

Università degli Studi di Padova

---

Corso di Laurea Specialistica in Scienze Statistiche Economiche  
Finanziarie e Aziendali

Tesi di laurea

**SHOCK PETROLIFERI E DINAMICA MACROECONOMICA  
STATUNITENSE: UN'ANALISI VAR**

Relatore: Prof. EFREM CASTELNUOVO  
Dipartimento di Economia

Laureanda: ANDREA PAVAN  
Matricola: 601267 - SEA

Anno Accademico 2011/2012



# INDICE

**INTRODUZIONE**.....pag. 05

## **CAPITOLO 1 – MODELLI VAR**

1.1 Metodologia VAR.....pag. 07

1.2 Decomposizione di Cholesky.....pag. 10

1.3 Analisi strutturale e funzioni di risposta impulsiva.....pag. 13

## **CAPITOLO 2 – ANALISI DEI DATI**

2.1 Lo studio di Kilian.....pag. 15

2.2 Costruzione dell'indice dell'attività economica reale.....pag. 17

2.3 Tasso di inflazione.....pag. 21

2.4 Tasso di crescita del reddito reale.....pag. 25

2.5 Tasso di interesse.....pag. 29

2.6 Contesto storico – economico USA.....pag. 31

## **CAPITOLO 3 – MODELLAZIONE VAR E INTERPRETAZIONE DEI RISULTATI**

3.1 VAR sul campione intero (1973:1 – 2007:12).....pag. 33

3.1.1 Analisi dei residui.....pag. 35

3.1.2 Analisi dello shock.....pag. 39

3.1.3 Funzioni di risposta d'impulso.....pag. 41

3.2 VAR sul primo sottocampione (1973:1 – 1979:9).....pag. 46

3.2.1 Analisi dei residui.....pag. 47

3.2.2 Funzioni di risposta d'impulso.....pag. 52

3.3 VAR sul secondo sottocampione (1984:1 – 2007:12).....	pag. 56
3.3.1 Analisi dei residui.....	pag. 58
3.3.2 Funzioni di risposta d’impulso.....	pag. 62
<b>CONCLUSIONI.....</b>	<b>pag. 67</b>
<b>APPENDICE TECNICA.....</b>	<b>pag. 71</b>
<b>BIBLIOGRFIA.....</b>	<b>pag. 79</b>
<b>RINGRAZIAMENTI.....</b>	<b>pag.81</b>

## INTRODUZIONE

Nella presenti tesi ho studiato cosa provoca uno shock riguardante la fornitura del petrolio (*oil supply shock*) in un ambiente mutevole come quello macroeconomico. Questo shock è un evento imprevisto che cambia la fornitura di un prodotto (in questo caso il petrolio), causando un improvviso cambiamento del suo prezzo. Lo shock di offerta può essere negativo (alimentazione ridotta) o positivo (aumento dell'offerta), ma sono quasi sempre negativi e raramente positivi. Supponendo che la domanda aggregata rimanga invariata, uno shock negativo in un prodotto o merce causerà un picco verso l'alto del suo prezzo, mentre uno shock positivo di alimentazione eserciterà una pressione al ribasso sul prezzo.

L'identificazione di questi shocks è importante non solo per spiegare le fluttuazioni del prezzo del petrolio, ma anche per capire la risposta dell'economia americana associata a queste fluttuazioni.

Più precisamente ho cercato di capire cosa provoca tale shock in determinate variabili provenienti dall'economia statunitense, in particolare il tasso di crescita del reddito reale, il tasso d'inflazione e il tasso d'interesse. A tale scopo presento e utilizzo due modelli vettoriali autoregressivi (VAR), composti da dati e variabili provenienti dall'economia statunitense. Il primo è un VAR trivariato e le osservazioni mensili di cui dispongo si riferiscono nell'ordine a: variazione percentuale della produzione globale del greggio, indice dell'attività economica reale e prezzo reale del petrolio per l'orizzonte temporale che va da gennaio 1973 a dicembre 2007. Tale modello e relativa stima si ispirano al lavoro svolto da Lutz Kilian nel 2009, e servono a comprendere meglio l'argomento che affronteremo. Il secondo è un VAR con sei parametri, dove oltre ai precedenti tre dati verranno aggiunti il tasso di crescita del reddito reale, il tasso d'inflazione e il tasso d'interesse per il medesimo orizzonte temporale ma a frequenza trimestrale.

Alla presentazione dei dati, nel capitolo 3 segue: la stima del modello VAR per l'intero campione, l'analisi dei relativi residui e i commenti sulle risposte di impulso allo shock petrolifero.

Il modello autoregressivo è stimato su un campione relativamente lungo. In realtà tale periodo è rappresentativo di un'epoca, per gli Stati Uniti, caratterizzata da diversi eventi storico – economici (presentati nel capitolo 2). Da qui la scelta di “spezzare” il campione totale in due sottocampioni: il primo da 1973:1 al 1979:9 (insediamento di Paul Volcker a capo della Fed), e il secondo da 1984:1 al 2007:12 (fenomeno della Great Moderation), e di ripetere l'analisi VAR condotta sulla totalità delle osservazioni.

## Capitolo 1

# MODELLI VAR

### 1.1 Metodologia VAR

Dalla metà degli anni Settanta, un numero crescente di lavori empirici ha utilizzato la metodologia VAR per analizzare l'effetto quantitativo degli shock monetari sull'economia. Tale successo trova giustificazioni sia di natura teorica che empirica. Tali modelli permettono di studiare e descrivere l'evoluzione dinamica di diverse variabili. Esigenza questa nata visto che le variabili economiche, finanziarie e aziendali non sono solo auto correlate, ma spesso sono cross-correlate per diversi ritardi temporali (ad es: consumo, reddito ed investimenti; indici di borsa di diversi mercati; tassi di interesse su titoli con differente maturità ecc...). Analizzando le interdipendenze temporali tra più variabili aumenta la capacità interpretativa e previsiva del modello e si rendono possibili politiche di intervento più efficaci.

La metodologia VAR utilizza un metodo puramente statistico, come la decomposizione di Cholesky della matrice di varianza e covarianza dei residui del VAR, non vincolandosi quindi a nessuna particolare teoria economica.

Storicamente l'approccio VAR fu proposto con successo da Sims nel 1980 ed è definito da un sistema di equazioni lineari dinamiche nel quale ogni variabile può essere scritta come funzione di un certo numero di ritardi  $p$  in tutte le variabili del sistema e di un termine di disturbo serialmente incorrelato. Formalmente, sia  $Y_t$  un vettore di  $n$  variabili osservate al tempo  $t$ , la dinamica del vettore  $Y_t$  è governata dalla seguente autoregressione vettoriale di ordine  $p$ :

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + a_t \quad (1)$$

dove  $y_t = (y_{1t}, \dots, y_{kt})'$  è un vettore ( $k \times 1$ ),  $\phi_i$ ,  $i = 1, \dots, p$ , sono matrici fisse di coefficienti  $k \times k$ ,  $\phi_0$  è un vettore  $k \times 1$  di costanti (intercette) che permette la possibilità di una media diversa da zero per  $y_t$  e  $a_t = (a_{1t}, \dots, a_{kt})' \sim WN(0, \Sigma)$ . Indicando con  $\phi(z) = I_k - \phi_1 z - \dots - \phi_p z^p$  il polinomio caratteristico del modello VAR(p), allora la condizione di stazionarietà corrisponde a:

$$|I_k - \phi_1 z - \dots - \phi_p z^p| \neq 0 \text{ per ogni } |z| \leq 1$$

In analogia al caso univariato, verificata questa condizione, è possibile riscrivere il processo nella forma MA( $\infty$ ), infatti utilizzando l'operatore ritardo la (1) può essere riscritta come:

$$\phi(B)y_t = \phi_0 + a_t, \quad (2)$$

dove

$$\phi(B) = I_k - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p,$$

e grazie all'operatore

$$\Psi(B) = I_k + \Psi_1 B + \Psi_2 B^2 + \dots = \sum_{j=0}^{\infty} \Psi_j B^j$$

tale che

$$\Psi(B)\phi(B) = I_k \quad (3)$$

Allora premoltiplicando la (2) per  $\Psi(B)$  si ottiene

$$y_t = \Psi(B)\phi_0 + \Psi(B)a_t = (\sum_{j=0}^{\infty} \Psi_j)\phi_0 + \sum_{j=0}^{\infty} \Psi_j a_{t-j}.$$

Le matrici di coefficienti  $\Psi_i$  si possono ottenere direttamente dalla relazione (3), che esplicitata diventa:

$$\Psi_0 = I_k$$

$$\Psi_1 - \Psi_0 \phi_1 = 0$$

$$\Psi_2 - \Psi_1 \phi_1 - \Psi_0 \phi_2 = 0$$



$$\Psi_i = \sum_{j=1}^i \Psi_{i-j} \Phi_j, \quad i = 1, 2, \dots \text{ con } \Phi_j = 0 \text{ per } j > p$$

Un ipotetico VAR con due variabili ( $k=2$ ) messe in relazione con i relativi valori ritardati di un periodo ( $p = 1$ ), avrà la seguente forma:

$$\begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_{10} \\ \phi_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{1,t-1} \\ y_{2,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{1,t} \\ a_{2,t} \end{bmatrix}, \text{ equivalente alla compatta}$$

$$y_t = \Phi_0 + \Phi_1 y_{t-1} + a_t \quad (4)$$

Con  $a_t \sim \text{WN}(0, \Sigma)$  e  $\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{bmatrix}$ , perciò

$$y_{1t} = \phi_{10} + \phi_{11} y_{1,t-1} + \phi_{12} y_{2,t-1} + a_{1t},$$

$$y_{2t} = \phi_{20} + \phi_{21} y_{1,t-1} + \phi_{22} y_{2,t-1} + a_{2t},$$

Le dipendenze tra le due variabili  $y_{1t}$  e  $y_{2t}$  vengono specificate dai coefficienti della matrice

$\Phi_1 = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{bmatrix}$  e da quelli della matrice di covarianze  $\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{bmatrix}$ . In

particolare i coefficienti  $\phi_{12}$  e  $\phi_{21}$  misurano gli effetti dinamici tra  $y_{1t}$  e  $y_{2t}$ , mentre  $\sigma_{12}$  misura l'effetto contemporaneo. Per vedere esplicitamente la dipendenza contemporanea si applica la decomposizione di Cholesky.

## 1.2 Decomposizione di Cholesky

Sia A una matrice simmetrica definita positiva; allora esiste un'unica matrice triangolare inferiore P tale che  $A = PP'$ .

Esempio

$$A = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}, P = \begin{bmatrix} \sqrt{a} & 0 \\ b/\sqrt{a} & \sqrt{d - b^2/a} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Un caso particolare della decomposizione di Cholesky è la decomposizione triangolare: sia A una matrice simmetrica definita positiva. Allora esiste una matrice L triangolare inferiore con unità sulla diagonale principale tale che  $A = LDL'$  e D è una matrice diagonale con elementi positivi sulla diagonale. Infatti si può scrivere,

$$A = LDL' = L\sqrt{D} \sqrt{D} L' = (L\sqrt{D}) (L\sqrt{D})' = PP',$$

dove  $L\sqrt{D} = P$

Nell'esempio precedente

$$L\sqrt{D} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ b/a & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{a} & 0 \\ 0 & \sqrt{d - b^2/a} \end{bmatrix} = P$$

Se, ad esempio,

$$A = LDL' = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ L_{21} & 1 & 0 \\ L_{31} & L_{32} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D_1 & 0 & 0 \\ 0 & D_2 & 0 \\ 0 & 0 & D_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & L_{21} & L_{31} \\ 0 & 1 & L_{32} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

Le seguenti formule ricorsive generali servono a calcolare gli elementi di L e D:

$$L_{ij} = \frac{1}{D_j} (A_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} L_{ik} L_{jk} D_k), \text{ per } i > j,$$

$$D_i = A_{ii} - \sum_{k=1}^{i-1} L_{ik}^2 D_k$$

Tornando allora alla (5) trasformo il modello (4), privato per semplicità del vettore delle intercette, nel modo seguente:

$$By_t = B_1 y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (6)$$

dove

$$B = P^{-1}, B_1 = P^{-1}\Phi_1, \varepsilon_t = P^{-1}a_t \text{ e } \varepsilon_t \sim \text{WN}(0, I)$$

La rappresentazione (6) di un modello VAR, caratterizzata da  $B \neq I$  e da errori ortogonali tra loro viene chiamata forma strutturale, mentre la rappresentazione (4) è chiamata forma ridotta; con  $B$  triangolare inferiore e  $\Sigma_\varepsilon$  diagonale il modello (6) viene chiamato ricorsivo.

La struttura di  $B$  per una matrice di covarianze come quella del modello (4) sarà del tipo:

$$B = \begin{bmatrix} \beta_{11} & 0 & 0 \\ \beta_{21} & \beta_{22} & 0 \\ \beta_{31} & \beta_{32} & \beta_{33} \end{bmatrix},$$

che permette di riscrivere il modello (6) nella seguente forma

$$\beta_{11}y_{1,t} = B_{1,1}y_{t-1} + \varepsilon_{1,t}$$

$$\beta_{2,1}y_{1,t} + \beta_{2,2}y_{2,t} = B_{2,1}y_{t-1} + \varepsilon_{2,t}$$

.

.

.

$$\beta_{k1}y_{1,t} + \dots + \beta_{k,k-1}y_{k-1,t} + \beta_{k,k}y_{k,t} = B_{k,1}y_{t-1} + \varepsilon_{k,t},$$

andando così ad esplicitare direttamente le dipendenze contemporanee tra le variabili attraverso un ordinamento causale (contemporaneo) del genere:

$$y_1 \rightarrow y_2 \rightarrow \dots \rightarrow y_k$$

Per un VAR con  $K$  variabili è possibile specificare  $k!$  ordinamenti causali ricorsivi. Quale ordinamento usare nella pratica dipende dal contesto e dalle informazioni provenienti dalla teoria.

Concettualmente utilizzare l'inversa della matrice  $P$  o quella della matrice  $L$  della decomposizione triangolare per ottenere la forma strutturale del modello è la stessa cosa; si può comunque notare che impiegando la prima gli elementi sulla diagonale di  $B$  saranno diversi da 1 (a differenza della seconda) e si ottengono errori non solo ortogonali per la forma strutturale, ma bensì ortonormali come si può notare dalla matrice di varianze e covarianze del modello (6).

### 1.3 Analisi strutturale: funzioni di risposta d'impulso

Il modello generale VAR(p) contiene molti parametri che possono risultare difficili da interpretare, a causa di complesse interazioni e feedback tra le variabili del modello. Pertanto, le proprietà dinamiche di un VAR(p) sono spesso sintetizzate attraverso vari tipi di analisi strutturale. Le tre principali sono:

- 1) Analisi di causalità;
- 2) Funzioni di risposta impulsiva (*irf: impulse response functions*);
- 3) Decomposizione della varianza dell'errore di previsione.

Oggetto di studio nel presente elaborato sono proprio le reazioni nel tempo di una o più variabili in relazione ad un impulso di un'altra variabile (per questo chiamate anche risposte impulsive).

In altre parole con riferimento ad un modello VAR si tratta di seguire e misurare l'effetto di uno shock esogeno o innovazione in una delle variabili su una o più altre variabili.

Se le componenti del termine d'errore  $a_t$  sono tra loro contemporaneamente correlate, cioè  $\Sigma$  è non diagonale, è poco probabile che lo shock che capita ad una componente rimanga isolato, anzi è facile, data la correlazione contemporanea tra componenti, che uno shock in una variabile sia accompagnato da uno shock in un'altra variabile.

In questa situazione è necessario ortogonalizzare gli errori (ad esempio con una decomposizione di Cholesky) e derivare conseguentemente le funzioni di risposta impulsiva. Così si rende diagonale la matrice di varianze e covarianze, assumendo che l'impulso riguardi una e una sola variabile, con le altre che risponderanno ad un livello iniziale pari a zero.



## Capitolo 2

### ANALISI DEI DATI

#### 2.1 Lo studio di Kilian (2009)

Le serie storiche che compongono il modello vettoriale autoregressivo trivariato studiato da Kilian (2009) hanno frequenza mensile e riguardano le seguenti variabili:

- Variazione percentuale della produzione globale di greggio
- Indice dell'attività economica reale (*espresso in logaritmo*)
- Prezzo reale del petrolio (*espresso in logaritmo*)

Assumeremo quindi il vettore di dati  $z_t = (\Delta prod_t, rea_t, rpo_t)'$ .

Data la possibilità che alcune risposte possano essere ritardate più di un anno, nel modello VAR sono stati inseriti ritardi mensili per due anni, quindi 24. Il periodo del campione va da gennaio 1973 a dicembre 2007 (1973:1 – 2007:12). La rappresentazione strutturale del VAR è la seguente:

$$A_0 z_t = \alpha + \sum_{i=1}^{24} A_i z_{t-i} + \varepsilon_t,$$

dove  $\varepsilon_t$  denota il vettore degli errori strutturali incorrelati tra loro. Si è presupposto che  $A_0^{-1}$  abbia una struttura ricorsiva, in modo che la forma ridotta degli errori  $e_t$  possa essere scomposta come segue:

$$e_t = A_0^{-1} \varepsilon_t,$$

che in forma matriciale risulta:

$$e_t \equiv \begin{pmatrix} e_{1t}^{\Delta prod} \\ e_{2t}^{rea} \\ e_{3t}^{rpo} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & 0 \\ a_{21} & a_{22} & 0 \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \varepsilon_{1t}^{oil\ supply\ shock} \\ \varepsilon_{2t}^{aggregate\ demand\ shock} \\ \varepsilon_{3t}^{oil-specific\ demand\ shock} \end{pmatrix}$$

Le fluttuazioni del prezzo reale del petrolio derivano da questi tre shock strutturali:

- $\varepsilon_{1t}$  denota gli shock alla fornitura globale di greggio (*oil supply shock*);
- $\varepsilon_{2t}$  cattura gli shock alla domanda globale per le materie industriali (incluso il greggio) che sono guidate dall'attività economica reale globale (*aggregate demand shock*);
- $\varepsilon_{3t}$  denota uno shock di domanda specifico nel mercato petrolifero. Quest'ultimo shock strutturale rifletterà, soprattutto, le fluttuazioni della domanda cautelare di petrolio guidate dall'incertezza circa le future carenze di scorte di petrolio (*oil-specific demand shock*).

In linea con l'idea di Kilian, assumeremo che:

- 1) La produzione del greggio non risponderà agli shock di domanda di petrolio entro lo stesso mese, dati i costi per aggiustare la produzione di petrolio e l'incertezza riguardante lo stato del mercato petrolifero;
- 2) Gli incrementi del prezzo reale del petrolio guidati da shock di domanda che sono specifici nel mercato petrolifero non abbasseranno l'attività economica reale globale nel mercato dei prodotti industriali entro lo stesso mese;
- 3) Le innovazioni al prezzo reale del petrolio che non potranno essere spiegate dagli shock  $\varepsilon_{1t}$  e  $\varepsilon_{2t}$ , devono essere per esclusione riferite allo shock  $\varepsilon_{3t}$ .

Queste assunzioni implicano la forma ricorsiva del modello visto prima in forma matriciale.

Ora studierò i parametri che comporranno il modello VAR che andrò a stimare al fine di capire la risposta dell'economia statunitense allo shock  $\varepsilon_{1t}$ .



## 2.2 Costruzione dell'indice dell'attività economica reale

L'obiettivo di costruire un indice mensile dell'attività economica reale è quello di ottenere una misura della componente (a livello globale) dell'attività economica reale che spinge la domanda di prodotti industriali nei mercati. L'indice sviluppato è basato sulle tasse di trasporto marittime ed è espressamente concepito per catturare cambiamenti della domanda di prodotti industriali nei mercati commerciali globali.

L'attività economica mondiale è di gran lunga il determinante più importante della domanda di servizi di trasporto. Come documentato da Stopford (1997), a bassi livelli di volume delle merci la curva di offerta di trasporto è relativamente piatta nel breve/medio periodo, così le navi da trasporto temporaneamente ferme possono essere attivate. A pieno regime la curva di offerta diventa effettivamente verticale e tutte le navi disponibili sono operative. Solo nel lungo periodo le tasse addizionali sul trasporto saranno più basse, spesso in un momento in cui i livelli iniziali elevati di attività economica si sono già attenuati.

A seguito di una ripresa del ciclo economico globale non è plausibile che ci sia un periodo di depressione piuttosto prolungato nel mercato dei trasporti marittimi, come nuove navi ancora in fase di lancio o la prevalenza di un eccesso di capacità di trasporto. Solo poco a poco ci sarà la rottamazione delle vecchie navi e l'aumento della domanda, dovuto al ciclo economico per compensare questa depressione nel mercato dei trasporti marittimi.

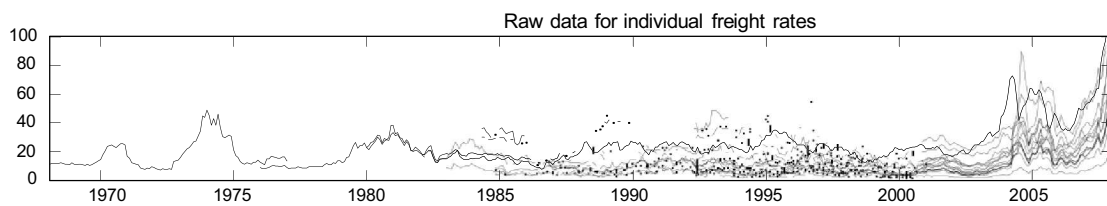
Questa linea di ragionamento suggerisce che gli aumenti dei tassi di trasporto possono essere utilizzati come indicatori di forti pressioni esercitate sulla domanda globale. Kilian usa questa intuizione per individuare i periodi di alta e bassa attività economica reale.

L'indice proposto è misurato su base mensile ed è stato costruito a partire da gennaio 1968. E' una misura diretta dell'attività economica globale che non richiede ponderazione dei tassi di cambio, che aggrega automaticamente l'attività economica reale in tutti i Paesi e che incorpora

già, spostandosi di Paese in Paese, i cambiamenti nella composizione del prodotto reale e i cambiamenti nella propensione ad importare materie prime industriali per una data unità di produzione reale.

L'indice globale dell'attività economica reale derivato di seguito è basato sulle tasse di nolo per singoli viaggi, disponibili nel rapporto mensile "*Shipping Statistics and Economics*" pubblicato da Drewry Shipping Consultants Ltd.

Esso si basa sul trasporto di materie solide costituite da cereali, semi oleosi, carbone, minerale di ferro, fertilizzanti e rottami metallici. Il grafico sottostante mostra i dati grezzi (le tariffe dei noli sono espresse in USA \$ per tonnellata):



**Figura 1: Dati grezzi riguardanti le tariffe di nolo (U.S.\$ per tonnellata)**

Si può notare che non ci sono serie continue nel periodo dell'intero campione. Prendere le medie semplici di questi tassi di nolo, significherebbe ignorare l'esistenza di effetti fissi per le rotte differenti, per le materie prime e per le dimensioni delle navi.

Nel costruire questo indice Kilian elimina questi effetti fissi come segue: come prima cosa calcola di periodo in periodo i tassi di crescita per ogni serie presente nel grafico (per quanto riguarda i dati disponibili); successivamente prende la media ponderata di questi tassi di crescita e cumula il tasso medio di crescita, avendo normalizzato per unità da gennaio 1968. L'indice risultante è mostrato nel grafico seguente:

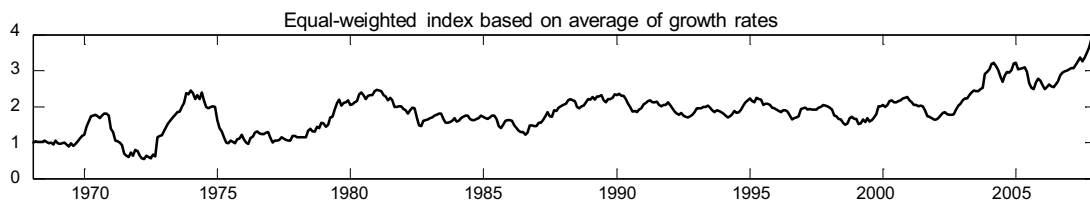


Figura 2: Indice ponderato in base alla media dei tassi di crescita

Il passo successivo è quello di “sgonfiare” o deflazionare questa serie con l’US CPI (*Consumer Price Index – Indice dei prezzi al consumo: report di dati mensili sulle variazioni dei prezzi pagati dai consumatori per un paniere di beni e servizi*). Infine dall’indice reale deve essere tolto il trend.

Come è ben noto i costi di spedizione di materie solide sono diminuiti in termini reali nel tempo. Tale tendenza riflette i progressi tecnologici nella costruzione navale. Può anche essere correlato a tendenze di lungo periodo della domanda di trasporto marittimo.

Kilian esamina la variazione ciclica dei tassi di nolo piuttosto che la loro tendenza a lungo termine, e quindi toglie il trend lineare dall’indice reale dei tassi di nolo. Le deviazioni dei tassi di nolo reali dalla loro tendenza di lungo periodo sono riportati in quest’ultimo grafico:

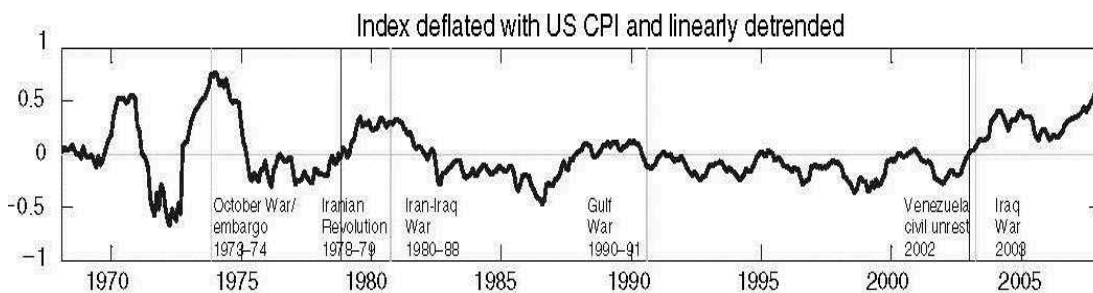


Figura 3: Indice deflazione con l’US CPI e linearmente detrendizzato

Le linee verticali nell’ultima figura del grafico corrispondono a forti eventi politici nel mercato petrolifero. Molti di questi eventi hanno coinciso con periodi di alta attività economica reale e, quindi, una forte domanda di

materie prime industriali. Così, si vorrebbe essere attenti ad associare i medesimi aumenti del prezzo reale del petrolio con questi eventi. Questa evidenza sottolinea l'importanza di districare gli effetti degli shock di domanda e di shock di offerta sul prezzo reale del petrolio.

Ora andrò ad analizzare le restanti serie di dati che fanno riferimento al modello VAR che andrò a stimare nel capitolo 3.

## 2.3 Tasso di inflazione

Il tasso d'inflazione è un indicatore della variazione relativa (nel tempo) del livello generale dei prezzi e indica la variazione del potere d'acquisto della moneta. Viene espressa quasi sempre in termini percentuali. Pur riferendosi ogni volta ad una ben precisa moneta (unità di conto) il tasso d'inflazione può differenziarsi territorialmente, per cui il fatto che due territori (Paesi o regioni, province, ecc.) abbiano la stessa moneta (ad esempio il Dollaro) non vuol dire che abbiano anche lo stesso tasso d'inflazione. Trattandosi di un indicatore statistico è naturale che esso non corrisponda alla realtà osservata dai singoli, in quanto ogni singolo individuo ha un proprio paniere e "*territorio*" che varia di giorno in giorno. Corrisponde invece ad un ipotetico individuo "*medio*", vale a dire che approssimativamente la metà degli individui osserverà un proprio tasso d'inflazione maggiore e l'altra metà inferiore a quello "ufficiale". I vari panieri utilizzati per calcolare i diversi tassi d'inflazione servono per adeguare la misura al comportamento economico della categoria a cui si riferisce (p.es. dei beni di consumo di un'ipotetica famiglia media operaia, piuttosto che di una ipotetica famiglia media impiegatizia, piuttosto che dei beni intermedi usati dall'industria) e possono portare a risultati anche di segno opposto.

La Banca Centrale utilizza la leva monetaria per regolare l'offerta di moneta e il tasso d'inflazione. Il tasso ufficiale di sconto determina tutta la struttura dei tassi di interesse. Aumentando l'interesse con il quale la banca centrale presta denaro agli istituti di credito, aumentano i tassi anche dei prestiti a Stato, imprese e cittadini, in modo da abbassare la base monetaria. Anche negli anni in cui aumentano i tassi di interesse, il tasso d'inflazione continua a crescere. Propriamente, la banca centrale agisce sulla derivata del tasso di inflazione, ovvero sulla derivata seconda dei prezzi rispetto al tempo, non evita un crescita dei prezzi, ma rallenta/accelera tale andamento. A fine anno, se si riscontra un aumento dell'inflazione, nonostante un aumento dei

tassi di interesse, l'effetto è che tale aumento dei prezzi sarebbe stato maggiore senza un intervento sui tassi d'interesse della Banca Centrale.

Il tasso d'inflazione americano sul campione da me stimato risulta il seguente:

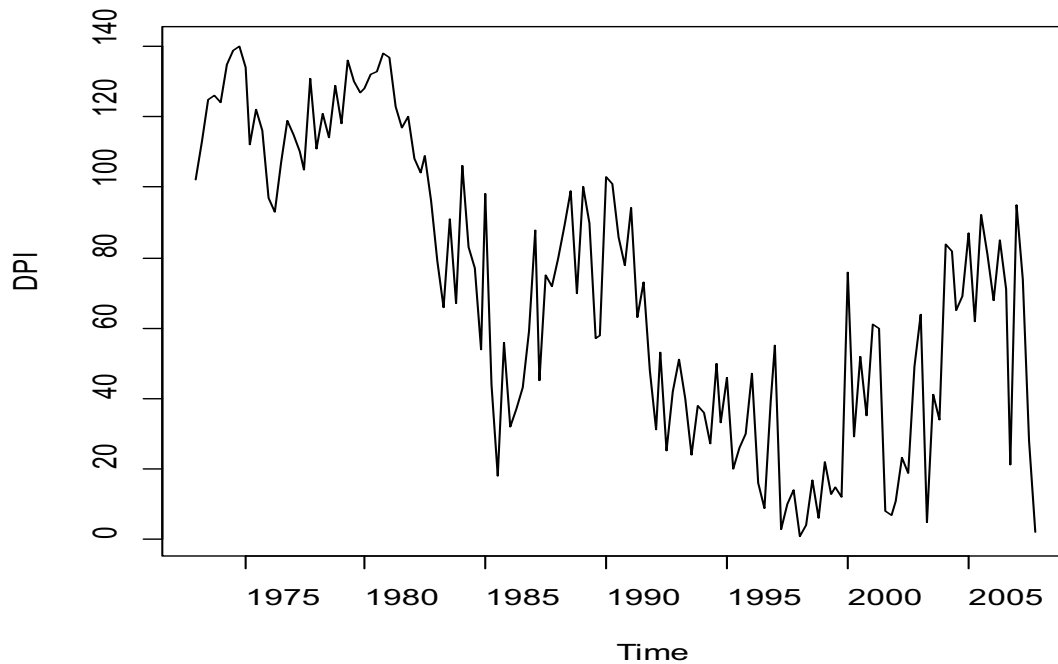


Figura 9: Serie storica del tasso d'inflazione americano su base trimestrale (1973:1 - 2007:12)

Da una prima analisi visiva si possono notare dei cambiamenti della serie in riferimento all'orizzonte temporale, infatti fino ai primi anni Ottanta sembra esserci un andamento crescente e su valori abbastanza elevati, tendenza questa non confermata dalle osservazioni successive; inoltre anche la varianza sembra essere minore nella seconda parte del grafico. La serie in generale sembra non essere stazionaria in media (sembra anche in varianza) e la conferma arriva dall'esame delle funzioni di autocorrelazione globale e parziale sotto riportate.

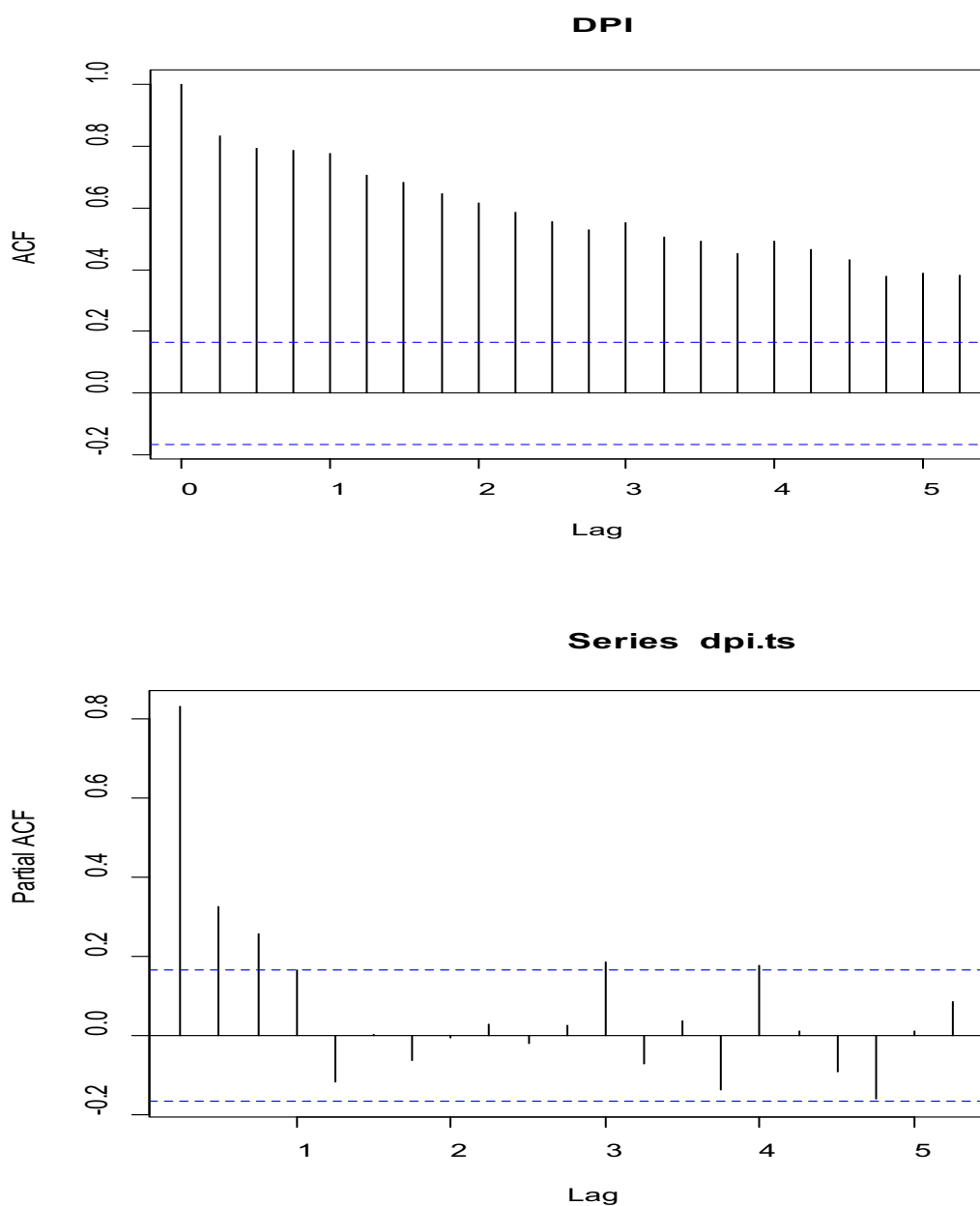


Figura 10: Autocorrelazione globale e parziale del tasso d'inflazione americano su base trimestrale (1973:1 – 2007:12)

In particolare l'autocorrelazione globale che decresce lentamente verso lo zero è un chiaro segnale di non stazionarietà che trova convalida nell'adf test di cui riporto l'output:

Augmented Dickey-Fuller Test

data: dpi.ts

Dickey-Fuller = -2.3692, Lag order = 5, p-value = 0.4228

alternative hypothesis: stationary

Nell'analisi VAR che vado a condurre mi preoccupa maggiormente di ottenere modelli multivariati stazionari rispetto a serie al loro interno obbligatoriamente stazionarie, ricercando stime consistenti anche se non necessariamente efficienti.



## 2.4 Tasso di crescita del reddito reale

Il prodotto interno lordo è spesso considerato la misura più affidabile dell'andamento di un sistema economico nazionale. Negli Stati Uniti questa statistica viene chiamato GDP (*gross domestic product*) e viene rilevata ogni tre mesi dal Bureau of Economic Analysis sulla base di un gran numero di fonti primarie di dati. L'obiettivo del PIL è riassumere in un unico numero il valore monetario dell'attività economica in un dato periodo di tempo.

Questo dato può essere interpretato in due modi. Il primo considera il GDP come il reddito totale di tutti coloro che partecipano all'economia; il secondo lo vede come la spesa totale per i beni e servizi prodotti dall'economia. Da entrambi i punti di vista è immediatamente evidente la rilevanza del PIL come termometro dell'andamento economico.

Gli economisti chiamano il valore totale dei beni e servizi misurato a prezzi correnti PIL nominale.

Una misura più efficace del benessere economico terrebbe conto della produzione di beni e servizi del sistema, senza essere influenzata dalle variazioni dei prezzi. A tale scopo gli economisti ricorrono al PIL reale, cioè al valore dei beni e dei servizi calcolato a prezzi costanti. Il PIL reale è il valore dei beni e servizi misurato con un livello dei prezzi costante; quindi il PIL reale illustra cosa sarebbe accaduto alla spesa se fossero cambiate le quantità ma non i prezzi.

Conoscendo il PIL nominale e il PIL reale, è possibile calcolare una terza quantità: il deflatore del PIL. Il deflatore del PIL si definisce come rapporto tra PIL nominale e PIL reale:

$$\text{Deflatore PIL} = \frac{\text{PIL nominale}}{\text{PIL reale}}$$

Il deflatore del PIL è un indice dell'andamento del livello generale dei prezzi in un sistema economico. Poiché il Prodotto Interno Lordo è dato dal

prodotto, prezzo per quantità, occorre sapere se la crescita da un anno dall'altro è data dalla quantità prodotta o dall'aumento dei prezzi (ecco il perché della formula sopra riportata). Poiché, di conseguenza, il valore del PIL reale è indipendente dalla dinamica dei prezzi, le sue variazioni di valore riflettono esclusivamente variazioni nella produzione dell'economia. Perciò, il PIL reale è una misura della produzione di beni e servizi.

Il deflatore del PIL in pratica è uno strumento utilizzato per deflazionare (cioè per depurare dall'inflazione) il PIL nominale e ottenere il PIL reale.

Nella mia considero il *"real GDP"* americano su base trimestrale e il grafico della sua serie storica risulta il seguente:

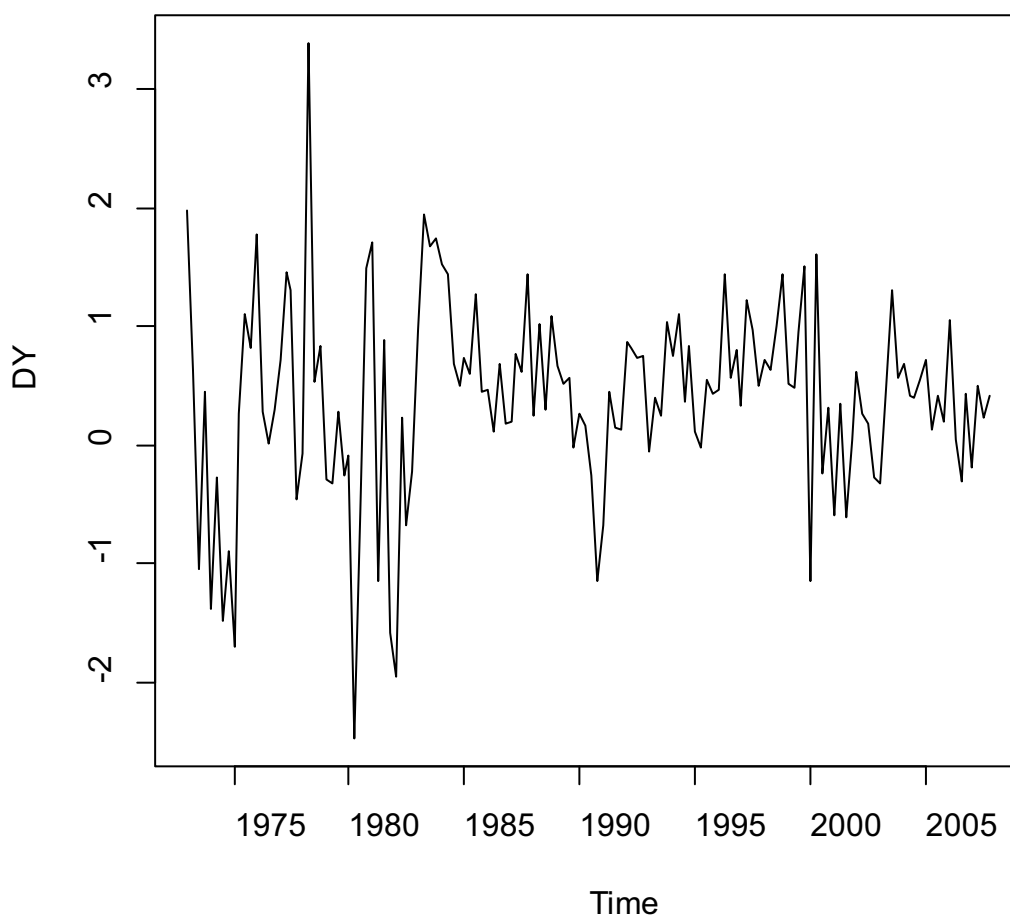


Figura 11: Serie storica del GDP americano su base trimestrale (1973:1 - 2007:12)

Da una prima analisi visiva si nota come tale serie sia estremamente variabile nell'orizzonte temporale considerato. Non è stazionaria, e questo lo dimostra sia il grafico dell'autocorrelazione globale e parziale di seguito riportato, sia l'output dell'adf test:

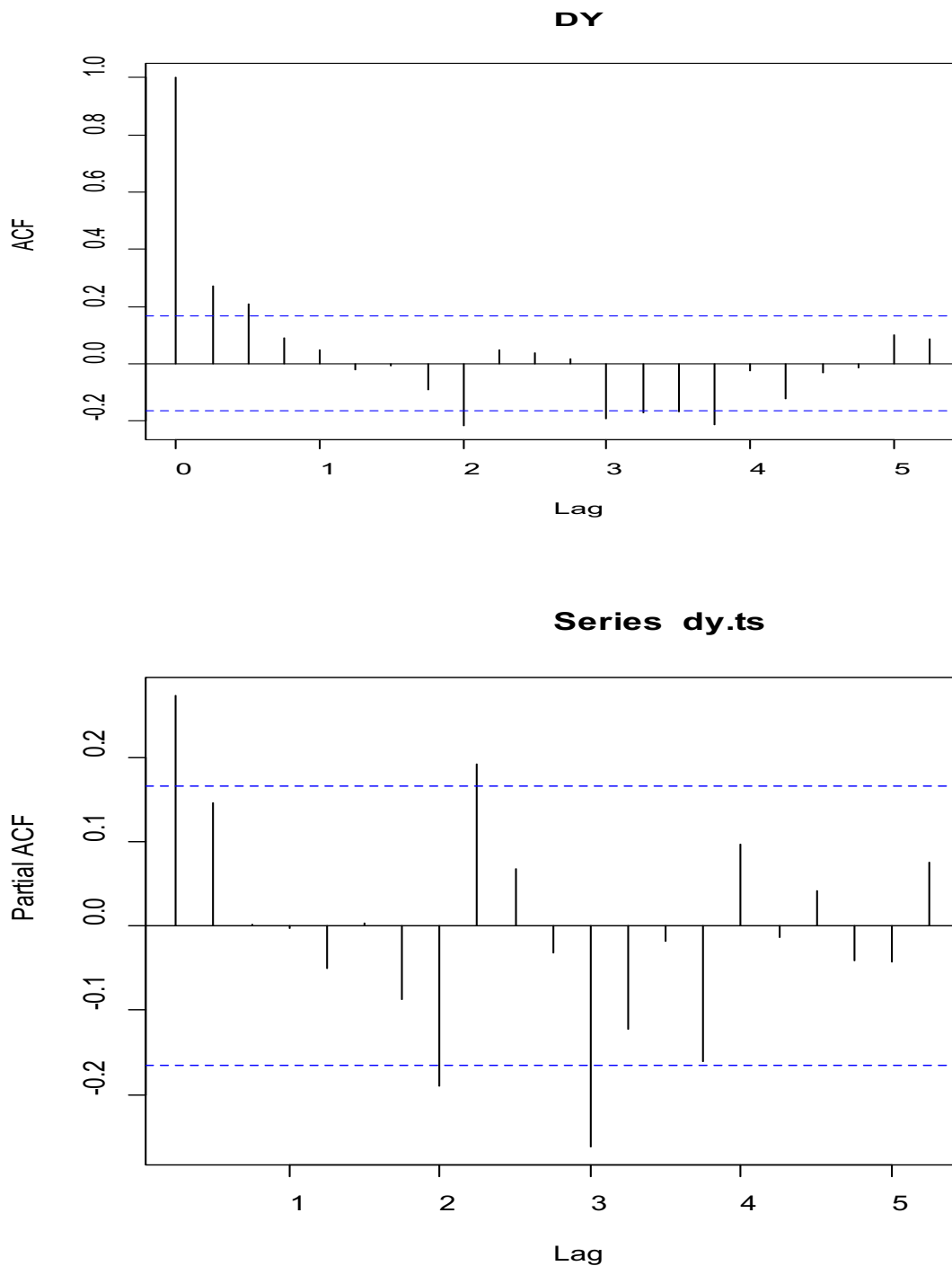


Figura 12: : Autocorrelazione globale e parziale GDP americano su base trimestrale (1973:1 - 2007:12)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: dy.ts

Dickey-Fuller = -4.263, Lag order = 5, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

## 2.5 Tasso d'interesse

Indica concretamente il prezzo teorico pagato da chi riceve capitali e incassato da chi li offre.

Le osservazioni che prendo in esame si riferiscono al tasso di interesse ( $R_t$ ) fissato dalla FED (Federal Reserve, la banca centrale degli Stati Uniti d'America), perciò anche chiamato *federal funds rate*.

La serie storica relativa viene così rappresentata:

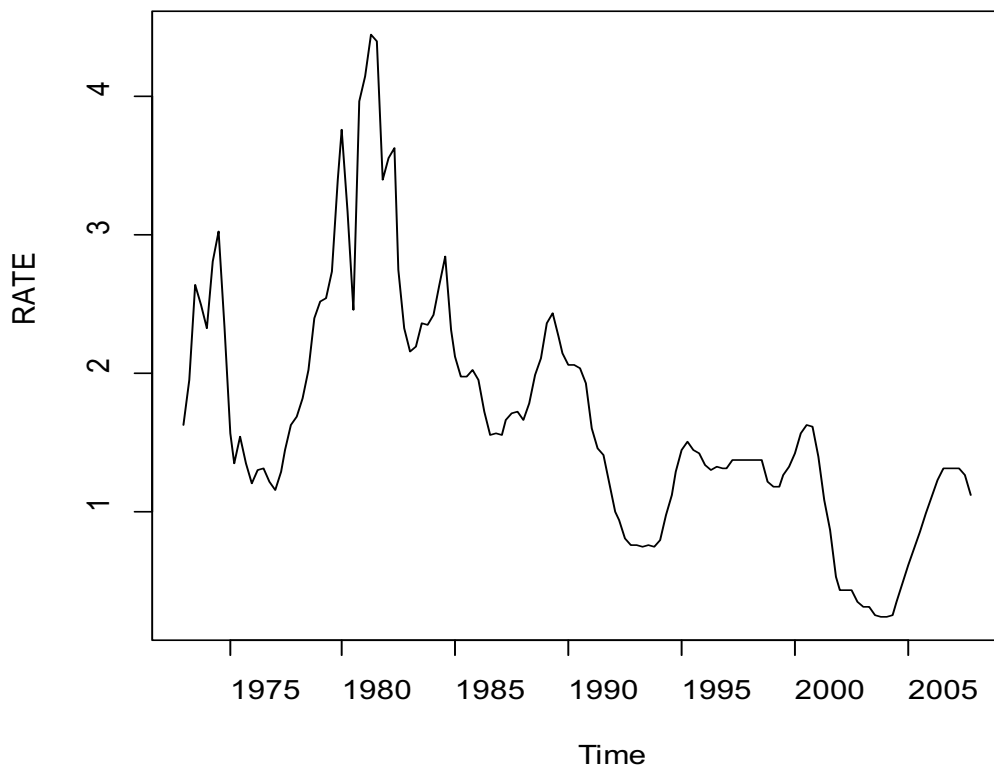


Figura 13: Serie storica del tasso d'interesse americano su base trimestrale (1973:1 – 2007:12)

Il grafico evidenzia la presenza di un trend crescente con apice (4.45 su base trimestrale) nel secondo trimestre del 1981 a cui segue un andamento decrescente. La mancanza di stazionarietà della serie suggerita da un primo giudizio visivo trova conferma nel comportamento della funzione di autocorrelazione globale e nel test adf sotto riportati; come già detto

precedentemente, mirando più alla consistenza che all'efficienza dei risultati che seguono, pongo maggiore attenzione alla stazionarietà dei modelli VAR rispetto a quella delle singole serie che li costituiscono.

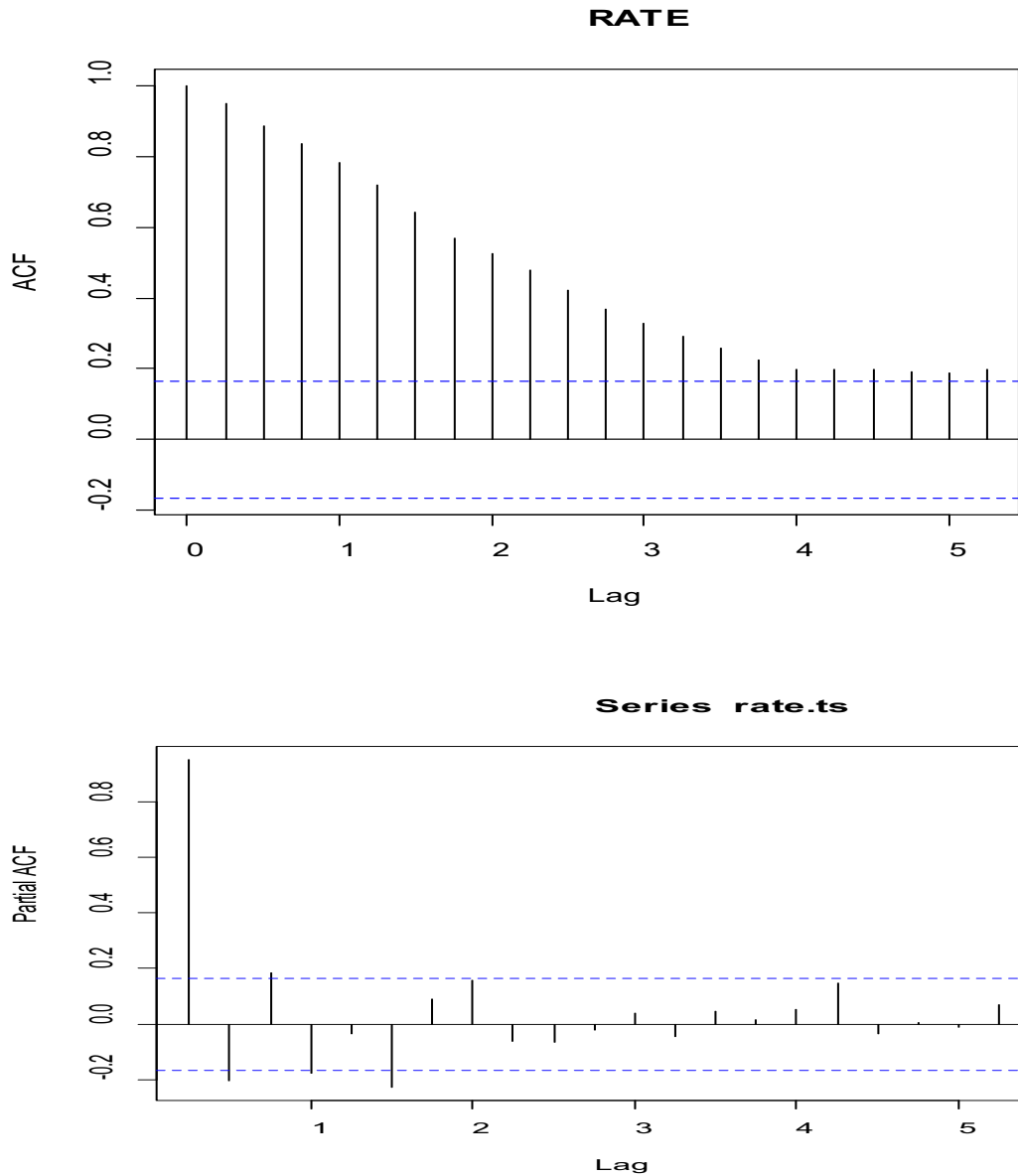


Figura 12: : Autocorrelazione globale e parziale GDP americano su base trimestrale (1973:1 – 2007:12)

L'output dell'adf test risulta:

```

Augmented Dickey-Fuller Test

data: rate.ts
Dickey-Fuller = -3.4918, Lag order = 5, p-value = 0.04572
alternative hypothesis: stationary

```

## 2.6 Contesto storico – economico USA

Nel 1967 ci fu l'inizio di una crisi per tutta l'economia a livello mondiale; i Paesi industrializzati trovarono improvvise difficoltà nell'approvvigionamento energetico.

Durante la guerra arabo – israeliana del 1973, la cosiddetta guerra dello Yom Kippur, gli stati arabi produttori di petrolio si autoimposero un limite alla produzione per punire i sostenitori di Israele.

Tale iniziativa intrapresa dai paesi arabi, si tradusse in un aumento vertiginoso del prezzo del greggio che colpì tra gli altri: Stati Uniti, Giappone e soprattutto i paesi dell'Europa occidentale.

Quel che successe fu che i governi dei paesi maggiori produttori di petrolio, tutti membri dell'OPEC (*Organizatiun of the Petroleum Exporting Countries*), decisero di prendere il controllo della produzione del greggio e, cosa più importante, della gestione dei prezzi per le esportazioni dai loro Paesi.

All'improvvisa ed inaspettata interruzione del flusso dell'approvvigionamento di petrolio, alla situazione Medio Orientale incandescente ed all'accresciuto potere di contrattazione dei paesi produttori, si aggiunse una sempre più accentuata dipendenza degli Stati Uniti dal petrolio importato come testimoniano i quantitativi di barili giornalieri in Tabella 1.

	1962	1964	1967	1972	1973
USA	11.151	11.900	13.600	18.032	16.900
EUROPA OCCIDENTALE	5.180	6.900	9.200	14.092	14.900
GIAPPONE	934	1.500	2.500	4.376	5.550

Tabella 1: Consumo petrolifero, 1962-1973 (mil b/d)

Ciò contribuì a mutare le condizioni di mercato sulle quali si basavano le trattative. La domanda statunitense di petrolio Medio Orientale crebbe a ritmi incalzanti a partire dagli anni '60 e toccò l'apice nel 1972 - 1973; questo processo portò all'innalzamento vertiginoso del prezzo del petrolio che sfondò il livello di 12\$ al barile (circa quattro volte tanto i precedenti).

La crisi portò il Governo degli Stati Uniti a varare una serie di misure straordinarie per frenare l'inflazione. Tra queste, vi fu l'abbassamento dei limiti di velocità a 55mph (miglia all'ora, circa 90km/h); inoltre il 6 gennaio 1974 tutti gli Stati nordamericani spostarono un'ora avanti le lancette dell'orologio per sfruttare al meglio la luce solare.

Purtroppo lo scoppio di un'altra guerra, questa volta tra Iran e Iraq (settembre 1980), fa da detonatore per il secondo shock dei prezzi del petrolio. La seconda crisi petrolifera inizia nel 1979 e manifesta pienamente i suoi effetti nel 1980. Anche se molto elevato, questo rialzo fu però più contenuto di quello verificato in occasione della prima crisi petrolifera.

Come si nota dai grafici delle precedenti serie storiche, durante tutti gli anni '70, fino agli inizi degli anni '80, dunque, era prevalente uno scenario di alta inflazione e gli aggiustamenti del federal funds rate non sembrano pienamente efficaci per stabilizzare la politica monetaria statunitense.



## Capitolo 3

# MODELLAZIONE VAR E INTERPRETAZIONE DEI RISULTATI

### 3.1 VAR sul campione intero (1973:1 – 2007:12)

Il modello VAR in esame è composto dalle seguenti sei variabili ( $k=6$ ):

- *“delta\_prod”*, variazione percentuale della produzione globale di greggio;
- *“rea”*, indice dell'attività economica reale;
- *“rpo”*, prezzo reale del petrolio;
- *“dpi”*, tasso di inflazione;
- *“dy”*, tasso di crescita del reddito reale;
- *“rate”*, tasso d'interesse

Tale VAR fa riferimento a dati economici americani su base trimestrale e il campione di riferimento va da gennaio '73 a dicembre '07 (1973:1 – 2007:12). La stima del modello vettoriale autoregressivo comprenderà tutte le osservazioni a disposizione, da febbraio del 1973 a dicembre 2007.

L'esame preliminare delle sei serie ci mostra il seguente grafico (espresso su base trimestrale, quindi con una frequenza pari a 4):

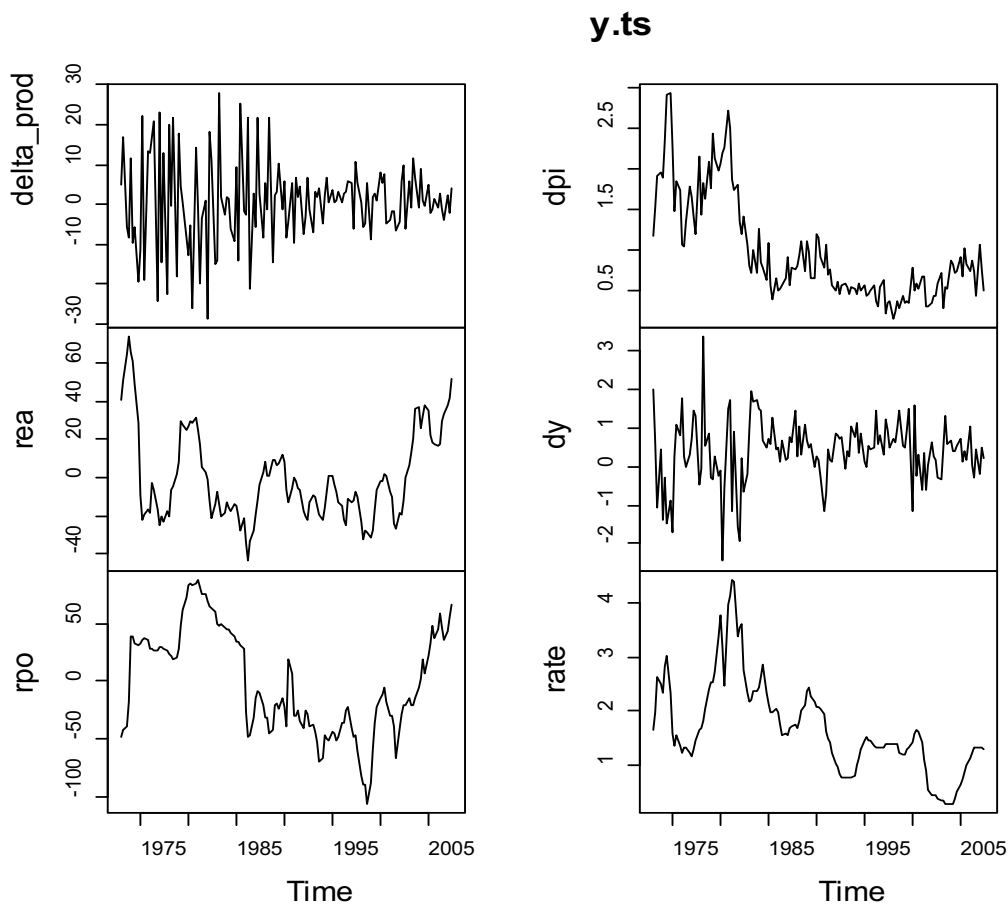


Figura 13: Serie storiche economiche in esame su base trimestrale

L'ordine del modello VAR suggerito dal criterio AIC è  $p=6$ .

Il modello in forma matriciale risulta il seguente:

$$\begin{bmatrix} \Delta prod_t \\ rea_t \\ rpo_t \\ dpi_t \\ dy_t \\ rate_t \end{bmatrix} = \Phi_0 + \Phi_1 \begin{bmatrix} \Delta prod_{t-1} \\ rea_{t-1} \\ rpo_{t-1} \\ dpi_{t-1} \\ dy_{t-1} \\ rate_{t-1} \end{bmatrix} + \dots + \Phi_6 \begin{bmatrix} \Delta prod_{t-6} \\ rea_{t-6} \\ rpo_{t-6} \\ dpi_{t-6} \\ dy_{t-6} \\ rate_{t-6} \end{bmatrix} + a_t$$

Il modello viene stimato come fatto per il VAR trivariato precedentemente.

Le radici del polinomio caratteristico sono in modulo  $< 1$ , segno della stazionarietà del modello appena stimato

```

Roots of the characteristic polynomial:
0.993 0.9257 0.9257 0.861 0.861 0.8311 0.8311 0.8263 0.8263 0.825 0.825 0.7832
0.7832 0.7827 0.7827 0.7807 0.7807 0.775 0.775 0.7365 0.7365 0.7299 0.7299
0.6928 0.6537 0.6378 0.6378 0.6244 0.5001 0.5001 0.4507 0.4507 0.4284 0
0 0

```

### 3.1.1 Analisi dei residui

Il modello genera il seguente grafico per quanto riguarda i residui delle sei serie:

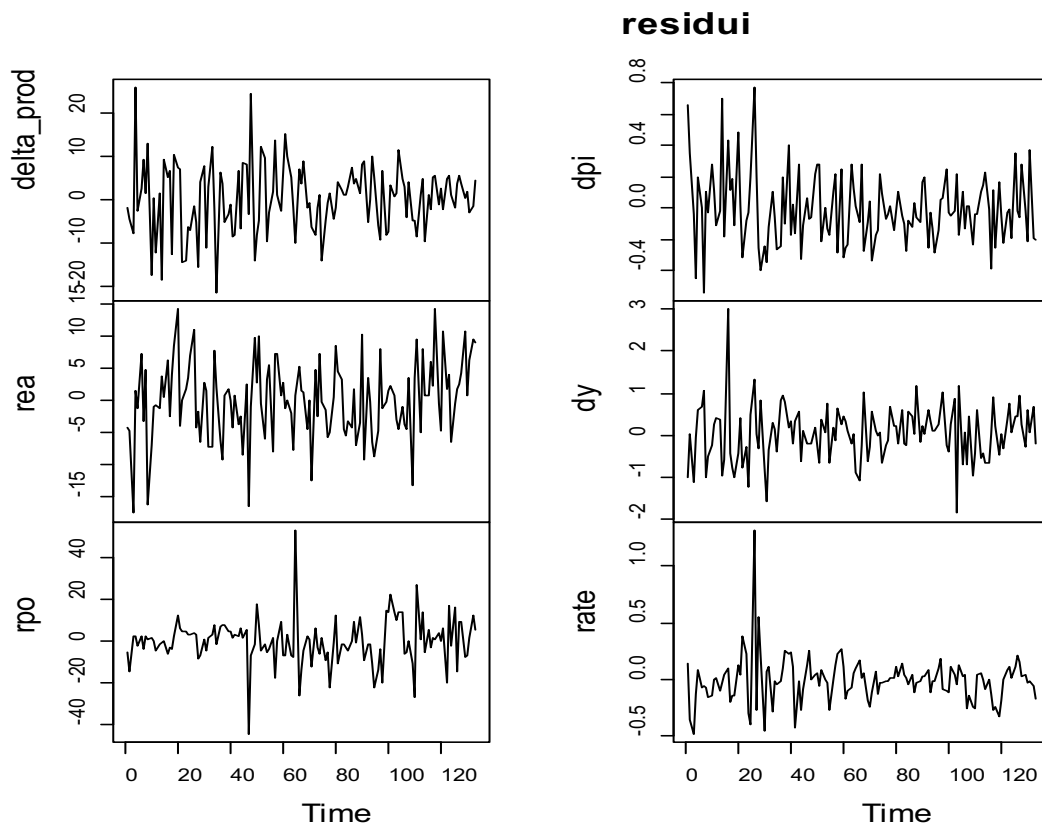


Figura 14: Residui del modello stimato

Una differenza tra i residui delle sei serie riguarda la presenza di autocorrelazione rilevata; il test di Ljung - Box univariato infatti non accetta l'ipotesi nulla di autocorrelazione per la serie "rpo":

Box-Ljung test

```
data: residui rpo
X-squared = 16.2763, df = 8, p-value = 0.03859
```

## **Ipotesi nulla invece accettata dal medesimo test sui residui delle altre serie**

Box-Ljung test

```
data: residui delta prod
X-squared = 9.8025, df = 8, p-value = 0.2792
```

Box-Ljung test

```
data: residui rea
X-squared = 7.5431, df = 8, p-value = 0.4793
```

Box-Ljung test

```
data: residui dpi
X-squared = 10.75, df = 8, p-value = 0.2163
```

Box-Ljung test

```
data: residui dy
X-squared = 15.2603, df = 8, p-value = 0.05428
```

Box-Ljung test

```
data: residui rate
X-squared = 11.9295, df = 8, p-value = 0.1544
```

**Il test multivariato (Breusch – Godfrey) mette in evidenza l'assenza di autocorrelazione dei residui:**

Breusch-Godfrey LM test

```
data: Residuals of VAR object varsest
Chi-squared = 163.2494, df = 180, p-value = 0.8096
```

I mutamenti di volatilità dei residui che si notavano anche prima sono catturati in parte anche dai seguenti test univariati, i cui valori mi fanno rifiutare l'ipotesi nulla di assenza di eteroschedasticità per i residui delle serie DELTA\_PROD, DPI e DY, mentre me la fanno accettare per quelli relativi alle restanti serie.

\$delta\_prod

ARCH test (univariate)

data: Residual of delta\_prod equation  
Chi-squared = 33.8055, df = 16, p-value = 0.00577

\$rea

ARCH test (univariate)

data: Residual of rea equation  
Chi-squared = 12.5483, df = 16, p-value = 0.7054

\$rpo

ARCH test (univariate)

data: Residual of rpo equation  
Chi-squared = 5.3566, df = 16, p-value = 0.9937

\$dpi

ARCH test (univariate)

data: Residual of dpi equation  
Chi-squared = 32.9726, df = 16, p-value = 0.007452

\$dy

ARCH test (univariate)

data: Residual of dy equation  
Chi-squared = 27.7538, df = 16, p-value = 0.03383

\$rate

ARCH test (univariate)

data: Residual of rate equation  
Chi-squared = 9.0046, df = 16, p-value = 0.9132

**Il p-value del test multivariato mi porta ad accettare l'ipotesi nulla di assenza di eteroschedasticità:**

ARCH (multivariate)

data: Residuals of VAR object varsest  
Chi-squared = 2298.365, df = 2205, p-value = 0.08127

Il modello VAR appena stimato avvalora la tesi di possibili mutamenti nell'ambiente macroeconomico esaminato attraverso l'analisi dei residui. I risultati dei test presentano problemi di autocorrelazione univariata (per la variazione percentuale di produzione di greggio, per il tasso di crescita del reddito reale e per il tasso d'inflazione), ma non multivariata. Tuttavia, un ulteriore test di stabilità per i residui ci restituisce il seguente output:

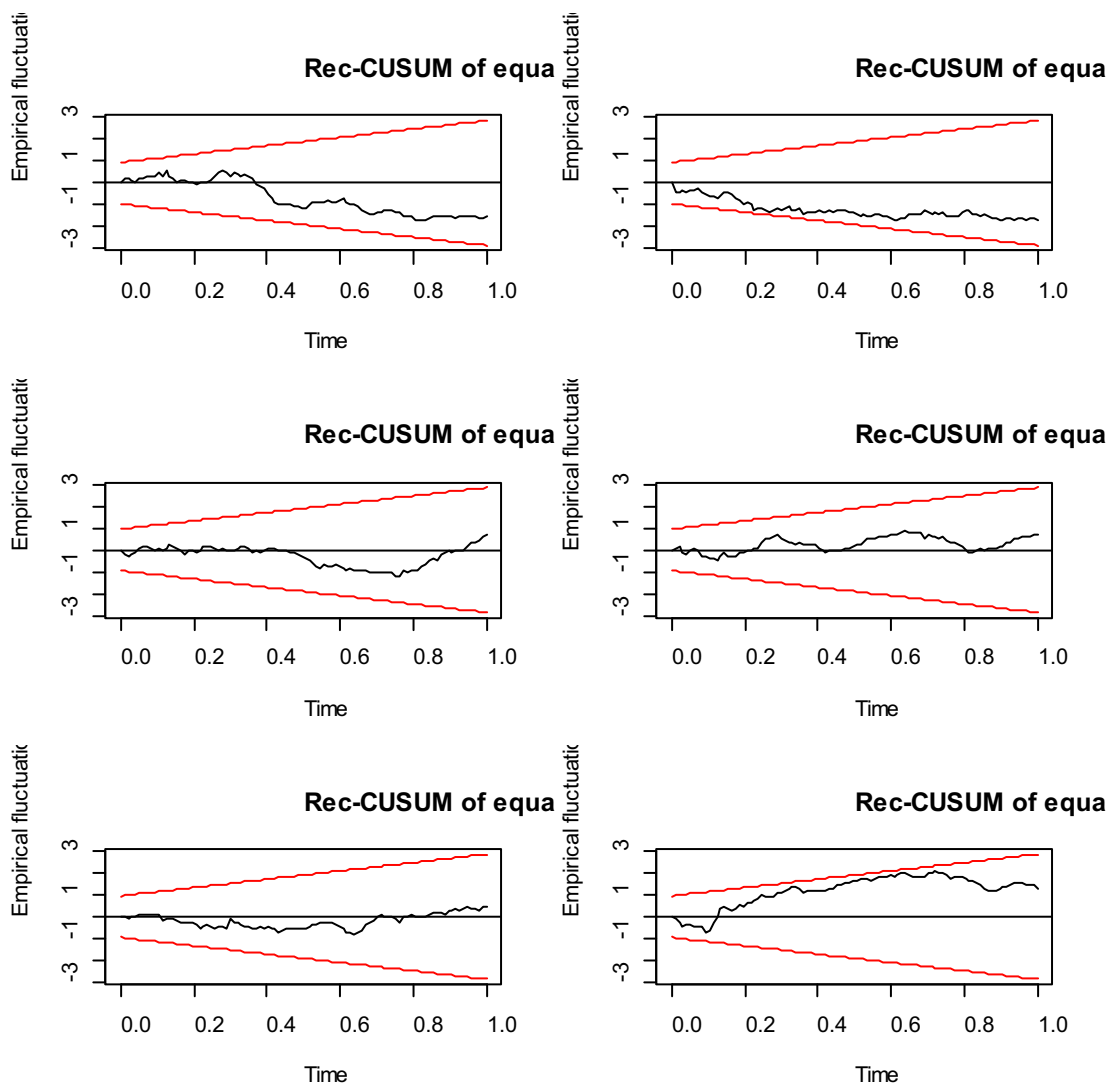


Figura 15: Test di stabilità sul modello stimato

Nel Rec-CUSUM calcolo gli errori di previsione un passo in avanti

Le stime sono stabili in quanto la linea nera ondulata sta dentro le bande di confidenza (rappresentate dalle rette rosse); perciò il modello stimato può considerarsi stabile.

### 3.1.2 Analisi dello shock

Presento ora le reazioni o risposte d'impulso delle variabili macroeconomiche presenti nel VAR stimato allo shock di nostro interesse (shock di fornitura globale del greggio).

Tale analisi serve proprio a vedere che impatto provoca uno shock in una variabile rispetto alla variabile di interesse (si usa molto anche per modelli di tipo economico, come ad esempio PIL, disoccupazione ecc...).

Di un VAR sappiamo che non abbiamo restrizione sulla matrice Sigma, ma possiamo ipotizzare che la sua stima sia piena, non la vincolo ad essere diagonale. Se ho Sigma piena (non diagonale quindi), mi potrebbe creare dei problemi come ad esempio shock correlati tra loro. Una soluzione a tale problema è ortogonalizzare Sigma, costruire shock ortogonali e muoverli uno alla volta.

Per ortogonalizzare una matrice (in questo caso Sigma), posso usare la decomposizione di Cholesky.

Dall'output precedente fatto per la stima del modello VAR risultava che:

Covariance matrix of residuals:

	delta_prod	rea	rpo	dpi	dy	rate
delta_prod	84.7087	-4.7195	-12.36911	-0.355321	1.678483	-0.11183
rea	-4.7195	49.4860	24.06479	0.302211	0.374766	0.26493
rpo	-12.3691	24.0648	163.29914	0.398207	-0.266438	0.07252
dpi	-0.3553	0.3022	0.39821	0.069581	-0.006751	0.01064
dy	1.6785	0.3748	-0.26644	-0.006751	0.574158	0.04823
rate	-0.1118	0.2649	0.07252	0.010639	0.048231	0.05459

Visto che  $\Sigma$  è non diagonale, è poco probabile che lo shock che capita ad una componente rimanga isolato, anzi è facile, data la correlazione contemporanea tra componenti, che uno shock in una variabile sia accompagnato da uno shock in un'altra variabile.

Decido quindi di ortogonalizzare gli errori tramite la decomposizione di Cholesky e derivare conseguentemente le funzioni di risposta impulsiva. Così si rende diagonale la matrice di varianze e covarianze, assumendo che l'impulso riguardi una e una sola variabile, con le altre che risponderanno ad un livello iniziale pari a zero.

Applicando la decomposizione di Cholesky otteniamo quindi il grafico relativo allo shock di nostro interesse:

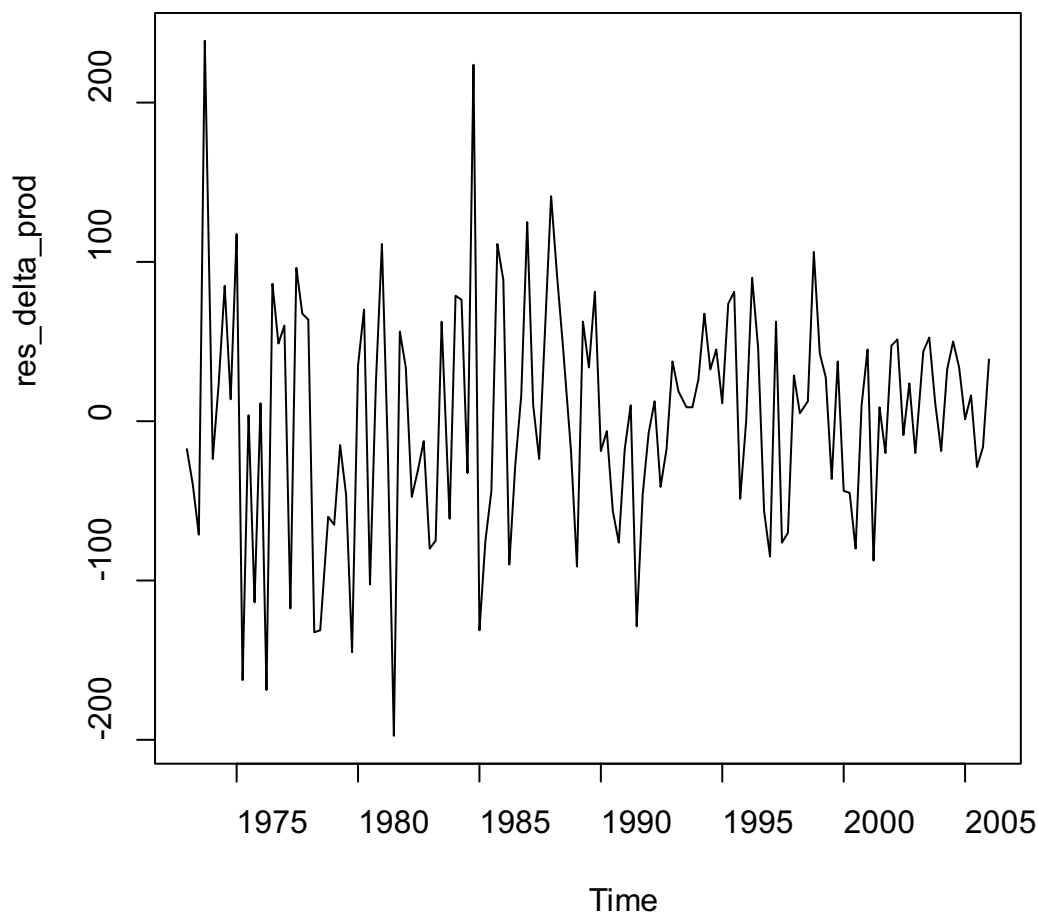


Figura 16: Oil supply shock del VAR su base trimestrale (1973:1 - 2007:12)



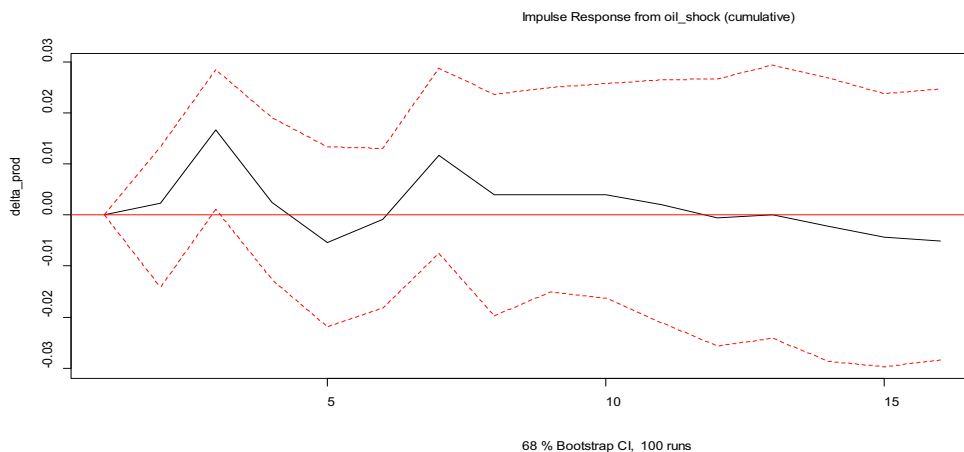
### 3.1.3 Funzioni di risposta d'impulso

Sotto sono riportate le funzione di risposta impulsiva. Vedremo quindi cosa succede alle sei serie di interesse (produzione globale di greggio (delta\_prod), indice dell'attività economica reale (rea), prezzo reale del petrolio (rpo), tasso di crescita del reddito reale (dy), tasso d'inflazione (dpi) e tasso d'interesse (rate)) a seguito di uno shock di fornitura del greggio.

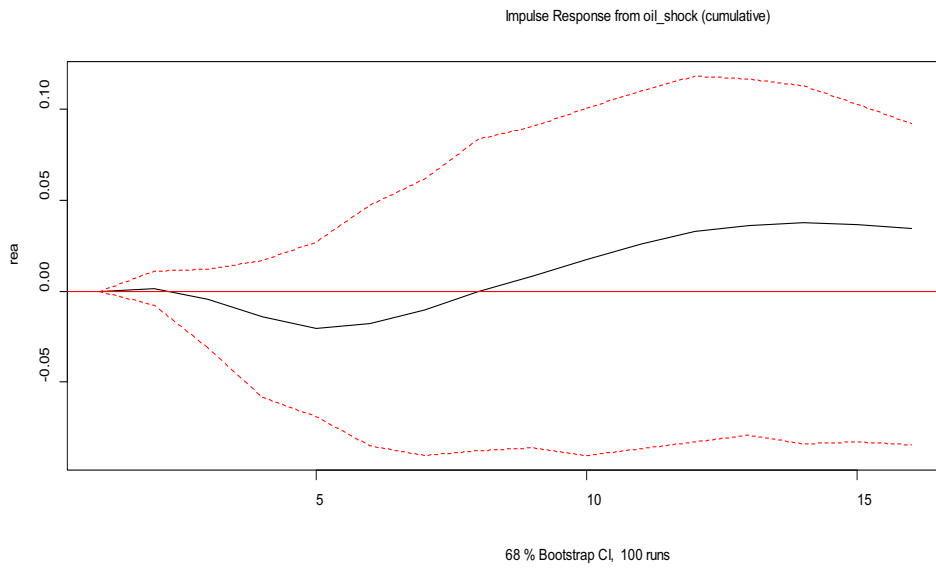
Ho costruito un dataset su base trimestrale con 7 variabili:

- Oil supply shock;
- Serie della variazione percentuale riguardante la produzione del greggio;
- Serie dell'attività economica reale;
- Serie del prezzo reale del petrolio;
- Serie del tasso di crescita del reddito reale;
- Serie del tasso d'inflazione;
- Serie del tasso d'interesse.

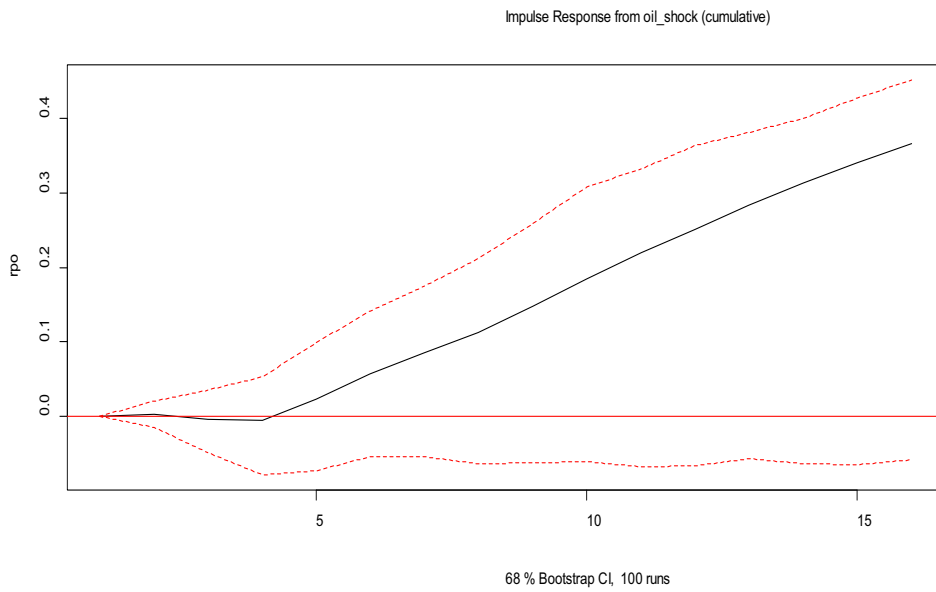
Ho quindi costruito un VAR basato su tale dataset. Il criterio AIC ha suggerito l'ordine 4. Da questo ho poi ricavato le seguenti funzioni di risposta impulsiva:



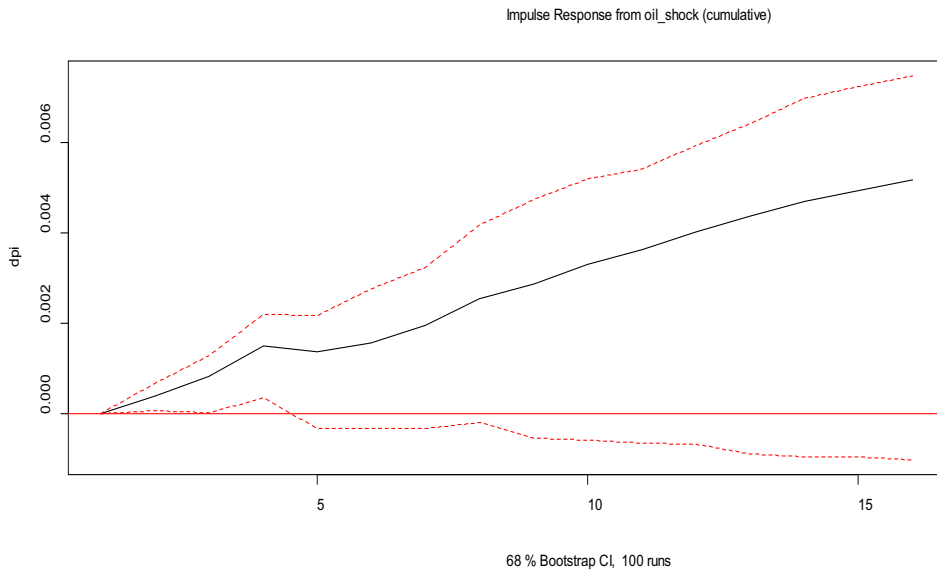
**Funzione di risposta impulsiva 1 (oil supply shock→delta\_prod)**



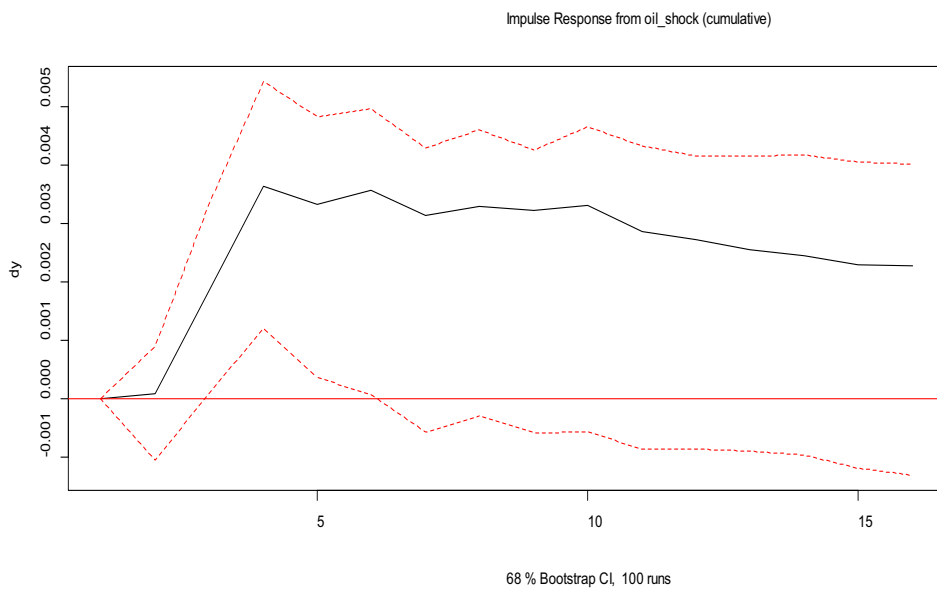
**Funzione di risposta impulsiva 2 (oil supply shock→attività economica reale globale)**



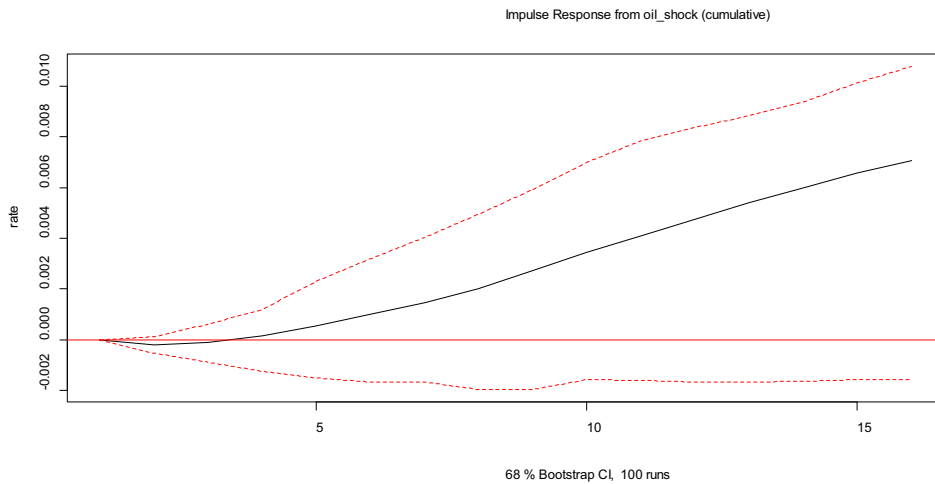
**Funzione di risposta impulsiva 3 (oil supply shock→prezzo reale del petrolio)**



**Funzione di risposta impulsiva 4 (oil supply shock→tasso d'inflazione)**



**Funzione di risposta impulsiva 5 (oil supply shock→tasso di crescita del reddito reale)**



**Funzione di risposta impulsiva 6 (oil supply shock→tasso d'interesse)**

Nella costruzione di tale funzioni, non ho inserito il valore TRUE nella linea di comando di R in corrispondenza dell'ortogonalità, in quanto nel VAR(1) stimato la matrice di correlazione degli errori risultava non ortogonale (vedi appendice).

Gli intervalli bootstrap sono al 68% a causa della consistente mole di dati studiati in questo VAR.

Lo shock di approvvigionamento di petrolio produce una reazione inizialmente positiva e poi altalenante della produzione di greggio, che poi tenderà a stabilizzarsi gradualmente nel tempo. L'attività economica reale globale è l'unica variabile che inizialmente ha un declino per poi risalire e stabilizzarsi dal decimo periodo.

Tale shock produce una variazione positiva del tasso d'interesse che comporta inizialmente un prevedibile calo dell'attività economica reale globale.

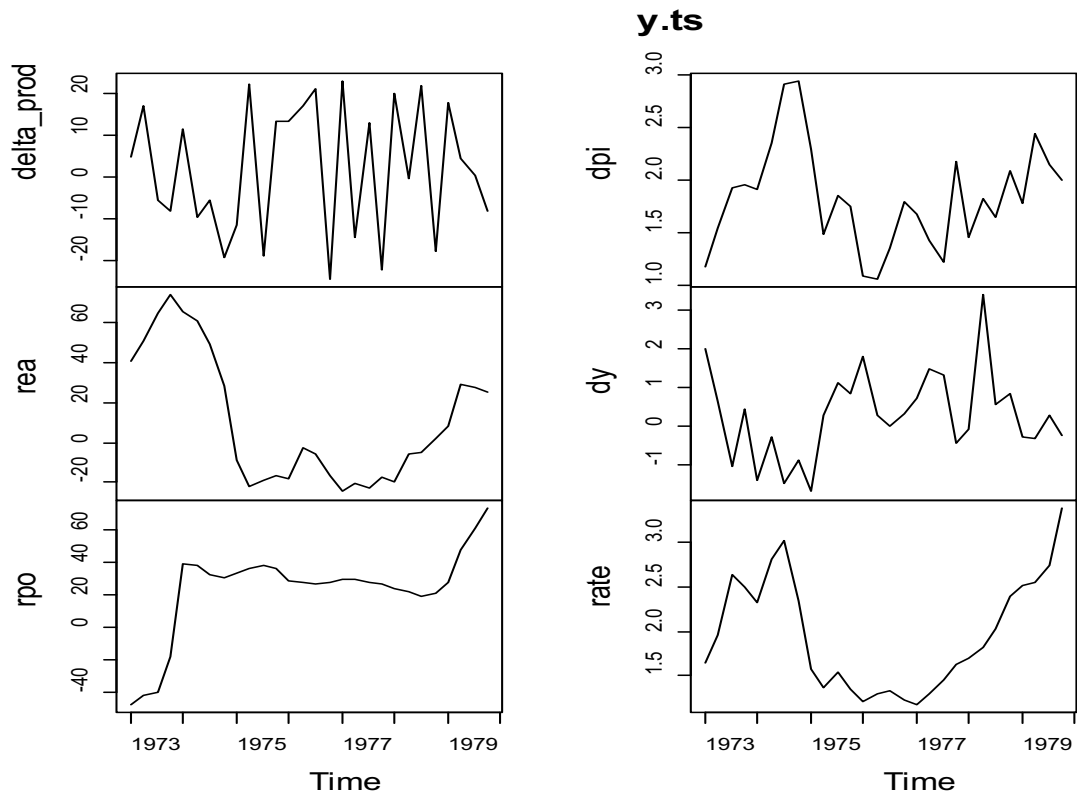
Il prezzo reale del petrolio e il tasso d'inflazione hanno sostanzialmente lo stesso andamento crescente a tale shock. Infatti, come è logico aspettarsi, l'inflazione è causata dal rialzo del prezzo reale del petrolio. Il tasso di

crescita del reddito reale ha un'impennata positiva inizialmente per poi stabilizzarsi gradualmente.

### 3.2 VAR sul primo sottocampione (1973:1 – 1979:10)

La procedura di stima del modello VAR per questo primo range di osservazioni è la medesimo seguita precedentemente per il campione intero; il modello vettoriale auto regressivo contiene le stesse variabili macroeconomiche ( $k=6$ ): variazione percentuale della produzione del greggio, attività economica reale globale, prezzo reale del petrolio, tasso di interesse, tasso di crescita del reddito reale e tasso di inflazione.

L'esame preliminare delle sei serie ci mostra il seguente grafico (espresso su base trimestrale, quindi con una frequenza pari a 4):



L'ordine del modello VAR suggerito dal criterio AIC è  $p=1$ , a differenza per quanto era avvenuto nel campione intero dove  $p=6$ .

Il modello in forma matriciale risulta il seguente:

$$\begin{bmatrix} \Delta_{prod_t} \\ rea_t \\ rpo_t \\ dpi_t \\ dy_t \\ rate_t \end{bmatrix} = \Phi_0 + \Phi_1 \begin{bmatrix} \Delta_{prod_{t-1}} \\ rea_{t-1} \\ rpo_{t-1} \\ dpi_{t-1} \\ dy_{t-1} \\ rate_{t-1} \end{bmatrix} + a_t$$

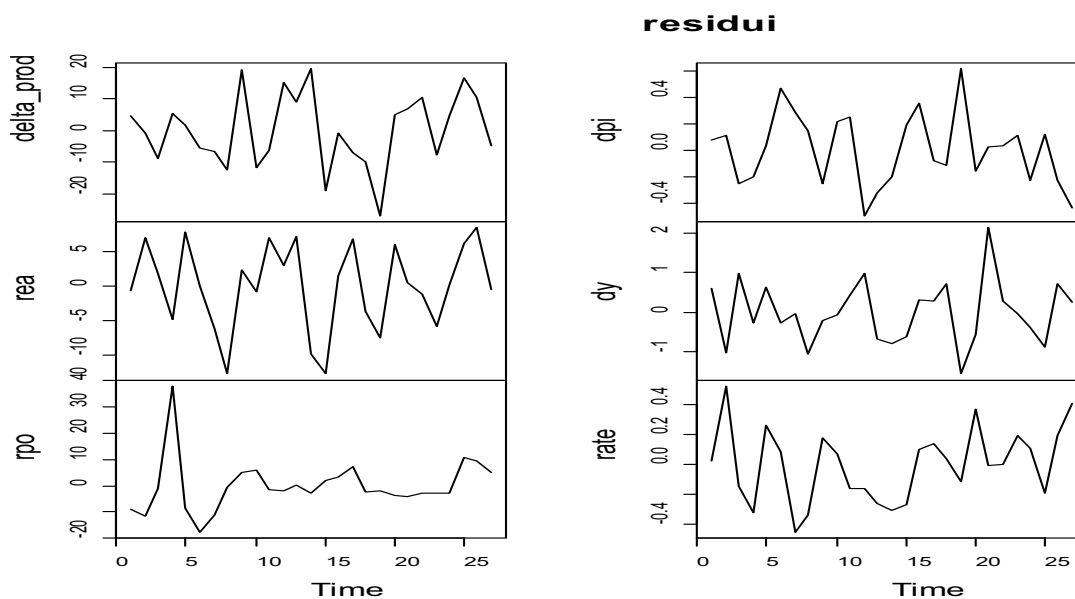
Dall'output risulta che diversi parametri non sono significativi (vedi appendice). Applico quindi il metodo delle restrizioni automatiche per eliminarli.

Tutti i parametri ora risultano significativi e le radici del polinomio caratteristico sono in modulo  $< 1$ , segno della stazionarietà del modello appena stimato.

Roots of the characteristic polynomial:  
 0.8816 0.8007 0.797 0.6358 0.4005 0

### 3.2.1 Analisi dei residui

Il modello genera il seguente grafico per quanto riguarda i residui delle sei serie:



Qui il test univariato di Ljung – Box accetta l’ipotesi nulla di assenza di autocorrelazione per i singoli residui riferiti alle serie “rea”, “rpo”, “dpi”, mentre la rifiuta per i restanti.

Box-Ljung test

data: residui delta\_prod  
X-squared = 20.9742, df = 8, p-value = 0.007216

Box-Ljung test

data: residui rea  
X-squared = 13.1301, df = 8, p-value = 0.1074

Box-Ljung test

data: residui rpo  
X-squared = 10.6333, df = 8, p-value = 0.2234

Box-Ljung test

data: residui dpi  
X-squared = 12.6131, df = 8, p-value = 0.1259

Box-Ljung test

data: residui dy  
X-squared = 17.4677, df = 8, p-value = 0.02559

Box-Ljung test

data: residui rate  
X-squared = 17.7757, df = 8, p-value = 0.02297

**Anche il test multivariato (Breusch – Godfrey) accetta l’ipotesi nulla di assenza di autocorrelazione come sotto dimostrato:**

Breusch-Godfrey LM test

data: Residuals of VAR object varsimest  
Chi-squared = 162, df = 180, p-value = 0.8281



Giudizi positivi circa l'assenza di eteroschedasticità vengono emessi dai test univariati e dal test multivariato per la presenza di effetti ARCH, che portano ad accettare l'ipotesi nulla di assenza di eteroschedasticità, in linea con il fenomeno della "Great Moderation", che sta ad indicare il declino nella variabilità dei processi macroeconomici.

```
$delta_prod
```

```
ARCH test (univariate)
```

```
data: Residual of delta_prod equation  
Chi-squared = 11, df = 16, p-value = 0.8095
```

```
$rea
```

```
ARCH test (univariate)
```

```
data: Residual of rea equation  
Chi-squared = 11, df = 16, p-value = 0.8695
```

```
$rpo
```

```
ARCH test (univariate)
```

```
data: Residual of rpo equation  
Chi-squared = 11, df = 16, p-value = 0.7032
```

```
$dpi
```

```
ARCH test (univariate)
```

```
data: Residual of dpi equation  
Chi-squared = 11, df = 16, p-value = 0.6223
```

```
$dy
```

```
ARCH test (univariate)
```

```
data: Residual of dy equation  
Chi-squared = 11, df = 16, p-value = 0.9741
```

```
$rate
```

```
ARCH test (univariate)
```

```
data: Residual of rate equation  
Chi-squared = 11, df = 16, p-value = 0.5261
```

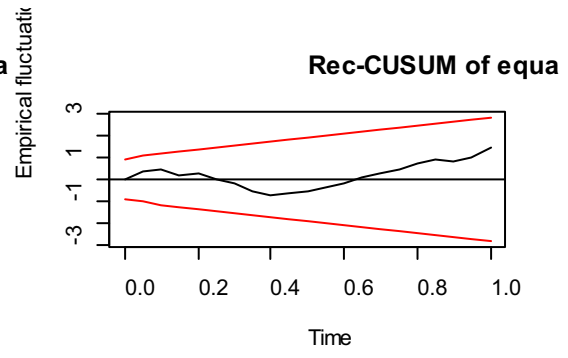
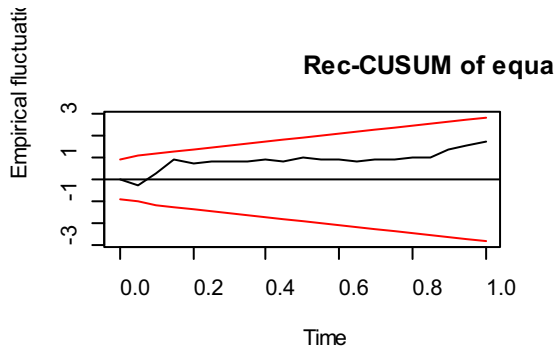
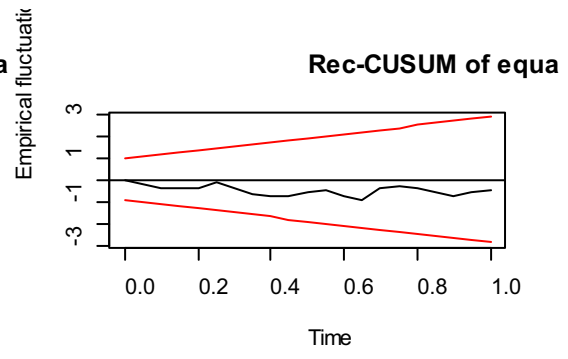
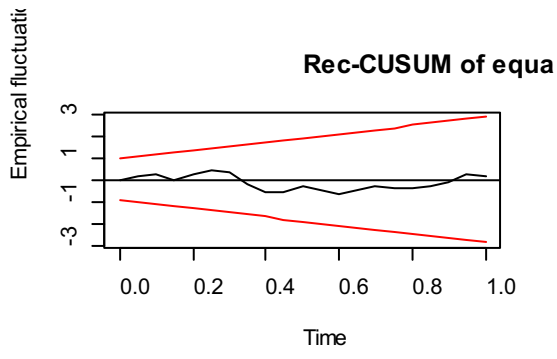
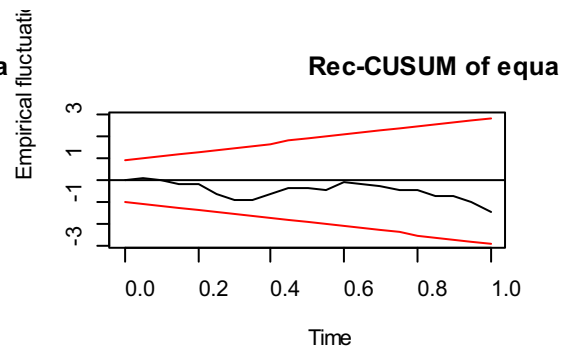
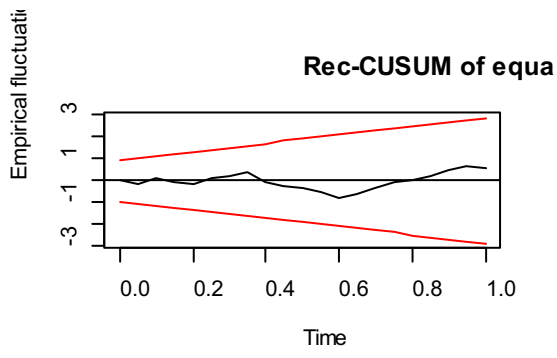
```
ARCH (multivariate)
```

```
data: Residuals of VAR object varsimest  
Chi-squared = 462, df = 2205, p-value = 0.993
```

Nel Rec-CUSUM calcolo gli errori di previsione un passo in avanti.

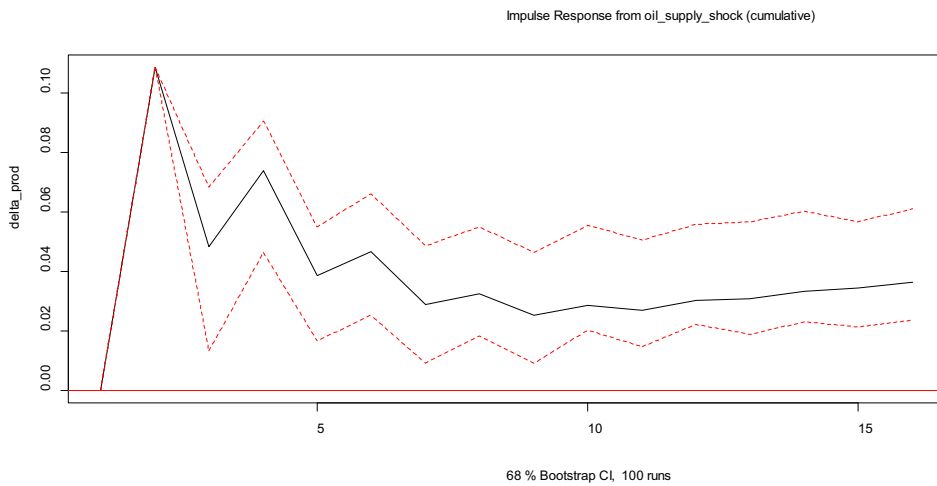
Le stime sono tutte stabili in quanto la linea nera ondulata sta dentro le bande di confidenza (rappresentate dalle rette rosse).

Il test di stabilità sotto riportato per i residui ci restituisce il seguente output

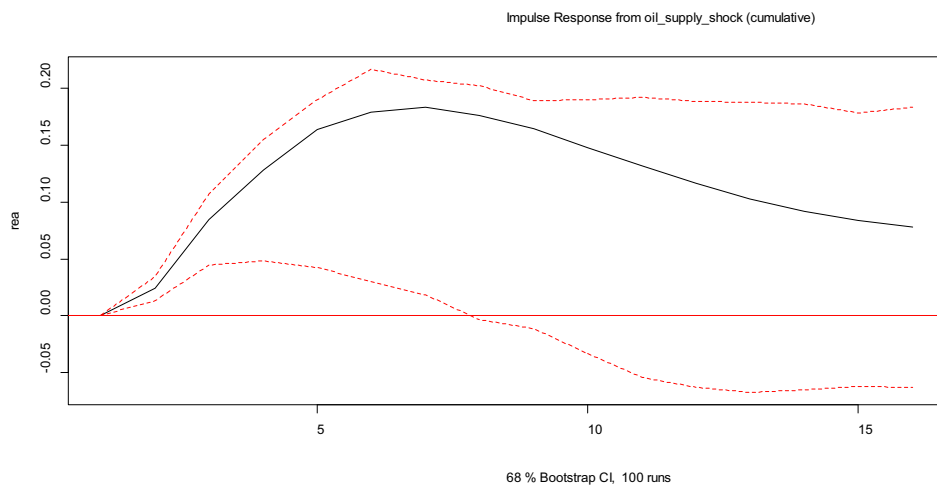


### 3.2.2 Funzioni di risposta d'impulso

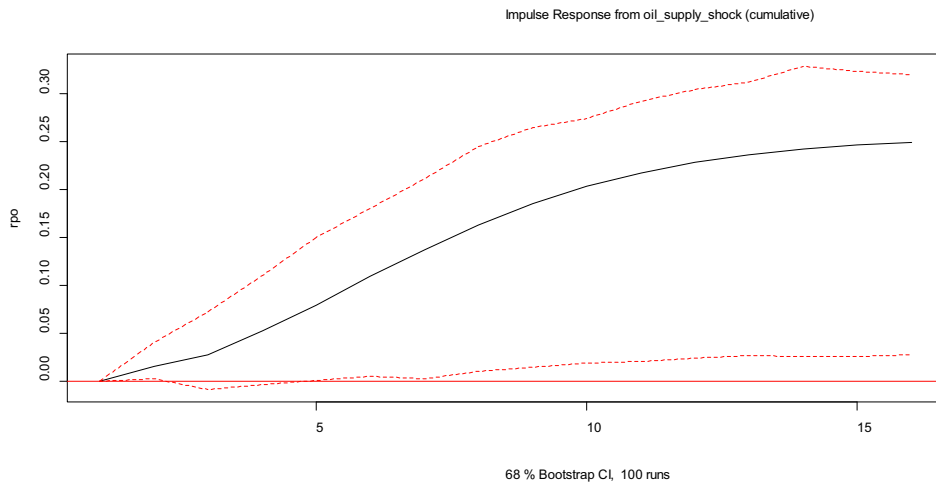
Come rispondono nel tempo le singole variabili all' *oil supply shock* in questo sottoperiodo può essere compreso dai seguenti grafici:



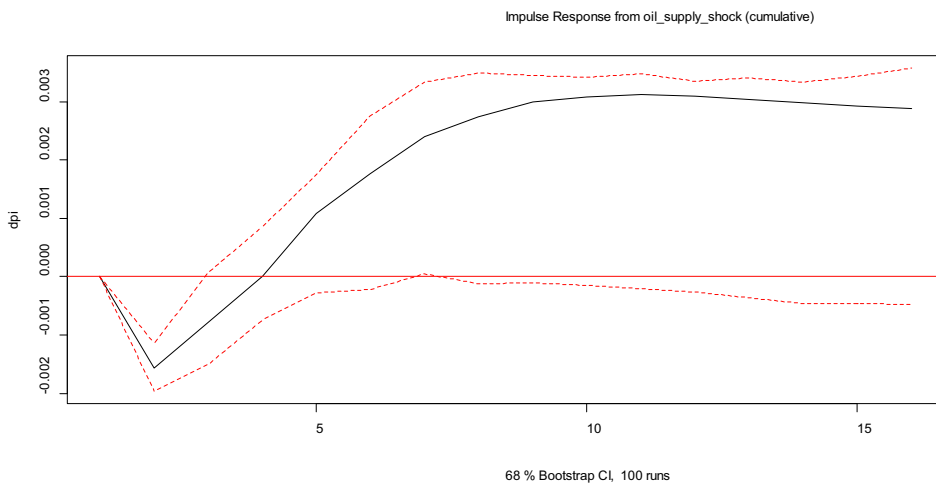
**Figura 1: Funzione di risposta impulsiva (oil supply shock → produzione del greggio)**



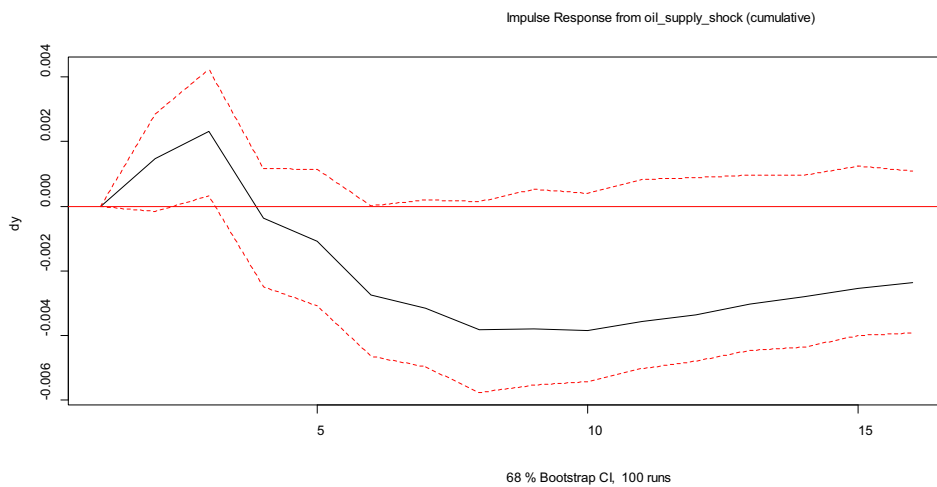
**Figura 2: Funzione di risposta impulsiva (oil supply shock → attività economica reale)**



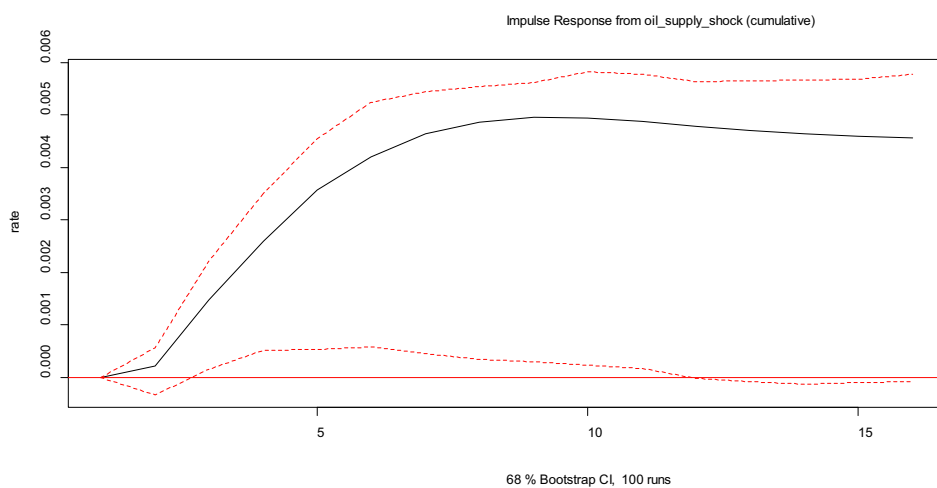
**Figura 3: Funzione di risposta impulsiva (oil supply shock → prezzo reale del petrolio)**



**Figura 4: Funzione di risposta impulsiva (oil supply shock → tasso d'inflazione)**



**Figura 5: Funzione di risposta impulsiva (oil supply shock → tasso di crescita del reddito reale)**



**Figura 6: Funzione di risposta impulsiva (oil supply shock → tasso d'interesse)**

Nella costruzione di tale funzioni, non ho inserito il valore TRUE nella linea di comando di R in corrispondenza dell'ortogonalità, in quanto nel VAR(1) stimato la matrice di correlazione degli errori risultava non ortogonale (vedi appendice).

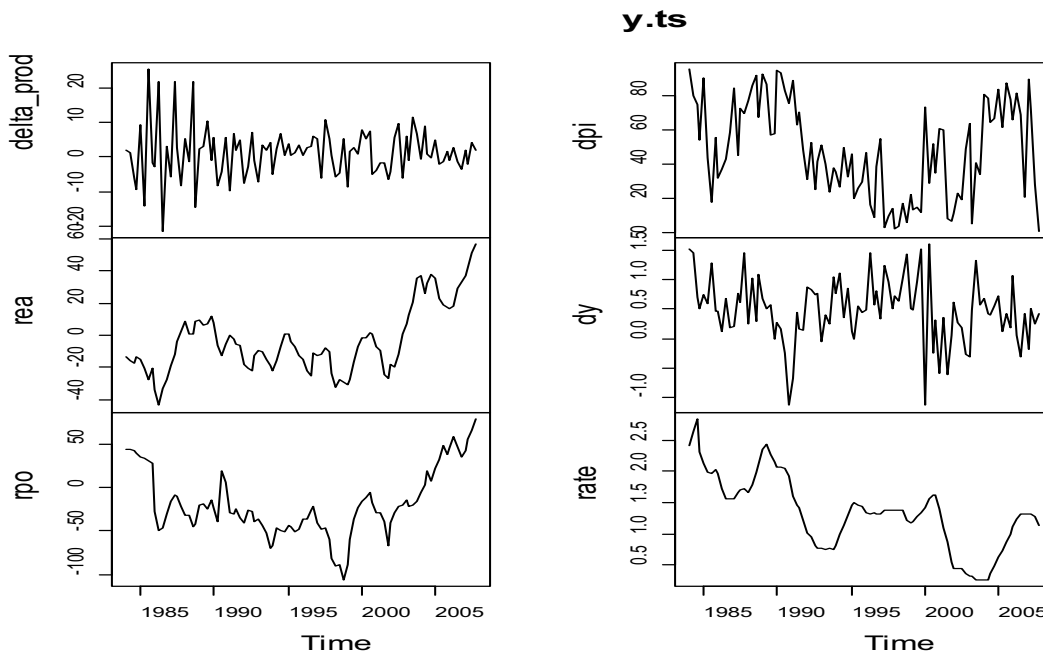
Gli intervalli bootstrap sono al 68% a causa della consistente mole di dati studiati in questo VAR.

Quello che si nota principalmente dallo studio di queste funzioni di risposta impulsiva è che un maggiore approvvigionamento di petrolio implica una maggiore produzione in termini economici ed è per questo che l'attività economica reale globale ha una risposta crescente. Questo aumento fa sì che la Banca Centrale aumenti il tasso d'interesse (come si vede dalla sua funzione di risposta impulsiva) e ciò, per il primo periodo, provoca deflazione come si può notare. Infatti le Banche Centrali tentano di limitare l'inflazione causata dai rialzi del prezzo del petrolio (come osservato anche nel campione intero).

### 3.3 VAR sul secondo sottocampione (1984:1 – 2007:10)

Anche qui, come per il VAR trivariato, il secondo sottocampione parte da gennaio '84 e arriva fino all'ultima osservazione disponibile, ovvero dicembre 2007. Il modello vettoriale auto regressivo contiene le stesse variabili macroeconomiche ( $k=6$ ) del primo sottocampione e il metodo di stima è il medesimo.

L'esame preliminare delle sei serie ci mostra il seguente grafico (espresso su base trimestrale, quindi con una frequenza pari a 4):



L'ordine del modello VAR suggerito dal criterio AIC è  $p=2$ , a differenza per quanto era avvenuto nel campione intero dove  $p=6$  (output del comando R in appendice).



Il modello in forma matriciale risulta il seguente:

$$\begin{bmatrix} \Delta prod_t \\ rea_t \\ rpo_t \\ dpi_t \\ dy_t \\ rate_t \end{bmatrix} = \Phi_0 + \Phi_1 \begin{bmatrix} \Delta prod_{t-1} \\ rea_{t-1} \\ rpo_{t-1} \\ dpi_{t-1} \\ dy_{t-1} \\ rate_{t-1} \end{bmatrix} + \Phi_2 \begin{bmatrix} \Delta prod_{t-2} \\ rea_{t-2} \\ rpo_{t-2} \\ dpi_{t-2} \\ dy_{t-2} \\ rate_{t-2} \end{bmatrix} + a_t$$

Dall'output risulta che diversi parametri non sono significativi. Applico quindi il metodo delle restrizioni automatiche per eliminarli.

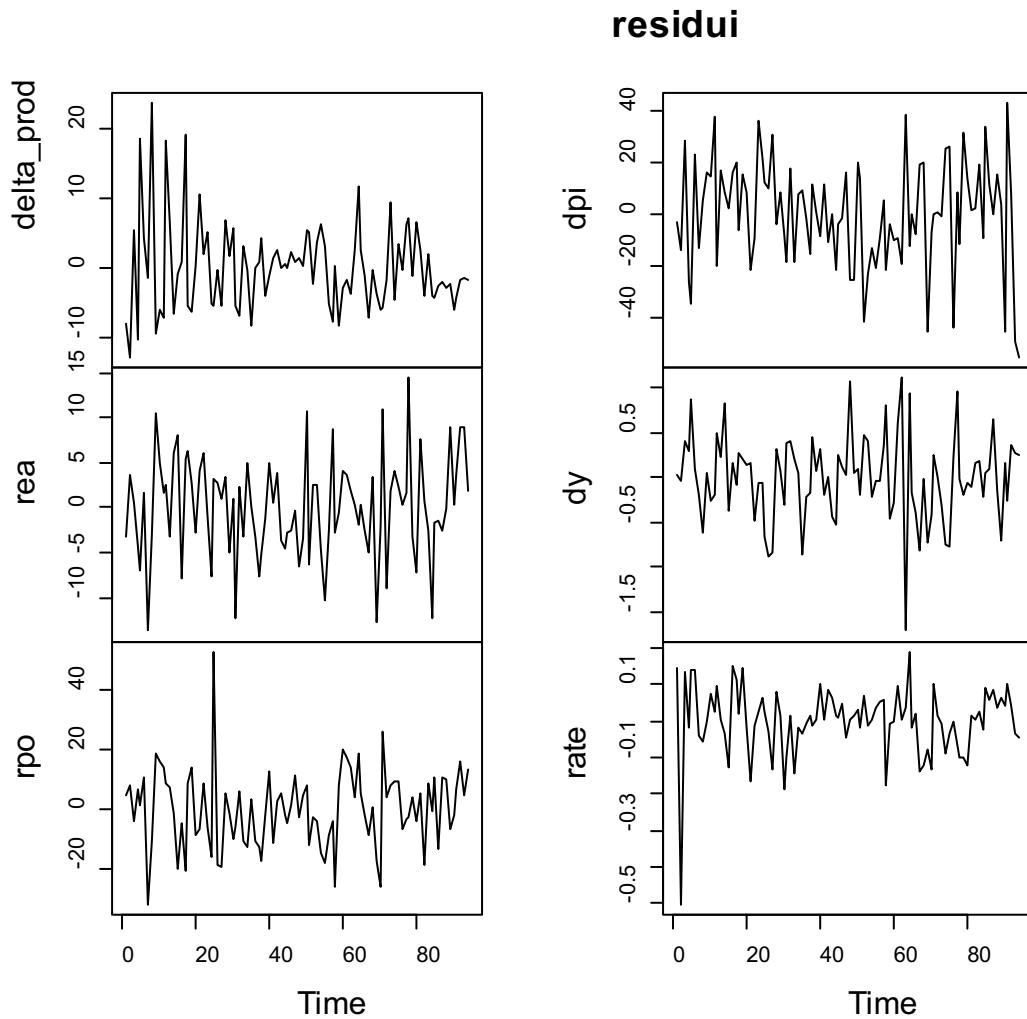
Tutti i parametri ora risultano significativi e le radici del polinomio caratteristico sono in modulo  $< 1$ , segno della stazionarietà del modello appena stimato.

Roots of the characteristic polynomial:

0.9448 0.8859 0.8859 0.7132 0.5531 0.5531 0.5459 0.3775 0.3675 0.2954  
0.07882 0

### 3.3.1 Analisi dei residui

Il modello genera il seguente grafico per quanto riguarda i residui delle sei serie:



Qui il test univariato di Ljung – Box accetta l’ipotesi nulla di assenza di autocorrelazione per i singoli residui riferiti alle serie “dpi”, “dy”, “rate”, mentre la rifiuta per i restanti.

Box-Ljung test

```
data: residui delta_prod
X-squared = 17.6384, df = 8, p-value = 0.02411
```

Box-Ljung test

data: residui rea  
X-squared = 16.0588, df = 8, p-value = 0.04155

Box-Ljung test

data: residui rpo  
X-squared = 17.047, df = 8, p-value = 0.02962

Box-Ljung test

data: residui dpi  
X-squared = 7.6185, df = 8, p-value = 0.4716

Box-Ljung test

data: residui dy  
X-squared = 6.088, df = 8, p-value = 0.6374

Box-Ljung test

data: residui rate  
X-squared = 3.6782, df = 8, p-value = 0.8849

**Il test multivariato (Breusch – Godfrey) non accetta l'ipotesi nulla di assenza di autocorrelazione come sotto dimostrato:**

Breusch-Godfrey LM test

data: Residuals of VAR object varsimest  
Chi-squared = 276.1123, df = 180, p-value = 5.312e-06

Giudizi positivi circa l'assenza di eteroschedasticità vengono emessi dai test univariati e dal test multivariato per la presenza di effetti ARCH, che portano ad accettare l'ipotesi nulla di assenza di eteroschedasticità, in linea con il fenomeno della "Great Moderation" (come visto precedentemente).

$\delta_{prod}$

ARCH test (univariate)

data: Residual of  $\delta_{prod}$  equation  
Chi-squared = 49.3146, df = 16, p-value = 0.9461

\$rea

ARCH test (univariate)

data: Residual of rea equation  
Chi-squared = 19.2175, df = 16, p-value = 0.2575

\$rpo

ARCH test (univariate)

data: Residual of rpo equation  
Chi-squared = 4.039, df = 16, p-value = 0.9988

\$dpi

ARCH test (univariate)

data: Residual of dpi equation  
Chi-squared = 17.2542, df = 16, p-value = 0.3693

\$dy

ARCH test (univariate)

data: Residual of dy equation  
Chi-squared = 17.8948, df = 16, p-value = 0.3301

\$rate

ARCH test (univariate)

data: Residual of rate equation  
Chi-squared = 20.285, df = 16, p-value = 0.2077

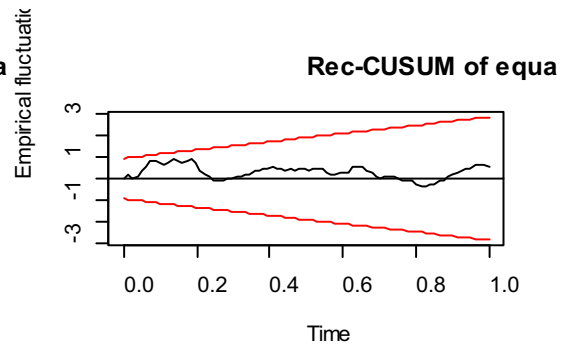
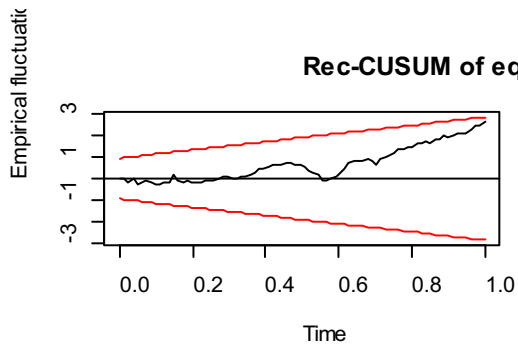
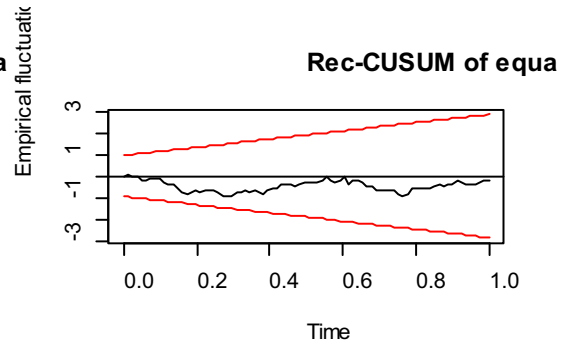
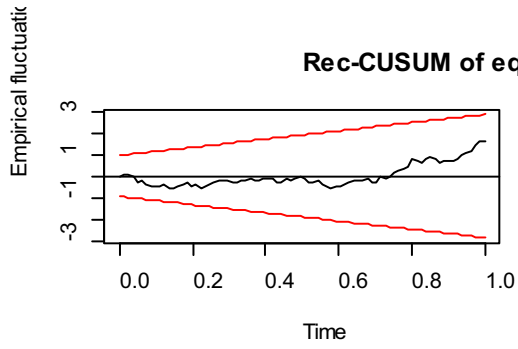
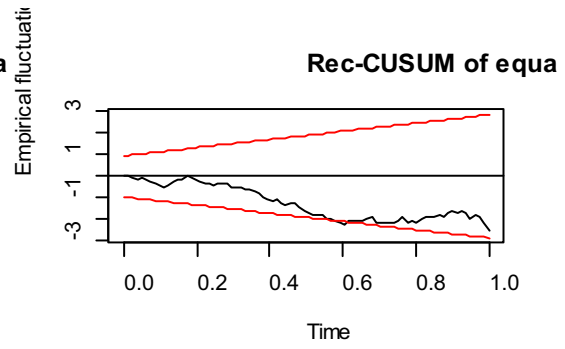
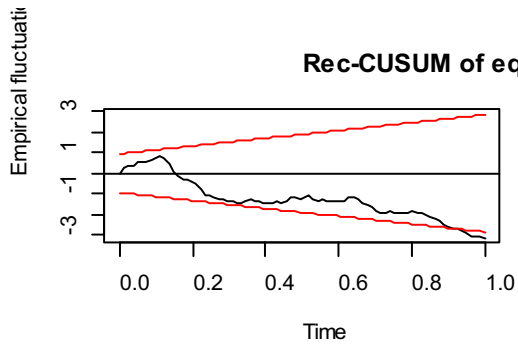
ARCH (multivariate)

data: Residuals of VAR object varsimest  
Chi-squared = 1869, df = 2205, p-value = 0.9986

**Nel Rec-CUSUM calcolo gli errori di previsione un passo in avanti.**

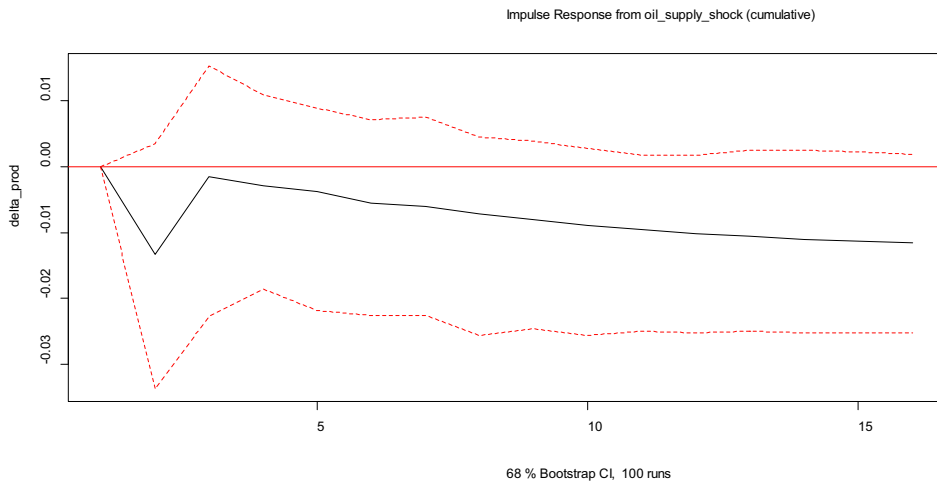
**Le stime sono tutte stabili in quanto la linea nera ondulata sta dentro le bande di confidenza (rappresentate dalle rette rosse).**

**Il test di stabilità sotto riportato per i residui ci restituisce il seguente output:**

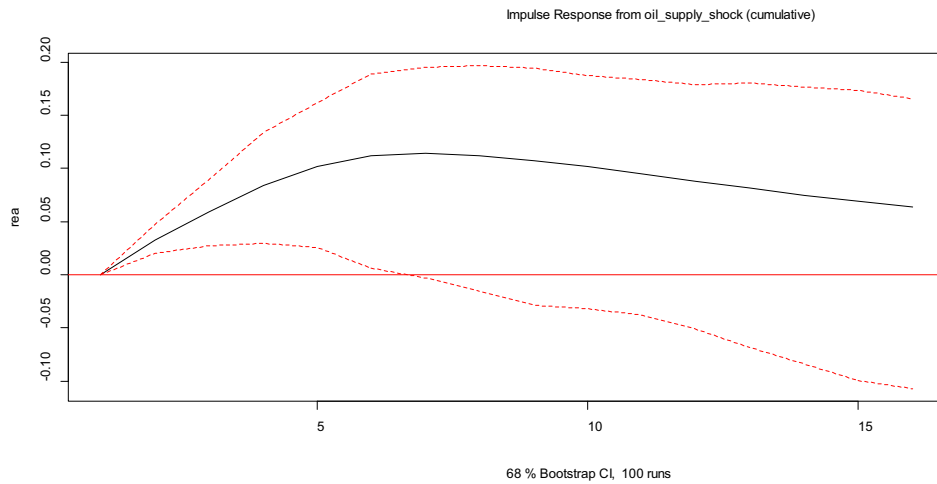


### 3.3.2 Funzioni di risposta d'impulso

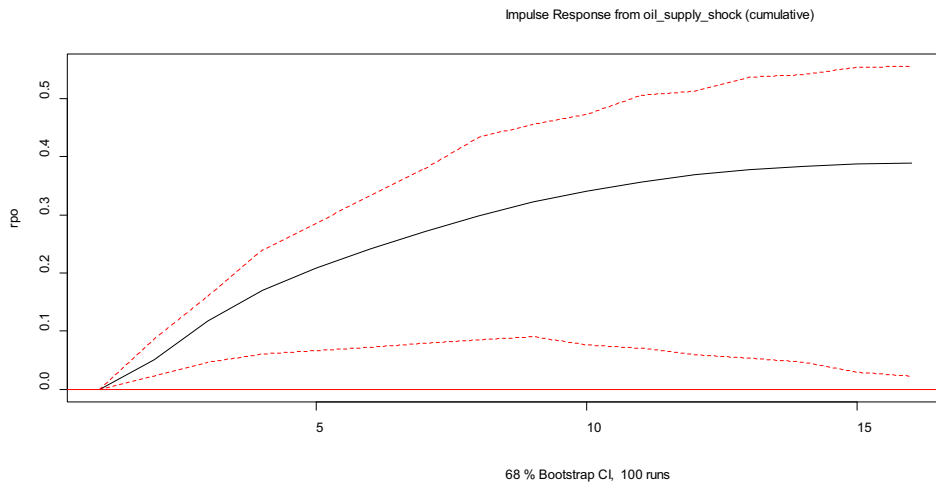
Come rispondono nel tempo le singole variabili all' *oil supply shock* in questo sottoperiodo può essere compreso dai seguenti grafici:



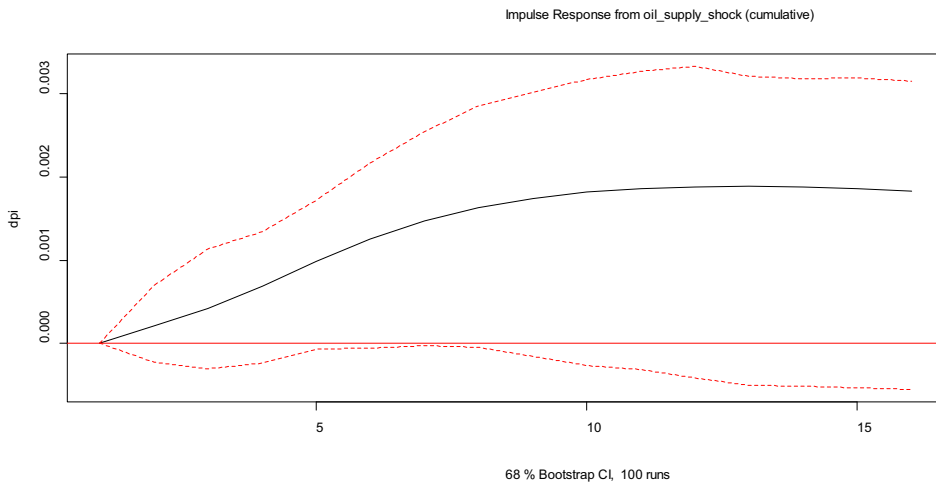
**Figura 1: Funzione di risposta impulsiva (oil supply shock → produzione del greggio)**



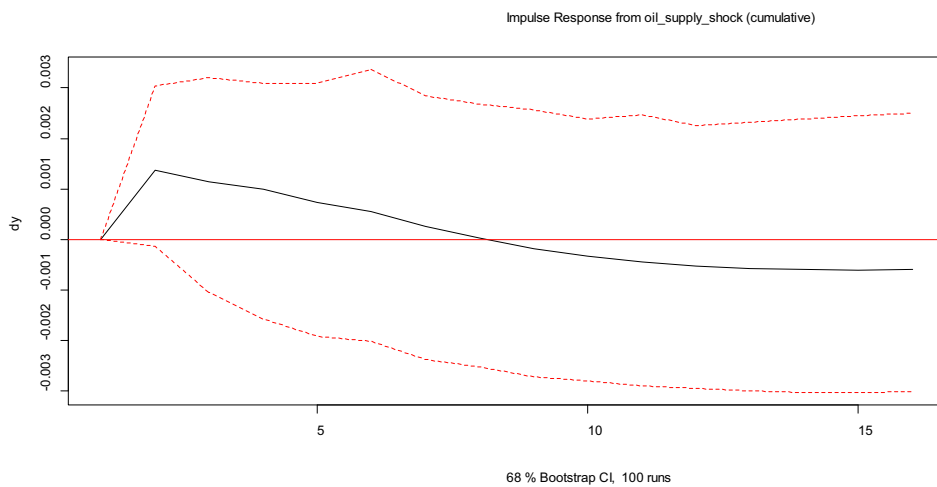
**Figura 2: Funzione di risposta impulsiva (oil supply shock → attività economica reale)**



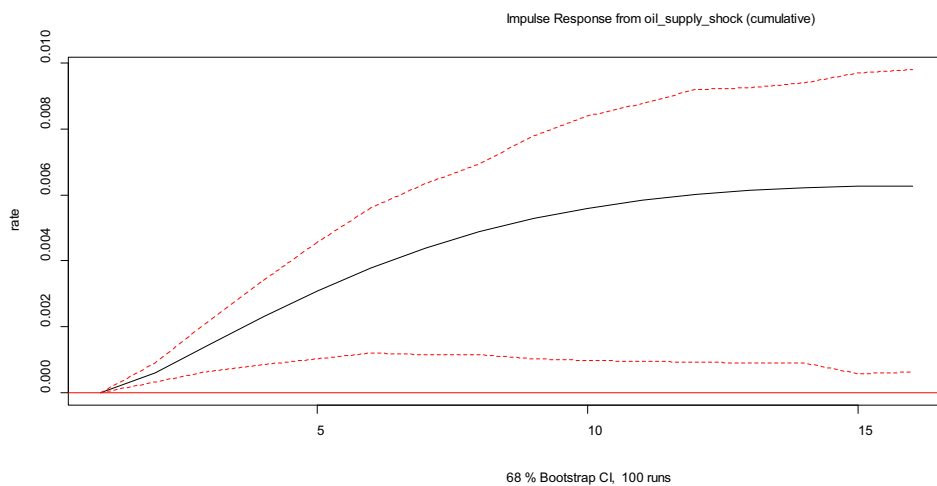
**Figura 3: Funzione di risposta impulsiva (oil supply shock → prezzo reale del petrolio)**



**Figura 4: Funzione di risposta impulsiva (oil supply shock → tasso d'inflazione)**



**Figura 5: Funzione di risposta impulsiva (oil supply shock→ tasso di crescita del reddito reale)**



**Figura 6: Funzione di risposta impulsiva (oil supply shock→ tasso d'interesse)**

Nella costruzione di tale funzioni, non ho inserito il valore TRUE nella linea di comando di R in corrispondenza dell'ortogonalità, in quanto nel VAR(2) stimato la matrice di correlazione degli errori risultava non ortogonale (vedi appendice).



Gli intervalli bootstrap sono al 68% a causa della consistente mole di dati studiati in questo VAR.

Ora ad uno shock di approvvigionamento di petrolio, la produzione percentuale ha inizialmente un calo per poi stabilizzarsi quasi subito (a differenza del sottocampione antecedente dove inizialmente c'era un picco positivo). Anche in questo sottocampione il prezzo reale del petrolio tende ad aumentare e questo provoca un aumento del tasso d'interesse posto dalle Banche Centrali, impegnate nel limitare l'inflazione causata dal rialzo del prezzo reale del petrolio. Il tasso di crescita del reddito reale inizialmente risponde positivamente, probabilmente a seguito dell'aumento dell'attività economica reale, per poi decrescere e stabilizzarsi verso il decimo trimestre. Ancora una volta, vista la complessità dell'ambiente macroeconomico, non esiste comunque una causa certa ed unica a quanto riscontrato.



## CONCLUSIONI

Una domanda ricorrente nel lavoro teorico, empirico e politico è quali sono gli effetti dei rincari del prezzo del petrolio e degli shock petroliferi negli aggregati macroeconomici statunitensi. Il punto principale della tesi è che lo studio fatto nel rispondere a questa domanda non è ben definito perché presuppone implicitamente che si può tenere tutto il resto fisso, pur variando il prezzo del petrolio. Ci sono due ragioni per cui questa ipotesi “*ceteris paribus*” è inadeguata:

- 1) L'esistenza di causalità inversa da aggregati macroeconomici ai prezzi del petrolio;
- 2) I prezzi del petrolio sono guidati dalla domanda strutturale e dagli shock di offerta che possono avere effetti diretti sull'economia degli Stati Uniti e indiretti attraverso il prezzo del petrolio (così come i prezzi delle altre materie prime). Ad esempio, una innovazione per il ciclo economico globale (che è ortogonale alle innovazioni per l'economia degli Stati Uniti) stimolerà l'economia degli Stati Uniti direttamente, ma sarà anche possibile che il prezzo del petrolio e di altre materie prime importate salga, rallentando così la crescita interna statunitense. Ecco perché non si può pensare di variare il prezzo del petrolio senza variare le altre variabili.

Questo secondo punto ha forti implicazioni. Per esempio aiuta a spiegare perché il rincaro del petrolio sembra importare di meno oggi che negli anni '70 e all'inizio del 1980. Ci aiuta anche a capire come una forte crescita dei mercati azionari in forte espansione può coesistere con gli elevati prezzi del petrolio e perché non c'è stata una grave recessione negli Stati Uniti nonostante l'impennata dei prezzi del petrolio negli ultimi anni.

Più in generale, l'analisi svolta da Kilian che ho preso come modello da seguire per il VAR poi stimato, implica che gli approcci esistenti per modellare gli shock petroliferi devono essere rivisti. In primo luogo

suggerisce che i modelli macroeconomici basati su l'ipotesi di prezzi del petrolio esogeni sono potenzialmente fuorvianti e la loro utilità per il lavoro richiesto non è chiara.

Inoltre l'impatto del ciclo economico globale sulla domanda di petrolio (compresi i cambiamenti strutturali della domanda di petrolio in relazione all'emergere di nuove economie) richiede la modellazione esplicita.

In secondo luogo l'analisi di Kilian mette in luce l'interpretazione dei modelli VAR macroeconomici che comprendono il prezzo del petrolio. Nella misura in cui ciascuno degli shock di domanda e offerta nel mercato del petrolio greggio è predeterminato, l'innovazione al prezzo reale del petrolio sarà anch'essa predeterminata, perché può essere scritta come una media ponderata di questi shock strutturali. Questo fatto permette di stimare l'effetto di un'innovazione del prezzo medio del petrolio su aggregati macroeconomici partendo da un vettore autoregressivo ricorsivamente individuato in cui la variazione percentuale del prezzo reale del petrolio è ordinata per prima. Sotto le ipotesi standard, le stime di risposta risultanti saranno asintoticamente valide come una misura della risposta attesa a questo shock. Tuttavia, poiché questa aspettativa riflette la composizione media dello shock di domanda e fornitura di petrolio nel periodo relativo al campione, queste stime potrebbero essere fuorvianti quando si tratta di giudicare gli effetti macroeconomici di uno shock specifico del prezzo del petrolio.

L'obiettivo postumo all'inizio di questa tesi era capire come rispondono certe variabili macroeconomiche statunitensi ad uno shock di fornitura nel mercato petrolifero tramite le funzioni di risposta impulsiva.

Tale shock genera differenti reazioni soprattutto nella variazione di produzione percentuale del greggio e nel tasso di inflazione a seconda del sottocampione che si sta valutando. Questo mi fa riflettere su come il modello dell'economia possa essere realmente cambiato dal punto di vista strutturale in seguito ai primi anni '80, come suggerito da molti esperti,

aprendo così delle critiche alla modellazione VAR a coefficienti fissi per l'intero campione.

L'analisi VAR per sottocampioni ha messo in luce delle conclusioni diverse rispetto a quelle presenti nel campione intero.

Queste sono state interpretate in letteratura anche come la conseguenza delle restrizioni imposte dalla decomposizione di Cholesky; tali restrizioni assumono che l'economia abbia una struttura ricorsiva e rendono le funzioni di risposta di impulso dipendenti dall'ordinamento delle variabili nel VAR. L'idea è quella di porre nella matrice di varianze e covarianze degli errori del modello VAR, allo scopo di renderli ortogonali, degli zeri che nel mondo reale non sono. Ecco allora proposta un'altra chiave di lettura ai risultati conseguiti, supponendo che il modello economico abbia subito dei cambiamenti, i vincoli "scorretti" imposti da Cholesky potrebbero aver generato le risposte viste nelle funzioni di risposta d'impulso nei due sottocampioni. A dimostrazione di quanto sia complessa la piena comprensione dell'ambiente macroeconomico.



## APPENDICE TECNICA

Output di stima riferito al modello VAR(4) per l'intero campione (1973:1 – 2007:12)

VAR Estimation Results:

=====

Endogenous variables: delta\_prod, rea, rpo, dpi, dy, rate

Deterministic variables: none

Sample size: 133

Log Likelihood: -1470.02

Roots of the characteristic polynomial:

```
0.993 0.9257 0.9257 0.861 0.861 0.8311 0.8311 0.8263 0.8263 0.825
0.825 0.7832 0.7832 0.7827 0.7827 0.7807 0.7807 0.775 0.775 0.7365
0.7365 0.7299 0.7299 0.6928 0.6537 0.6378 0.6378 0.6244 0.5001 0.5001
0.4507 0.4507 0.4284 0 0 0
```

Call:

VAR(y = y.ts, p = 6, type = "none")

Estimation results for equation delta\_prod:

=====

delta\_prod = delta\_prod.l1 + dy.l1 + rea.l2 + rate.l2 + rea.l4 + rate.l4 + dpi.l5 + dpi.l6

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
delta_prod.l1	-0.53308	0.06941	-7.680	3.99e-12	***
dy.l1	2.74444	0.92069	2.981	0.003456	**
rea.l2	0.16158	0.06331	2.552	0.011911	*
rate.l2	-7.99184	1.93095	-4.139	6.37e-05	***
rea.l4	-0.24253	0.06036	-4.018	0.000101	***
rate.l4	4.75744	1.98254	2.400	0.017886	*
dpi.l5	-6.99732	2.70846	-2.584	0.010931	*
dpi.l6	12.01879	2.66411	4.511	1.47e-05	***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 8.113 on 125 degrees of freedom

Multiple R-Squared: 0.4612, Adjusted R-squared: 0.4267

F-statistic: 13.37 on 8 and 125 DF, p-value: 7.618e-14

Estimation results for equation rea:

=====

rea = delta\_prod.l1 + rea.l1 + rpo.l1 + dpi.l1 + rea.l2 + dpi.l2 + rea.l3 + rpo.l4 + rea.l5 + rea.l6

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
delta_prod.l1	0.12837	0.05302	2.421	0.016943	*
rea.l1	1.36817	0.08953	15.282	< 2e-16	***
rpo.l1	0.06197	0.02907	2.131	0.035039	*
dpi.l1	-5.63196	2.04050	-2.760	0.006663	**
rea.l2	-0.60425	0.13028	-4.638	8.84e-06	***
dpi.l2	4.99831	2.05062	2.437	0.016221	*
rea.l3	0.25844	0.09758	2.649	0.009144	**

rpo.14	-0.05405	0.02587	-2.089	0.038740	*
rea.15	-0.33398	0.09594	-3.481	0.000692	***
rea.16	0.20034	0.07812	2.564	0.011541	*

---  
Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6.248 on 123 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.9125, Adjusted R-squared: 0.9054  
F-statistic: 128.2 on 10 and 123 DF, p-value: < 2.2e-16

Estimation results for equation rpo:

=====

rpo = rpo.11 + rea.12 + rpo.12 + dpi.12 + rpo.13 + rpo.14 + rpo.16 + rate.16

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
rpo.11	1.17021	0.08327	14.053	< 2e-16	***
rea.12	0.14351	0.06926	2.072	0.040317	*
rpo.12	-0.49273	0.12195	-4.040	9.26e-05	***
dpi.12	5.61837	2.07854	2.703	0.007827	**
rpo.13	0.33782	0.11916	2.835	0.005345	**
rpo.14	-0.28252	0.09169	-3.081	0.002536	**
rpo.16	0.19620	0.05509	3.562	0.000522	***
rate.16	-2.65114	1.24725	-2.126	0.035505	*

---  
Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 11.26 on 125 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.9421, Adjusted R-squared: 0.9384  
F-statistic: 254.3 on 8 and 125 DF, p-value: < 2.2e-16

Estimation results for equation dpi:

=====

dpi = dpi.11 + rea.12 + delta\_prod.13 + dpi.13 + dpi.14 + rpo.15 + rea.16 + rpo.16

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
dpi.11	0.505943	0.070921	7.134	6.96e-11	***
rea.12	0.005525	0.001361	4.059	8.62e-05	***
delta_prod.13	0.006090	0.001942	3.136	0.002136	**
dpi.13	0.190928	0.082786	2.306	0.022741	*
dpi.14	0.287414	0.080666	3.563	0.000520	***
rpo.15	-0.004877	0.001670	-2.920	0.004155	**
rea.16	-0.004545	0.001251	-3.633	0.000407	***
rpo.16	0.004078	0.001636	2.493	0.013979	*

---  
Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2324 on 125 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.9604, Adjusted R-squared: 0.9579  
F-statistic: 378.9 on 8 and 125 DF, p-value: < 2.2e-16



Estimation results for equation dy:

=====

dy = dy.l1 + dpi.l2 + dy.l2 + rate.l2 + dpi.l3 + rate.l3 +  
delta\_prod.l5 + rea.l6

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
dy.l1	0.250000	0.075815	3.298	0.001270	**
dpi.l2	0.845506	0.225320	3.752	0.000267	***
dy.l2	0.338242	0.080451	4.204	4.95e-05	***
rate.l2	-1.713579	0.249856	-6.858	2.86e-10	***
dpi.l3	-0.563791	0.229786	-2.454	0.015524	*
rate.l3	1.624823	0.236539	6.869	2.71e-10	***
delta_prod.l5	-0.013027	0.005655	-2.304	0.022890	*
rea.l6	-0.007833	0.003270	-2.396	0.018074	*

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.6687 on 125 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.4891, Adjusted R-squared: 0.4564  
F-statistic: 14.96 on 8 and 125 DF, p-value: 3.231e-15

Estimation results for equation rate:

=====

rate = rea.l1 + dy.l1 + rate.l1 + dpi.l2 + dy.l2 + rate.l2 + rate.l3 +  
rea.l4 + dy.l4 + rate.l5 + rate.l6

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
rea.l1	0.004470	0.001469	3.043	0.002866	**
dy.l1	0.084351	0.026193	3.220	0.001641	**
rate.l1	0.943096	0.082217	11.471	< 2e-16	***
dpi.l2	0.158205	0.041087	3.850	0.000189	***
dy.l2	0.071462	0.026326	2.714	0.007600	**
rate.l2	-0.364754	0.111545	-3.270	0.001398	**
rate.l3	0.461976	0.092036	5.020	1.79e-06	***
rea.l4	-0.005917	0.001358	-4.356	2.78e-05	***
dy.l4	-0.059448	0.026712	-2.226	0.027883	*
rate.l5	0.168447	0.082202	2.049	0.042588	*
rate.l6	-0.327498	0.075121	-4.360	2.74e-05	***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2085 on 122 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.9885, Adjusted R-squared: 0.9874  
F-statistic: 950.5 on 11 and 122 DF, p-value: < 2.2e-16

Covariance matrix of residuals:

	delta_prod	rea	rpo	dpi	dy	rate
delta_prod	84.7087	-4.7195	-12.36911	-0.355321	1.678483	-0.11183
rea	-4.7195	49.4860	24.06479	0.302211	0.374766	0.26493
rpo	-12.3691	24.0648	163.29914	0.398207	-0.266438	0.07252
dpi	-0.3553	0.3022	0.39821	0.069581	-0.006751	0.01064
dy	1.6785	0.3748	-0.26644	-0.006751	0.574158	0.04823
rate	-0.1118	0.2649	0.07252	0.010639	0.048231	0.05459

Correlation matrix of residuals:

	delta_prod	rea	rpo	dpi	dy	rate
delta_prod	1.00000	-0.07289	-0.10517	-0.14636	0.24068	-0.05201
rea	-0.07289	1.00000	0.26770	0.16286	0.07031	0.16119
rpo	-0.10517	0.26770	1.00000	0.11813	-0.02752	0.02429
dpi	-0.14636	0.16286	0.11813	1.00000	-0.03377	0.17262
dy	0.24068	0.07031	-0.02752	-0.03377	1.00000	0.27243
rate	-0.05201	0.16119	0.02429	0.17262	0.27243	1.00000

## Output di stima riferito al modello VAR(1) per il primo sottocampione (1973:1 - 1979:9)

VAR Estimation Results:

```
=====
Endogenous variables: delta_prod, rea, rpo, dpi, dy, rate
Deterministic variables: const
Sample size: 27
Log Likelihood: -318.372
Roots of the characteristic polynomial:
0.8816 0.8007 0.797 0.6358 0.4005 0
Call:
VAR(y = y.ts, p = 1, type = "const")
```

Estimation results for equation delta\_prod:

```
=====
delta_prod = delta_prod.l1 + dpi.l1 + const

              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
delta_prod.l1 -0.7970      0.1869  -4.263  0.00027 ***
dpi.l1        -18.2476     5.9542  -3.065  0.00532 **
const         36.9547     11.3574   3.254  0.00337 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Residual standard error: 12.4 on 24 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.4469, Adjusted R-squared: 0.3778  
F-statistic: 6.464 on 3 and 24 DF, p-value: 0.002308

Estimation results for equation rea:

```
=====
rea = rea.l1 + rpo.l1 + dpi.l1 + rate.l1

              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
rea.l1       0.63577     0.06095  10.431 3.43e-10 ***
rpo.l1      -0.19971     0.06380   -3.130  0.0047 **
dpi.l1     -23.09221     3.93428  -5.869 5.55e-06 ***
rate.l1     25.94014     3.86872   6.705 7.70e-07 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Residual standard error: 6.814 on 23 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.9644, Adjusted R-squared: 0.9582  
F-statistic: 155.7 on 4 and 23 DF, p-value: 2.663e-16

Estimation results for equation rpo:

=====

rpo = rpo.l1 + rate.l1

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
rpo.l1	0.80073	0.07672	10.437	1.34e-10	***
rate.l1	4.96064	1.30496	3.801	0.000824	***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 10.79 on 25 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.9143, Adjusted R-squared: 0.9075  
F-statistic: 133.4 on 2 and 25 DF, p-value: 4.575e-14

Estimation results for equation dpi:

=====

dpi = rate.l1 + const

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
rate.l1	0.6458	0.1006	6.420	1.01e-06	***
const	0.6243	0.1999	3.123	0.00448	**

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.3004 on 25 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.9771, Adjusted R-squared: 0.9753  
F-statistic: 534.3 on 2 and 25 DF, p-value: < 2.2e-16

Estimation results for equation dy:

=====

dy = rea.l1 + const

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
rea.l1	-0.020588	0.005193	-3.965	0.000543	***
const	0.433310	0.175940	2.463	0.021021	*

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.8716 on 25 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.4115, Adjusted R-squared: 0.3645  
F-statistic: 8.742 on 2 and 25 DF, p-value: 0.001323

Estimation results for equation rate:

=====

rate = dpi.l1 + rate.l1 + const

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
dpi.l1	-0.5468	0.1488	-3.675	0.00119	**
rate.l1	1.2822	0.1259	10.181	3.46e-10	***
const	0.5250	0.2080	2.524	0.01861	*

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2702 on 24 degrees of freedom  
 Multiple R-Squared: 0.9848, Adjusted R-squared: 0.9829  
 F-statistic: 519.5 on 3 and 24 DF, p-value: < 2.2e-16

Covariance matrix of residuals:

	delta_prod	rea	rpo	dpi	dy	rate
delta_prod	184.4441	39.4829	16.9301	-2.451867	1.97538	0.342536
rea	39.4829	53.3514	-4.6449	-0.506106	2.37829	1.066074
rpo	16.9301	-4.6449	144.8411	-1.149401	-1.00030	-0.664424
dpi	-2.4519	-0.5061	-1.1494	0.112784	-0.07431	-0.008835
dy	1.9754	2.3783	-1.0003	-0.074305	0.94970	0.020942
rate	0.3425	1.0661	-0.6644	-0.008835	0.02094	0.087581

Correlation matrix of residuals:

	delta_prod	rea	rpo	dpi	dy	rate
delta_prod	1.00000	0.39802	0.10358	-0.5376	0.14925	0.08523
rea	0.39802	1.00000	-0.05284	-0.2063	0.33412	0.49318
rpo	0.10358	-0.05284	1.00000	-0.2844	-0.08529	-0.18655
dpi	-0.53758	-0.20632	-0.28438	1.0000	-0.22704	-0.08890
dy	0.14925	0.33412	-0.08529	-0.2270	1.00000	0.07261
rate	0.08523	0.49318	-0.18655	-0.0889	0.07261	1.00000

## Output di stima riferito al modello VAR(1) per il secondo sottocampione (1984:1 - 2007:12)

VAR Estimation Results:

=====

Endogenous variables: delta\_prod, rea, rpo, dpi, dy, rate

Deterministic variables: const

Sample size: 94

Log Likelihood: -1367.137

Roots of the characteristic polynomial:

0.9448 0.8859 0.8859 0.7132 0.5531 0.5531 0.5459 0.3775 0.3675 0.2954  
 0.07882 0

Call:

VAR(y = y.ts, p = 2, type = "const")

Estimation results for equation delta\_prod:

=====

delta\_prod = delta\_prod.l1 + dy.l1

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
delta_prod.l1	-0.3782	0.0942	-4.015	0.000121 ***
dy.l1	3.0862	0.9918	3.112	0.002479 **

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6.76 on 92 degrees of freedom  
 Multiple R-Squared: 0.1989, Adjusted R-squared: 0.1815  
 F-statistic: 11.42 on 2 and 92 DF, p-value: 3.709e-05

Estimation results for equation rea:

=====  
rea = delta\_prod.l1 + rea.l1 + rpo.l1 + rea.l2 + rpo.l2 + dpi.l2 +  
rate.l2

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
delta_prod.l1	0.20125	0.08311	2.421	0.017537	*
rea.l1	1.25483	0.09442	13.290	< 2e-16	***
rpo.l1	0.10900	0.04603	2.368	0.020089	*
rea.l2	-0.40373	0.10017	-4.030	0.000119	***
rpo.l2	-0.09694	0.04475	-2.166	0.033036	*
dpi.l2	0.07416	0.02783	2.665	0.009185	**
rate.l2	-2.96213	1.14275	-2.592	0.011187	*

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 5.946 on 87 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.9264, Adjusted R-squared: 0.9205  
F-statistic: 156.5 on 7 and 87 DF, p-value: < 2.2e-16

Estimation results for equation rpo:

=====  
rpo = rpo.l1 + rea.l2

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
rpo.l1	0.89050	0.04308	20.669	<2e-16	***
rea.l2	0.22493	0.09166	2.454	0.016	*

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 14.07 on 92 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.892, Adjusted R-squared: 0.8897  
F-statistic: 379.9 on 2 and 92 DF, p-value: < 2.2e-16

Estimation results for equation dpi:

=====  
dpi = dpi.l1 + dy.l1 + dpi.l2

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
dpi.l1	0.58665	0.09423	6.225	1.45e-08	***
dy.l1	11.09278	3.75429	2.955	0.00398	**
dpi.l2	0.25988	0.09807	2.650	0.00950	**

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 21.54 on 91 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.8513, Adjusted R-squared: 0.8464  
F-statistic: 173.6 on 3 and 91 DF, p-value: < 2.2e-16

Estimation results for equation dy:

=====

dy = rpo.l1 + dy.l2 + const

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
rpo.l1	-0.002907	0.001373	-2.118	0.036877	*
dy.l2	0.297713	0.093603	3.181	0.002010	**
const	0.258369	0.072751	3.551	0.000609	***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.4911 on 91 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.5165, Adjusted R-squared: 0.5006  
F-statistic: 32.41 on 3 and 91 DF, p-value: 2.426e-14

Estimation results for equation rate:

=====

rate = dpi.l1 + dy.l1 + rate.l1 + rate.l2

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
dpi.l1	0.001015	0.000372	2.728	0.007658	**
dy.l1	0.072457	0.019232	3.768	0.000294	***
rate.l1	1.375692	0.086248	15.950	< 2e-16	***
rate.l2	-0.447202	0.080766	-5.537	3.01e-07	***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.09918 on 90 degrees of freedom  
Multiple R-Squared: 0.9953, Adjusted R-squared: 0.9951  
F-statistic: 4805 on 4 and 90 DF, p-value: < 2.2e-16

Covariance matrix of residuals:

	delta_prod	rea	rpo	dpi	dy	rate
delta_prod	51.7983	-0.750090	-12.4197	-3.3049	0.33002	0.110177
rea	-0.7501	37.938299	31.6908	22.1131	0.07210	-0.004096
rpo	-12.4197	31.690769	224.1565	26.9916	0.48187	0.405904
dpi	-3.3049	22.113143	26.9916	519.6450	-3.79334	0.303184
dy	0.3300	0.072096	0.4819	-3.7933	0.27092	0.010606
rate	0.1102	-0.004096	0.4059	0.3032	0.01061	0.010928

Correlation matrix of residuals:

	delta_prod	rea	rpo	dpi	dy	rate
delta_prod	1.00000	-0.016921	-0.11526	-0.02014	0.08810	0.146438
rea	-0.01692	1.000000	0.34365	0.15749	0.02249	-0.006361
rpo	-0.11526	0.343651	1.00000	0.07909	0.06184	0.259340
dpi	-0.02014	0.157492	0.07909	1.00000	-0.31971	0.127225
dy	0.08810	0.022488	0.06184	-0.31971	1.00000	0.194926
rate	0.14644	-0.006361	0.25934	0.12723	0.19493	1.000000

## BIBLIOGRAFIA

Alquist, R., and L. Kilian (2010): *“What Do We Learn from the Price of Crude Oil Futures?”*, Journal of Applied Econometrics, 25, 539-573.

Baumeister, C., and L. Kilian (2011): *“Real-Time Forecasts of the Real Price of Oil”*, University of Michigan.

Blanchard, O.J. and D. Quah (1989), *“The Dynamic Effects of Aggregate Demand and Supply Disturbances”*, American Economic Review, 79, 654-673.

Blanchard, O.J. and D. Quah (1993), *“The Dynamic Effects of Aggregate Demand and Supply Disturbances: Reply”*, American Economic Review, 83, 653-658.

Elder, J., and A. Serletis (2010): *“Oil Price Uncertainty”*, Journal of Money, Credit and Banking, 42, 1138-1159.

Faust, J. (1998): *“The Robustness of Identified VAR Conclusions about Money”*, Carnegie- Rochester Conference Series on Public Policy, 49, 207-244.

Favara, G. and Giordani, P. (2009): *“Reconsidering the role of money for output, prices and interest rates”*, Journal of Monetary Economics 56 (2009), 419 – 430.

Inoue, A., and L. Kilian (2011): *“Inference on Impulse Response Functions in Structural VAR Models”*, University of Michigan

Kilian, L. (2011): *“Structural Vector Autoregressions”*, The American Economic Review, Handbook.

Kilian, L. (2009): *“Not All Oil Price Are Alike: Disentangling Demand and Supply Shocks in the Crude Oil Market”*, American Economic Review 2009, 99:3, 1053–1069.

Kilian, L., Rebucci, A. and Spatafora, N. (2007): *"Oil Shocks and External Balances"*, International Monetary Fund, WP/07/110.

Kilian, L. and Logan T. Lewis. (2011): *"Does the Fed Respond to Oil Price Shocks?"*, The Economic Journal, Volume 121, 1047 – 1072.

Kilian, L. and Vega, C. (2010): *"Do Energy Prices Respond to U.S. Macroeconomic News? A Test of the Hypothesis of Predetermined Energy Prices"*, Review of Economics and Statistics, Vol. 93, No. 2, Pages 660-671.

Kilian, L. and Park, C. (2009): *"The Impact Of Oil Price Shocks On The U.S. Stock Market"*, International Economic Review 50:4, 1267-1287.

Kilian, L., and R.J. Vigfusson (2011): *"Nonlinearities in the Oil Price-Output Relationship"*, Macroeconomic Dynamics, forthcoming.

Kilian, L., and D.P. Murphy (2011): *"Why Agnostic Sign Restrictions Are Not Enough: Understanding the Dynamics of Oil Market VAR Models"*, Journal of the European Economic Association, forthcoming.

Kilian, L. (2010): *"Explaining Fluctuations in Gasoline Prices: A Joint Model of the Global Crude Oil Market and the U.S. Retail Gasoline Market"*, Energy Journal, 31, 87-104.



## Ringraziamenti

*Innanzitutto vorrei ringraziare il Prof. Efrem Castelnuovo: la sua disponibilità e gentilezza hanno reso possibile la stesura di questa tesi.*

*Un grazie speciale alla mia famiglia per la pazienza, l'aiuto, la comprensione e per essermi stati sempre vicini.*

*Un grazie di cuore a Martina per l'amore che mi da, per quello che è, che rappresenta, che mi insegna e perché tira fuori la parte migliore di me ogni singolo giorno.*

*Vorrei ringraziare tutti i miei amici per avermi regalato tanti sorrisi e momenti indimenticabili: Bro, Tommy, Martina, Mattia, Ciuccio, Lidia, Davide e Elisa: grazie di cuore ragazzi!*



