa stabilizzazione, dal punto di vista quantitativo, dipende da come le condizioni finanziarie vengono misurate.

Appendice Tecnica

In questa parte tecnica, verrà riportato il codice Dynare per la stima bayesiana del modello (1.1)-(1.6).

I comandi di seguito riportati, si riferiscono alla stima del modello con i dati dell'indicatore *spread*; i comandi, utilizzati per la seconda parte della tesi, sono invece commentati: in particolare, si noti che la variabile *finsoundma3obs* consiste nel negativo del KCFSI.

```
// .mod file DSGE con stress finanziario

var pihat xhat rhat shat epspi epsx epsr epss fprobs inflobs xgapcboobs ↔
    spread;
//var pihat xhat rhat shat epspi epsx epsr epss fprobs inflobs xgapcboobs ↔
    finsoundma3obs; // finsoundma3obs = -(KCFSI)
// NOTE: SIGN OF KCFSI SWITCHED TO GET 'FINANCIAL SOUNDNESS' INDICATOR!

varexo er epi ex es ;

parameters h, alpha, ws, psi, deltax deltas k lambda phipi phix phir phis ↔
    rhoi rhox rhor rhos beta gamma;

// fixed coeff

beta = .99;

alpha = 0;
k=.1;
```

```

h = .9;
psi = 0;
deltax = .1;
wpi = .5;
ws = 1;
lambda = .1;
deltas = .1;
phipi = 1.75;
phix = 0;
phir = .8;
phis = 0;
//arshocks
rhox = 0; //0.7
rhopi = 0;
rhor = 0;
rhos = 0;
gamma = 0;

model;
# wx = h;
pihat = beta/(1+alpha*beta)*pihat(1) + alpha/(1+alpha*beta)*pihat(-1) + k*←
    xhat + epspi;
xhat = wx*xhat(1)+(1-wx)*xhat(-1)+ psi*shat -deltax*(rhat-pihat(1))+epsx;
shat = beta*(ws*shat(1)+(1-ws)*shat(-1))+lambda*xhat(1)-deltas*(rhat-pihat←
    (1))+epss;
rhat = (1-phir)*(phipi*pihat + phix*xhat + phis*shat)+phir*rhat(-1)+epsr;
epsx=rhox*epsx(-1)+ex ;
epspi=rhopi*epspi(-1)+ epi ;
epsr=rhor*epsr(-1)+er;
epss=rhos*epss(-1)+es;

// measurement equation
inflobs = pihat ;
xgapcboobs = xhat ;
ffrobs = rhat ;
spread = shat ;
end;

steady(solve_algo=3); check;

estimated_params;
alpha, .001, beta_pdf, .5, .28;

```

```

k, .02, gamma_pdf, .05, .01;
h, .55, beta_pdf, .5, .28;
ws, .5, beta_pdf, .5, .28;
psi, .01, normal_pdf, 0, .5;
deltax, .01, gamma_pdf, .1, .05;
lambda, .0116, gamma_pdf, .05, .025;
deltas, .0123, gamma_pdf, .1, .05;
phipi, 2.5, normal_pdf, 2, .3;
phix, .25, gamma_pdf, .25, .1;
phis, .05, normal_pdf, 0, .5;
//phir, .85, beta_pdf, .9, .05;
//rhopi, .95, beta_pdf, .9, .05;
phir, .85, beta_pdf, .5, .28;
rhopi, .85, beta_pdf, .5, .28;
rhex, .29, beta_pdf, .5, .28;
rhos, .75, beta_pdf, .5, .28;
rhor, .2, beta_pdf, .5, .28;

// shocks, stdevs
stderr epi, .07, inv_gamma_pdf, .25, 2;
stderr ex, .32, inv_gamma_pdf, .25, 2;
stderr er, .21, inv_gamma_pdf, .25, 2;
stderr es, .05, inv_gamma_pdf, .25, 2;
//stderr meepi, .09, inv_gamma_pdf, .25, 2;
//stderr meex, .09, inv_gamma_pdf, .25, 2;
//stderr mees, .09, inv_gamma_pdf, .25, 2;
//stderr meer, .09, inv_gamma_pdf, .25, 2;
end;

varobs ffrobs inflobs xgapcboobs spread;
//varobs ffrobs inflobs xgapcboobs finsoundma3obs;

// walshconj_data.m - sample: 54:IV-08:II - obs #1=54q3, #23=60q1, #47=66q1↵
, #114=82q4, #119=84q1, #123=85q1, #133=87Q3, #143=90q1, #151=92q1

global amh_t0; amh_t0 = 20000;
estimation(datafile=walshconj_data,prefilter=1, first_obs=143, mh_jscale↵
=.45,mh_drop=.5,mode_compute=4,mh_nblocks=2,conf_sig=0.90, filtered_vars↵
,bayesian_irf,mh_replic=500000);
stoch_simul(irf=0) ffrobs inflobs xgapcboobs spread;
//stoch_simul(irf=0) ffrobs inflobs xgapcboobs finsoundma3obs;

```

Infine, i seguenti comandi si riferiscono alle simulazioni controfattuali svolte.

La prima parte di codice si riferisce alla simulazione del modello, calibrato alla moda, che utilizza i dati di *spread*. La seconda parte, invece, è la simulazione del modello, calibrato alla moda, ottenuta dal KCFSI.

SIMULAZIONE CON *SPREAD*:

```
// .mod file DSGE con stress finanziario

var pihat xhat rhat shat epspi epsx epsr epss ;
varexo er epi ex es ;

parameters h, alpha, ws, psi, deltax deltas k lambda phipi phix phir phis ←
    rhopi rhox rhor rhos beta gamma;

// fixed coeff

beta = .99;
// calibration at the mode of claudia 's model

alpha = .003;
k =.0338;
h = .4588;
psi = .1386;
//psi = 0;
deltax = .0389;
//wpi = .5;
ws = .0341;
lambda = .0081;
deltas = .0758;
phipi = 1.8545;
phix = .4862;
phir = .8833;
//phis = 0;
phis = .3838;
//arshocks
rhox = .0898;
```

```

rhopi = .7552;
rhor = .6896;
rhos = .1522;
gamma = 0;

model;
# wx = h;
pihat = beta/(1+alpha*beta)*pihat(1) + alpha/(1+alpha*beta)*pihat(-1) + k*←
      xhat + epspi;
xhat = wx*xhat(1)+(1-wx)*xhat(-1)+ psi*shat -deltax*(rhat-pihat(1))+epsx;
shat = beta*(ws*shat(1)+(1-ws)*shat(-1))+lambda*xhat(1)-deltas*(rhat-pihat←
      (1))+epss;
rhat = (1-phir)*(phipi*pihat + phix*xhat + phis*shat)+phir*rhat(-1)+epsr;
epsx=rhox*epsx(-1)+ex ;
epspi=rhopi*epspi(-1)+ epi ;
epsr=rhor*epsr(-1)+er;
epss=rhos*epss(-1)+es;
end;

//
initval;
pihat = 0;
xhat = 0;
rhat = 0;
shat = 0;
epspi = 0;
epsx = 0;
epsr = 0;
epss = 0;
epi = 0;
ex = 0;
er = 0;
es = 0;
end;

steady;

shocks;
var epi; stderr .0636;
var ex; stderr .2554;
var er; stderr .0933;
var es; stderr .1057;
end;

```

```
steady(solve_algo=3); check;

stoch_simul(order=1,periods=1000,nocorr,irf=0);
```

SIMULAZIONE CON *KCFSI*:

```
// .mod file DSGE con stress finanziario

var pihat xhat rhat shat epspi epsx epsr epss ;
varexo er epi ex es ;

parameters h, alpha, ws, psi, deltax deltas k lambda phipi phix phir phis ←
    rhoi rhox rhor rhos beta gamma;

// fixed coeff

beta = .99;
// calibration at the mode of claudia's model

alpha = .0032;
k = .0338;
h = .412;
//psi = .0942;
psi = 0;
deltax = .0424;
//wpi = .5;
ws = .3888;
lambda = .0081;
deltas = .0665;
hipi = 1.7649;
phix = .4623;
phir = .888;
phis = 0;
//phis = .5623;
//arshocks
rhox = .0464;
rhoi = .7271;
ror = .7016;
rhos = .2101;
```

```

gamma = 0;

model;
# wx = h;
pihat = beta/(1+alpha*beta)*pihat(1) + alpha/(1+alpha*beta)*pihat(-1) + k*←
    xhat + epspi;
xhat = wx*xhat(1)+(1-wx)*xhat(-1)+ psi*shat -deltax*(rhat-pihat(1))+epsx;
shat = beta*(ws*shat(1)+(1-ws)*shat(-1))+lambda*xhat(1)-deltas*(rhat-pihat←
    (1))+epss;
rhat = (1-phir)*(phipi*pihat + phix*xhat + phis*shat)+phir*rhat(-1)+epsr;
epsx=rhox*epsx(-1)+ex ;
epspi=rhopi*epspi(-1)+ epi ;
epsr=rhor*epsr(-1)+er ;
epss=rhos*epss(-1)+es ;
end;

//
initval;
pihat = 0;
xhat = 0;
rhat = 0;
shat = 0;
epspi = 0;
epsx = 0;
epsr = 0;
epss = 0;
epi = 0;
ex = 0;
er = 0;
es = 0;
end;

steady;

shocks;
var epi; stderr .0718;
var ex; stderr .2818;
var er; stderr .0875;
var es; stderr .1374;
end;

steady(solve_algo=3); check;

```

```
stoch_simul (order=1,periods=1000,nocorr , irf=0);
```

Bibliografia

- [1] S. ADJEMIAN, H. BASTANI, M. JUILLARD, F. MIHOUBI, G. PERENDIA, M. RATTO, AND S. VILLEMOT, *Dynare Manual Version 4.0.0*, <http://www.dynare.org/documentation-and-support/manual>, 2010.
- [2] M. AIRAUDO, S. NISTICÒ, AND F. ZANNA, *Learning, Monetary Policy and Asset Prices*, LEEE Working Paper, (2008).
- [3] S. AN AND F. SCHORFHEIDE, *Bayesian Analysis of DSGE Models*, *Econometric Reviews*, 26 (2007), pp. 113–172.
- [4] L. BENATI, *Investigating Inflation Persistence Across Monetary Regimes*, *Quarterly Journal of Economics*, 123 (2008), pp. 1005–1060.
- [5] L. BENATI AND P. SURICO, *Evolving U.S. Monetary Policy and the Decline of Inflation Predictability*, *Journal of European Economic Association*, 6(2-3) (2008), pp. 634–646.
- [6] S. BROOKS AND A. GELMAN, *General Methods for Monitoring Convergence of Iterative Simulations*, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 7(4) (1998), pp. 434–455.
- [7] M. BRUNNERMEIER, *Deciphering the Liquidity and Credit Crunch 2007-2008*, *Journal of Economic Perspectives*, 23(1) (2009), pp. 77–100.

- [8] F. CANOVA, *What Explains the Great Moderation in the US? A Structural Analysis*, Journal of European Economic Association, 7 (2009), pp. 697–721.
- [9] E. CASTELNUOVO, *Il problema del banchiere centrale*, Master's thesis, Università di Padova, 2004.
- [10] —, *Financial Stress, Business Cycle, and Monetary Policy: Further Evidence for the U.S.*, University of Padua, (2010).
- [11] —, *Monetary Policy Shocks, Cholesky Identification, and DNK Models: An Empirical Investigation for the U.S.*, University of Padua, mimeo (2010).
- [12] —, *Policy switch and the great moderation: The role of equilibrium selection*, Macroeconomic Dynamics, (forthcoming).
- [13] E. CASTELNUOVO AND S. NISTICÒ, *Stock Market Conditions and Monetary Policy in a DSGE Model for the U.S.*, Journal of Economic Dynamics and Control, (2010).
- [14] R. CLARIDA, J. GALI, AND M. GERTLER, *Monetary Policy Rules and Macroeconomic Stability: Evidence and Some Theory*, Quarterly Journal of Economics, 115 (2000), pp. 147–180.
- [15] T. DAVIG AND C. HAKKIO, *What Is the Effect of Financial Stress on Economic Activity?*, Federal Reserve Bank of Kansas City Economic Review, (Second Quarter 2010), pp. 35–62.
- [16] C. S. HAKKIO AND W. R. KEETON, *Financial Stress: What is it, How Can It Be Measured, and Why Does It Matter?*, Federal Reserve Bank of Kansas City Economic Review, (Second Quarter 2009), pp. 5–50.

- [17] J. HATZIUS, P. HOOPER, F. MISHKIN, K. SCHOENHOLTZ, AND M. WATSON, *Financial Conditions Indexes: A Fresh Look after the Financial Crisis*, mimeo, (2010).
- [18] R. KASS AND A. RAFTERY, *Bayes Factors*, Journal of American Statistical Association, 90 (Jun. 1995), pp. 773–795.
- [19] S. NISTICÒ, *Monetary Policy and Stock-Price Dynamics in a DSGE Framework*, LEEE Working Paper, (2007).

Ringraziamenti

Giunta al termine del lavoro svolto per questa tesi, è con grande piacere che dedico questo spazio ai ringraziamenti.

Naturalmente sarà impossibile nominare tutte le persone che hanno contribuito a formare la persona che oggi sono, e che mi hanno sostenuta in questo cammino. Ma sono certa che loro mi capiranno.

Innanzitutto, vorrei enormemente ringraziare il mio relatore, Prof. Efrem Castelnuovo, per avermi dato l'opportunità di approfondire i temi trattati nella tesi, così interessanti e attuali, nonché per la disponibilità ed estrema prontezza nel rispondere ad ogni mio dubbio; inoltre, voglio esprimere la mia gratitudine e stima per la Sua grande intelligenza nello svolgimento del Suo lavoro, condotto con grande passione ed impegno.

Ringrazio anche tutti gli altri professori che ho conosciuto a Statistica e che ho avuto l'onore di avere come insegnanti.

Un ringraziamento speciale va a Francesco, mio compagno di vita, per avermi costantemente aiutata e capita in tutte le circostanze, per la Sua infinita pazienza, per il Suo fondamentale sostegno che mi ha permesso di raggiungere tappe importanti della mia vita, come questa.

Un grazie dal profondo del cuore va a tutta la mia famiglia: in particolare alla mia mamma, i cui consigli e modi di sostenermi, in qualsiasi mio momento di sconforto, sono unici al mondo; al mio papà e alle mie due sorelle, per l'aiuto

e l'affetto dimostrato soprattutto con ilarità.

Un ringraziamento particolare è dedicato alla mia "mamma2", Paola, per la Sua solarità e positività che è sempre stata capace di trasmettermi, essenziali per non perdere mai carica e convinzione.

Un altro grazie di cuore va alla mia carissima nonna Norma, per le Sue telefonate ricorrenti, fatte per assicurarsi sempre che io stia bene e per darmi costantemente la forza di non mollare mai.

Ringrazio anche Maria, Luigi e Marco, per la loro comprensione e sostegno sempre dimostratomi.

Un ringraziamento opportuno a tutte le mie care amiche e compagne di studio: Elisa, Anna, Samanta, Arianna, Laura, e a tutti i "collegi di studio" con i quali ho studiato e condiviso momenti universitari più o meno belli. Grazie anche al mio amico Gabri, collega di matematica, con cui ho mantenuto un forte legame di amicizia, e a Chiara, mia ex-coinquilina, che mi ha sopportata in casa e subito ogni sera i miei racconti delle giornate vissute.

Un ulteriore ringraziamento a tutti gli altri amici con i quali sono certa di continuare la sincera amicizia che ci lega.

Infine, ringrazio vivamente due amiche e colleghe di lavoro splendide, Rodica e Giorgia, nonché tutti i colleghi di lavoro, che mi hanno sostenuta, capita e aiutata durante tutto quest'ultimo anno. Un grazie particolare al Cav. Finco, sempre gentile e premuroso.