



**UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI SALERNO**

Dipartimento di Scienze Economiche e Statistiche

**Dottorato di ricerca in Economia del Settore Pubblico**

VI ciclo (nuova serie)

**Tesi di Dottorato  
in  
SVILUPPI RECENTI NELL'ANALISI  
EMPIRICA DELLA POLITICA FISCALE**

**Coordinatore**

**Prof. Sergio Pietro DESTEFANIS**

**Relatore:**

**Prof. Sergio Pietro DESTEFANIS**

**Candidato:**

**Dott.ssa Mariavincenzina Zito**

**ANNO ACCADEMICO 2009/10**

## **Sommario**

<b>Nuove estensioni dell'analisi VAR</b> .....	<b>4</b>
1-Introduzione .....	5
2-Serie storiche e processi stocastici .....	6
3-I processi VAR e stazionarietà .....	8
4-Stima dei VAR .....	9
5-Usi dei VAR .....	9
5.1 Analisi Causale .....	10
5.2 Analisi dinamica ed il problema dell'identificazione .....	11
5.3 La previsione nei modelli VAR .....	14
6-I Favari .....	17
7-Modellazione grafica .....	19
7.1 Introduzione .....	19
7.2 Serie storiche multivariate .....	21
Conclusioni .....	22
<b>Identificazione in Modelli SVAR Monetari Utilizzando la Teoria dei Grafi</b> .....	<b>24</b>
1-Introduzione .....	25
2- Analisi della politica monetaria nei modelli SVAR e identificazione: una breve panoramica .....	27
3-Modellazione Grafica e SVAR .....	29
4-Specificazione del modello e dati .....	33
5-Risultati empirici .....	33
6-Conclusioni .....	40
Bibliografia .....	41
<b>Gli effetti di uno shock di politica fiscale: is it all in the timing?</b> .....	<b>43</b>
1 – Introduzione .....	44
2 - La Letteratura .....	46
3 - Metodologia Empirica .....	48
3.1 Struttura del FAVAR .....	48
3.2 -Stima ed Identificazione .....	50
4 - Dati .....	51
5 - Risultati .....	52
6 -Conclusioni .....	54
Bibliografia .....	55

*A mio marito  
e ai miei figli Michele e Alberico Maria*

*Desidero esprimere la mia sincera gratitudine al Professor Sergio Destefanis per i preziosi insegnamenti, per la disponibilità e cortesia dimostratemi.  
Ringrazio sentitamente il Dott. Matteo Fragetta sempre pronto a dirimere i miei dubbi durante la stesura di questo lavoro.*

## **Nuove estensioni dell'analisi VAR**

Nel passato un numero elevato di lavori empirici ha utilizzato la metodologia VAR per analizzare l'effetto quantitativo e il timing di shock monetari sull'economia. Sebbene i modelli VAR siano ampiamente utilizzati per tracciare l'effetto di innovazioni di politica monetaria sull'economia, le informazioni contenute in questi modelli empirici portano ad almeno due potenziali problemi noti come overfitting e price puzzle. Scopo di questa parte di lavoro è quello utilizzare due metodologie in grado di arginare i limiti del modello VAR avvalendoci sia della Teoria dei Grafi, che basandosi sulle correlazioni parziali tra i valori correnti e ritardati delle variabili nel modello, rappresenta una valida soluzione al problema di imporre restrizioni per identificare un VAR, che delle tecniche sviluppatesi di recente nell'ambito dell'analisi fattoriale in ambito multivariato.

## ***1- Introduzione***

La ricerca economica è pervasa dalle domande su cause ed effetti. Sono domande apparentemente eterogenee, ma tutte richiedono una certa conoscenza del processo causale attraverso il quale le variabili assumono i valori che osserviamo. Un approccio tradizionale per affrontare tali questioni è l'uso di priors basate sulla teoria economica. La pietra di paragone di questo approccio è rappresentato dal lavoro di Haavelmo (1944), che ha ispirato il programma di ricerca successivamente perseguito da parte della Cowles Commission (Koopmans, 1950; Hood e Koopmans, 1953). Qui, il processo causale è formalizzato per mezzo di un modello di equazioni strutturali, cioè un sistema di equazioni con variabili endogene, variabili esogene, e termini d'errore, sviluppato da Wright (1921). Questo approccio è stato fortemente criticato nel 1970 per essere inefficace, sia nella politica di valutazione che nella previsione. Lucas (1976) ha sottolineato che la teoria economica contenuta nei SEM non riesce a considerare le motivazioni e le aspettative degli agenti economici che secondo Lucas, sono in grado di anticipare l'intervento politico e agire in contrasto con la previsione derivata dal modello di equazioni strutturali, poiché il modello di solito ignora tali anticipazioni. L'approccio della Cowles Commission nel considerare la teoria economica, rischia di cadere in un circolo vizioso: se le informazioni causali possono essere derivate esclusivamente dalla teoria di fondo, risulta difficile giustificarle empiricamente. Un approccio alternativo è stato perseguito da Wiener (1956) e Granger (1969). Esso mirava a inferire relazioni causali direttamente dalla proprietà statistiche dei dati basate solo in misura minima sulla conoscenza di fondo della teoria economica. Granger (1980) propone un concetto probabilistico di causalità, simile a Suppes (1970). Granger definisce la causalità in termini di prevedibilità (ad orizzonte uno) di una variabile, dati i valori passati e presenti. I VAR Strutturali costituiscono una via di mezzo tra l'approccio "Cowles Commission" e l'approccio della causalità di Granger. I modelli SVAR mirano a recuperare il concetto di causalità strutturale, ma evitano al tempo stesso il forte "apriorismo" dell'approccio Cowles Commission. L'idea è, come per l'approccio Cowles, di articolare un modello strutturale, formalizzato come modello dinamico: ad ogni unità di tempo, il sistema è influenzato da innovazione inosservate, con le quali, una volta filtrate dal modello, le variabili vengono a prendere i valori che osserviamo. Ma, diversamente dell'approccio Cowles Commission e similmente al modello VAR-Granger, il processo generatore dei dati è abbastanza articolato in modo che le variabili delle serie

temporali non sono distinguibili a priori tra esogene ed endogene. Un modello SVAR lineare è in linea di principio un modello VAR "aumentato" dalla struttura delle contemporanee. La logica di fondo è quella di esplicitare la struttura di correlazioni istantanee tra le variabili, nascosta nella matrice di varianza/covarianza dei termini di disturbo del VAR, organizzando tali correlazioni secondo uno schema strutturale e imprimendo ad esse una direzione di causalità. In sostanza si cerca di "identificare" un insieme di shock indipendenti e di analizzare la reazione nel tempo di tutte le variabili del sistema rispetto a tali shock.

Il modello VAR, proposto da Chris Sims, pone l'accento maggiormente sulle proprietà statistiche del modello e su quest'ultimo tuttavia, si ambisce a creare un modello interpretabile economicamente e che permetta di identificare una relazione di lungo periodo che coinvolga tutte le variabili considerate.

I VAR nella sua formulazione generale, saranno di seguito illustrati, mettendone in luce gli aspetti generali ed il maggior utilizzo che ne è stato fatto, mostrando però allo stesso tempo alcuni dei problemi a cui si va incontro nell'utilizzare tale modello empirico. Una possibile soluzione proposta in letteratura verrà poi illustrata in relazione al problema dell'identificazione e dell'eccessiva parametrizzazione.

## ***2- Serie storiche e processi stocastici***

Una serie storica è rappresentata da una serie di osservazioni protratte nel tempo su di una determinata grandezza. Lo strumento che utilizziamo per far fronte all'esigenza di trovare una metafora probabilistica per le serie storiche osservate è il processo stocastico. Una serie storica rappresenta una sequenza ordinata nel tempo di variabili casuali, che non vanno viste come realizzazioni distinte, bensì come un'unica realizzazione di un processo stocastico, la cui memoria o persistenza è rappresentata dal grado di connessione tra le variabili che lo compongono.

Per poter fare inferenza, un processo stocastico deve presentare due caratteristiche:

1. Stazionarietà
2. Ergodicità.

In letteratura sono state introdotte due diverse nozioni di stazionarietà, ossia stazionarietà forte e stazionarietà debole. Nel primo caso, le caratteristiche distribuzionali di tutte le marginali rimangono costanti nel tempo:

$$F [Y (t_1), Y (t_2), \dots, Y (t_n)] = F [Y (t_1 + k), Y (t_2 + k), \dots, Y (t_n + k)]$$

per ogni  $t$  e per ogni  $k$ .

Tutti i momenti esistenti del processo sono costanti e, pertanto, la funzione di densità congiunta sono indipendenti dal tempo.

Un processo stocastico si dice stazionario in senso debole se solo i momenti primi e secondi sono costanti nel tempo, mentre i momenti superiori al secondo possono dipendere dall'ampiezza temporale. In altri termini un processo è stazionario in senso debole se:

- il valore medio è costante nel tempo
- la varianza è finita e costante nel tempo: omoschedasticità;
- l'autocovarianza fra  $X_t$  e  $X_{t+k}$  dipende soltanto dallo sfasamento temporale.

Un processo stocastico è ergodico quando la sua memoria è limitata, presentando dunque una persistenza limitata, condizione necessaria per poter fare inferenza sulle caratteristiche distributive del processo. L'ergodicità viene spesso sintetizzata con la seguente proprietà:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n Cov(x_t, x_{t-k}) = 0$$

Il processo stocastico più semplice è il cosiddetto rumore bianco (white noise). Esso è costituito da una sequenza di variabili casuali incorrelate a media nulla e varianza costante spesso indicato con  $WN(0, \sigma_\varepsilon^2)$ . Un processo *white noise* non presenta momenti superiori al secondo ed ha media e varianza costanti nel tempo dove le variabili casuali non conferiscono al processo alcuna memoria di sé.

Sulla base del teorema di Wold, qualsiasi processo stocastico  $y_t$  che sia almeno debolmente stazionario può essere scritto come la somma di due processi non correlati  $d_t$  e  $x_t$ , dove  $d_t$  è un processo deterministico che può essere previsto sulla base del suo passato, e  $x_t$  è un processo che ammette una rappresentazione a media mobile di ordine infinito:

$y_t = d_t + x_t$  con

$$x_t = \sum_{i=0}^{\infty} \psi_i \varepsilon_{t-i}$$

Detta espressione garantisce che qualsiasi processo debolmente stazionario ammette rappresentazione Moving Average al limite infinita.

### **3- I processi VAR e stazionarietà**

Sia dato un vettore  $y_t$  di dimensioni  $(n \times 1)$ , la sua rappresentazione autoregressiva vettoriale di ordine finito 1 può essere così descritta:

$$y_t = Ay_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1)$$

oppure

$$A(L)y_t = \varepsilon_t$$

con  $A(L) = I - AL$

Nella relazione (1) si assume che il comportamento di ogni componente del vettore  $y_t$  è spiegato dal passato della variabile stessa e dal passato di tutte le altre variabili considerate nel modello e dove per semplicità non si è considerata la parte deterministica.. Inoltre non viene esplicitamente modellata alcuna forma di legame istantaneo tra le variabili endogene. Tuttavia, i legami simultanei tra le endogene esistono e sono nascosti nella matrice di varianza/covarianza dei termini di errore. Il passaggio dalla forma ridotta alla forma strutturale, come vedremo in seguito, richiederà la definizione delle relazioni contemporanee Per ciò che riguarda la stazionarietà, se vale la relazione (1), allora sarà pure vero che :

$$y_{t-1} = Ay_{t-2} + \varepsilon_{t-1}$$

sostituendo nella prima otteniamo:

$$y_t = A^2 y_{t-2} + \varepsilon_t + A\varepsilon_{t-1}$$

ripetendo n volte:

$$y_t = A^{n+1} y_{t-n-1} + \varepsilon_t + A\varepsilon_{t-1} + \dots A^n \varepsilon_{t-n}$$

Al crescere di n il primo addendo scompare se  $A^n$  tende a 0 al tendere di n all'infinito e si può dimostrare che ciò è vero se gli autovalori  $\lambda$  di A, tali per cui vale la relazione  $|A - \lambda I| = 0$ , sono minori di uno in valore assoluto e quindi il processo è stazionario in covarianza.



Se il processo è stazionario esiste la sua rappresentazione vettoriale a media mobile di ordine infinito [VMA( $\infty$ )] che si ottiene invertendo la componente autoregressiva:

$$y_t = [A(L)^{-1}] \varepsilon_t = \psi(L) \varepsilon_t$$

#### **4- Stima dei VAR**

Il modello autoregressivo vettoriale (VAR), è un sistema di equazioni nel quale viene rappresentata l'intera struttura delle correlazioni dinamiche tra le variabili economiche di interesse, dove tutte le variabili assumono natura endogena i cui legami simultanei sono "nascosti" nella matrice di varianza/covarianza dei termini di errore, che è, in generale, una matrice non diagonale.

I parametri di un VAR si possono stimare in modo consistente per mezzo dei minimi quadrati ordinari (OLS). Lo stimatore OLS coincide con lo stimatore di massima verosimiglianza (ipotizzando la normalità dei residui) e con lo stimatore SUR. In presenza di variabili cointegrate, il sistema può essere stimato tramite il metodo di massima verosimiglianza imponendo o meno il vincolo di rango ridotto implicato dalla presenza di cointegrazione. Lo stimatore OLS, equazione per equazione, produce stime consistenti e asintoticamente normali di tutti i coefficienti.

La stima della matrice di covarianza  $\Sigma$  per mezzo dei minimi quadrati ordinari OLS fra i residui è uno stimatore consistente della matrice di varianza-covarianze degli errori.

Le stime risultanti sono consistenti e il modello VAR stimato può essere utilizzato a fini previsivi e per simulazioni dinamiche.

#### **5-Usa dei VAR**

L'affermazione dei modelli VAR avviene intorno agli anni 80 in seguito alla profonda crisi che stava attraversando la modellistica economica tradizionale basata sui modelli simultanei strutturali di elevata dimensione e complessità che presentavano problemi in fase di costruzione, stima e simulazione e che avevano mostrato inoltre scarse performance previsive.

Il modello autoregressivo vettoriale è un sistema di equazioni nel quale viene rappresentata l'intera struttura delle correlazioni dinamiche tra le variabili economiche di interesse

mettendo in relazione i valori correnti di un dato insieme di variabili economiche con i valori passati. In tale tipologia di modelli e, diversamente dai sistemi di equazioni simultanee, tutte le variabili assumono natura endogena, mentre sono considerati esogeni solo gli shock esterni al sistema. Da un punto di vista concettuale i modelli VAR sono modelli di serie storiche ad equazioni multiple di tipo dinamico in cui ogni variabile è posta in relazione con tutte le altre variabili, ritardate di un certo numero di periodi compresi i ritardi di se stessa che non richiedono a priori alcuna imposizione di vincoli per la specificazione dei parametri.

I VAR possono essere utilizzati per diversi fini. Di seguito ci soffermeremo su tre aspetti, che rappresentano probabilmente gli utilizzi più rilevanti di modelli empirici in macroeconometria e cioè l'analisi causale, l'analisi dinamica a cui è legato il problema dell'identificazione e la previsione.

### **5.1 Analisi Causale**

Le relazioni di causa-effetto sono molto complesse da stabilire in un'analisi empirica di dati economici. Se osserviamo una correlazione fra due variabili X e Y, si può affermare che esiste una elevata correlazione tra le due variabili, ma in assenza di altre informazioni non possiamo dire nulla sui nessi causali che le collegano. Potrebbe darsi che X sia la causa di Y, che Y sia la causa di X o addirittura che ci sia una terza variabile (non osservata o non considerata) che sia la causa comune di entrambe.

A volte è la teoria economica a venirci in aiuto. Tuttavia, come in molte circostanze, la teoria non offre indicazioni univoche: in tali casi, esiste una definizione di causalità che offre la possibilità di determinare il senso del nesso causa-effetto su basi puramente statistiche, ed è basata sul principio che la causa precede sempre l'effetto: se un evento X si verifica prima di un altro Y, è ragionevole pensare che sia stato l'evento X a determinare l'evento Y. I valori passati della variabile X causano i valori di un'altra variabile Y se il loro verificarsi aiuta a spiegare il comportamento corrente di quest'ultima. Viceversa, se X non causasse Y, variazioni in X non dovrebbero produrre variazioni sistematiche nei valori futuri di Y. Questo concetto fornisce la cosiddetta causalità nel senso di Granger, dal nome dell'economista Granger che può essere definita nel seguente modo:

$$X \text{ GC } Y \iff E(y_t | y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots) = E(y_t | y_{t-1}, y_{t-2}, \dots)$$

ossia che le osservazioni sul passato di X sono utili nel predire Y.

La semplicità della sua applicazione ha fatto sì che la Granger-causalità è stata impiegata nella macroeconomia empirica. In realtà, il concetto di Granger-causalità è troppo meccanico per rispecchiare il concetto di causalità inteso dagli economisti tanto che sono state sollevate delle obiezioni sia di natura statistica, basate sul fatto che una variabile X può essere Granger-causale per un'altra variabile Y o meno a seconda di quali altre variabili siano presenti nel sistema, che concettuale, ovvero, il concetto logico di causa-effetto prescinde da ciò che accade nel tempo fisico. In particolare, è possibile che la causa si manifesti solo dopo l'effetto, quando questo è influenzato dalle aspettative.

## ***5.2 Analisi dinamica ed il problema dell'identificazione***

Nella metodica VAR la teoria economica non entra in gioco ma si procede con i metodi tipici della econometria delle serie storiche; motivo questo per cui tale approccio è stato spesso definito come "ateorico". Essenziale diventa quindi una selezione delle variabili a priori che debbono essere introdotte nel sistema rendendo quindi necessaria una conoscenza economica a priori del fenomeno da analizzare che contraddice quella a-teoricità normalmente attribuita al metodo VAR.

In questo modo si inserisce nel modello VAR non vincolato una struttura, di origine teorica, e l'inserimento di tali vincoli corrisponde alla strutturalizzazione del modello VAR.

Supponiamo di avere un set di n variabili economiche capaci di cogliere il processo generatore dei dati. Una volta stimato il modello di riferimento, rappresentate da un vettore  $y_t$  di processi stocastici, tutti stazionari in covarianza, che possiedono una rappresentazione autoregressiva di ordine finito (p).

$$y_t = A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \dots + A_p y_{t-p} + u_t$$

sfruttando l'operatore ritardo il VAR si può riscrivere nel modo seguente:

$$A(L)y_t = u_t$$

dove p è un intero positivo e dove le  $u_t$  sono indipendenti con distribuzione normale multivariata di media zero, ovvero:

$$u_t \sim N(0, \Sigma) \quad E(u_t u_t') = [0]$$

se il polinomio caratteristico è invertibile  $C(L)=A^{-1}(L)$

per il teorema di Wold avremo  $Y_t = C(L)u_t$  cioè il modello può essere scritto nella rappresentazione vettoriale a media mobile (VMA) :

$$y_t = u_t + C_1 u_{t-1} + C_2 u_{t-2} + \dots$$

inoltre moltiplicando la (1) per  $A_0$  si ha :

$$A_0 y_t = A_0 A_1 y_{t-1} + A_0 A_2 y_{t-2} + \dots + A_0 A_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = A_0 u_t$$

ovvero gli  $\varepsilon_t$  residui sono una combinazione lineare degli shocks.

Per calcolare le risposte ad impulso strutturali poniamo:

$$A(L)y_t = Au_t$$

$$y_t = [A(L)]^{-1} A_0 u_t = A_0 u_t + B_1 \cdot A_0 u_{t-1} + B_2 \cdot A_0 u_{t-2} + \dots$$

Per cui  $IRF(i,j,n) = \frac{\partial y_{it}}{\partial u_{jt-n}} = (C_n \cdot [B])_{ij}$  la risposta di impulso allo shock strutturale ci permetterebbe di valutare come rispondono nel tempo le quantità osservabili rispetto ad uno shock che impatta su una relazione comportamentale e per questo vien detto "strutturale".

La matrice  $A$  non è nota per cui va stimata considerando la matrice di varianze-covarianze di  $\varepsilon_t$ , cioè  $\Sigma$  poiché è l'unica statistica osservabile che può servire da base per la stima.

Normalizziamo gli shock strutturali avremo:  $\Sigma = AA'$ .

I disturbi  $\varepsilon_t$  rappresentano l'errore che si commette effettuando la previsione all'istante successivo. In generale ogni elemento di  $\varepsilon_t$  è il risultato dell'interazione di tutti gli shock fondamentali presenti nell'economia, cosa che si può intuire dalla struttura della matrice di varianze-covarianze, che non essendo diagonale, prevede una interazione contemporanea tra i diversi errori cioè non è possibile, distinguere gli effetti su  $y_t$  provenienti da uno shock cui è soggetta una variabile. Per far sì che ogni errore possa essere interpretato come shock

fondamentale, è necessario eliminare ogni tipo di componente sistematica, prima fra tutte la correlazione tra di essi e ciò dà luogo al problema dell'identificazione.

Sims risolse il problema ortogonalizzando  $\Sigma$  (matrice dei residui) attraverso la trasformazione:  $A_0 u_t = \varepsilon_t$  ed imponendo che la matrice di varianze e covarianze abbia una struttura diagonale, cioè sia  $E(\varepsilon_t \varepsilon_t') = D$ , dove  $D = \text{diag}$ .

In assenza di vincoli, il sistema sarà in generale indeterminato essendo composto da  $n_2$  incognite, gli elementi della matrice  $A_0$ , e da  $n(n+1)/2$  equazioni, poiché  $\Sigma$  è una matrice simmetrica  $n \times n$ . Per ottenere l'identificazione del modello ed avere esatta identificazione, è necessario imporre e giustificare  $n(n-1)/2$  vincoli.

In letteratura una delle ipotesi maggiormente utilizzata per ottenere l'identificazione è quella ricorsiva proposta da Sims (1980). La proposta originale consisteva, come già detto, nell'arrivare all'ortogonalità degli errori tramite lo schema triangolare dato dal fattore di Choleski della matrice  $\Sigma$ .

La matrice  $A_0$  è triangolare inferiore e i valori della sua diagonale principale sono tutti uguali ad 1. Ciò equivale a modellare le relazioni contemporanee tra le variabili di interesse in modo ricorsivo, ossia imporre che gli shock ortogonali  $u_t$  hanno effetti simultanei sugli elementi di  $y_t$  in base allo schema triangolare dato dal fattore di Choleski. In particolare uno SVAR ricorsivo è un VAR nel quale la prima variabile del vettore  $y_t$  non è contemporaneamente causata da alcun'altra variabile, la seconda variabile del vettore è contemporaneamente causata solo dalla prima, la terza contemporaneamente causata solo dalle prime due, e così via. Dunque, la prima variabile del vettore è la più esogena dell'insieme ed è causata solo dai suoi ritardi e dai ritardi delle altre variabili inserite in  $y_t$ , mentre l'ultima variabile del vettore è la più endogena ed è causata dai suoi ritardi, dai ritardi delle altre variabili del VAR, e dalle realizzazioni contemporanee di tutte le altre variabili.

Implementata questa imposizione, il sistema si tramuta in just identified, quindi è possibile sfruttare gli elementi della matrice di varianza-covarianza al fine di calcolare quelli della matrice  $A_0$ . La triangolarità di  $A_0$  implica che il primo errore di previsione sia funzione solo del primo shock strutturale, il secondo errore di previsione sia funzione dei primi due e così via. L'ordinamento degli elementi all'interno del vettore  $Y_t$  non è arbitrario, ma segue una precisa logica: la prima variabile del VAR viene perturbata solo dal primo shock strutturale, ossia, il primo shock strutturale coincide con l'errore di previsione della prima variabile; il secondo shock strutturale, invece, risulta identificato per differenza: visto che sulla seconda variabile impattano solo i primi due shock strutturali, il secondo shock  $u_{2t}$  strutturale risulta definito come il secondo errore di previsione  $u_{2t}$  "al netto di"  $u_{1t}$  o di  $\varepsilon_{1t}$ . Da quanto detto

emerge che la scelta dell'ordinamento delle variabili è assolutamente cruciale nell'interpretazione dei risultati di un VAR triangolarizzato.

Questa ipotesi ha importanti implicazioni sia da un punto di vista economico, poiché si assume che l'economia abbia una struttura ricorsiva, che statistico in quanto si rendono le funzioni di risposta ad impulso di scomposizione della varianza dipendenti dall'ordinamento delle variabili del VAR.

Schemi alternative all'identificazione Cholesky si basano sia sull'uso di restrizioni a priori basate sulla teoria economica, di breve e/o lungo periodo.

La prima soluzione consiste nell'imporre vincoli economicamente plausibili sull'interazioni contemporanee tra le variabili (Blanchard e Watson, 1986; Bernanke, 1986). La seconda soluzione si basa sull'ipotesi che alcune degli shock hanno un effetto di lungo periodo sulle altre variabili (vedi Shapiro e Watson, 1988; Blanchard e Quah, 1989; King et al., 1991).

### **5.3 La previsione nei modelli VAR**

La rappresentazione del processo n-dimensionale  $y_t$  può essere utilizzata al fine di rappresentare la realizzazione del medesimo processo al tempo  $t+s$ :

$$y_{t+s} = \mu + \varepsilon_{t+s} + \psi_1 \varepsilon_{t+s+1} + \psi_2 \varepsilon_{t+s+2} \dots + \psi_{s-1} \varepsilon_{t+1} + F_{1,1}^s (y_t - \mu) + F_{1,2}^s (y_{t-1} - \mu) + \dots + F_{1,k}^s (y_{t-k} - \mu)$$

dove la generica matrice  $\psi$  è uguale al blocco costituito dalle prime n righe delle prime n colonne della matrice ottenuta come la potenza j-esima di F, può essere ottenuta attraverso sostituzioni successive nella:

$$y_{t+s} - \mu = \Phi_1 (y_{t+s-1} - \mu) + \Phi_2 (y_{t+s-2} - \mu) + \dots + \Phi_k (y_{t+s-k} - \mu) + \varepsilon_{t+s}$$

Supposti noti i parametri del modello, la migliore previsione lineare nella espressione di cui sopra è ottenuta per mezzo della regola a catena della previsione: al primo stadio si prevede  $y_{t+1}$  sulla base dei valori assunti dal processo tra  $t-k+1$  e  $t$ .

$$\tilde{y}_{t+1} - \mu = \Phi_1 (y_t - \mu) + \Phi_2 (y_{t-1} - \mu) + \dots + \Phi_k (y_{t-k+1} - \mu)$$

Tale previsione è ottenuta ponendo  $E(\varepsilon_{t+1})=0$  ; l'errore di previsione un passo in avanti è pari  $\varepsilon_{t+1}$  e ha matrice di varianza/covarianza pari a  $\Sigma_\varepsilon$ . Nel secondo stadio si prevede  $y_{t+2}$  sulla base di  $\tilde{y}_{t+1}$  e dei valori storici del processo tra  $(t-k+2)$  e  $t$ . Iterando il meccanismo e ponendo

$$E(\varepsilon_{t+s}) = 0, \forall s > 0 :$$

Si ottiene

$$\tilde{y}_{t+s} - \mu = \Phi_1(\tilde{y}_{t+s-1} - \mu) + \Phi_2(\tilde{y}_{t+s-2} - \mu) + \dots + \Phi_k(\tilde{y}_{t+s-k} - \mu)$$

Un risultato equivalente si ottiene applicando lo stesso schema alla (1.25)

$$\tilde{y}_{t+s} - \mu = F_{1,1}^s (y_t - \mu) + F_{1,2}^s (y_{t-1} - \mu) + \dots + F_{1,k}^s (y_{t-k} - \mu)$$

Alla luce di quanto su esposto, la previsione del VAR  $s$  passi in avanti è funzione lineare dei valori storici presenti e passati di  $y$ . Per  $s=1$  essa è inoltre funzione lineare dei parametri del VAR, mentre è funzione non lineare di questi ultimi per  $s>1$ , il problema della non linearità può essere superato impiegando la regola a catena della previsione.

L'errore di previsione è:

$$\tilde{\varepsilon}_{t+s} = \sum_{i=0}^{t+1} \psi_i \varepsilon_{t+s-i} \quad \text{con } \psi_0 = I_n$$

In sintesi:

l'errore di previsione descrive un processo VMA( $s-1$ );

esso è stazionario, ergodico e a media nulla, le previsioni sono non distorte; pertanto, la matrice di varianza/covarianza dell'errore di previsione è:

$$MSE = \Sigma_{\tilde{\varepsilon}} = \sum_{i=0}^{s-1} \psi_i \Sigma_\varepsilon \psi_i'$$

e i suoi elementi diagonali possono essere utilizzati per la costruzioni di intervalli di confidenza intorno alla previsioni delle singole componenti del processo  $y$ .

L'incertezza delle previsioni di ciascuna delle  $n$  componenti del VAR cresce al crescere dell'orizzonte previsivo. La stazionarietà del processo garantisce che essa sia limitata; infatti se,  $s \rightarrow \infty$ ,  $\tilde{y}_{t-s} \rightarrow \mu$  e la matrice di varianza/covarianza delle previsioni converge alla matrice di varianza/covarianza non condizionata di  $y$ . Se i coefficienti del modello non sono noti, ma stimati, non è più rispettata la proprietà di non distorsione delle previsioni  $s$  passi in avanti, per  $s > 1$ .

Per semplificare si può considerare un processo AR di ordine 1 del tipo  $y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$ : il valore atteso delle previsioni 2 passi in avanti nel caso di coefficienti stimati è:

$$E(y_{t+2} - \tilde{y}_{t+2}) = E(\phi^2 - \hat{\phi}_2)y_t + \phi E(\varepsilon_{t+1}) + E(\varepsilon_{t+2}),$$

che è uguale a zero. Inoltre, poiché le previsioni sono distorte la loro varianza non coincide con il MSE.

Le espressioni che descrivono le previsioni puntuali e la loro varianza sono ottenibili sostituendo ai valori veri dei parametri una loro stima.

Tuttavia, poiché non è nota la distribuzione esatta dei parametri stimati appare chiaro che nulla può essere detto circa la distribuzione esatta delle previsioni.

Per quanto riguarda la struttura dell'errore di previsione, esistono due fonti di errore: una errata specificazione del modello e l'errore di stima.

Quindi l'errore di previsione è pari:

$$\bar{\varepsilon}_{t+s} = (y_{t+s} - \tilde{y}_{t+s}) + (\tilde{y}_{t+s} - \hat{y}_{t+s}) = \sum_{i=0}^{s-1} \psi_i \varepsilon_{t+s-i} + (\tilde{y}_{t+s} - \hat{y}_{t+s})$$

dove i termini  $\hat{y}_i$  descrivono i valori prodotti dalla stima del VAR. Se vale l'ipotesi che i termini di errore del processo siano errori bianchi e indipendenti, le due componenti dell'errore di previsione della (1.32) non sono correlate. Pertanto, la matrice di varianza/covarianza della differenza tra le previsioni risulta dalla somma di  $\sum_{\tilde{\varepsilon}}$  e dalla matrice di varianza/covarianza della differenza tra le previsioni basate sul modello vero e quelle basate sul modello stimato. La definizione della forma esatta di quest'ultima matrice richiederebbe la conoscenza della distribuzione per campioni finiti della stima di un VAR, che sappiamo essere non nota. È possibile ricavare un'approssimazione asintotica di tale



matrice :  $[\frac{\partial \tilde{y}_{t+s}}{\partial \pi} \sum_{\tilde{\pi}} \frac{\partial \tilde{y}_{t+s}}{\partial \pi}] = Q$  poiché le stime del VAR stazionario raccolte nel vettore  $\hat{\pi}$

sono consistenti e asintoticamente normali.

In conclusione, la varianza complessiva dell'errore di previsione dipende da una prima componente  $\sum_{\tilde{\pi}}$ , che è crescente al crescere dell'orizzonte previsivo, e da una seconda componente che è funzione  $\sum_{\hat{\pi}}$ . La rilevanza della seconda componente è tanto più ridotta quanto più asintoticamente efficiente è la tecnica con cui vengono stimati i parametri del modello. Nel caso di un orizzonte previsivo di un solo periodo il contributo dato dall'errore di stima alla varianza complessiva dell'errore di previsione dipende positivamente dalla dimensione e dall'ordine del VAR e negativamente dall'ampiezza campionaria. Le considerazioni appena riportate evidenziano che la sovrapparametrizzazione che affligge i VAR di dimensioni medio-grandi, con effetti negativi in termini di efficienza delle stime, ha ripercussioni anche sul piano della previsione.

## **6- I Favari**

I metodi VAR sono utilizzati quando il numero di variabili nel modello è relativamente piccolo (tre o quattro e raramente più di dieci). Tuttavia, nella maggior parte delle economie moderne, il macroeconomista vuole includere più informazioni possibili, e può essere desiderabile, pertanto, lavorare con il maggior numero di variabili possibile. Questo può portare a modelli con un gran numero di variabili e ad una proliferazione dei parametri da stimare. La maggior sfida per i ricercatori dunque, è quella di costruire modelli che siano abbastanza flessibili ed empiricamente rilevanti, e che catturino le caratteristiche delle variabili fondamentali dell'economia ma che al tempo stesso, mantengano il modello parsimonioso. I modelli fattoriali a partire da Geweke (1977), dove l'informazione in centinaia di variabili viene distillata in alcuni fattori, è stato il modo più comune per raggiungere tale obiettivo. Applicazioni come Forni e Reichlin (1998), Stock e Watson (1999, 2002), Bernanke e Boivin (2003), hanno reso popolare il metodo a fattori.

Sebbene i modelli SVAR siano ampiamente utilizzati per tracciare ad esempio l'effetto di innovazioni di politica monetaria sull'economia, le informazioni contenute in questi modelli empirici portano ad almeno due potenziali problemi. In primo luogo, le informazioni di cui le banche centrali e il settore privato dispongono non sono interamente catturate nel contesto

VAR, pertanto la misurazione delle innovazioni di politica monetaria rischiano di non rispecchiare la realtà.

Un secondo problema derivante dall'uso dei VAR nell'analisi della politica monetaria, è che una risposta d'impulso può essere osservata solo per le variabili incluse, che generalmente costituiscono solo un piccolo sottoinsieme delle variabili su cui i ricercatori e i policy maker vogliono inferire.

Una soluzione al problema delle informazioni limitate è costituita dall'utilizzo di una metodologia che combina l'analisi VAR con l'analisi fattoriale: vettori autoregressivi aumentata dei fattori (FAVAR). Quest'approccio utilizza tecniche di estrazione dei fattori da un vasto insieme di serie storiche al fine di ottenere un insieme relativamente piccolo di sequenze in grado di sintetizzare un gran quantitativo di informazioni. Le informazioni che tale metodologia utilizza garantiscono con maggior precisione la corretta identificazione del meccanismo di trasmissione monetaria.

Sia  $Y_t$  un vettore  $M \times 1$  di variabili economiche osservabili. Seguendo l'approccio standard, si potrebbe procedere utilizzando un VAR strutturale, o altri modelli di serie storiche multivariata utilizzando i dati per le sole  $Y_t$ . Tuttavia, in molte applicazioni, potenziali informazioni economiche aggiuntive non sono completamente catturate dalle  $Y_t$ , ma piuttosto possono essere riassunti in un vettore  $K \times 1$  di fattori inosservati,  $F_t$ , dove  $K$  è relativamente "piccolo". I fattori inosservati potrebbero essere l'attività economica o le condizioni di credito che non possono essere rappresentati da uno o due serie, ma necessitano di un gran numero di serie storiche.

Consideriamo la dinamica congiunta di  $(Y_t, F)_t$  espressa dalla seguente equazione di transizione:

$$\begin{bmatrix} F_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \Phi(L) \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + v_t$$

dove  $\Phi(L)$  è un polinomio di ordine finito  $d$ , che potrebbe contenere delle restrizioni a priori.

L'espressione di cui sopra non può essere stimata direttamente in quanto i fattori  $F_t$ , non sono osservabili. Pertanto, si considera un vettore  $X_t$  di dimensioni  $N \times 1$  di serie storiche. Il numero di serie storiche informative  $N$  può essere molto grande ed in particolare,  $N$  può essere maggiore di  $T$ , dove  $T$  rappresenta la lunghezza temporale del campione.

Una frequente assunzione, presenta le serie storiche  $X_t$  legate ai fattori non osservabili  $F_t$  e alle variabili osservabili  $Y_t$  nel seguente modo:

$$X_t' = \Lambda^f F_t' + \Lambda^y Y_t' + e_t'$$

dove  $\Lambda^f$  è una matrice di dimensioni  $N \times K$  di pesi fattoriali,  $\Lambda^y$  è una matrice  $N \times M$  e il termini d'errore  $e_t$  è un vettore  $N \times 1$  con media zero che si può assumere debolmente correlato. L'equazione di osservazione coglie l'idea che sia  $Y_t$  che  $F_t$ , in generale, possono guidare le dinamiche delle  $X_t$ .

Bernanke, Boivin e Elias (2003) considerano un approccio a due stadi. La procedura a due fasi è analoga a quella utilizzata da Stock e Watson [2002] per verificare le performance previsive dei modelli aumentati dei fattori. Nella prima fase, lo spazio attraversato dai fattori è stimato utilizzando  $K + M$  componenti principali di  $X_t$ , che indichiamo con  $\widehat{C}(F_t, Y_t)$ . Si noti che la stima del primo passo non considera che  $Y_t$  sia osservato. Tuttavia, come mostrato in Stock e Watson [2002], quando  $N$  è grande e il numero delle componenti principali utilizzati è grande almeno quanto il vero numero di fattori, fa sì che le componenti principali recuperino anche lo spazio attraversato da  $Y_t$ . Nella seconda fase, l'equazione di transizione, è stimata utilizzando metodi standard, sostituendo  $F_t$  con  $\widehat{F}_t$ . Questa procedura ha il vantaggio di essere computazionalmente semplice e facile da implementare. Tuttavia l'approccio a due fasi comporta la presenza di "regressori generati" nel secondo passaggio, che viene risolto facendo uso delle tecniche di bootstrap.

## **7- Modellazione grafica**

### **7.1 Introduzione**

La modellazione grafica (GM) è un approccio statistico relativamente nuovo, proposto nei primi anni settanta, e poi sviluppata negli anni ottanta. L'attrazione principale del metodo è il modo in cui presenta le relazioni tra le variabili casuali in un contesto multivariato. La fase iniziale dell'approccio è rappresentata dal calcolo delle correlazioni parziali tra le variabili nel sistema. I risultati sono presentati in un grafico, dove le variabili casuali sono rappresentate da nodi e una significativa correlazione parziale tra due variabili casuali è contrassegnata da una linea che li collega chiamata bordo. Se le variabili nel grafico sono congiuntamente distribuite come una distribuzione gaussiana multivariata una significativa

correlazione parziale implica la presenza di dipendenza condizionale. Per questo motivo il grafico è chiamato grafico d'indipendenza condizionale (CIG).

Una rappresentazione grafica che fornisce maggiori informazioni nell'ambito dei GM è il grafico diretto aciclico (DAG). Questo è un grafico diretto, rappresentato nella figura sottostante, dove le frecce collegano i nodi e in cui la distribuzione congiunta delle variabili può essere espressa come una sequenza di distribuzioni marginali condizionate la cui funzione di densità congiunta può essere definita come  $f(a,b,c) = f(a | b,c), f(b) f(c)$ .

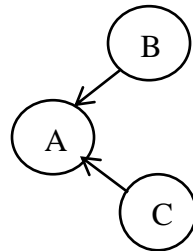


Figura1 :DAG

Anche se il DAG e il CIG rappresentano una diversa definizione della probabilità, vi è una corrispondenza tra i due rappresentata dalla regola di moralizzazione. Dato questo risultato, si può ottenere il CIG dal DAG trasformando le frecce in linee e collegando i genitori con il bordo morale.

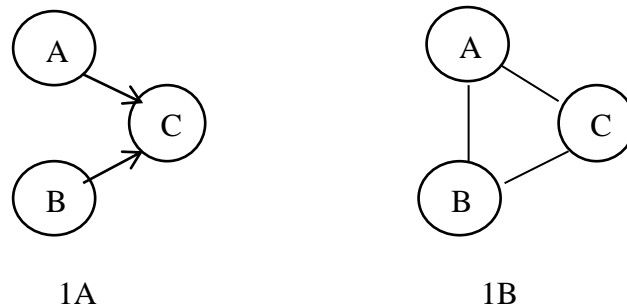


Figura 2: Moralizzazione di un DAG

Mentre il CIG rappresenta le associazioni tra le variabili, sia in termini di dipendenza condizionale o di correlazione parziale se la distribuzione non è gaussiana, il DAG ha un'interpretazione naturale in termini di causalità. Il DAG è molto attraente per le sue implicazioni causali, ma in pratica tutto ciò che possiamo osservare, è il CIG. Al fine di ottenere il DAG dal CIG dobbiamo applicare la regola inversa della moralizzazione, ovvero

la regola della demoralizzazione. Tuttavia mentre la trasformazione di un DAG in un CIG è unico, l'operazione inversa di identificazione e rimozione dei bordi morali non è unica.

## 7.2 Serie storiche multivariate

La struttura delle correlazioni dinamiche tra le variabili economiche può essere rappresentata da un vettore autoregressivo VAR (k)

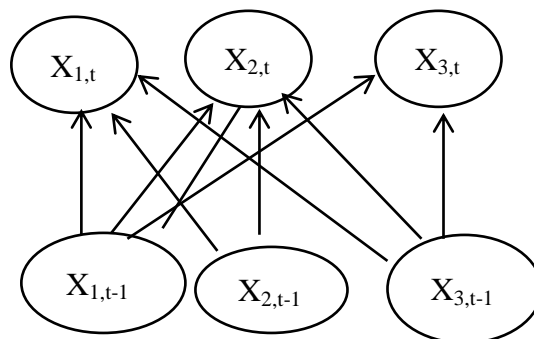
$$\mathbf{x}_t = \mathbf{c} + \Phi_1 \mathbf{x}_{t-1} + \Phi_2 \mathbf{x}_{t-2} + \dots + \Phi_k \mathbf{x}_{t-k} + \mathbf{e}_t$$

dove  $\mathbf{x}_t, \dots, \mathbf{x}_{t-k}$  sono vettori di osservazioni,  $\Phi_1, \dots, \Phi_k$  sono i coefficienti,  $\mathbf{c}$  è la costante  $\mathbf{e}_t$  è il vettore dell'errore, che si presume sia iid. Se la matrice di covarianza dell'errore non è diagonale, i rapporti tra le componenti di  $\mathbf{x}_t$  sono contenuti nella matrice di varianza-covarianza dell'errore. Per evidenziare tali rapporti, è possibile rappresentare il VAR(k) nella seguente forma strutturale (SVAR):

$$\Theta_0 \mathbf{x}_t = \mathbf{d} + \Theta_1 \mathbf{x}_{t-1} + \Theta_2 \mathbf{x}_{t-2} + \dots + \Theta_k \mathbf{x}_{t-k} + \mathbf{u}_t$$

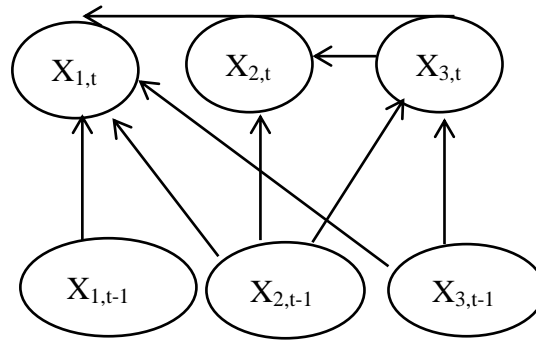
Dove  $\Theta_i = \Theta_0 \Phi_i$  per  $i = 0, \dots, k$ ,  $\mathbf{d} = \Theta_0 \mathbf{c}$  e  $\mathbf{u}_t = \Theta_0 \mathbf{e}_t$  con matrice di covarianza  $\Theta_0 H \Theta_0' = D$

Un vettore autoregressivo strutturale è definito saturo quando le variabili correnti al tempo t, ad esempio,  $x_{1t}, x_{2t}, x_{3t}$  dipendono dalle variabili passate, ovvero se non ci sono zeri nei vettori dei coefficienti. Tuttavia spesso alcune variabili non svolgono alcun ruolo significativo nello spiegare le variabili correnti,  $x_t$ , pertanto il valore del coefficiente corrispondente è zero e quindi lo SVAR è definito sparso:



Rappresentazione di un VAR saturo

L'esempio di un SVAR sparso è mostrato dalla seguente figura:



Rappresentazione di un VAR sparso

Questo diagramma che rappresenta lo SVAR, è un esempio di un grafo orientato aciclico (DAG) dove le variabili  $X_t, X_{t-1}, \dots, X_{t-p}$  sono i nodi, e la dipendenza causale è indicata dalle frecce che collegano i nodi.

L'insieme di nodi (o loro variabili associate) che causano un altro nodo sono noti come genitori di quel nodo, e quest'ultimo, come loro figlio.

L'identificazione è fondamentale per ottenere la versione strutturale. L'approccio della modellazione grafica all'identificazione dei modelli VAR è empirico, ed utilizza statistiche appropriate tese all'identificazione del modello.

## 8- Conclusioni

Il modello autoregressivo vettoriale (VAR), è uno strumento che consente di rappresentare l'intera struttura delle correlazioni dinamiche tra le variabili economiche. Il più grande problema che si incontra nelle applicazioni dei VAR è connesso alla loro inefficiente parametrizzazione, che sembra precludere la possibilità di analizzare sistemi di medie e grandi dimensioni. Tuttavia, i modelli SVAR, richiedono in generale l'imposizione di una serie di restrizioni, che potrebbero essere basate su ipotesi discutibili.

Sebbene i modelli SVAR siano ampiamente utilizzati per tracciar e ad esempio l'effetto di innovazioni di politica monetaria sull'economia, le informazioni contenute in questi modelli empirici portano ad almeno due potenziali problemi. In primo luogo, le informazioni di cui le banche centrali e il settore privato dispongono non sono interamente catturate nel contesto VAR, pertanto la misurazione delle innovazioni di politica monetaria rischiano di non rispecchiare la realtà. Tale problema può essere in parte risolto

alla luce delle tecniche sviluppatesi di recente nell'ambito dell'analisi fattoriale in ambito multivariato.

Un approccio alternativo all'identificazione di Cholesky e all'uso di restrizioni a priori basate sulla teoria economica, fa uso della teoria del Graphical Modelling che basandosi sulle correlazioni parziali tra i valori correnti e ritardati delle variabili nel modello, rappresenta una valida soluzione al problema di imporre restrizioni per identificare un SVAR.

Nel seguito del lavoro illustrerò due applicazioni empiriche, dove in un caso verrà utilizzato il Graphical Modelling al fine di identificare il modello, nell'altro utilizzerò un modello VAR aumentato dei fattori. Tali soluzioni proposte, rappresentano, a giudizio di chi scrive, dei miglioramenti sostanziali nell'ambito dell'approccio macroeconomico.

## **Identificazione in Modelli SVAR Monetari**

### **Utilizzando la Teoria dei Grafi**

Nella letteratura SVAR che utilizza le restrizioni temporali su variabili contemporanee al fine di identificare shock di politica monetaria non vi è ancora unanime consenso. La teoria dei grafi sfrutta proprietà statistiche dei dati al fine di identificare i modelli SVAR e può far luce sul dibattito esistente in letteratura. Effettueremo una comparazione internazionale considerando l'Unione Monetaria Europea (EMU), il Giappone e gli Stati Uniti. L'information set delle autorità monetarie, la cui definizione è essenziale al fine di identificare gli shock di politica monetaria, sembra essere costituito da dati ad alta frequenza. Inoltre, non è ancora stato stabilito in letteratura se l'EMU debba essere considerata un'economia chiusa o aperta. I nostri risultati indicano che il tasso ufficiale EMU sembra dipendere dal Federal Funds rate degli Stati Uniti.



## ***1-Introduzione***

Dopo la critica di Lucas (1976), le possibili opzioni di politica economica vengono valutate facendo uso dei modelli d'equilibrio generale dinamico di tipo stocastico (DSGE). I Vettori Autoregressivi (VAR) sono invece volti ad illustrare come empiricamente le variabili macroeconomiche rispondono agli shock di politica economica, al fine di discriminare tra diversi modelli teorici. Sims (1980), nel fornire il nuovo paradigma VAR, ha proposto la decomposizione di Cholesky sulla matrice delle relazioni contemporanee al fine di ottenere l'identificazione, ottenendo una matrice triangolare inferiore o superiore. Tale particolare ordinamento è spesso non supportato da criteri economici e statistici. Inoltre, quando vi è correlazione tra i residui della forma ridotta, le funzioni di risposta ad impulso dipendono dalle ipotesi identificative.

Parte della letteratura di politica monetaria utilizzata nei modelli VAR, illustrata da Christiano, Eichenbaum e Evans (1999), non è esente da tali considerazioni. Essi hanno utilizzato una struttura triangolare a blocco, basato sulla decomposizione di Cholesky sulla matrice delle relazioni contemporanee al fine di ottenere l'identificazione del modello. Essi hanno anche supposto che il set informativo delle autorità monetarie comprendesse osservazioni su output e relativi componenti e prezzi, ossia, che il tasso di interesse, il quale rappresenta lo strumento principe della politica monetaria, sia endogeno al valore contemporaneo di tali variabili. Mentre con i dati mensili, ciò implica una restrizione minima, per ciò che riguarda gli effetti della politica monetaria sulle variabili macroeconomiche, con dati trimestrali, il problema è più sottile. Inoltre, è ben noto che le autorità monetarie ottengono misure trimestrali del PIL e del deflatore del PIL, solo con un certo ritardo.

Una prospettiva diversa, ad esempio, è offerta da Kim e Roubini (2000), tra gli altri. Essi sostengono che le informazioni in possesso delle autorità monetarie dipendono dalla disponibilità di dati in termini di frequenza in relazione allo strumento di politica monetaria. Adottano inoltre un vettore autoregressivo strutturale (SVAR), dove la matrice delle relazioni contemporanee derivata per ottenere l'identificazione è sparsa.

Il Graphical Modelling (GM) è uno strumento relativamente recente, che permette, tra le altre cose, di ottenere l'identificazione nei VAR, Oxley et al. (2009). GM è un metodo di tipo

prettamente statistico, basato sull'analisi delle correlazioni parziali tra le variabili. Esso dà luogo al cosiddetto grafico di indipendenza condizionata (CIG). In una fase successiva, tutte le informazioni contenute nei rapporti tra le variabili casuali del sistema vengono utilizzate in modo sistematico al fine di ottenere l'identificazione. Questa procedura permette di ridurre in modo sensibile il numero dei potenziali SVAR che possono aver luogo da una generica forma ridotta.

Conciliare identificazione statistica con assunzioni a priori di natura economica è molto difficile. Uno dei pochi esempi è offerto da Garratt et al. (2003), che hanno imposto e statisticamente testato le assunzioni economiche di lungo periodo adottate nel loro modello statistico. In un contesto di minimi quadrati ordinari, GM permette di fare affidamento per l'identificazione di uno SVAR, su proprietà statistiche di dati basati sul concetto di prevedibilità lineare.

Lo scopo del lavoro è quello di fornire una prospettiva di tipo più prettamente statistico, per ciò che riguarda l'identificazione nei modelli SVAR monetari. A tal fine, si prenderanno in considerazione tre diverse economie appartenenti al G-7: gli Stati Uniti, la Germania fino alla fine del 1998 per poi considerare l'Unione monetaria europea (UEM) ed il Giappone. Gli Stati Uniti rappresentano indubbiamente un'economia chiusa, mentre il Giappone un'economia aperta. Per l'UEM, saremo agnostici, potenzialmente considerandola come un'economia aperta. Per gli Stati Uniti, con il nostro approccio identificativo sarà possibile far luce sul dibattito esistente nella vasta letteratura, per ciò che riguarda le varie ipotesi identificative esistenti basate su priors di tipo economico. Analizzeremo poi, anche Giappone e UEM, per le quali, nonostante le diversi potenziali strategie di policy messe in atto, potrebbero emergere alcune caratteristiche simili agli Stati Uniti, al fine di poter rafforzare i risultati derivanti dall'analisi condotta. Inoltre per l'UEM, che nel nostro modello possono potenzialmente dipendere dagli Stati Uniti, il nostro approccio permetterà anche di stabilire se essa possa o no, essere considerata un'economia chiusa.

Il lavoro è organizzato come segue. La sezione 2 descrive una breve panoramica sulle strategie di identificazione adottate in letteratura per ciò che concerne i modelli VAR. Nella sezione 3 illustreremo la metodologia econometrica adottata in questo lavoro. La sezione 4 ha ad oggetto la descrizione dei modelli e dunque variabili utilizzate per i vari paesi, mentre nella sezione 5 illustreremo e discuteremo i risultati empirici. La Sezione 6 è dedicata alle conclusioni.

## **2 - Analisi della politica monetaria nei modelli SVAR e identificazione: una breve panoramica**

Il VAR è una struttura piuttosto semplice, che fornisce un modo sistematico di catturare ricche caratteristiche dinamiche riguardanti le serie storiche in un contesto multivariato. Presenta tre diverse forme: ridotta, ricorsiva e strutturale.

Il modello vettoriale autoregressivo di ordine  $p$ , ad  $m$  dimensioni mostra la seguente forma ridotta:

$$x_t = c + A_1 x_{t-1} + A_2 x_{t-2} + \dots + A_p x_{t-p} + e_t$$

Dove  $c$  fa sì che  $x_t$  possa avere media diversa da zero e dove la generica  $x_t$  dipende dai propri valori passati, i valori passati di tutte le altre variabili ed un termine di errore, che si assume serialmente incorrelato e la cui matrice di varianza-covarianza  $V$  è generalmente non diagonale. L'ordine  $p$  del VAR, può essere determinato con la minimizzazione di un criterio d'informazione, come l'indice Akaike (AIC), l'Hannan e Quinn (HIQ) e lo Schwarz (SIC).

Il VAR ricorsivo può essere espresso come:

$$B_0 x_t = d + B_1 x_{t-1} + B_2 x_{t-2} + \dots + B_p x_{t-p} + u_t$$

dove  $B_i = B_0 A_i$ , per  $i=1, \dots, p$ ,  $d = B_0 c$  e  $u_t = B_0 e_t$  con matrice di covarianza  $B_0 V B_0 = D$  che si assume essere diagonale. Le ipotesi di identificazione, in genere motivate da opinioni soggettive sulle dinamiche macroeconomiche, sono in genere espresse con riferimento alla matrice delle relazioni contemporanee  $B_0$  in modo ricorsivo, così come sperimentato per la prima volta da Sims nel 1980. Data la correlazione tra i residui nella forma ridotta, i risultati dipendono dall'ordinamento delle variabili e ci sono  $m!$  VAR ricorsivi che rappresentano tutti i possibili ordinamenti.

Il VAR strutturale, introdotto da Blanchard e Watson (1986), Bernanke (1986) e Sims (1986), fa un uso maggiore della teoria economica al fine di identificare il modello. Esso è volto a specificare una singola equazione, in modo che un singolo nesso di causalità venga espresso al fine di identificare il modello fino ad arrivare all'utilizzo di diverse relazioni

contemporanee in termini di nessi causali. In questo tipo di VAR, la matrice  $B_0$  delle relazioni contemporanee derivata per ottenere l'identificazione è sparsa.

Blanchard e Quah (1989), hanno utilizzato un approccio differente alla identificazione, con riferimento a proprietà degli shocks nel lungo periodo, mentre Uhlig (2005), tra gli altri, ha adottato una identificazione basata su prior sui segni che le riposte all'impulso debbono avere, in genere per ciò che concerne l'impatto degli shock di interesse sulle variabili del modello.

L'imposizione di restrizioni di breve periodo per ottenere l'identificazione è un aspetto complesso e controverso, soprattutto per ciò che riguarda i modelli che analizzano la politica monetaria. Come documentato da Christiano, Eichenbaum ed Evans (1999), non vi è un'opinione unanime sulle relazioni contemporanee al fine di individuare gli effetti di uno shock esogeno di politica monetaria. Essi si basano in genere su ciò che si ritenga possa rappresentare congruamente le procedure operative adottate dal decision-maker.

La letteratura che ha utilizzato i VAR ha prevalentemente focalizzato la sua attenzione su uno schema identificativo che consente al ricercatore di stimare una interpretabile regola di politica monetaria, che sia chiaramente connessa allo stato dell'economia e che implica una divisione delle variabili in tre diversi insiemi:

1.  $X_{1t}$ : il set informativo: il blocco delle variabili di cui è noto il valore quando la politica economica è decisa e che quindi costituiscono le variabili osservate dalle autorità monetarie nel decidere come fissare il proprio strumento operativo.

2. Lo strumento di policy

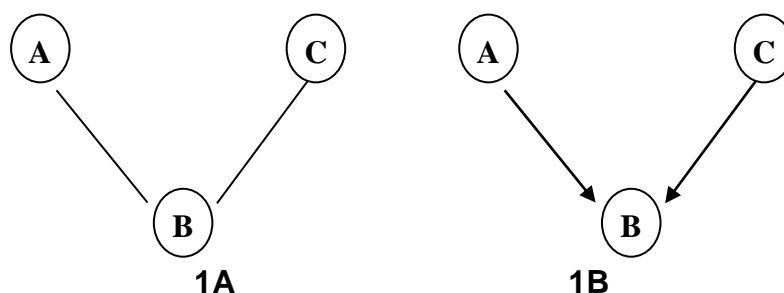
3.  $X_{2t}$ : Il blocco di variabili il cui valore è noto solo quando la decisione di policy è stata già intrapresa.

Esso è in genere costituita da una struttura ricorsiva a blocchi che fa uso della decomposizione di Cholesky, dove si assume che lo strumento operativo non abbia un impatto immediato sul primo blocco di variabili  $X_{1t}$ , mentre ha un effetto contemporaneo sul blocco di variabili  $X_{2t}$ . Dopo il lavoro di Bernanke e Blinder (1992), nella letteratura VAR, si assume che lo strumento utilizzato dalle autorità monetarie per impattare sull'economia, sia costituito dal tasso di interesse ufficiale della Banca Centrale. In tale setting, Christiano et al. (2005), tra gli altri, assumono che oltre ai valori ritardati delle variabili presenti nel

modello, il set informativo della banca centrale sia costituito dal valore contemporaneo di variabili presenti nel mercato dei beni, quali ad esempio, inflazione e prodotto interno lordo. Un'opinione diversa è emersa in letteratura riguardo l'imposizione di restrizioni sulle relazioni contemporanee dei SVAR, dove si assume che il set informativo dell'autorità monetaria possa essere costituito solo da dati che vengano prodotti a più alta frequenza rispetto allo strumento di policy, vedi Kim e Roubini, (2000).

### **3- Modellazione Grafica e SVAR**

In questa sezione verranno illustrate le idee generali che sottendono l'approccio GM per poi descrivere la sua applicazione ai modelli VAR. La modellazione grafica è un approccio statistico relativamente recente che mira a rivelare i rapporti di causalità di tipo statistico sulla base delle correlazioni parziali osservate nei dati. I primi contributi alla metodologia sono dovuti a Dempster (1972) e Darroch, Lauritzen e Speed (1980). Il primo passo della procedura consiste nel calcolare le correlazione parziali tra le varie possibili coppie di variabili, correlazioni condizionate su tutte le altre variabili presenti nel modello, che possono poi essere testate utilizzando degli appropriati test statistici. In tal modo si dà luogo al primo oggetto di cui è costituito il GM, ossia il grafico di indipendenza condizionale (CIG), così come illustrato in figura 1A, dove le variabili casuali sono rappresentati da nodi e una correlazione parziale significativa dal punto di vista statistico da una linea chiamata bordo. In questo caso, per esempio, il bordo che collega i nodi A e B, rappresenta una correlazione parziale significativa tra A e B condizionata su C.



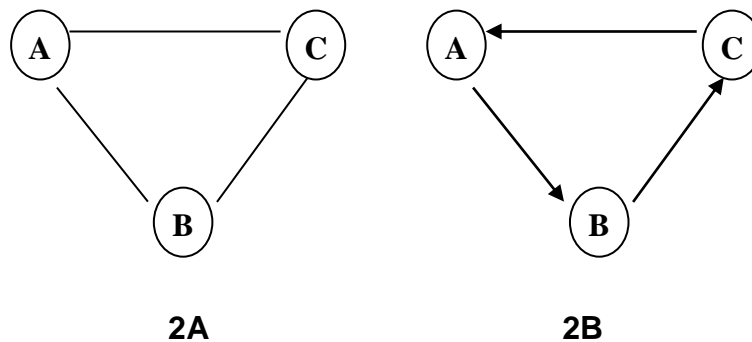
**Figura 1: CIG ed un potenziale DAG corrispondente**

Una correlazione parziale significativa implica dipendenza condizionale se le variabili sono congiuntamente distribuite come una multivariata gaussiana. Da ciò il nome di grafico di indipendenza condizionale (CIG). L'oggetto successivo del GM è il grafico diretto aciclico

(DAG). Nel contesto dei minimi quadrati lineari, le variabili incluse in un CIG possono essere caratterizzate da relazioni in termini di prevedibilità lineare, così ottenendo un DAG, che è quindi più informativo del CIG. Nel DAG nella figura 1b, ad esempio, A ha potere predittivo su B.

Ciò che si può direttamente osservare è il CIG, dove ogni bordo può assumere due possibili direzioni, quindi il numero potenziale di DAG è pari a  $2^n$ , dove  $n$  è il numero di bordi.

Ci sono due regole statistiche, che permettono di ridurre il numero dei potenziali DAG derivanti da un CIG. In primo luogo, la regola della moralizzazione, secondo la quale, considerando ad esempio il CIG nella figura 1A, consente di escludere il DAG nella figura 1B, in cui A e C hanno potere predittivo su B, dato che, statisticamente, una correlazione parziale significativa tra A e C dovrebbe essere osservata nel CIG nella figura 1A. Un esempio dovrebbe fornire una comprensione più intuitiva della regola della moralizzazione: ho un amico che non vedo da molto tempo e che oggi è un giocatore di calcio. Supponiamo che per essere un giocatore di calcio (P), un individuo deve avere buone capacità (S) e/o deve lavorare duro (W). Quindi S e W hanno potere predittivo su P. Ciò che io so è che lui è un giocatore di calcio e so anche che lui non aveva buone capacità (S). L'unica cosa che possiamo dedurre è che ha lavorato duro (W). In pratica, conoscendo P ed S siamo stati in grado di dedurre W e questo è stato possibile solo sulla base della correlazione tra W ed S. In secondo luogo, qualsiasi DAG deve soddisfare il principio di aciclicità, poiché questo permette di determinare completamente la distribuzione congiunta di un insieme di variabili. La Figura 2 mostra un CIG con corrispondente DAG che può essere escluso data la sua ciclicità.



**Figura 2: Un CIG con corrispondente DAG ciclico.**

L'aciclicità di un DAG implica un ordinamento ricorsivo delle variabili, dando luogo ad una matrice triangolare che nella maggior parte dei casi sarà sparsa: ogni elemento dipenderà da nessuno, uno o più elementi.

Il DAG e il CIG hanno una diversa definizione di probabilità congiunta, ma data la regola della moralizzazione, c'è sempre un unico CIG derivante da un dato DAG, ottenuto trasformando le frecce in bordi ed inserendo le connessioni dovute alla moralizzazione. Nel DAG mostrato nella Figura 3A, A e C vengono nella letteratura definiti come i genitori di B. Per ottenere il corrispondente CIG, dobbiamo trasformare le frecce in bordi e aggiungere un bordo tra i genitori A e C a causa della regola della moralizzazione così come nella figura 3B.

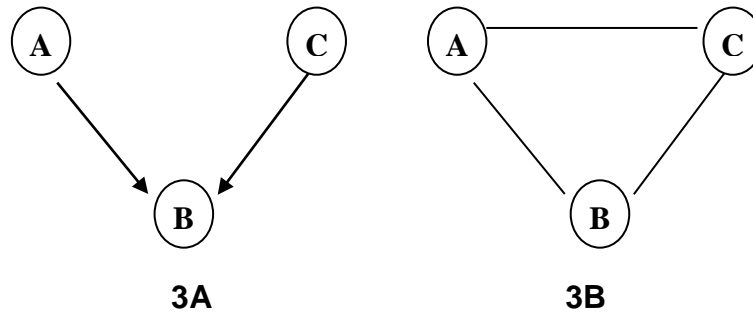


Figura 3: DAG con corrispondente CIG

Tra i DAGs risultanti da un CIG osservato, potrebbe anche essere possibile che alcuni dei collegamenti catturati dal CIG siano causati dalla regola di moralizzazione e di conseguenza debbono essere eliminati nel DAG corrispondente. Tale processo di demoralizzazione, nella maggior parte dei casi, può essere eseguita considerando alcune regole quantitative.

Il VAR strutturale, come mostrato da Oxley et al. (2009), tra gli altri, può essere rappresentato da un DAG, dove le variabili correnti e ritardate rappresentano i nodi e la dipendenza dalle frecce. Il primo passo nella costruzione di uno SVAR è la determinazione dell'ordine dei ritardi da includere attraverso la minimizzazione di un criterio di informazione. Una volta determinato l'ordine dei ritardi, al fine di costruire il CIG tra le variabili contemporanee a coppia di due, condizionata su tutte le variabili contemporanee rimanenti e ritardate, abbiamo bisogno di calcolare le correlazione parziali campionarie, che è possibile derivare dalla matrice inversa  $\hat{W}$  della matrice di covarianza  $\hat{V}$  delle variabili come:

$$\hat{\rho}(x_{i,t}, x_{j,t} | \{x_{k,t-w}\}) = -\hat{W}_{rs} / \sqrt{(\hat{W}_{rr} \hat{W}_{ss})}$$

Dove  $\{x_{k,t-w}\}$  costituiscono tutte le variabili del modello escluse le due variabili considerate per il computo delle correlazioni parziali e, dove  $r$  e  $s$  corrispondono ad  $x_{i,t}$  e  $x_{j,t}$  nelle matrici  $\hat{W}$  e  $\hat{V}$ .

Il valore critico utilizzato per verificare la significatività delle correlazioni parziali campionarie è calcolato utilizzando la relazione tra i t-value e le correlazioni parziali campionarie, che come dimostrato da Greene (1993), considerando la distribuzione normale asintotica dei t-value per coefficienti in regressioni contenenti serie storiche è dato da:

$$\frac{z}{\sqrt{(z^2 + v)}}$$

dove  $v$  sono i residui gradi di libertà ottenuti come regressione di una variabile su tutte le rimanenti variabili e  $z$  rappresenta il valore critico scelto ad un determinato livello di significatività nella distribuzione normale standard. Ogni volta che una correlazione parziale campionaria è maggiore del valore critico calcolato, un collegamento nel CIG viene a costituirsi. Il passo successivo è quello di considerare tutti gli ammissibili DAG per essere valutati con i criteri d'informazione. Spesso però, i diversi SVAR derivanti dai DAG ammissibili, hanno proprietà distributive per le variabili che sono equivalenti in termini di criteri d'informazione. Pertanto, al fine di determinare le relazioni contemporanee necessarie per ottenere l'identificazione, sono calcolate anche le correlazioni parziali tra le variabili contemporanee e ritardate, per poi considerare solo i valori ritardati in cui appare una significativa correlazione parziale. In queste circostanze, è possibile ottenere una valutazione delle relazioni contemporanee basata sui criteri di informazione.

Sebbene Reale e Tunnicliffe (2001) e Oxley et al. (2009) mostrano che uno SVAR che presenta una struttura sparsa per i ritardi, può produrre modelli con migliori proprietà statistiche, noi considereremo e condurremo i test diagnostici su modelli in cui sono presenti tutti i ritardi, in quanto questo è il tipo di ipotesi che viene assunto in letteratura. Per ciò che riguarda i test diagnostici, al fine di ottenere identificazione degli shock strutturali, assumiamo che la matrice di correlazione dei residui nello SVAR scelto sia diagonale. Un primo controllo diagnostico è quindi quello di ispezionare la significatività delle correlazioni in tale matrice. Inoltre, dato che questo tipo di procedura impone un numero di restrizioni statistiche maggiore a quanto necessario per identificare il modello, un'ulteriore diagnosi può essere condotta testando questo maggior numero di restrizioni statistiche, facendo uso di un likelihood-ratio test.

Granger e Swanson (1997) hanno applicato una strategia simile per ottenere l'identificazione in uno SVAR, basato sulle correlazioni parziali delle innovazioni ottenute dalla forma ridotta, applicando però, una generica ortogonalizzazione dei residui. Il GM offre invece un modo sistematico di ortogonalizzazione dei residui, che è necessario per ottenere l'identificazione nei modelli SVAR.



#### **4- Specificazione del modello e dati**

Prenderemo in considerazione per tutti i Paesi una misura del PIL, del livello dei prezzi e del tasso di interesse. Considereremo anche un indice dei prezzi alla produzione al fine di ovviare al ben noto price-puzzle. Tale impostazione per gli Stati Uniti, che è una economia chiusa, può rappresentare, sulla base della letteratura esistente, una buona approssimazione del vero data generating process in contesto SVAR. Per il Giappone e l'UEM, abbiamo bisogno di introdurre almeno una variabile che indichi la loro apertura verso l'estero. Il federal funds rate degli Stati Uniti, secondo Favero e Giavazzi (2008), può essere una buona proxy indicante l'apertura di un paese e verrà quindi incluso nel modello empirico per il Giappone e l'UEM. Come strumento di politica monetaria si considera il federal funds rate per gli Stati Uniti, il tasso di sconto per il Giappone, mentre per l'UEM si considera il tasso ufficiale di deposito. Il federal funds rate sarà incluso anche nei modelli UEM e Giappone per il motivo spiegato sopra.

Per gli Stati Uniti utilizziamo dati trimestrali per il periodo 1959:1-2006:4. Per l'UEM e Giappone, dobbiamo escludere il periodo di regime a cambi fissi di Bretton Woods, dato che potrebbe rivelare una dipendenza dalla politica monetaria americana a cui non siamo interessati. Inoltre, sebbene la Germania abbia operato in un tipo di regime a cambi fissi con le altre Banche Centrali Europee appartenenti al sistema monetario europeo a partire dal 1979, ha agito nelle decisioni di politica monetaria da leader, come dimostrato da Giavazzi e Giovannini (1988), risultato che dà maggiore consistenza al nostro setting per l'UEM, dove considereremo per il periodo precedente alla nascita dell'euro i dati tedeschi per il periodo 1975:1-1998:4, per poi considerare dati UEM fino al 2006:4 (vedi Favero e Giavazzi (2008), per una strategia simile). Infine, per il Giappone si considerano dati trimestrali per il periodo 1975:1-2006:4. Tutti i dati, tranne i tassi di interesse, sono destagionalizzati.

#### **5 - Risultati empirici**

Sebbene in letteratura si fanno diverse ipotesi riguardo natura e inclusione dei trend, noi consideriamo le variabili in livelli, come in Christiano et al. (1999) e la maggior parte della letteratura da loro citata ed in Christiano et al. (2005).

Per gli Stati Uniti, l'indice AIC indica un ritardo di ordine 4, mentre l'indice SIC e HIC suggeriscono due ritardi. Utilizzeremo 4 ritardi, dal momento che le conseguenze della sovra-parametrizzazione è meno grave di una sottoparametrizzazione, come mostrato da Kilian (2001).

Per costruire il CIG, si calcolano le correlazioni parziali ad un livello di significatività del 10%, che dà luogo al CIG mostrato in figura 3:

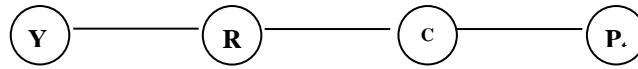


Figure 3: CIG derivato per US

Il tasso di interesse ( $R_t$ ) risulta correlato all'output ( $Y_t$ ) ed al prezzo alla produzione ( $CP_t$ ), e vi è una ulteriore collegamento tra  $CP_t$  e il livello dei prezzi ( $P_t$ ). Dobbiamo stabilire a quale variabile contemporanea il tasso di interesse risulta endogeno, la qual cosa determinerà l'information set delle autorità monetarie. Dobbiamo inoltre stabilire quale variabile tra  $CP_t$  e  $P_t$  abbia potere previsivo sull'altra. Abbiamo dunque  $2^3$  possibili SVAR (DAGs). Essi sono mostrati nella figura 4:

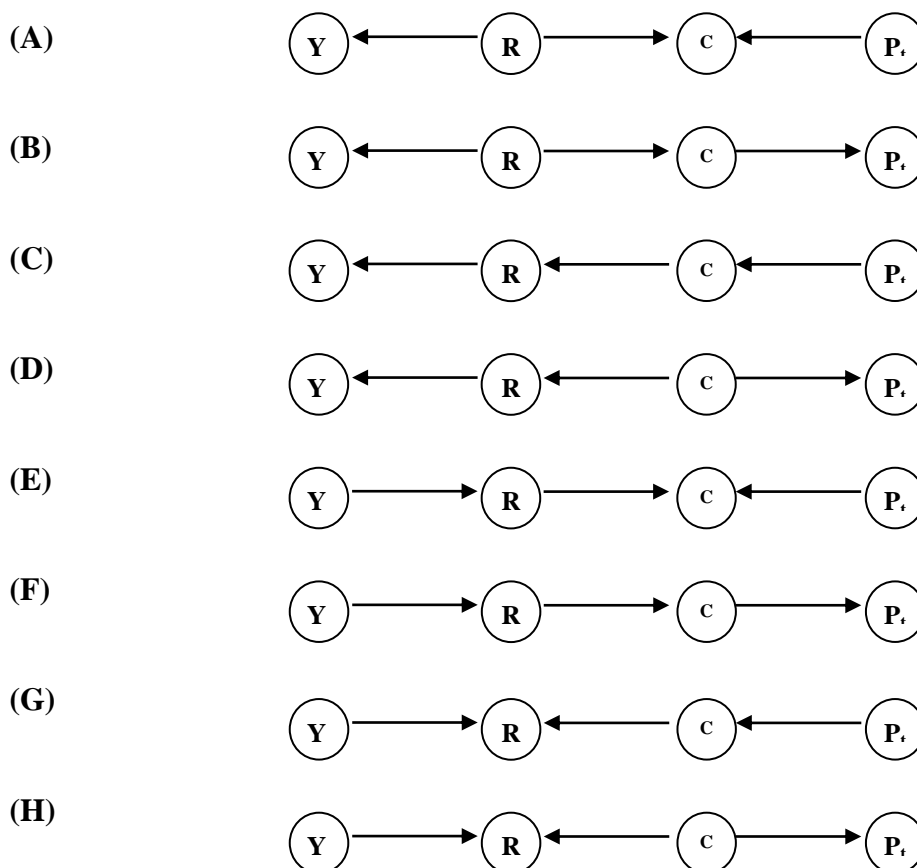


Figura 4: DAGS derivanti dal CIG in figura 3

I DAGs (A), (E), (G), e (H) possono essere esclusi data la regola della moralizzazione. Abbiamo bisogno di valutare i quattro rimanenti SVAR. La tabella 1 mostra gli indici AIC, HIC e SIC dei quattro rimanenti SVAR:

MODELLO	AIC	HIC	SIC
<b>B</b>	646.47	675.32	717.67
<b>C</b>	623.78	652.63	694.98
<b>D</b>	628.76	657.61	699.96
<b>F</b>	640.15	669.00	711.36
<b>SVARs potenziali per US</b>			

Tabella 1: Criteri di informazione dei possibile SVARs per US

Le relazioni contemporanee indicate nel DAG (C) sono i migliori sulla base dei criteri di informazione..  $R_t$  risulta essere endogeno a  $CP_t$  e ha un effetto contemporaneo su  $Y_t$ , che è economicamente plausibile.  $P_t$  veicola  $CP_t$  ed è economicamente plausibile, se pensiamo che  $P_t$  può essere una proxy del costo del lavoro che impatta su  $CP_t$ .

La tabella 2 mostra la matrice delle correlazioni degli errori strutturali del modello (C). Considerando un valore critico al 5% pari a circa 0,146, risultano tutti statisticamente non diversi da zero.

	$u^Y$	$u^R$	$u^{CP}$	$u^P$
$u^Y$	1.000	*	*	*
$u^R$	0.015	1.000	*	*
$u^{CP}$	-0.035	-0.027	1.000	*
$u^P$	-0.099	0.047	0.000	1.000

Tabella 2: correlazione tra errori strutturali per il modello US

Inoltre il likelihood-ratio test accetta l'ipotesi nulla per le tre restrizioni di sovra-identificazione con un p-value pari a 0,39.

Per il Giappone, l'AIC indica un ordine di ritardo di 4. Calcolando la correlazione parziali, otteniamo per le relazioni contemporanee, il CIG della figura 5:

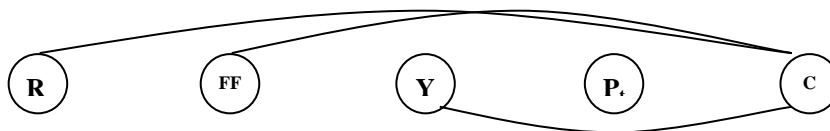


Figura 5: CIG derivato per Japan

Il tasso d'interesse del Giappone ( $R_t$ ) e il federal funds rate degli Stati Uniti ( $FF_t$ ), risultano collegati al solo prezzo alla produzione ( $CP_t$ ), mentre la produzione ( $Y_t$ ), il livello dei prezzi ( $P_t$ ) e  $CP_t$  sono tutti collegati tra loro. Teoricamente abbiamo  $2^5$  possibile SVAR. Considerando la regola della moralizzazione, si rimane con la valutazione di 12 DAGs. Ci limitiamo a mostrare solo i DAG s compatibili con la regola della moralizzazione.

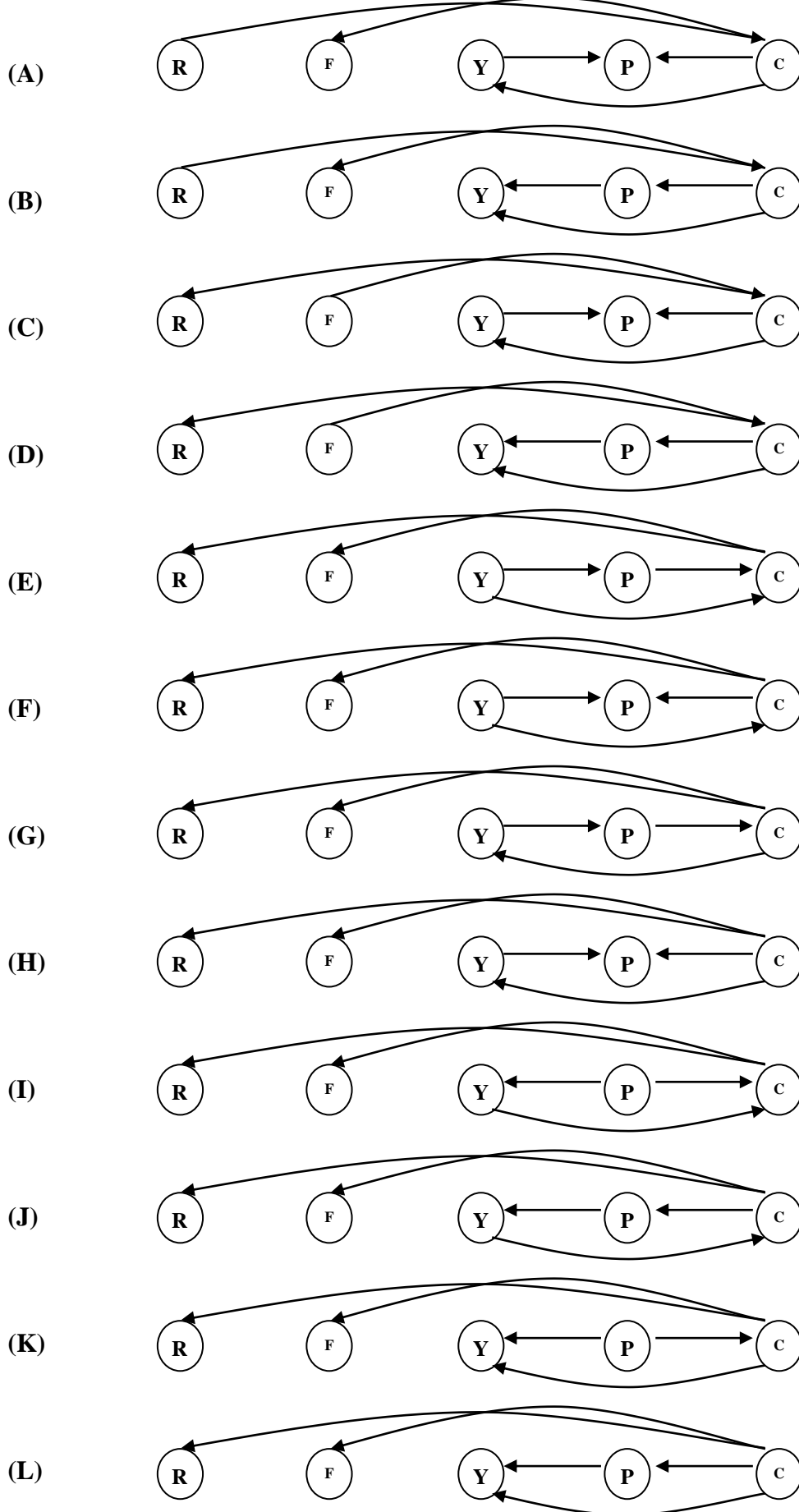


Figura 6: DAGS compatibili con la regola della moralizzazione derivanti dal CIG in figura 5

Come si può vedere dalla figura 6, i DAGs G e J sono compatibili con la regola della moralizzazione, ma implicano un comportamento ciclico tra  $Y_t$ ,  $P_t$  e  $CP_t$  e quindi possono essere esclusi a priori. La tabella 3 mostra l'indice AIC, HIC e SIC dei 10 SVARs rimanenti:

MODEL	AIC	HIC	SIC
A	-4501.9	-4456.7	-4390.7
B	-4497.1	-4452.0	-4385.9
C	-4534.1	-4488.9	-4422.9
D	-4529.4	-4484.2	-4418.1
E	-4528.2	-4483.0	-4417.0
F	-4526.6	-4481.4	-4415.4
H	-4526.8	-4481.6	-4415.6
I	-4518.7	-4473.6	-4407.5
K	-4524.8	-4479.6	-4413.6
L	-4522.1	-4476.9	-4410.8
<b>SVARs potenziali per Japan</b>			

Tabella 3: Criteri di informazione dei possibile SVARs per Japan

Il modello C è quello che ottimizza i criteri di informazione. Esso indica che è  $Y_t$  ad avere potere predittivo su  $P_t$ , che è economicamente plausibile. In questo caso  $CP_t$  ha potere predittivo su tutte le altre variabili, con l'eccezione del  $FF_t$ , che è economicamente plausibile e di cui è importante sottolineare che anche in questo caso lo strumento di policy dipende solo dal valore contemporaneo di  $CP_t$ .

La tabella 4 mostra le correlazioni fra gli errori strutturali, con un valore critico al 5% pari a circa 0,178. Anche in questo caso, sono tutte statisticamente non diverse da zero:

	$u^R$	$u^{FF}$	$u^Y$	$u^P$	$u^{CP}$
$u^R$	1	*	*	*	*
$u^{FF}$	0.043	1	*	*	*
$u^Y$	0.122	0.010	1	*	*
$u^P$	-0.064	0.148	-0.000	1	*
$u^{CP}$	-0.010	0.000	-0.002	-0.033	1

Tabella 4: correlazione tra errori strutturali per il modello Japan

Il likelihood-ratio per le cinque restrizioni sovra-identificative ha un p-value pari a 0,44. Infine, dobbiamo considerare l'UEM. L'AIC suggerisce due ritardi. La figura 7 mostra il risultante CIG:

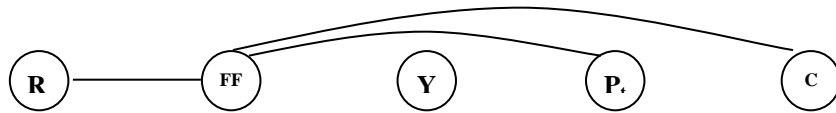


Figura 7: CIG derivato per EMU

$Y_t$  risulta esogeno al valore contemporaneo delle altre variabili presenti nel modello.  $FF_t$  è connesso a  $P_t$  e  $CP_t$ , ma ancor più interessante è la presenza di una significativa correlazione parziale tra lo strumento di policy dell'UEM  $R_t$  e il federal funds rate degli Stati Uniti. Molti sosterrrebbero che a priori potremmo dare una direzione alle relazioni che legano il federal funds rate alle altre variabili, ma vogliamo essere scettici, basandoci sui criteri di informazione nella scelta del miglior SVAR. Abbiamo  $2^3$  possibili SVARs come mostrati nella figura 8:

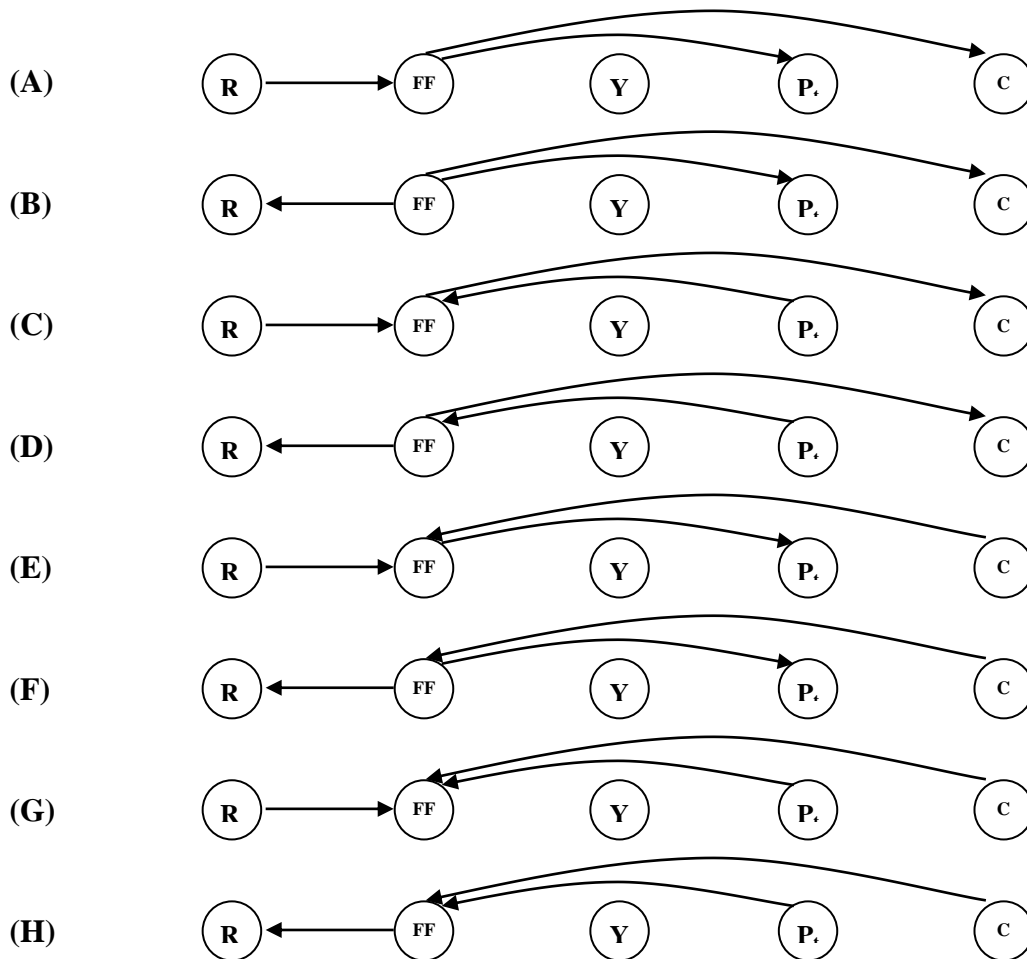


Figura 8: DAGS derivanti dal CIG in figura 7

Il modello C, E, G e H possono essere esclusi a causa della regola della moralizzazione. La tabella 5 mostra AIC, HIC e SIC dei quattro rimanenti SVARs:

MODEL	AIC	HIC	SIC
A	-4145.2	-4125.5	-4096.7
B	-4156.7	-4137.0	-4108.2
D	-4155.3	-4135.6	-4106.8
F	-4168.1	-4148.4	-4119.7
SVARs potenziali per EMU			

Tabella 5: Criteri di informazione dei possibile SVARs per EMU

i criteri di informazioni (modello F) mostrano che è il federal funds rate ad avere potere predittivo sul tasso di interesse UEM, come ci saremmo aspettati, evidenziando la coerenza del GM nel determinare le relazioni contemporanee a fini identificativi. Alcune perplessità potrebbero sorgere per il fatto che l'indice dei prezzi alla produzione dell'UEM ha potere predittivo sul federal funds rate: i prezzi tra i paesi più industrializzati hanno forti fattori in comune, che tende a sincronizzare il ciclo economico, vale a dire shock globali.

La tabella 6 mostra le correlazioni tra gli errori strutturali, con un valore critico al 5% pari a circa 0,178. Anche in questo caso, sono tutte statisticamente non diverse da zero:

	$u^R$	$u^{FF}$	$u^Y$	$u^P$	$u^{CP}$
$u^R$	1	*	*	*	*
$u^{FF}$	-0.011	1	*	*	*
$u^Y$	0.039	0.036	1	*	*
$u^P$	0.172	-0.022	0.026	1	*
$u^{CP}$	0.031	-0.000	0.058	0.0586	1

Tabella 2: correlazione tra errori strutturali per il modello EMU

Il likelihood-ratio test per le otto restrizioni sovra-identificative ha un p-value pari a 0,40. Ci sono alcuni importanti risultati da evidenziare. In primo luogo, questi risultati indicano che le decisioni dell'Autorità monetaria non dipendono dai valori contemporanei del PIL, né tantomeno dal deflatore del PIL. Per gli Stati Uniti e il Giappone, è determinato dal valore contemporaneo del prezzo delle materie prime. Il set informativo dell'autorità monetaria sembra essere condizionata dalla disponibilità di dati in termini di frequenza, dato che l'indice dei prezzi alla produzione è disponibile su base mensile, mentre il PIL e

deflatore del PIL sono disponibili a cadenza trimestrale con un certo ritardo. I risultati mostrano inoltre, che la decomposizione di Cholesky, dove ogni variabile contemporanea è collegata a tutte le altre variabili contemporanee del modello, non è adatta a scopi identificativi. Infine, sebbene in letteratura alcuni ricercatori hanno modellato l'UEM come una economia chiusa, si veda Smets e Wouters (2004), tra gli altri per un esempio, i nostri risultati confermano, in maniera differente, i risultati di Favero e Giavazzi (2008), che hanno dimostrato che la politica monetaria europea risponda alle variabili degli Stati Uniti: l'UEM non può essere probabilmente considerata un'economia chiusa, dato che presta una certa attenzione ai movimenti del federal funds rate.

## ***6-Conclusioni***

Sulla base dei modelli utilizzati, i nostri risultati sembrano essere in linea con Kim e Roubini (2000), piuttosto che con quanto ipotizzato da Christiano et al (1999 e 2005). Kim e Roubini sostengono che bisogna prendere in considerazione per il set informativo delle autorità monetarie il valore contemporaneo delle variabili disponibili con più alta frequenza.



## **Bibliografia**

- Bernanke, B. S. and A. S. Blinder (1992), "The Federal Funds Rate and the Channels of Monetary Transmission", *American Economic Review*, Vol. 82, No. 4, pp. 901-21.
- Bernanke, Ben S., (1986), "Alternative Explanations of the Money-Income Correlation", *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, Vol. 25, pp. 49-99.
- Blanchard, O. J. and M. W. Watson (1986), "Are Business Cycles All Alike?", in *The American Business Cycle: Continuity and Change*. R.J. Gordon, ed. Chicago: University of Chicago Press, pp. 123-56.
- Blanchard, O.J. and D. Quah (1989), "The dynamic effects of aggregate demand and supply disturbances", *American Economic Review*, Vol. 79, pp. 655-73.
- Christiano, L., M. Eichenbaum and C. Evans (1999). "Monetary policy shocks: What have we learned and to what end?", *Handbook of Macroeconomics*, M. Woodford and J. B. Taylor, Eds., North Holland: Amsterdam.
- Christiano, L., M. Eichenbaum, and C. Evans (2005), "Nominal Rigidities and the Dynamic Effects of a Shock to Monetary Policy", *Journal of Political Economy*, Vol. 113, No. 1, pp. 1-45.
- Darroch, J.N., S.L. Lauritzen, T.P. Speed (1980), "Markov fields and log-linear interaction models for contingency tables", *Annals of Statistics* Vol. 8, pp. 522-39.
- Dempster, A.P. (1972), "Covariance selection", *Biometrics* Vol. 28, pp. 157-75.
- Favero C.A. and Giavazzi, F. (2008), "Should the Euro Area Be Run as a Closed Economy?", *American Economic Review*, Vol. (98), No. 2, pp. 138-45.
- Favero, C.A. (2010), "The Econometrics of Monetary Policy. An Overview", T.C. Mills and K. Patterson Palgrave, *Handbook of Econometrics: Vol. (2), Applied Econometrics*, (forthcoming)
- Garratt, A, K. Lee, M.H. Pesaran, and Y. Shin (2003), "A Long run structural macroeconomic model of the UK", *Economic Journal*, Vol. 113, pp. 412-55.
- Giavazzi, F. and A. Giovannini (1988), "Limiting Exchange Rate Flexibility", MIT Press, Cambridge, MA.
- Granger C.W.J. and N.R Swanson,. (1997), "Impulse response functions based on a causal approach to residual orthogonalization in vector autoregressions", *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 92, pp. 357-367.
- Greene, W.H. (1993), "Econometric Analysis", Prentice-Hall, Englewood Cliffs New Jersey.
- Kilian, L. (2001), "Impulse response analysis in vector autoregressions with unknown lag order", *Journal of Forecasting*, Vol. 20, No. 3, pp. 161-179.

Kim, S. and N. Roubini (2000), "Exchange rate anomalies in the industrial countries: a solution with a structural VAR approach", *Journal of Monetary Economics*, Vol. 45, pp. 561–586.

Lucas, R. (1976), "Econometric Policy Evaluation: A Critique", *The Phillips Curve and Labor Markets*, K. Brunner and A. Meltzer, Eds, *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 1, American Elsevier: New York.

Oxley, L., G. Wilson, and M. Reale, (2009), "Constructing structural VAR models with Conditional Independence Graphs", *Mathematics and Computers in Simulations*, Vol. 79, No. 9, pp. 2910-2916.

Sims, C. A. (1980), "Macroeconomics and Reality", *Econometrica*, Vol. 48, No. 1, pp. 1-48.

Sims, C.A (1986), "Are Forecasting Models Usable for Policy Analysis", *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, Vol. 10, pp. 2-16.

Smets F. and R.Wouters (2004), "Forecasting with a Bayesian DSGE model. An application to the Euro Area", ECB working papers no. 389.

## **Gli effetti di uno shock di politica fiscale: is it all in the timing?**

### **abstract**

La letteratura empirica in ambito fiscale ha quasi unanimemente riconosciuto l'importanza degli effetti di anticipazione sulla politica fiscale. Ramey (2011) ha più volte mostrato che risultati differenti erano sempre dovuti a differenti modellazioni empiriche. In questo lavoro controllando per le dinamiche del debito, un gran numero di variabili e gli effetti di anticipazione crediamo che non è necessariamente vero che una volta tenuto conto degli effetti di anticipazione si ottengano risultati di stampo neoclassico. Il nostro lavoro attraverso l'utilizzo dei fattori, ci permette inoltre di inferire su un gran numero di variabili.

## ***1 – Introduzione***

In macroeconomia, non si è ancora raggiunto unanime accordo su quali siano le prescrizioni di policy in ambito fiscale. Sia dal punto di vista teorico che empirico, si assiste tuttora ad un vivo ed acceso dibattito. Oggetto della disputa è ciò che accade a variabili chiavi quali consumo e salari reali in seguito ad uno shock esogeno della spesa governativa, da cui dipendono in larga misura le prescrizioni di policy. Da un lato i teorici della Real Business Cycle (RBC) e più in generale della scuola neoclassica sostengono che uno shock di spesa governativa genera una riduzione di consumi e salari reali attraverso un effetto ricchezza negativo generato da un possibile aumento contemporaneo o futuro della tassazione che rende gli individui più poveri e che dunque consumeranno meno e saranno disposti a lavorare di più, cosa che a sua volta genera una riduzione dei salari (Baxter and King (1993)), implicando un moltiplicatore della spesa inferiore all'unità, per cui un aumento della spesa governativa non viene visto come strumento efficace in grado di stimolare l'economia. Dall'altro, Keynesiani ed alcuni più recenti modelli di equilibrio economico generale quali Linnemann (2006), Ravn et al. (2006) Galì et al. (2007)<sup>1</sup>, Corsetti et al. (2009) e Zubairy (2010) sostengono che in seguito ad un aumento della spesa governativa vi sia un aumento del consumo, con output che aumenta in misura più che proporzionale rispetto all'aumento della spesa governativa e dove quest'ultima viene dunque vista con un certo favore quale strumento in grado di stimolare l'economia.

Dal punto di vista empirico vi è grosso modo una disputa simile con autori quali Ramey e Shapiro (1998), Edelberg et al. (1999), Burnside et al. (2000) ed Eichenbaum e Fisher (2005) e più recentemente Ramey (2011), che mostrano come in seguito ad un aumento della spesa vi sia una riduzione del consumo e dei salari reali. Dall'altra, autori quali Fatas e Mihov (2001), Blanchard e Perotti (2002) e Monacelli e Perotti (2008) che mostrano invece come in seguito ad un aumento della spesa vi sia un aumento di consumi e salari reali. Una differenza sostanziale che caratterizza i due filoni risiede nell'approccio empirico utilizzato. Da un lato Ramey e Shapiro (1998), Edelberg et al. (1999), Burnside et al. (2000), Eichenbaum e Fisher (2005) e Ramey (2011) utilizzano l'approccio narrativo, dove con l'eccezione di Ramey (2011) vengono introdotte delle dummy nei modelli Vettoriali Autoregressivi (VAR)<sup>2</sup> in

---

<sup>1</sup> Galì et al. (2007) incorporano nel loro modello di equilibrio economico generale anche ipotesi di stampo prettamente keynesiano.

<sup>2</sup> Con l'eccezione di Ramey e Shapiro (1998) dove l'approccio è di tipo univariato.

corrispondenza delle cosiddette “war dates”, che corrispondono ai più significativi annunci effettuati dagli Stati Uniti in termini di armamenti e che hanno implicato in seguito un significativo aumento della spesa pubblica. L'altro filone ha invece fatto ricorso ai Vettori Auto-Regressivi strutturali (SVAR), dove la valutazione empirica degli effetti di policy viene basata sui residui statistici.

Leeper et al. (2008) reintroduce nell'ambito della teoria macroeconomica gli effetti dell'anticipazione da parte degli agenti privati di variazioni della politica fiscale, dovute a ritardi da parte delle autorità pubbliche tra il momento in cui si decide di intervenire ed effettiva implementazione di tale variazione<sup>3</sup>, che fa sì che da un punto di vista analitico nell'ambito dei SVAR vi sia un problema di invertibilità che non consente di fare inferenza strutturale attraverso le funzioni di risposta all'impulso e da un punto di vista più prettamente economico non è in grado di tener conto anche delle dinamiche generate dagli effetti di anticipazione da parte degli agenti. Problema a cui non si presta l'approccio narrativo, dato che le dummy vengono introdotte al momento degli annunci di variazione di policy esogeni.

Nei modelli VAR, si assume che le dinamiche dell'economia siano guidate da un numero relativamente piccolo di variabili. Il motivo principale di tale assunzione è l'enorme proliferazione di parametri che è richiesto man mano che si introducono nuove variabili, con la conseguente perdita di gradi di libertà. Tale vincolo può comportare una stima distorta dei parametri (vedi Bernanke et al. (2005)), dando inoltre luogo al problema degli shock strutturali non fondamentali che non possono conseguentemente essere derivati nel VAR (vedi Hansen e Sargent, (1991) e Lippi e Reichlin (1993)). Da un punto di vista più prettamente economico è probabile che le autorità governative per fare inferenza sullo stato dell'economia utilizzino un gran numero di variabili, ciò richiede da parte dell'econometrico un approccio simile. Il recente utilizzo dei VAR aumentati dei fattori (FAVAR) permette di ovviare a tale problema, dove i fattori distillano informazioni contenute in un gran numero di variabili, permettendo allo stesso tempo di mantenere il modello parsimonioso.

Scopo del presente lavoro è misurare quali siano gli effetti della politica fiscale, in particolar modo per ciò che riguarda il consumo ed il salario reale, tenuto conto degli effetti di anticipazione che nell'ambito della politica fiscale riteniamo quantomeno plausibili, dati gli inevitabili ritardi esistenti tra il momento della decisione ed il momento dell'effettiva implementazione dell'azione fiscale che può dar luogo ad un anticipo e possibili immediate reazioni da parte degli agenti a tali mosse, che non possono essere catturate nei SVAR. A tal fine utilizzeremo misure che tengano conto degli effetti dell'anticipazione. Per tener conto

---

<sup>3</sup> Hansen e Sargent (1991) sono i primi a intravedere tale possibilità

del possibile gap esistente tra le informazioni in possesso dell'econometrico che fa uso dei VAR tradizionali e del più ricco set informativo di cui fanno uso gli agenti che interagiscono nell'economia, faremo uso della recente estensione dei VAR, dove vengono incluse nel processo generatore dei dati i cosiddetti fattori, basata sull'analisi delle componenti principali.

## ***2 - La Letteratura***

I modelli di Real Business Cycle (RBC), come mostrato ad esempio da Baxter e King (1993), predicono in seguito ad un aumento della spesa governativa una diminuzione del consumo e del salario reale. Ciò è dovuto alla presenza di consumatori forward-looking ottimizzanti ricardiani e dunque consapevoli che lo stato deve prima o poi onorare il debito contratto, i quali si aspettano in seguito ad un aumento della spesa governativa non finanziata attraverso un contemporaneo aumento delle tasse, un suo aumento futuro, la qual cosa per via dell'effetto ricchezza li rende più poveri, inducendoli a risparmiare di più e di conseguenza a consumare meno, ed allo stesso tempo ad offrire più lavoro, la qual cosa riduce il salario reale. Dall'altro lato, le teorie keynesiane sostengono che un aumento della spesa governativa ha un effetto positivo sul consumo. Tale differenza nelle predizioni dei due modelli teorici risiede soprattutto nelle assunzioni che vengono fatte riguardo il comportamento degli agenti. Per i neoclassici i consumatori sono degli agenti ottimizzanti forward-looking che incorporano la condizione di trasversalità che lo stato deve rispettare per ciò che riguarda il debito pubblico e dunque ricardiani, mentre per i keynesiani, il consumo dipende solo dalla quantità di reddito disponibile e dunque sono non ricardiani, sebbene più di recente nell'ambito dei modelli dinamico-stocastici di equilibrio generale forward-looking, alcuni modelli hanno mostrato che anche con consumatori ricardiani è possibile ottenere sia un aumento del consumo che del salario reale (vedi Linnerman (2006), Ravn et al. (2006), Corsetti et al. (2009) e Zubairy (2010)).

Le prime analisi empiriche sui possibili effetti di una variazione della spesa governativa, concordano con le predizioni degli esponenti della RBC. Ramey e Shapiro (1998)<sup>4</sup> misurano gli effetti della spesa governativa discrezionale ricorrendo ad un approccio di tipo narrativo<sup>5</sup>.

---

<sup>4</sup> In date coincidenti con annunci di significativi aumenti della spesa militare vengono introdotte dagli autori delle dummy nel modello statistico utilizzato.

<sup>5</sup> Hamilton (1995) è stato il primo ad introdurre tale approccio, dove gli shock piuttosto che basarsi su residui statistici, vengono fatti coincidere con determinate date che si ritengono pertinenti al fine di identificare lo shock di interesse.

Il limite nel loro lavoro risiede nel fatto che adottano un approccio statistico di tipo univariato. Limite che viene successivamente superato da Edelberg ed altri (1999) e con successive modifiche da Burnside ed altri (2000) ed Eichenbaum e Fisher (2005). Essi unanimemente raggiungono le stesse conclusioni: uno shock di spesa governativa genera un aumento dell'output e degli investimenti non residenziali, mentre investimenti residenziali, consumo e salari reali diminuiscono, in linea con quanto predetto dai modelli di ciclo economico appartenenti al filone neoclassico. Un altro filone della letteratura empirica utilizza invece i VAR strutturali senza dunque ricorrere all'approccio di tipo narrativo. Fatas e Mihov (2001) e Blanchard e Perotti, sebbene sulla base di ipotesi differenti riguardo le relazioni strutturali governanti l'economia, trovano che in seguito ad uno shock esogeno della spesa governativa vi sia un aumento del consumo e del salario reale in linea con i modelli di stampo keynesiano. Mountford and Uhlig (2008) con un approccio identificativo di tipo differente, basato su restrizioni sui segni delle risposte all'impulso mostrano che la risposta del consumo è trascurabile e statisticamente significativa solo nei primissimi trimestri.

Argomento centrale nel dibattito che si è avuto negli ultimi anni, dovuto ad un primo lavoro di Hansen e Sargent (1991) e successivamente ripreso da Leeper ed altri (2008), è costituito dai cosiddetti "anticipation effects" e più specificamente nell'ambito della politica fiscale, dal "fiscal foresight". In pratica, i VAR strutturali che basano la loro analisi sui residui statistici, non tengono conto del fatto che gli agenti possano anticipare gli shock di politica fiscale, fenomeno ritenuto quantomeno plausibile, dati i tempi tecnici richiesti dall'iter parlamentare, che fanno sì che tra decisione (annuncio) ed implementazione di una determinata azione di governo vi sia un significativo lasso di tempo, la qual cosa dal punto di vista analitico, così come discusso da Leeper ed altri (2008), dà luogo ad un problema di non invertibilità del VAR, invertibilità necessaria ad identificare gli shock nei VAR strutturali. Con l'approccio di tipo narrativo non è invece richiesta tale inversione, sormontando così il problema. Monacelli e Perotti (2008) adottano una variante dell'approccio narrativo di Ramey-Shapiro (1998), facendo sì che ogni episodio considerato da Ramey e Shapiro come significativo in termini di aumento della spesa governativa militare possa avere una forma ed intensità differente. In tal modo riescono a dimostrare che il consumo aumenta e non diminuisce in seguito ad uno shock della spesa governativa militare. Ramey sottolinea però come gli stessi VAR strutturali soffrano dello stesso problema, ossia la risposta all'impulso mostrata nei VAR strutturali non sia altro che una media basata sull'intero sample e non si permetta anche in quel caso di avere una differente forma ed intensità lungo il sample.

La stessa Ramey afferma successivamente (2011) che l'approccio dummy da lei precedentemente utilizzato è in grado di risolvere il problema del timing, ma lo fa in maniera piuttosto rudimentale. Ed è per questo che adotta un approccio narrativo molto più elaborato, che sia in grado di cogliere sia il timing ed allo stesso tempo sia molto più ricco di dati. Essa si basa su un'idea adottata da Romer e Romer (2007), costruendo gli shock della spesa militare basata sugli annunci effettuati su una rivista di respiro nazionale quale *Business Week*. Ancora una volta Ramey dimostra che consumo e salario reale, variabili chiave per discriminare in ultima istanza tra modelli teorici neoclassici e keynesiani, diminuiscono in seguito ad uno shock alla spesa governativa militare. Forni e Gambetti e Sola e altri (2011) hanno mostrato come tenendo conto degli anticipation effects si possano ottenere risultati opposti a quelli di Ramey.

### ***3 - Metodologia Empirica***

#### ***3.1 Struttura del FAVAR***

Convenzionalmente, nei modelli VAR, si assume che le dinamiche dell'economia siano guidate da un numero relativamente piccolo di variabili  $Y$  ( $M \times 1$ ). Tale VAR viene poi utilizzato o a fini previsivi o per metterne in luce le relazioni strutturali. La scelta di utilizzare un numero relativamente piccolo di variabili è principalmente dovuta alla proliferazione di parametri che si avrebbe se si utilizzassero ad esempio 40 o 50 variabili. I modelli fattoriali il cui primo utilizzo risale a Geweke (1977), permettono di "distillare" l'informazione contenuta in un gran numero di variabili in pochi fattori, cosa che permette di mantenere un modello parsimonioso. Forni e Reichlin (1998), Stock e Watson (1999, 2002) e Bernanke e Boivin (2003), lo hanno poi reso popolare nell'ambito macroeconomico, mentre più specificamente, l'estensione ai modelli VAR è dovuta a Bernanke, Boivin ed Elias (2005) e Stock e Watson (2005).

Il problema che si pone nello stimare le sole variabili  $Y$  in contesto multivariato è dovuto al fatto che queste potrebbero non catturare tutte le informazioni disponibili in contesto economico. L'aggiunta dei fattori può dunque ovviare a tale problema e permettere una migliore modellazione dinamica delle  $Y$ . Dal punto di vista teorico, i fattori potrebbero rappresentare concetti quali output potenziale, condizioni del credito, pressione dei prezzi,



concetti che non possono essere rappresentate da singole variabili, quanto piuttosto da un gran numero di variabili.

La seguente equazione di transizione è stata definita in letteratura da Bernanke, Boivin ed Elias (2005) modello FAVAR (*factor-augmented vector autoregression*):

$$\begin{bmatrix} F_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \phi(L) \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + v_t \quad [1]$$

L'equazione 1 rappresenta la forma ridotta di un VAR in  $(F_t, Y_t)$ , dove vi sono sia variabili osservabili che non osservabili e dove  $v_t$  rappresenta il termine di errore con media 0 e matrice di covarianza Q. Il modello VAR in Y è un modello annidato nella specificazione FAVAR, la qual cosa permette di stabilire quale sia il contributo dei fattori. Per inferire sui fattori, che sono non osservabili, si hanno in genere a disposizione osservazioni su un gran numero di variabili X (TxN), dove N è un numero abbastanza grande e sicuramente più grande del numero di fattori K. In seguito assumeremo che le variabili X sono connesse ai fattori ed alle variabili Y nel modo specificato dalla seguente equazione di osservazione:

$$X_t = \Lambda^f F_t + \Lambda^y Y_t + e_t \quad [2]$$

dove  $\Lambda^f$  rappresenta la NxK matrice di factor loadings,  $\Lambda^y$  è NxM ed  $e_t$  un termine di errore a media zero con un piccolo ammontare di cross-correlation<sup>6</sup>. Con l'equazione 2 si assume che  $Y_t$  e  $F_t$  rappresentano forze comuni nel guidare la dinamica delle  $X_t$ . Così com'è l'equazione di osservazione sembrerebbe assumere che le  $X_t$  dipendano solo dai valori correnti  $F_t$ , ma in pratica  $F_t$  può contenere anche un numero arbitrario di ritardi dei fattori. Tale equazione di osservazione è stata definita da Stock e Watson (1998) modello fattoriale dinamico.

Da un punto di vista più prettamente teorico possono presentarsi diverse situazioni. Può darsi che le autorità governative osservino tutte le variabili in grado di governare le dinamiche dell'economia (Y), mentre l'econometrico no. In tal caso, al fine di non avere stime distorte, l'econometrico può ricorrere ad una struttura FAVAR, in cui sono presenti le variabili Y che ha a disposizione più un certo numero di fattori F estratti da un gran numero di variabili X,

<sup>6</sup> Nel nostro lavoro faremo uso delle componenti principali per ciò che riguarda la stima. Quest'ultima fa sì che vi sia un certo ammontare di cross-correlation, che comunque svanisce nel momento in cui N tende ad infinito.

che è preferibile all'inserire direttamente le variabili  $X$  nel modello, dato che quest'ultima opzione farebbe perdere un gran numero di gradi di libertà.

Per identificare lo shock di politica fiscale, nel nostro lavoro non sarà necessario conoscere le relazioni strutturali governanti l'economia, sulle quali si può rimanere agnostici, quanto piuttosto trovare una specificazione che consente di identificare il solo shock di interesse. Il nostro approccio è basato sulle componenti principali.

### ***3.2 -Stima ed Identificazione***

Vi sono in letteratura due differenti strategie per stimare i modelli FAVAR. Una basata sulle componenti principali e l'altra di tipo bayesiano. Illustreremo in seguito la sola tecnica basata sulle componenti principali, dato che rappresenta quella utilizzata in questo lavoro<sup>7</sup>.

L'approccio basato sulle componenti principali si deve al lavoro di Stock e Watson (2002), sebbene per fini previsionali. Esso consiste nell'estrarre le  $K$  componenti principali di  $X$ , dove  $K$  rappresenta il numero di fattori. Sebbene nella prima fase le  $Y$  non entrano nelle  $X$ , da cui le componenti principali vengono estratte, quando  $N$  è abbastanza grande ed il numero di componenti principali utilizzati è pari quantomeno al vero numero di fattori, le componenti principali sono in grado di poter rappresentare i potenziali fattori non osservabili: le componenti principali rappresentano combinazioni lineari sia dei fattori che delle  $Y$ . Ai fini identificativi potrebbe essere necessario, come mostrato da Bernanke et al. (2005), eliminare la dipendenza dalle componenti principali dalle  $Y$ . Nel nostro caso specifico, ciò non rappresenta un problema, dato che la variabile utilizzata per valutare shock di spesa governativa è esogena all'attività economica e non può dunque essere recuperata nel momento in cui si estraggono le componenti principali<sup>8</sup>. Nella seconda fase si utilizzano delle tecniche standard, sebbene la presenza di "regressori generati" richiedono che gli intervalli di confidenza delle funzioni di risposta ad impulso siano ottenute attraverso una procedura bootstrap, che tenga conto dell'incertezza dovuta alla stima dei fattori. Tale approccio è semiparametrico, dato che esso non impone nell'equazione di osservazione la struttura di un modello parametrico dove vengono invece fatte delle precise assunzioni distribuzionali.

---

<sup>7</sup> Vedi Bernanke et al. (2005) per una illustrazione del metodo bayesiano.

<sup>8</sup> Come vedremo in maggior dettaglio in seguito, la variabile utilizzata è la stessa adottata da Ramey (2011) e cioè costituita da News sulla futura spesa militare negli Stati Uniti.

Per ciò che riguarda l'identificazione, si presentano in tale set-up due diversi problemi. Uno ha a che fare con i fattori nell'equazione di osservazione, che richiede una certa normalizzazione. L'altra riguarda l'identificazione dello shock strutturale. L'equazione di osservazione, così come descritta in precedenza non è identificata. Infatti, assumendo che  $\hat{\Lambda}^f$  e  $\hat{F}_t$  rappresentano la soluzione al problema della stima, è sempre possibile definire un  $\tilde{\Lambda}^f = \hat{\Lambda}^f H$  e un  $\tilde{F}_t = H^{-1} \hat{F}_t$ , dove  $H$  è una matrice non singolare  $K \times K$  e che quindi allo stesso modo soddisfa l'equazione di osservazione. Verrà dunque utilizzata la normalizzazione standard che si ha per le componenti principali:  $C'C/T = I$  dove  $C' = [C(F_1, Y_1), \dots, C(F_T, Y_T)]$ , la qual cosa implica che  $\hat{C} = \sqrt{T} \hat{Z}$  e dove le  $\hat{Z}$  sono gli autovettori dei  $K$  più grandi autovalori ordinati in senso decrescente.

#### **4 - Dati**

L'approccio FAVAR qui utilizzato permette di considerare nell'equazione di transizione (1), oltre ai fattori ricavati attraverso le componenti principali, anche delle variabili esplicite.

Le variabili esplicite considerate nel modello sono quelle in grado di generare le dinamiche di debito-deficit, che secondo Favero e Giavazzi (2007) rappresentano il minimal set da prendere in considerazione nell'ambito dell'analisi della politica fiscale. Il sample e le variabili esplicite prese in considerazione sono le stesse utilizzate da Favero e Giavazzi (2011), ossia, per quanto riguarda le variabili utilizzeremo il costo medio nominale del debito pubblico, il tasso di inflazione, valore reale dell'output, delle entrate governative e della spesa pubblica al netto degli interessi<sup>9</sup>. Il sample è 1950:1-2007:4.

Defense news è la variabile utilizzata per analizzare gli shock di politica fiscale. La sua costruzione per gli US si deve a Ramey (2011)<sup>10</sup>. Defense news cerca di anticipare la spesa governativa in spese militari, collocandola al momento in cui essa viene annunciata, ed è quindi costituita dal valore presente atteso della spesa militare<sup>11</sup>. La scelta di tale variabile è dovuta a due ragioni. In primo luogo essa cerca di ovviare al problema del fiscal foresight, (vedi Leeper 2008), dove a causa di ritardi legislativi nell'implementazione della politica fiscale, i forward-looking agenti privati anticipano la futura azione governativa. In secondo

---

<sup>9</sup> Dati e routines per replicare i risultati sono direttamente scaricabili al sito di Favero Carlo.

<sup>10</sup> Tale serie è direttamente scaricabile sul sito di Ramey Valerie.

<sup>11</sup> Ramey utilizza il Business Week per costruire defense news.

luogo Ramey mostra come la spesa militare riesce a spiegare la maggior parte della varianza della spesa governativa.

Infine, il nostro approccio, ci permetterà di derivare le funzioni di risposta all'impulso anche per le variabili<sup>12</sup> da cui sono estratti i fattori, attraverso una serie di sostituzioni, data la loro relazione diretta con i fattori e le variabili esplicite presente nell'equazione di osservazione (2), dove quest'ultime vengono dinamicamente modellate nell'equazione di transizione (1).

## **5 - Risultati**

La stazionarietà delle variabili da cui sono estratti i fattori è stata testata con il metodo proposto da Dickey and Fuller (1979) e Kwiatkowski et al. (1992). Mentre il numero di fattori da utilizzare è stato testato con il metodo di Bai ed NG (2002), test che ha indicato la presenza di 5 fattori. Per quanto riguarda gli intervalli di confidenza delle funzioni di risposta all'impulso, sono state derivate con metodo bootstrap proposto da Hall (1992). Le funzioni di risposta all'impulso sono presentate nella figura 1, dove sono prese in considerazione la risposta ad uno shock esogeno di defense news, variabile utilizzata come proxy della spesa governativa, vengono inoltre mostrate le risposte di impulso di solo una parte delle variabili da cui sono estratte i fattori. Gli intervalli di confidenza mostrati sono al 68%.

Defense news, ha una reazione immediata per poi tornare a livello iniziale nell'arco di due trimestri, risposta ritenuta plausibili, data la presenza nella serie di innumerevoli valori nulli. Il costo del debito non sembra essere influenzato dallo shock, mentre output e spesa governativa iniziano ad aumentare rispettivamente dopo 4 e 2 trimestri, mantenendo in maniera persistente un valore elevato al di sopra dello steady state. Tra il quarto ed il decimo trimestre sembra esserci un lieve calo del tasso di inflazione. La tassazione aumenta, per cui l'aumento della spesa governativa, sembra essere mediamente stata accompagnata da un aumento della tassazione. Il rischio di insolvenza assegnato dalle società di rating (AAA) sembra subire una certa influenza, riducendosi per i primi 10 periodi. I prestiti destinati al settore produttivo (BUSLOANS) aumentano, dato il chiaro stimolo all'attività produttiva ottenuto con un aumento della spesa governativa. I prestiti al consumo (consumer) sono influenzati positivamente da un aumento della spesa governativa. L'indice dei prezzi al consumo di tutti i beni (CPIAUCSL) diminuisce, in linea con il fenomeno osservato per ciò

---

<sup>12</sup> Dettagli sulle variabili utilizzate per estrarre le componenti principali sono in appendice.

che riguarda il tasso di inflazione. L'ammontare di banconote in circolazione (CURRSL) ed il risparmio lordo (GSAVE) non sembrano essere influenzati da un aumento della spesa governativa. Le ore lavorate nel settore commerciale (HOABS) subiscono un deciso aumento mantenendosi in maniera persistente su livelli elevati. I prestiti totali delle banche commerciali (LOANS) così come precedentemente osservato per i prestiti al settore produttivo assistono ad un deciso aumento. Vi è un certo aumento degli impiegati del settore manifatturiero (MANEMP), fenomeno osservabile tra il terzo e l'ottavo trimestre, mentre l'indice dei prezzi alla produzione (PFCGEF), esclusi i beni alimentari, indici per caratteristica anticipatori rispetto all'inflazione, subiscono un lieve calo nei primi trimestri. I disoccupati oltre le 15 settimane dopo un lieve aumento iniziale subiscono una decisa riduzione.

Le variabili di seguito discusse, sono le stesse utilizzate nell'analisi di Ramey (2011)<sup>13</sup>, differentemente da Ramey però, in questo lavoro sono state incluse nell'equazione fattoriale, abbiamo inoltre considerato un modello differente per quanto riguarda le variabili esplicite, scelte per tener conto delle dinamiche del debito ed abbiamo aumentato il modello di un certo numero di fattori onde ovviare ai problemi legati all'omissione di variabili. Sia il consumo aggregato (IRCONS), che le sue componenti, differentemente da quanto osservato da Ramey, aumentano in maniera decisiva in seguito ad un aumento della spesa governativa. Investimenti residenziali (IRRES) e non (IRNRI) risultano essere influenzati positivamente da un aumento della spesa governativa. Fenomeno osservabile anche per le ore lavorate totali (TOT HOURS), sebbene dopo un lieve calo iniziale. I salari reali del settore manifatturiero (IRWMA) subiscono un decisivo aumento.

---

<sup>13</sup> Tali dati sono scaricabili sul sito di Valerie Ramey.

## **6 -Conclusioni**

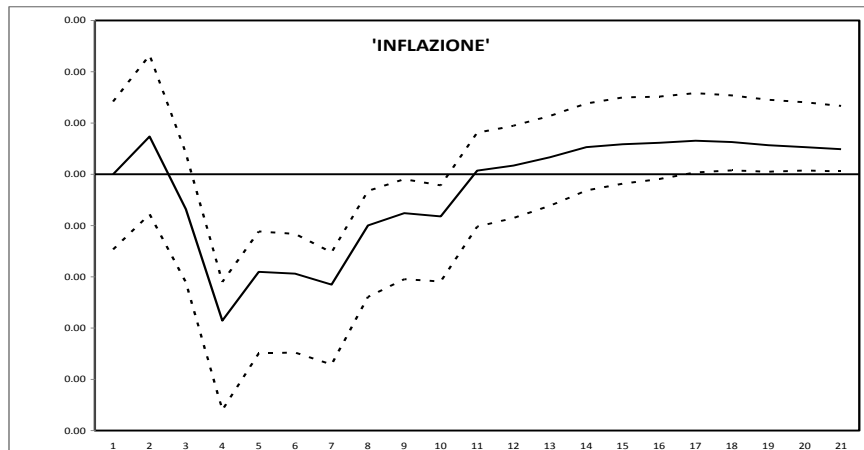
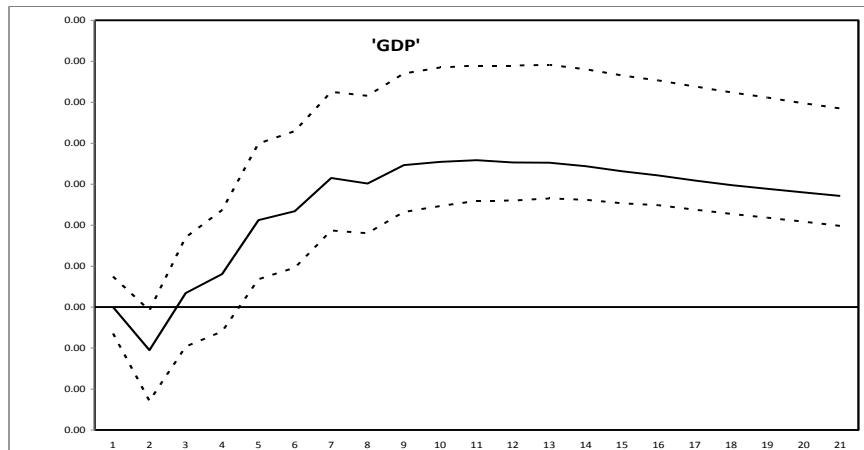
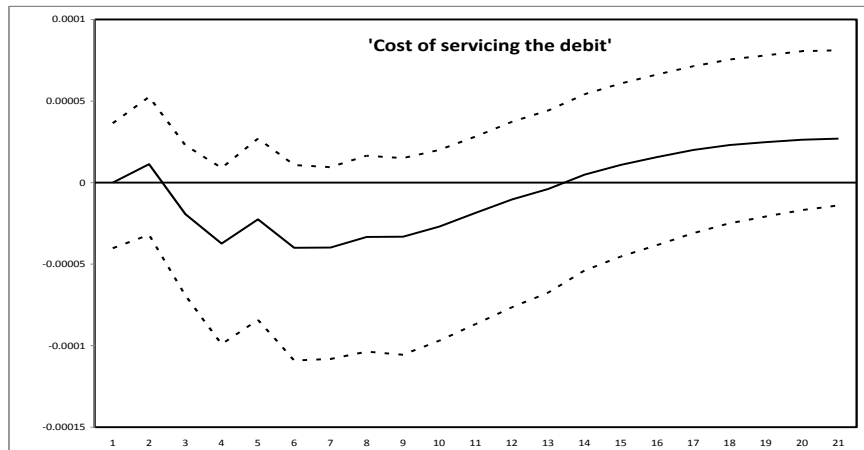
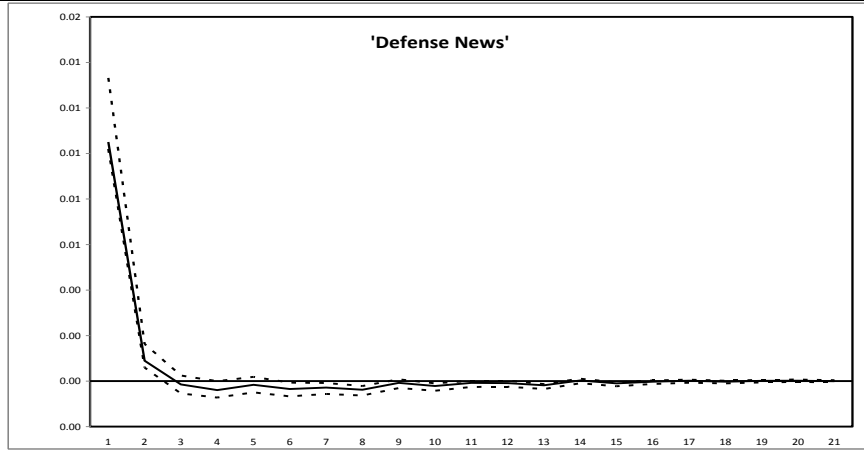
Negli ultimi anni, sembra esserci stata una certa convergenza nel ritenere gli effetti di anticipazione, un fenomeno non trascurabile nell'ambito della politica fiscale. Ramey ha sempre preso in seria considerazione tale fenomeno sostenendo e mostrando anche attraverso la simulazione di modelli teorici che i risultati ottenuti attraverso i VAR strutturali ottenevano risultati differenti in quanto mancavano il "timing" dell'azione fiscale. Questo lavoro si è proposto, anche attraverso l'utilizzo di un modello maggiormente ricco di informazioni, di vedere se i risultati di Ramey fossero robusti ad una diversa specificazione del modello base, che nel nostro caso ha voluto tenere conto in maniera diretta della dinamica del debito ed ha cercato di racchiudere in pochi fattori, le informazioni derivanti da un gran numero di variabili. C'è da dire, che abbiamo anche utilizzato, a causa di disponibilità di dati, un sample differente rispetto a quello di Ramey. I risultati sembrano però andare nell'opposta direzione. In pratica, tenuto conto di una diversa e più ricca specificazione e considerato un sample differente, i nostri risultati mostrano che consumo e salario reale aumentano e che dunque, anche se tiene conto del timing dell'azione fiscale, sembra sia possibile raggiungere risultati contraddittori, diversamente da quanto asserito da Ramey. Molto probabilmente, a causa di break strutturali, che possono riguardare aspetti istituzionali, di policy e lo stesso comportamento degli agenti privati, giocano un ruolo di non poco conto, implicando moltiplicatori della spesa e reazioni dei consumatori che possono essere differenti nel tempo. Questa rappresenta probabilmente la direzione da intraprendere, cercando di modellare una reazione agli shock che possa cambiare nel tempo, per poi cercare di capire attraverso l'uso di modelli più strutturali, quali i dynamic stochastic general equilibrium model, cosa possa essere cambiato nel meccanismo di trasmissione al fine di poter implementare nuove azioni fiscali con una maggiore efficacia.

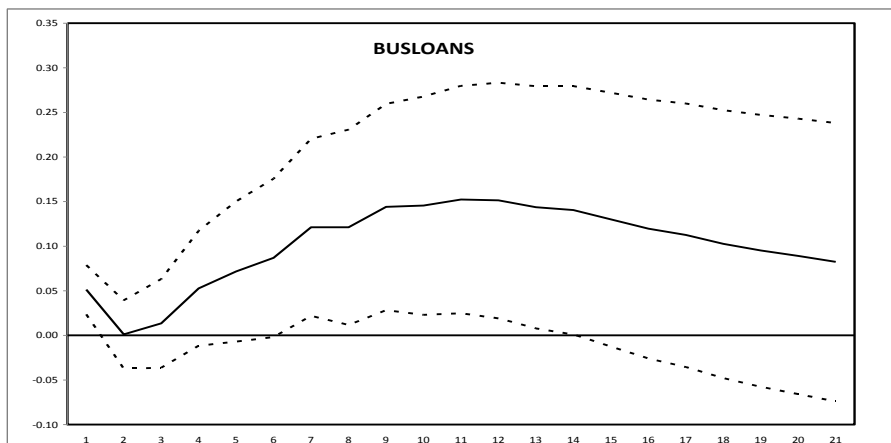
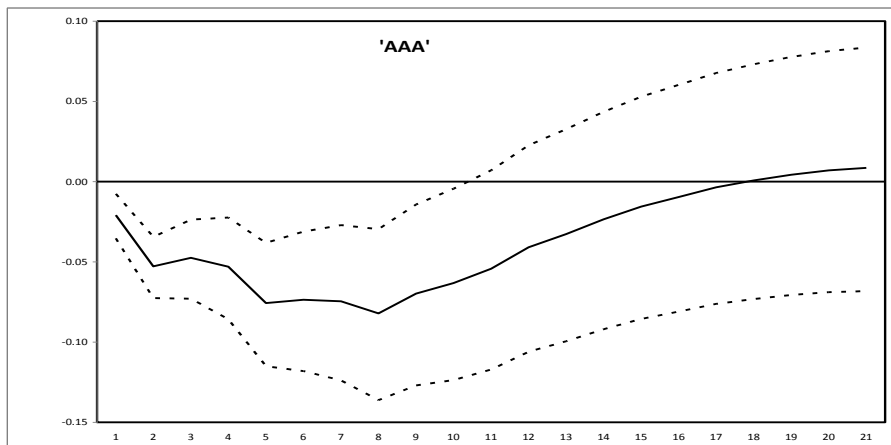
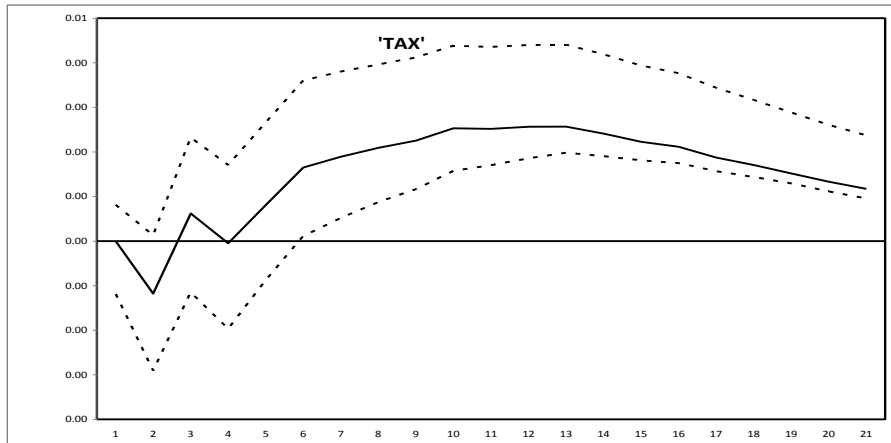
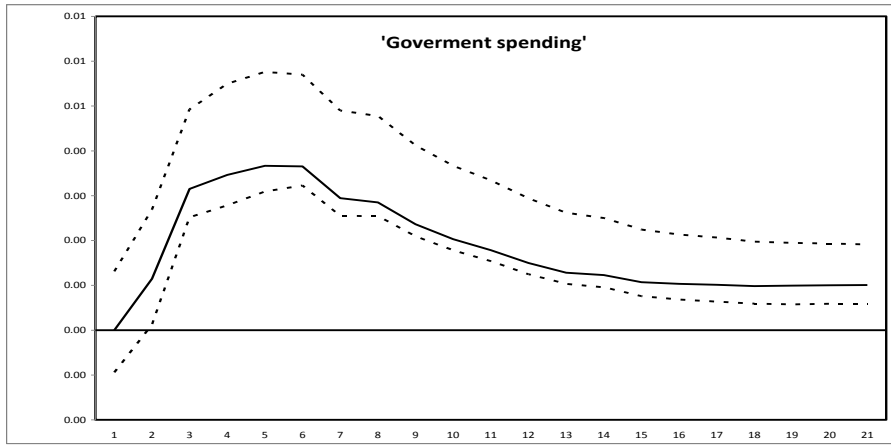
## **Bibliografia**

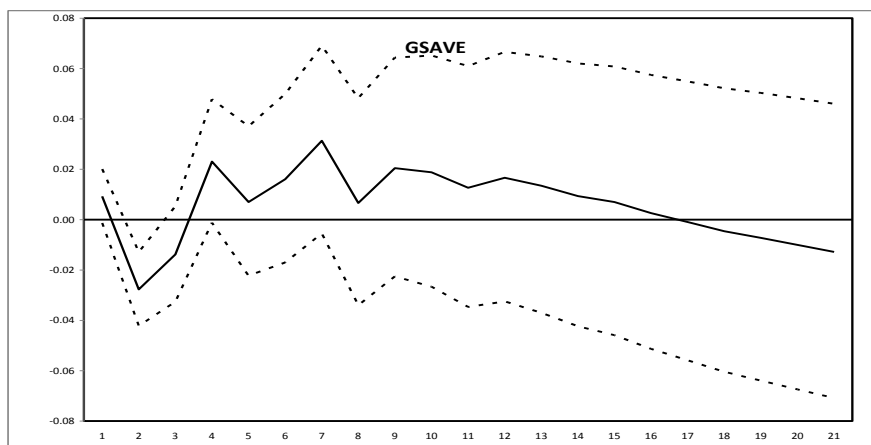
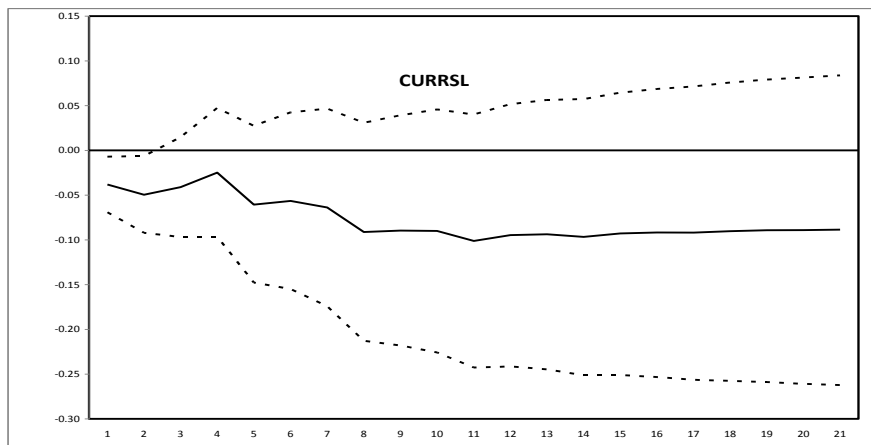
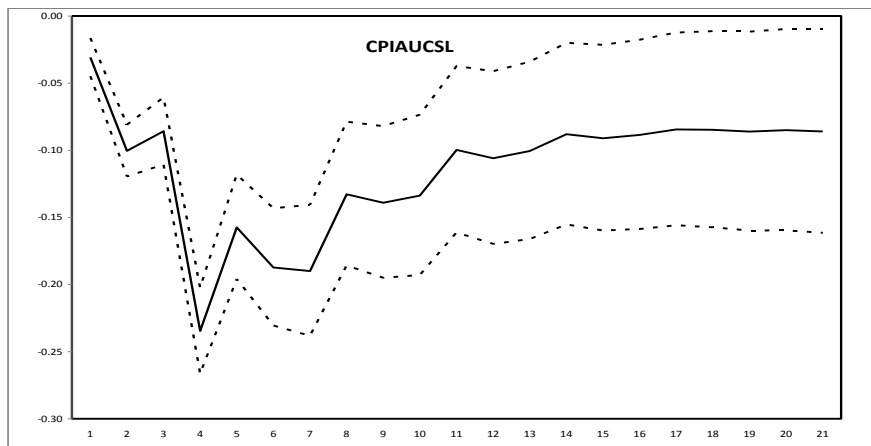
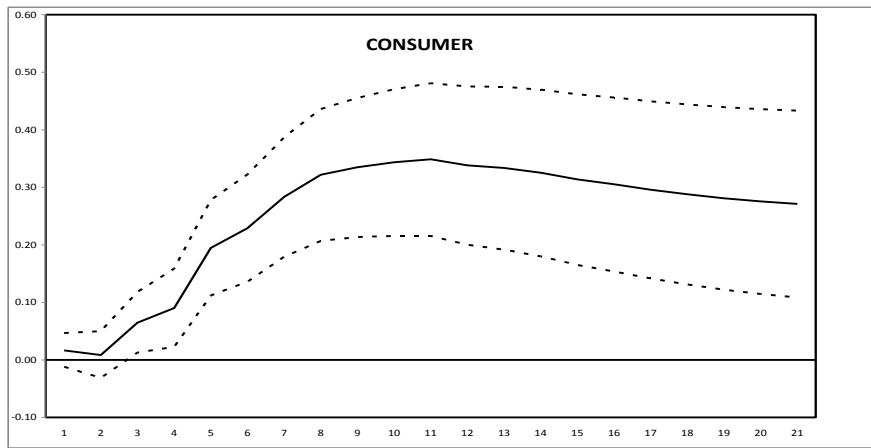
- Bai, J., Ng, S., (2002) “Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models”, *Econometrica*, 70 (1).
- Baxter, M. and King, R. (1993), “Fiscal policy in general equilibrium”, *The American Economic Review*, Vol. 83, No. 3, pp. 315–334.
- Bernanke, B. and Boivin, J. (2003), “Monetary policy in a data-rich environment”, *Journal of Monetary Economics*, N. 50, pp. 525-546.
- Bernanke, B., Boivin, J. and Elias, P. (2005), “Measuring monetary policy: A Factor augmented vector autoregressive (FAVAR) approach”, *Quarterly Journal of Economics*, N.120, pp. 387-422.
- Blanchard, O. and Perotti, R. (2002). “An empirical characterization of the dynamic effects of changes in government spending and taxes on output”, *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 117, No. 4, pp. 1329–68.
- Burnside, C., Eichenbaum, M. and Fisher, J. (2000), “Assessing the effects of fiscal shocks”, *NBER Working Papers*, No. 7459.
- Corsetti G., Meier A. and G. J. Muller (2009), “Fiscal Stimulus with Spending Reversals”, IMF Working Paper N.09106.
- Dickey, D. A., Fuller, W. A., (1979), “Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root”, *Journal of the American Statistical Association* 74 (366).
- Edelberg, W., Eichenbaum, M. and Fisher, J. (1999), “Understanding the effects of a shock to government purchases”, *Review of Economics Dynamics*, No. 2, pp. 166–206.
- Eichenbaum, M. and Fisher, J. D. M. (2005), “Fiscal policy in the aftermath of 9/11”, *Journal of Money, Credit and Banking*, Vol. 37, No. 1, pp. 1–22.
- Fatas, A. and Mihov, I. (2001), “The effects of fiscal policy on consumption and employment: theory and evidence”, *CEPR Discussion Papers*, No. 2760.
- Favero, C. e Giavazzi, F. (2007), “Debt and the Effects of Fiscal Policy”, FRB working paper, No. 07-04.
- Favero, C. e Giavazzi, F. (2011), “Reconciling VAR based and narrative measure of the tax multiplier”, *American Economic Journal*, Forthcoming.
- Forni, M. and Reichlin, L. (1998), “Let’s get real: A factor analytic approach to disaggregated business cycle dynamics”, *Review of Economic Studies*, N. 65, pp. 453-473.
- Geweke, J. (1977), “The dynamic factor analysis of economic time series”, in *Latent Variables in Socio-economic Models*, edited by D. Aigner and A. Goldberger, Amsterdam, North Holland.

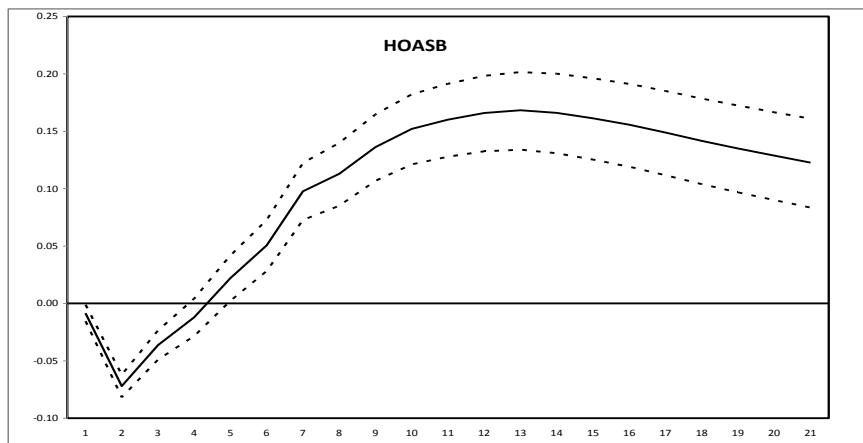
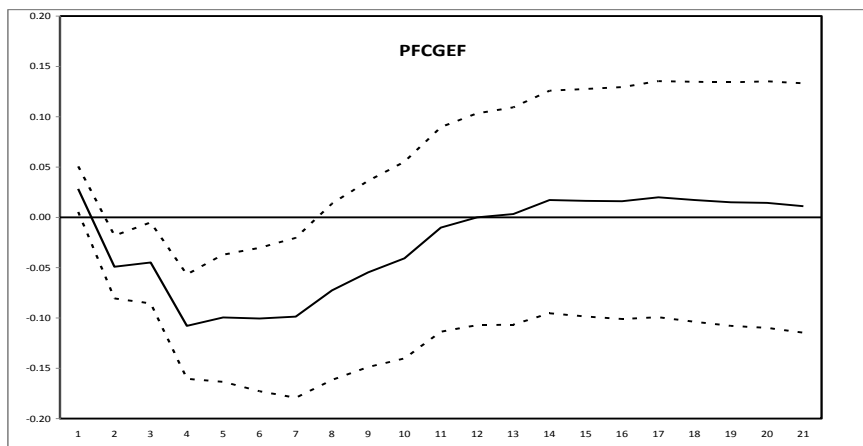
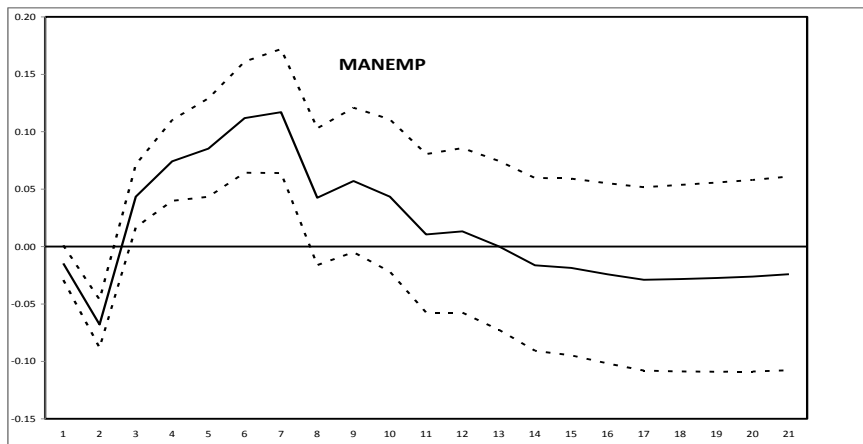
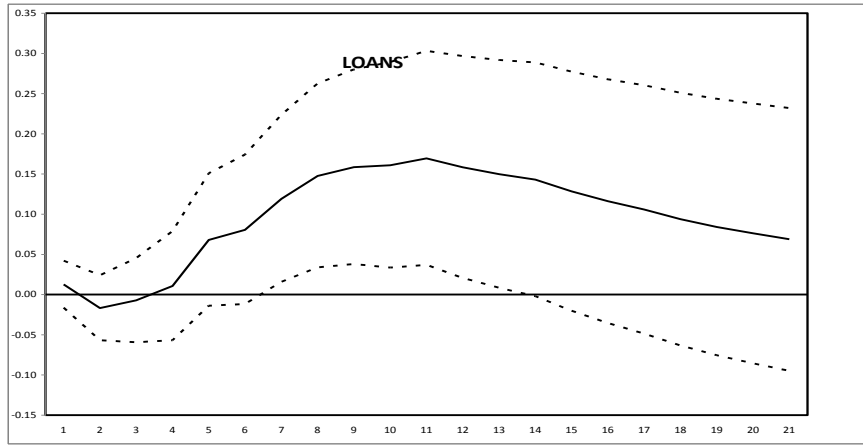
- Hall, P., (1992), "The Bootstrap and Edgeworth Expansion", Springer Series in Statistics. Springer-Verlag.
- Hansen, L.P., and Sargent T.J. (1991), "Two problems in interpreting vector auto-regressions", *In Rational Expectations Econometrics*, L.P. Hansen and T.J. Sargent, eds. Boulder: Westview, pp.77-119.
- Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P., Shin, Y. (1992), "Testing the Null Hypothesis of Stationarity Against the Alternative of a Unit Root: How Sure Are We That Economic Time Series Have a Unit Root?", *Journal of Econometrics* 54 (1-3).
- Leeper, E.M., Walker, T.B. and Yang, S.S. (2008), "Fiscal Foresight: Analytics and Econometrics", *NBER Working Paper*, No. 14028.
- Linnermann, L. (2006), "The effect of government spending on private consumption: A puzzle?", *Journal of Money Credit and Banking*, Vol. 38, No. 7, pp. 1715–36.
- Lippi, M. and Reichlin L. (1993), "The Dynamic Effects of Aggregate Demand and Supply Disturbances: Comment", *American Economic Review*, Vol. 83, pp. 644-652.
- Mertens, K. and Ravn, M. O. (2009), "Empirical evidence on the aggregate effects of anticipated and unanticipated US tax policy shocks", *NBER working paper*.
- Monacelli, T. and Perotti, R. (2008), "Fiscal policy, wealth effects, and mark-ups", *NBER Working paper*.
- Ramey V. (2011), "Identifying Government Spending Shocks: It's all in the Timing", *Quarterly Journal of Economics*, No.126, Vol. 1, pp. 1-50.
- Ramey, V. and Shapiro, M. (1998), "Costly capital reallocation and the effects of government spending", *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, No. 48, pp. 145–94.
- Ravn, M., Schmitt-Grohe, S. and Uribe, M. (2006), "Deep habits", *Review of Economic Studies*, Vol. 73, pp. 195–218.
- Stock, J. and Watson, M. (1998), "Diffusion Indexes", *NBER Working Paper*, No. 6702.
- Stock, J. and Watson, M. (2005), "Implications of dynamic factor models for VAR analysis", *National Bureau of Economic Research working paper*, N. 11467.
- Stock, J. and Watson, M., (1999), "Forecasting Inflation", *Journal of Monetary Economics*, N. 44, pp. 293-335.
- Stock, J. and Watson, M., (2002). "Macroeconomic forecasting using diffusion indexes", *Journal of Business and Economic Statistics*, N. 20, pp. 147-162.
- Zubairy S., (2011) "On Fiscal Multipliers: Estimates from a medium scale DSGE model", *Banque of Canada Working Paper* 2010-30.

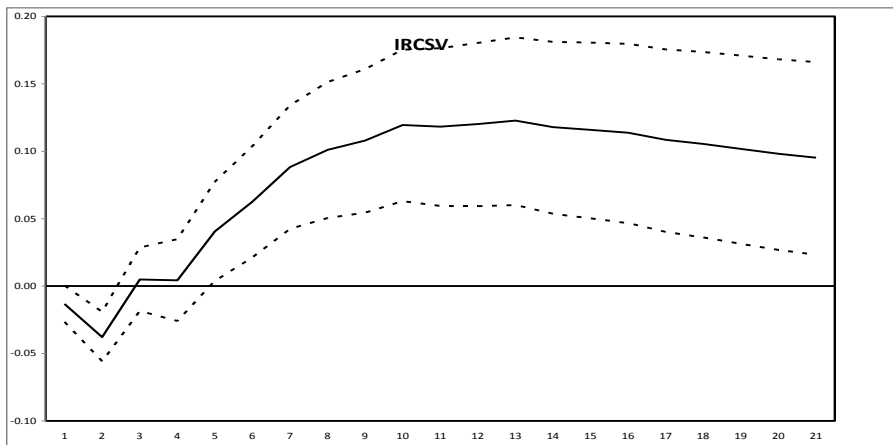
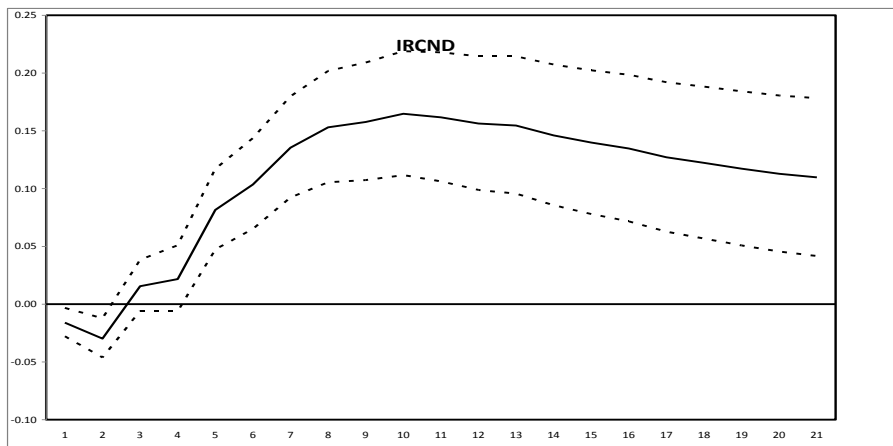
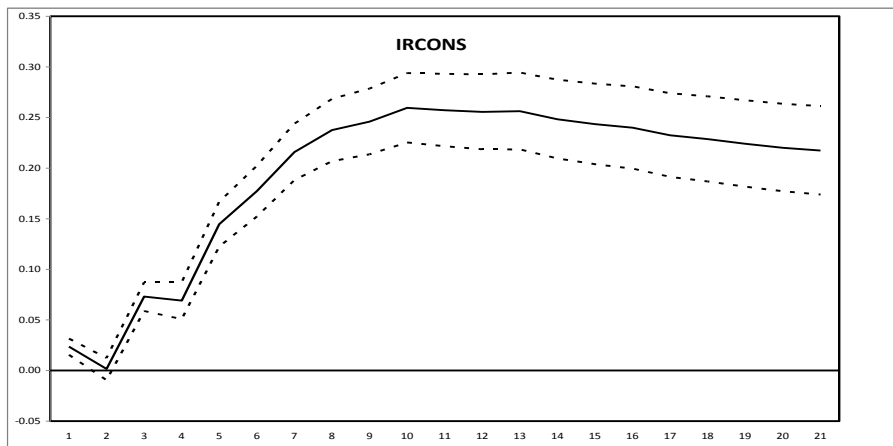
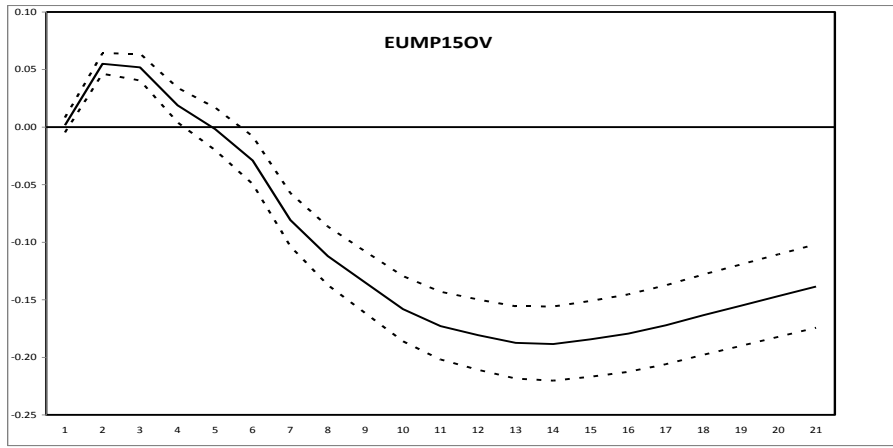


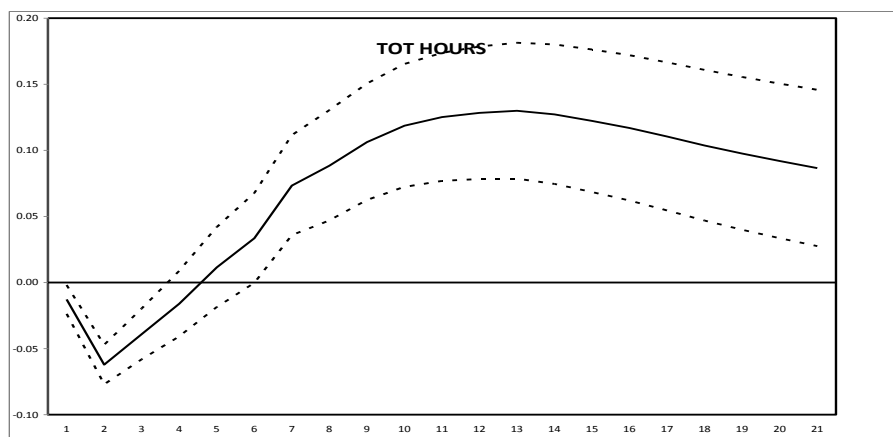
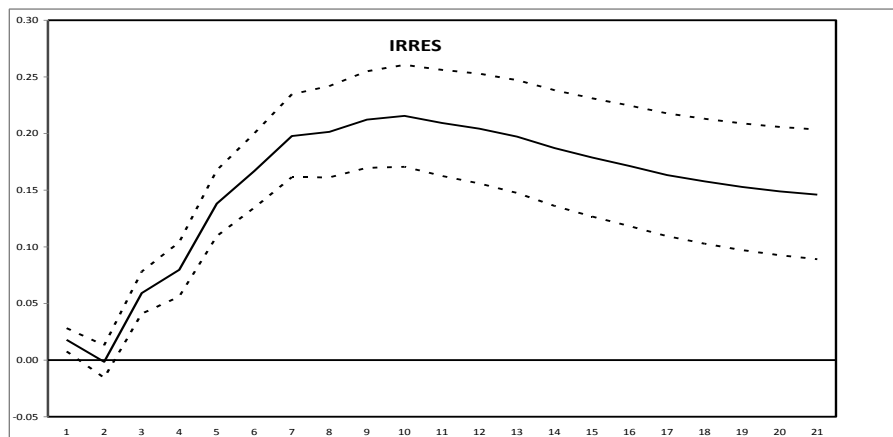
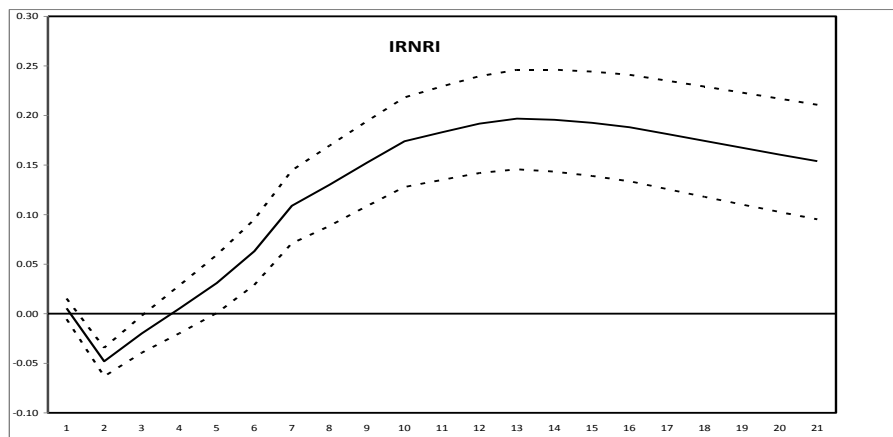
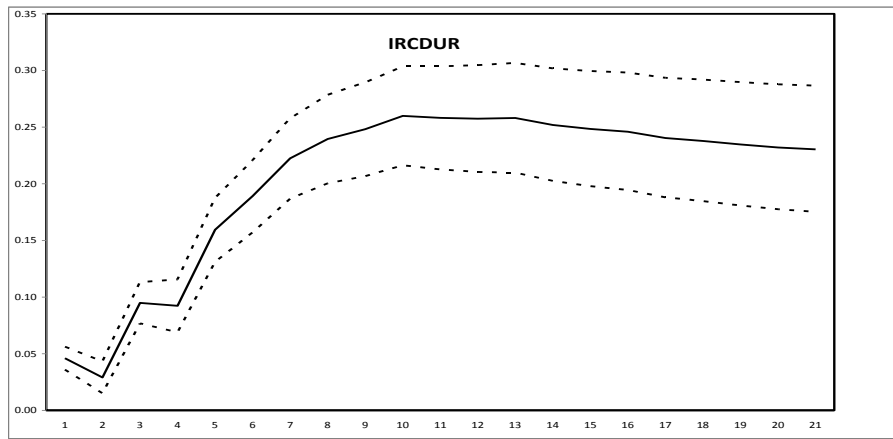












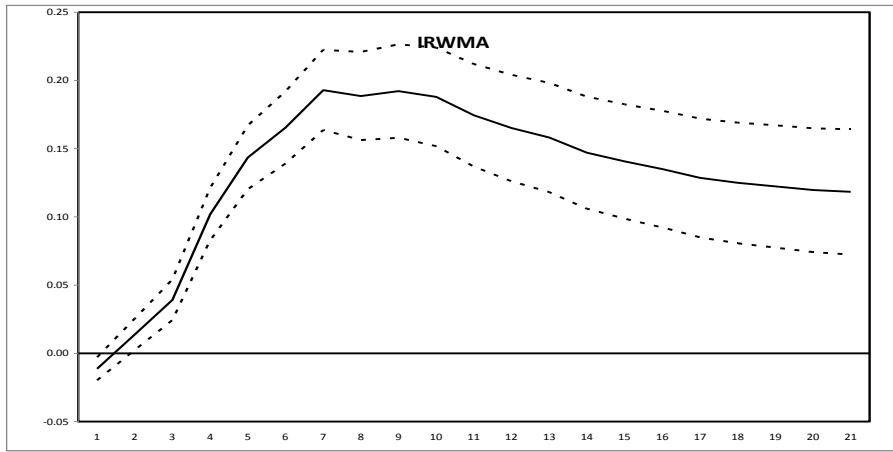


Figura 1: Risposte all'impulso generato da uno shock di politica fiscale.  
Intervalli di confidenza al 68%

	Sigla	Descrizione	Tcode
1	'AAA'	Sigla utilizzata dalle società di rating per indicare la qualità dei Titoli – rischio di insolvenza	2
2	'AHECONS'	Retribuzione media oraria dei dipendenti non dirigenti nell'edilizia	6
3	'AWHMAN'	Media settimanale delle ore di produzione dei dipendenti non dirigenti del settore manifatturiero	2
4	'BUSLOANS'	Prestiti industriali e commerciali di tutte le banche commerciali	6
5	'CBI'	Variazione delle rimanenze del settore privato	2
6	'CIVA'		2
7	'CNCF'	Flusso di cassa netto aziendale	5
8	'CONSUMER'	Prestiti al consumatore delle banche commerciali	6
9	'CP'	Profitti societari dopo le imposte	5
10	'CPIAUCSL'	Indice dei prezzi al consumo di tutti i beni	6
11	'CPIUFDSL'	Indice dei prezzi al consumo dei prodotti alimentari	6
12	'CPIULFSL'	Indice dei prezzi al consumo di tutti i beni al netto dei prodotti alimentari	6
13	'CURRSL'	La Componente banconote dell'aggregato M1	6
14	'FINSLC96'	Vendita reale del prodotto interno	5
15	'GDPCTPI'	Prodotto interno lordo: catena tipo indice dei prezzi	6
16	'GSAVE'	Risparmio lordo	5
17	'HOABS'	Ore del personale del settore commerciale	5
18	'HOANBS'	Settore commerciale non agricolo: ore tutte le personale	5
19	'INDPRO'	Indice della produzione industriale	6
20	'INVEST'	Investimenti totali delle banche commerciali	6
21	'LOANINV'	Prestiti totali e investimenti a tutte le banche commerciali	5
22	'LOANS'	I prestiti totali e locazioni presso le banche commerciali	6
23	'MANEMP'	Totale impiegati settore manifatturiero	6
24	'NAPM'	Indice composto PMI manifatturiero	1
25	'NDMANEMP'	Totale dipendenti settore beni non durevoli	6
26	'NONREVSL'	Totale credito non revolving	6
27	'OILPRICE'	Prezzo spot del petrolio	5
28	'OTHSEC'	Titoli diversi a banche commerciali	5
29	'PFCGEF'	Indice dei prezzi alla produzione dei beni finali escluso beni alimentari	6
30	'PPIACO'	Indice dei prezzi alla produzione delle materie prime	5
31	'PPICPE'	Indice dei prezzi alla produzione dei beni strumentali	6
32	'PPICRM'	Indice dei prezzi alla produzione beni non finiti	5
33	'PPIENG'	Indice dei prezzi alla produzione combustibili, prodotti correlati e energia	5
34	'PPIFCF'	Indice prezzi alla produzione beni alimentari	5
35	'PPIFCG'	Indice dei prezzi alla produzione dei beni finiti	5
36	'PPIFGS'	Indice dei prezzi alla produzione prodotti finiti	5
37	'PPIIDC'	Indice dei prezzi alla produzione delle materie prime industriali	5
38	'PPIITM'	Indice dei prezzi alla produzione Materiali intermedi, Materiali di consumo e componenti	5
39	'RCPHBS'	Compenso reale orario settore commerciale	6
40	'REALLN'	Prestiti immobiliari banche commerciali	5
41	'SRVPRD'	Dipendenti totali servizi industriali	6
42	'TB3MS'	Tasso del mercato secondario a 3 mesi	2
43	'TOTALSL'	Totale credito al consumo corrente	6
44	'UEMP15OV'	Disoccupati oltre 15 settimane	5
45	'UEMP15T26'	Disoccupati da 15 a 26 settimane	5
46	'UEMP27OV'	Disoccupati oltre 27 settimane	5
47	'UEMP5TO14'	Disoccupati da 5 a 14 settimane	5
48	'UEMPLT5'	Disoccupati meno di 5 settimane	5
49	'ULCBS'	Unità del costo del lavoro settore commerciale	5
50	'ULCNFB'	Unità del costo del lavoro settore commerciale non agricolo	5
51	'USEHS'	Totale dipendenti settore istruzione e sanità	6
52	'USFIRE'	Totale dipendenti settore finanziario	6
53	'USGOVT'	Totale dipendenti pubblica amministrazione	6
54	'USGSEC'	Titoli di Stato degli US	6
55	'USINFO'	Totale dipendenti servizio informazione	5
56	'USLAH'	Totale dipendenti tempo libero e ospitalità	5
57	'USPBS'	Totale dipendenti servizi commerciali e professionali	5
58	'USPRIV'	Totale dipendenti industria privata	5
59	'USSERV'	Totale dipendenti altri servizi	6
60	'USTPU'	Totale dipendenti commercio, trasporti	5
61	'USTRADE'	Totale dipendenti commercio al dettaglio	6
62	'USWTRADE'	Totale dipendenti commercio all'ingrosso	6
63	'LRCONS'	Consumo	2
64	'LRCND'	Consumo beni non durevoli	2
65	'LRCSV'	Consumo servizi	2
66	'LRCDUR'	Consumo beni durevoli	2
67	'LRNRI'	Investimenti non residenziali	2
68	'LRRES'	Investimenti residenziali	2
69	'LTOTHOURS'	Totale ore lavorate	2
70	'BAA'	Bond Rate	2
71	'LRWMA'	Salario reale, settore manifatturiero	2

Tabella 1: dati utilizzati per estrarre i fattori

Tcode: 1 = Livelli, 2 = Differenze prime, 3 = Differenze seconde, 4 = Log-Livelli, 5 = Log-differenze prime, 6 = Log-differenze seconde