

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA



CORSO DI LAUREA SPECIALISTICA IN SCIENZE
STATISTICHE

Tesi di Laurea

**The price puzzle: un approccio
FAVAR ai dati statunitensi**

The price puzzle: a FAVAR approach to
U.S. data

Relatore: Prof. Efrem Castelnuovo
Dipartimento di Scienze Economiche

Laureando: Enrico Pavan

Matricola: 603117 - SEFA

Anno Accademico 2011/2012

Introduzione

In questa tesi affronteremo il problema del Price Puzzle, in particolare nel contesto dei VAR. Come spiegheremo più avanti il Price Puzzle è la inaspettata risposta positiva del tasso di inflazione ad uno shock di politica monetaria. Si è cercato di trovare una spiegazione negli ultimi anni a questo fenomeno, e vi sono molte teorie in merito. In particolare le accuse si muovono sui modelli VAR ritenuti ottimi strumenti statistici ma che in questo caso non si comportano in modo razionale, almeno secondo la teoria classica. Un diverso approccio, con i modelli FAVAR, ha aperto nuove possibilità nello studio del puzzle, sebbene anche questi FAVAR non siano liberi da difetti.

Il lavoro è strutturato così: nel primo capitolo spieghiamo il fenomeno del price puzzle, citando la letteratura storica, ponendo possibili cause.

Nel secondo capitolo diamo corpo alle possibili soluzioni con i VAR, prima aggiungendo semplicemente le previsioni dell'inflazione e poi sfruttando i FAVAR, ovvero VAR aumentati con dei fattori. Confronteremo le varie stime cercando di valutare se un miglioramento ci sia stato o no.

Nel terzo capitolo concluderemo interpretando i dati e i risultati.

Dedicheremo anche un capitolo alle risposte di impulso con diverse specificazioni.

Successivamente alle conclusioni ci saranno quattro appendici: le prime due spiegheranno a grandi linee i VAR, i FAVAR, l'Analisi delle Componenti Principali e la quarta invece sarà dedicata al dataset delle variabili.

Indice

Introduzione	i
1 Price Puzzle	1
1.1 Prova empirica del price puzzle	1
1.2 Letteratura	5
1.3 Due approcci al problema	7
1.4 Perché i Fed Funds Rate ?	7
2 Soluzione	9
2.1 Inflation Expectations	9
2.2 FAVAR	11
3 Conclusioni	15
3.1 Correlazione o Covarianza ?	16
3.2 Significato Fattori	18
3.3 N e T	20
4 VAR	21
4.1 Critica di Sims (e Lucas)	21
4.2 Il Modello VAR	23
4.2.1 Funzione di Risposta di Impulso	24
4.3 Pros. and Cons. dei VAR	26
5 FAVAR	27
5.1 Il modello FAVAR	27
5.2 Two Step Procedure	28
5.2.1 Primo Step	28
5.2.2 Secondo Step	31

6	Analisi Componenti Principali	35
6.1	PCA	35
6.2	Numero componenti principali	38
7	Risposte d'Impulso	41
8	Dati	49
8.1	I Fattori	53
	Bibliografia	65

Capitolo 1

Price Puzzle

Il modello neokenesiano standard prevede che ad un aumento del tasso di interesse segua una contrazione della domanda aggregata che porta ad una diminuzione del tasso di inflazione. Ma dai dati storici questa relazione non sembra avere luogo e anzi è sistematica la reazione positiva e significativa dell'inflazione ad uno shock positivo di politica monetaria. Questa anomalia coinvolge in particolar modo i modelli VAR, i quali pur essendo ritenuti ottimi strumenti statistici con ottime capacità predittive, non si sottraggono al fenomeno. Eichenbaum (1992) per primo ha definito questa anomalia *Price Puzzle*

1.1 Prova empirica del price puzzle

Definito come la reazione positiva del tasso di inflazione ad un aumento dei Fed Funds Rate¹, il puzzle si può notare anche da una prima analisi grafica delle due variabili. Dalla figura 1.1 si osserva questo legame.²

La correlazione non appare però uniforme in tutto il periodo: se infatti fino al 1979 il legame sembra essere assai robusto dall'inizio degli anni '80 la situazione cambia e in particolare dopo il 1983 è evidente uno spread tra le due variabili. Il periodo evidenziato dalle due linee verticali indica anni che abbiamo ritenuto particolari, poiché per quella che è stata la storia

¹Per amore della chiarezza: con Fed Funds Rate e l'acronimo FFR indichiamo il tasso di interesse

²L'anno iniziale delle osservazioni è dipeso dalla quantità di serie ed informazioni che avevamo a disposizione: la maggior parte delle serie storiche utilizzate provenienti dal sito della FRED infatti partivano solamente dal 1959

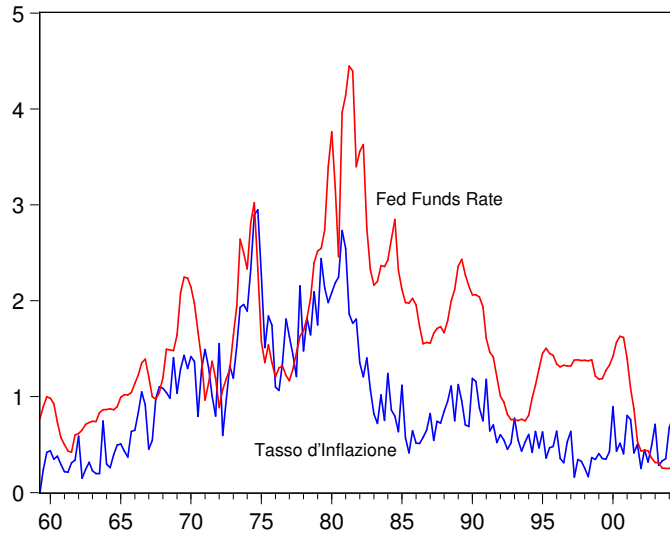


Figura 1.1: Federal Funds Rate e Inflazione

economica statunitense ci è sembrato opportuno studiare due casi separati: pre 1979 e post 1985. Gli anni esclusi coincidono quasi totalmente con il mandato da Chairman della FED di Paul Vockler. Questo, grazie ad una politica monetaria aggressiva è riuscito a far uscire gli USA da un periodo di stagflazione³ che stava minando l'economia domestica. Tale politica è consistita in un aumento vertiginoso del Fed Funds Rate a livelli impensabili fino a pochi mesi prima della sua nomina. La vigorosa e diciamo anche inaspettata stretta sul credito ha avuto come effetto il crollo del tasso di inflazione che in poco meno di due anni è tornato a livelli da prima metà degli anni '60, per poi mantenersi fino ad oggi a livelli contenuti, bel lontano dal picco del 2,95% toccato nel quarto trimestre del 1974. Questo tipo di politica ha lasciato in eredità una forma mentis che si è mantenuta dopo la fine del mandato di Volcker, i suoi successori Greenspan e Bernanke hanno avuto come scopo principale un mantenimento del tasso di inflazione a bassi livelli, ben inferiori rispetto al FFR, fino all'ultima crisi del 2008 la quale ha scombinato le carte in tavola, portando addirittura ad una situazione di deflazione.⁴ Se il price puzzle sembra evidente nel periodo pre 1979 lo sce-

³Con stagflazione si indica un periodo di aumento dei prezzi e scarsa crescita economica in termini reali

⁴In relazione anche alla nota precedente e a quanto appena scritto in questo paragrafo,

periodo	Senza trend		Con trend	
	coeff. di FFR	R^2	coeff. di FFR	R^2
1959:1 - 2004:4	.39 (4.21)***	.31	.41 (4.17)***	.39
1959:1 - 1978:4	.87 (7.16)***	.64	.38 (7.26)***	.90
1985:1 - 2004:4	.22 (4.03)***	.36	.09 (1.64)	.49

*** significatività al 1% ** al 5% * al 10%

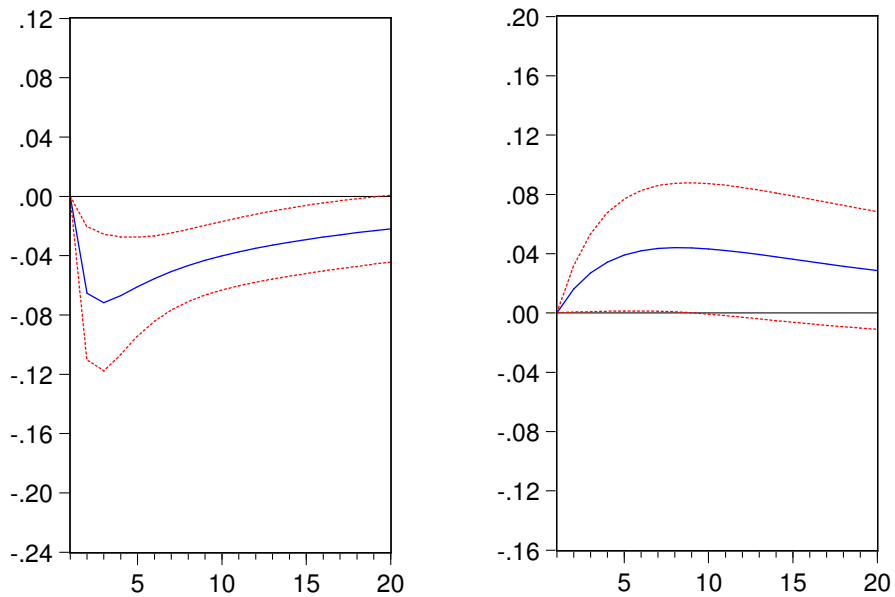
Tabella 1.1: Inflazione futura regredita sul Fed Funds Rate

nario non è altrettanto chiaro negli anni post 1985. Perciò per avere un'idea più limpida del Puzzle seguendo l'esempio posto da Balke e Emery (1994) abbiamo regredito su FFR la media mobile del tasso di inflazione calcolata 6 periodi avanti rispetto al periodo di osservazione del FFR stesso, per poter avere una misura della relazione tra il tasso di interesse con il tasso di inflazione futura, sottolineando il valore valore e la significatività del coefficiente di FFR.

La regressione si diversifica in tre casi: il periodo intero e i due sottoperiodi specificati in precedenza, pre 1979 e post 1985. Con o senza trend incluso nella regressione i valori dei coefficienti confermano la relazione positiva tra il tasso di interesse e l'inflazione futura. Sottolineiamo la differenza tra il primo periodo e il secondo, contraddistinti entrambi da un segno positivo ma decisamente minore il secondo rispetto al primo. Ancor più notevole il fatto che, con il trend incluso, il coefficiente del secondo periodo non è nemmeno significativo al 10 per cento. Alla luce di quanto visto nella tabella 1.1 siamo interessanti anche a studiare il puzzle su i due periodi distinti.

La terza e finale raffigurazione del Price puzzle sfrutta la funzione di risposta di impulso in un VAR, quest'ultimo con specificazione suggerita da Christiano, Eichenbaum e Evans (1998) e ripresa anche da Castelnuovo e Surico (2010), con numero di ritardi = 1 coerentemente con quanto stabilito

il nostro dataset arriva fino al 2004 proprio per togliere al nostro studio questi ultimi anni un pò turbolenti



(a) IRF per il *Gross Domestic Product*
periodo 1959 - 2004

(b) IRF per *Inflation*
periodo 1959 - 2004

Figura 1.2: Risposta di impulso ad uno shock di politica monetaria
nota: Le bande di confidenza son pari a 2 volte lo standard error. Sulle ascisse numero di trimestri, sulle ordinate il livello della risposta ad uno shock pari ad un S. E.

dal criterio di *Schwarz*. Tale specificazione, che andremo a riprendere ed ad approfondire alla fine del capitolo, mette in relazione tre delle grandezze ritenute fondamentali: il prodotto interno lordo, il tasso di inflazione e il tasso di interesse. Nella figura 1.2 si può vedere la risposta di impulso con scomposizione di Cholesky, sia per il tasso di inflazione che per il prodotto interno lordo⁵, e se per il primo abbiamo una risposta di impulso coerente con la teoria economica, ovvero una contrazione del GDP per uno shock di politica monetaria, per il primo dei due grafici l'anomalia ovvero il puzzle è presente.

Concentrandoci sul tasso di inflazione e specificando i due sotto periodi come nella tabella 1.1 la risposta negativa dei prezzi è sempre visibile, con una notevole differenza nei due casi: sul primo (con lag =1) niente da aggiungere mentre per il secondo (con lag=2) la funzione di risposta è molto prossima allo zero, e con quanto commentato sulla politica di Volcker.⁶

⁵Gross domestic product in inglese

⁶Questi risultati sono robusti sia che si usino i livelli che le differenze prime, il price

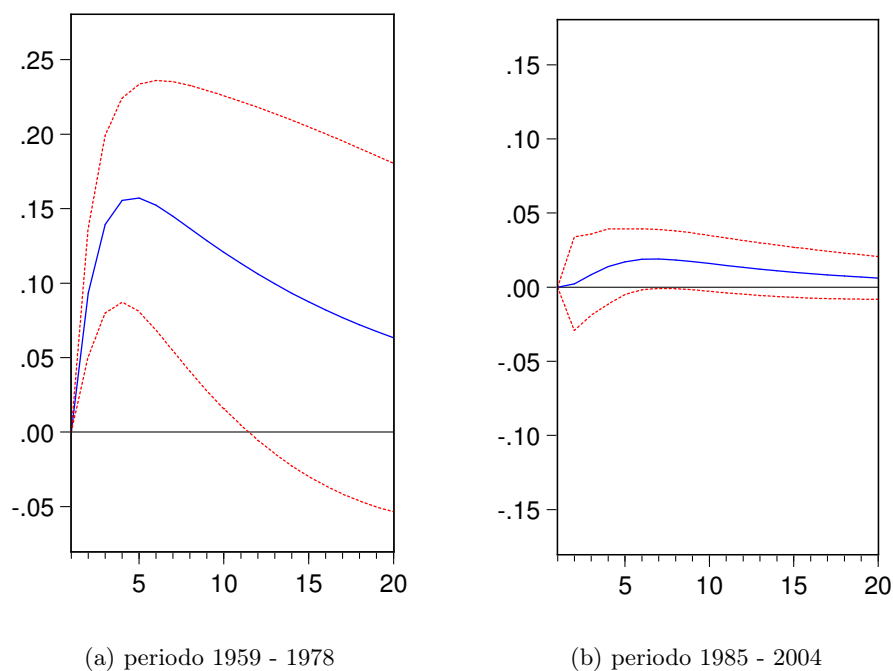


Figura 1.3: Risposta di impulso dell'inflazione ad uno shock di politica monetaria nei due periodi

Dopo aver rappresentato il Price puzzle sotto tre diversi punti di vista è lecito chiedersi possibili le cause di questa anomalia, riflettere se sia un problema di modello o di specificazione. Sono state fornite teorie e spiegazioni, alcune delle quali verranno espone nel prossimo paragrafo.

1.2 Letteratura

Sims (1992) ritiene che la FED risponda sistematicamente alle previsioni di alta inflazione futura e di conseguenza reagisce alzando i Fed Funds Rate ma non abbastanza da prevenire un aumento dell'inflazione stessa. Come risultato si ha un aumento dei tassi di interesse seguito da un'aumento del tasso di inflazione, dando vita ad una correlazione spuria che viene mal interpretata. Una possibile soluzione, sempre di Sims, riguarda l'aggiunta di un indice di commodity prices che possa fornire in qualche modo informazione aggiuntiva importante ai fini di eliminare il puzzle. Un'altra spiegazione,

puzzle è presente e differente nei due periodi

assai simile, riguarda invece la reazione della FED agli shock di domanda ed offerta. Per esempio, un temporaneo e negativo shock di offerta potrebbe portare ad un aumento del tasso di interesse reale, una contrazione del prodotto interno lordo e infine, nel breve periodo, un aumento del tasso di inflazione. La FED potrebbe rispondere a questo shock di offerta aumentando i tassi di interesse ma non abbastanza (come la situazione descritta in precedenza) da poter evitare un aumento dell'inflazione. Uno scenario di questo tipo potrebbe fornire la spiegazione sia la price puzzle sia alla flessione del prodotto interno lordo, sebbene in teoria le azioni di politica monetaria non dovrebbero avere effetti sull'economia reale. Per entrambe le interpretazioni è interessante notare una certa relazione con il cambiamento di politica monetaria avuto tra fine '70 e inizio anni '80. L'atteggiamento più aggressivo di Volcker può essere letto come una diversa politica rivolta maggiormente verso l'inflazione futura attesa, con il risultato di diventare più efficace nel prevenire forti aumenti del tasso di inflazione stesso. Queste due possibili spiegazioni comunque fanno rivolgere l'attenzione all'uso di variabili sui commodity prices e sugli shock di domanda e offerta che non compaiono nei VAR base di studio. Christiano, Eichenbaum e Evans (1994) nel loro lavoro attenuano il price puzzle aumentando il VAR con osservazioni sui commodity prices e si chiedono se quest'ultimi possano essere buoni indicatori dell'inflazione futura.

Partendo dall'idea di un VAR aumentato con previsioni sull'inflazione, ci chiediamo quali tipi di variabili possono migliorare il nostro modello, senza doverci limitare a quelle sulle previsioni. Balke e Emery (1994) suggeriscono, anzi provano altre variabili di diverso tipo (prezzo petrolio, tasso di disoccupazione, spread tra titolo a breve termine e a lungo termine, costo lavoro per unità, etc..) giungendo a conclusioni soddisfacenti solo con lo spread titoli a breve-lungo termine.

Sempre sulla falsa riga della aggiunta di informazione, un procedimento utile per migliorare la specificazione del mio VAR sfrutta l'analisi delle componenti principali, una tecnica non parametrica che permette di ridurre grandi dataset in poche variabili, per giungere ad un VAR aumentato con dei Fattori, ovvero Factor Augmented VAR (FAVAR) ⁷. Questo tipo di approccio, elaborato tra gli altri da Bernanke, Boivin e Elias (2005), Bai e Ng (2002) e Stock e Watson (2002) è stato poi approfondito ulteriormente,

⁷Si veda appendice sui FAVAR per il procedimento

portando alla creazione di una intera letteratura che continua ad evolversi elaborando diversi approcci, con fattori statici, dinamici, fattori strutturali e così via.

1.3 Due approcci al problema

Dopo aver offerto una breve spiegazione del price puzzle e illustrato parte della precedente letterature con possibili cause e soluzioni del fenomeno, decidiamo di concentrare i nostri sforzi su due approcci con i modelli VAR da sviluppare e migliorare.

- un VAR con le previsioni dell'inflazione futura
- un FAVAR con fattori costruiti da un ampio dataset di variabili macroeconomiche

Per entrambe le vie partiamo da un modello VAR con la specificazione descritta nel paragrafo precedente $Y_t = [GDP_t \ \Pi_t \ FFR_t]'$ con prima variabile il *Gross Domestic Product* ovvero il prodotto interno lordo, come seconda variabile il *Inflation Rate*, ovvero il tasso di inflazione calcolato per mezzo del deflatore del GDP e come terza variabile il *Fed Funds Rate*. Da tale VAR abbiamo ottenuto le risposte di impulso attraverso la decomposizione di Choleski, ⁸. Le mie tre variabili provengono, come il resto del dataset, dal sito <http://research.stlouisfed.org/fred2/> e sono state trasformate per renderle stazionare.

1.4 Perché i Fed Funds Rate ?

Storicamente si è ritenuta la quantità di moneta una misura delle politiche monetarie di una Banca Centrale, nel nostro caso la FED. Purtroppo questa grandezza non sempre si è rilevata efficace, poiché il suo comportamento e la sua variabilità non dipendevano esclusivamente dalla volontà della FED, ma anche da fattori di domanda come iniziative degli agenti, delle banche e così via. Di conseguenza si è cominciato a reputare il Fed Funds Rate come un indicatore migliore della volontà della FED, come spiegato da

⁸Si veda nell'appendice spiegazione sui VAR

McCallum (1983) e Laurent (1988). ma purtroppo anche il tasso di interesse non è esente da difetti poichè è determinato sia dalla risposta della FED all'andamento economico e sia anche dall'iniziativa esogena della FED. Ed è proprio per questo suo difetto che il modello VAR tramite la decomposizioni di Cholesky riesce a isolare la volontà della banca centrale, calcolandone gli impulsi esogeni alle altre variabili del modello. Per definizione il Fed Funds Rate è il tasso al quale le banche si prestano denaro tra di loro,specificando che si tratta di un tasso annuale su prestiti giornalieri o più correttamente *overnight*, ovvero il tasso comunicato va diviso per 365. Il FFR viene fissato circa 8 volte all'anno dal Federal Open Market Committe. Tecnicamente si tratta più di un target che di uno strumento, target che si cerca di raggiungere attraverso operazioni sul mercato secondario come la compravendita dei treasury bonds, titoli ad alta liquidità. Bisogna fare attenzione e non confondere il Fed Funds Rate con il Fed Discount Rate. Quest'ultimo è il tasso al quale la banca centrale americana, la FED, presta il denaro alle banche che ne hanno bisogno. Solitamente questo tasso è più alto del Fed Funds Rate poichè rappresenta la risorsa ultima alla quale una banca deve rivolgersi-

Capitolo 2

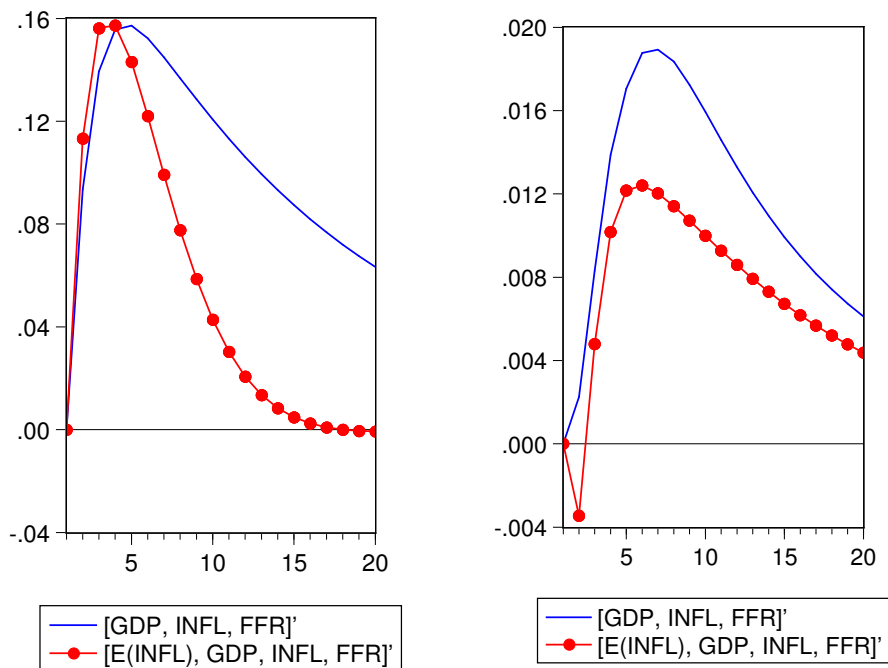
Soluzione

Definiti i due approcci, in questo capitolo descriveremo i risultati ottenuti e i diversi impulsi che si ottengono con diverse specificazioni nel primo caso e diversi numeri di fattori per il secondo. La teoria che riguarda procedimenti calcoli e teoria è stata riportata in due delle appendici finali, in modo tale da limitarci in questo capitolo alla sola visualizzazione e commento dei grafici. Per i calcoli sono stati sfruttati i software *R* ed *eviews*.

2.1 Inflation Expectations

In questa prima sezione del secondo capitolo abbiamo riportato i risultati ottenuti con un VAR aumentato delle previsioni sull'inflazione. Per queste ultime si è deciso di usufruire delle Survey Professional Forecasters (SBP)¹, un insieme di prospettive sul tasso di inflazione e GDP elaborate sulle aspettative di agenti attivi sul mercato. Le previsioni sull'inflazione sono ritenuti strumenti necessari per le politiche monetarie, poichè una misura precisa del tasso di inflazione ma più in generale di tutte le variabili macroeconomiche richiede settimane, *mesi*, tempo che la banca centrale non a ha disposizione per agire in modo efficace. Proprio le previsioni che abbiamo utilizzato vengono elaborate in circa un trimestre. Sempre dividendo il nostro periodi in due sottoperiodi abbiamo calcolato la risposta di impulso sempre attraverso la decomposizione di Cholesky. Seguendo Castelnuovo e Surico (2010) abbiamo aggiunto la variabile delle previsioni al primo posto nel vettore del

¹La serie delle previsioni era su inflazione annuale, perciò l'abbiamo divisa per 4 per avere la corrispondente trimestrale



(a) periodo 1968 - 1978

(b) periodo 1985 - 2004

Figura 2.1: risposte di impulso dell'inflazione: confronto con aspettative e senza per i due periodi

modello VAR, basandoci sull'idea che sia informazione contemporaneamente indipendente rispetto alle altre. Purtroppo le serie storiche sulle previsioni partivano solamente dal 1968, perciò abbiamo dovuto lavorare con un primo periodo *troncato*. Seguendo il criterio di Schwarz abbiamo imposto un ritardo per il primo periodo e due ritardi per il secondo.

Nei grafici delle risposte di impulso in figura 2.1 abbiamo aggiunto anche il VAR base per poter meglio capire se un effettivo miglioramento ci sia stato o meno. Dal primo non si nota molto, il puzzle si attenua sì nei periodi successivi mantenendo però un picco iniziale notevole. Nel secondo, che si riferisce al secondo periodo, si riconosce la risposta negativa dell'inflazione dopo un trimestre sebbene poi il puzzle comunque si ripresenti. Possiamo affermare che le aspettative sull'inflazione danno piccolo un contributo limitato al periodo post 1985, purtroppo per il primo periodo la situazione non migliora di molto. Abbiamo provato anche con diversi previsori (aspettative due periodi avanti tre periodi avanti) senza ottenere sostanziali differenze

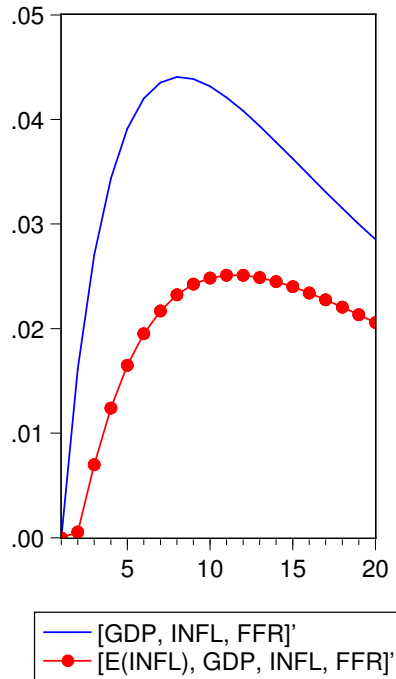


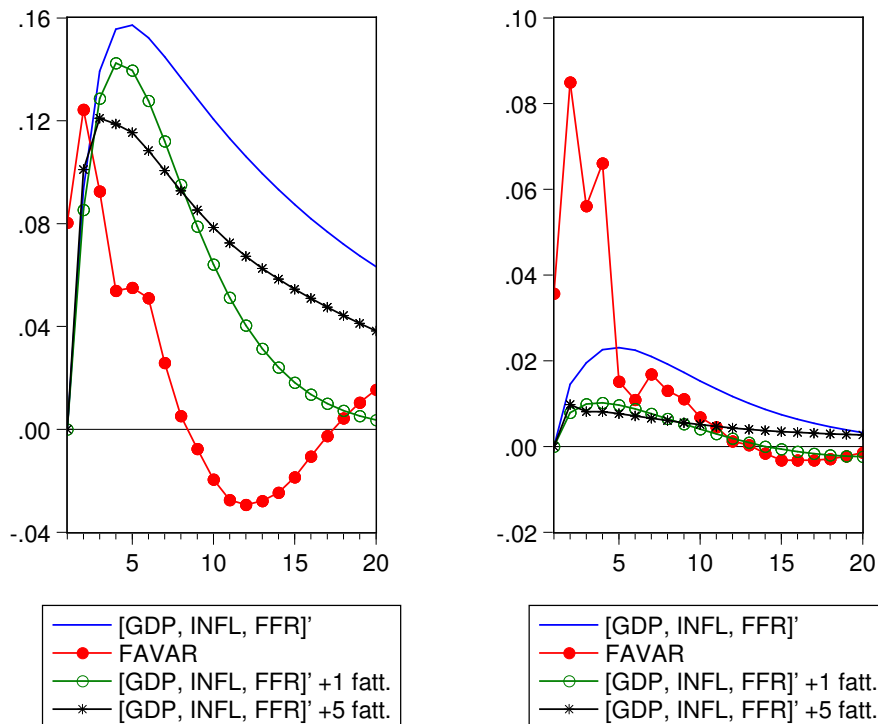
Figura 2.2: risposta di impulso dell'inflazione per il periodo 1968 - 2004

da quanto si vede sempre in figura 2.1. Risultati simili si ottengono con l'aggiunta del trend e anche con le serie differenziate. Guardando a tutto il periodo intero, figura 2.2, per nostro interesse si nota l'effetto sulla risposta di impulso aggiungendo le previsioni dell'inflazione. Il price puzzle non scompare ma si attenua, come nei due sotto periodi. Anche sul periodo totale è stato imposto un numero di ritardi pari a uno.²

2.2 FAVAR

Per il secondo approccio abbiamo seguito la procedura two step di Bernanke, Boivin e Eliasz (2005), mentre per calcolare i fattori e il loro numero è stato sfruttato anche il lavoro di Bai e Ng (2002). Con i criteri suggeriti da questi ultimi abbiamo deciso di lavorare con 6 fattori per il periodo totale e 5 fattori per i due sottoperiodi, specificando che i fattori sono stati

²Precisiamo che con due ritardi la risposta di impulso dell'inflazione diventa sì negativa, ma dopo solo parecchi trimestri ed ad un livello quasi trascurabile



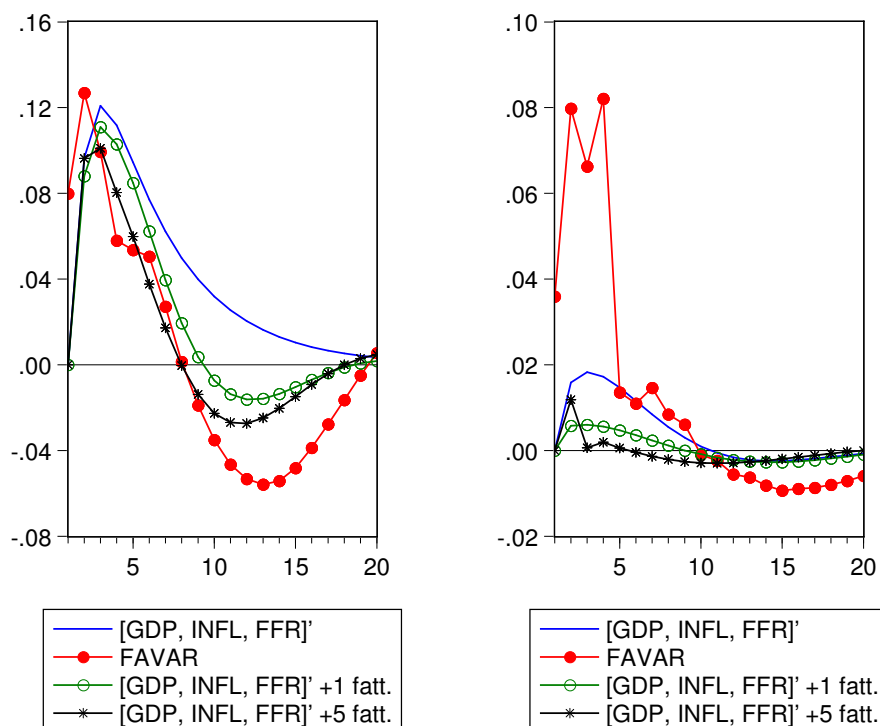
(a) periodo 1959 - 1978

(b) periodo 1985 - 2004

Figura 2.3: risposte di impulso dell'inflazione: confronto tra vari modelli per i due periodi

costruiti sugli anni riferiti ad ogni periodo, e nella appendice è presente la lista delle variabili utilizzate con una breve descrizione per ognuna di esse. I due sottoperiodi escludono gran parte del mandato di Volcker alla FED, come scritto nel capitolo precedente. Nei grafici è stato deciso di aggiungere anche le risposte di impulso per VAR aumentati con uno e tre fattori, in modo tale da confrontare i diversi metodi. Sia nel periodo generale che nei due sottoperiodi il criterio di Schwarz ha suggerito soltanto un ritardo nei VAR, mentre per i FAVAR il criterio ha suggerito 3 ritardi.

Nella figura 2.3 abbiamo confrontato i versi modelli nei due sottoperiodi. Evidente è la differenza tra la risposta di impulso dei VAR e quella del FAVAR, quest'ultimo sembra essere il modello che fornisce finalmente una visione coerente con la teoria economica. Si nota la forte risposta positiva dell'inflazione nel secondo periodo, che via via si attenua fino a raggiungere li-



(a) periodo 1959 - 1978

(b) periodo 1985 - 2004

Figura 2.4: risposte di impulso dell'inflazione: confronto tra vari modelli per i due periodi, con aggiunta del *trend*

velli negativi. Questa distorsione, se possiamo chiamarla così, probabilmente è da imputare alla procedura di calcolo nei FAVAR³. Comunque in ogni caso il valore poi si normalizza fino a raggiungere le risposte di impulso dell'inflazione degli altri modelli. Aggiungendo un trend lineare le risposte di impulso si comportano in maniera decisamente migliore come si vede dalla 2.4, i VAR aumentati con i fattori presentano delle risposte di impulso sempre positive ma meno forti. Nel secondo periodo però rimane il considerevole picco già visto in precedenza.

Per avere una idea chiara dell'apporto del FAVAR e dei VAR aumentati con i fattori abbiamo deciso di estendere il confronto su tutto il periodo studiato, dal 1959 al 2004. In questo caso particolare abbiamo imposto 4 ritardi sia per i VAR che per il FAVAR. L'idea sottintesa era di porre allo

³Si veda nell'appendice della procedura il secondo step

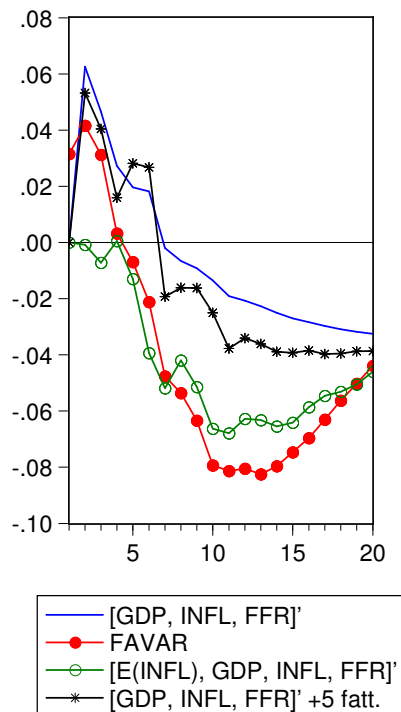


Figura 2.5: risposta di impulso dell'inflazione per il periodo 1968 - 2004, modelli calcolati su 4 ritardi

stesso livello i diversi modelli, ignorando perciò il criterio di Schwarz

Nella figura 2.5 i rapporti tra le diverse risposte di impulso cambiano, ovvero quella del FAVAR rimane sempre *negativa* ma anche gli altri modelli si comportano in maniera decisamente più razionale, persino il modello VAR base porta ad una risposta di impulso leggermente negativa dopo alcuni periodi. In questi confronti finali tra modelli abbiamo deciso di sfruttare un numero più alto di ritardi, seguendo l'idea di Bernanke, Boivin e Eliasz (2005) e anche Ahmadi e Ritschl (2009), i quali hanno lavorato su dei modelli a cadenza mensile rispettivamente con 13 ritardi e 12, ovvero hanno tenuto conto di un anno intero per la valutazione degli impatti degli shock. Probabilmente è una scelta corretta tenere conto di un ampio range temporale per avere una idea chiara di queste relazioni. ⁴

⁴Anche nel caso di osservazioni trimestrali autori come Jimborean e Mésonnier (2010) hanno usato quattro lags, in pratica un anno

Capitolo 3

Conclusioni

Cercando una soluzione per il price puzzle nel contesto dei VAR abbiamo scelto due approcci: il primo con una VAR aumentato delle previsioni dell'inflazione e il secondo un FAVAR ottenuto da un dataset di 119 variabili. Nel primo caso non abbiamo ottenuto risultati particolarmente, il price puzzle si ripresentava sempre in modo abbastanza netto e le aspettative sull'inflazione non hanno portato quell'informazione aggiunta che Sims riteneva panacea per il price puzzle. Con il secondo approccio, seguendo la procedura di *two step* di Bernanke, Boivin e Elias (2005) abbiamo invece raggiunto lo scopo che ci eravamo prefissati. L'attenuazione del price puzzle è stata evidente, soprattutto se confrontata con quella del VAR base dal quale eravamo partiti. Il FAVAR non si è rivelato l'unico strumento efficace per il nostro obiettivo, anche un semplice VAR aumentato con dei fattori costruiti dal dataset generale ha ottenuto risultati ottimi e paragonabili alla ben più complessa procedura di Bernanke. Alla luce di questi risultati possiamo affermare che il problema riguardava il tipo di informazione, la quantità di informazione che un VAR semplice può gestire: una semplice variabile macroeconomica aggiunta ma anche due tre quattro non riescono ad ampliare a sufficienza lo scenario che un VAR può gestire per avere una visione degli effetti di politiche monetarie. Qui si presenta uno dei limiti dei VAR stessi, ovvero l'incapacità di lavorare con un numero di variabili relativamente alto, già una sola decina portano ad un aumento esponenziale dei parametri da stimare, con ovvi problemi di efficienza del modello. Il FAVAR al contrario fornisce una credibile visione di tutto il contesto economico di un paese o nazione, nel nostro caso particolare permette di calcolare la risposta di impulso

per una qualsiasi variabile allo shock di un'altra. Perciò possiamo riconoscere la superiorità dei FAVAR nei confronti dei VAR, o più in generale l'efficacia nell'uso di fattori costruiti con l'analisi delle componenti principali.

Sebbene siano ottimi strumenti statistici non sono esenti da difetti. Se da un lato possiamo riconoscere le caratteristiche positive, ovvero:

- Possibilità di gestire ampi dataset di variabili e misurare effetti e causalità su ognuna di esse, in particolare la risposta di impulso ad uno shock
- Tenere conto delle numerose relazioni che intercorrono tra le variabili
- Possibilità di riassumere variabili in un unico fattore

Si possono muovere alcune critiche ai FAVAR tra le quali:

- Le trasformazioni che devono subire le variabili per poter essere lavorate, non solo per indurre la stazionarietà ma anche la standardizzazione
- Difficoltà nell'interpretare i fattori, poter dare a questi ultimi una definizione. Se in alcuni casi la relazione con determinati tipi di variabili è palese, in altri invece è più ostico dare una etichetta
- All'aumentare di N o T i criteri di scelta del numero di fattori cambiano e questi stessi sono assai sensibili alle auto e serial correlazioni

3.1 Correlazione o Covarianza ?

Per il primo punto è interessante capire come la procedura two step sia assai sensibile al tipo di matrice da usare nella costruzione dei fattori, matrice di covarianza o correlazione . I risultati e i grafici esposti nelle pagine sono stati ottenuti partendo dalla matrice di correlazione, coerentemente con quanto suggerito da autori precedenti. Una nostra prima analisi, su un dataset leggermente inferiore di dimensione rispetto a questo, ci aveva posto dei dubbi sulla validità della scelta della matrice. In tutti i paper che abbiamo studiato e preso come esempio la matrice di correlazione era necessaria a causa della natura di alcune variabili, in particolare le serie riferite al numero di abitazioni ¹. Il loro ordine di grandezza della varianza era assai maggiore

¹Vedi appendice sui dati

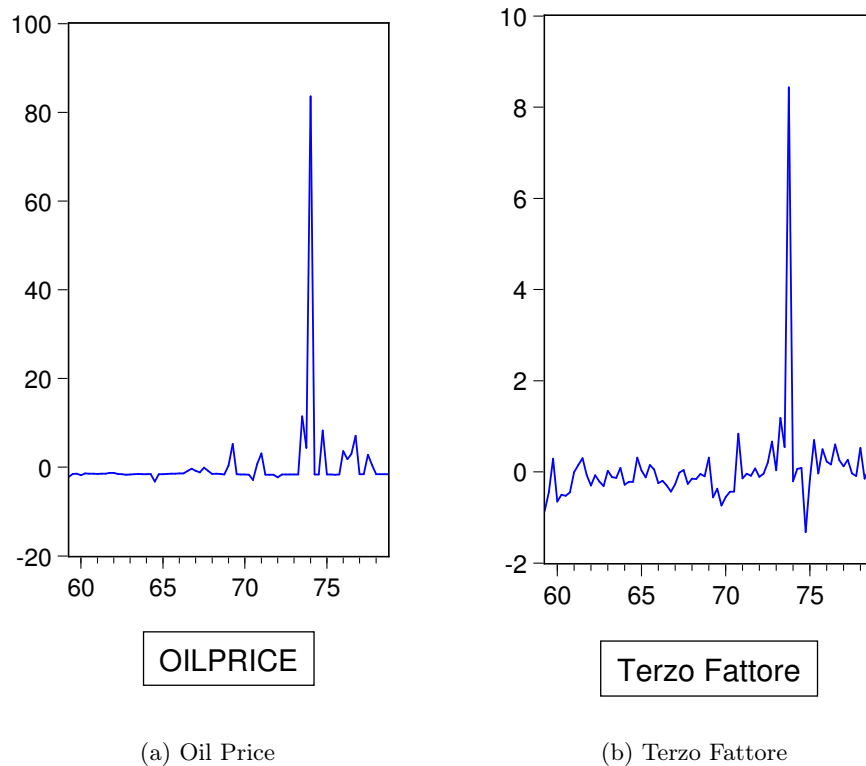


Figura 3.1: confronto tra una variabile del dataset e un fattore costruito con matrice di covarianze, periodo 1959 1978

rispetto alle altre componenti del dataset e di conseguenza l'uso nella PCA della matrice di covarianza avrebbe portato a risultati pesantemente distorti a favore di queste serie storiche. Questi problemi, sul primo dataset da noi studiato, non sembravano importanti poiché le variabili con le quali saremmo andati a lavorare riguardavano esclusivamente tassi di crescita e livelli, perciò ci sembrava naturale optare nella PCA per la matrice di covarianza, la quale pone meno trasformazione rispetto all'altra². Seguita la procedura two step sul primo periodo dal 1959 al 1978 abbiamo costruito i nostri fattori, nel caso citato in numero di quattro. Costruiti i fattori abbiamo subito notato particolari relazioni con questi e alcune variabili del nostro dataset, in particolare il prezzo del petrolio *OILPRICE* e i depositi a lungo termine :

²Per delucidazioni sulla Principal Component Analysis vedere Marsili - Libelli *appunti di Calibrazione dei Modelli Dinamici*

Di fronte a questa situazione si pone il problema dell'importanza e del ruolo di una variabile rispetto alle altre. Se per il solo prezzo del petrolio può essere giustificabile l'utilizzo di un fattore, visto il ruolo di questa risorsa naturale nell'economia statunitense, non sembra altrettanto *utile* sprecare, concedendoci una licenza poetica, un fattore per una variabile che di primo impatto non ha alcuna funzione particolare nello scenario statunitense, per quanto siano importanti i depositi a lungo termine. L'efficacia del procedimento perciò viene messa in discussione con l'utilizzo della matrice di covarianza, e ci siamo visti costretti ad utilizzare variabili standardizzate.

3.2 Significato Fattori

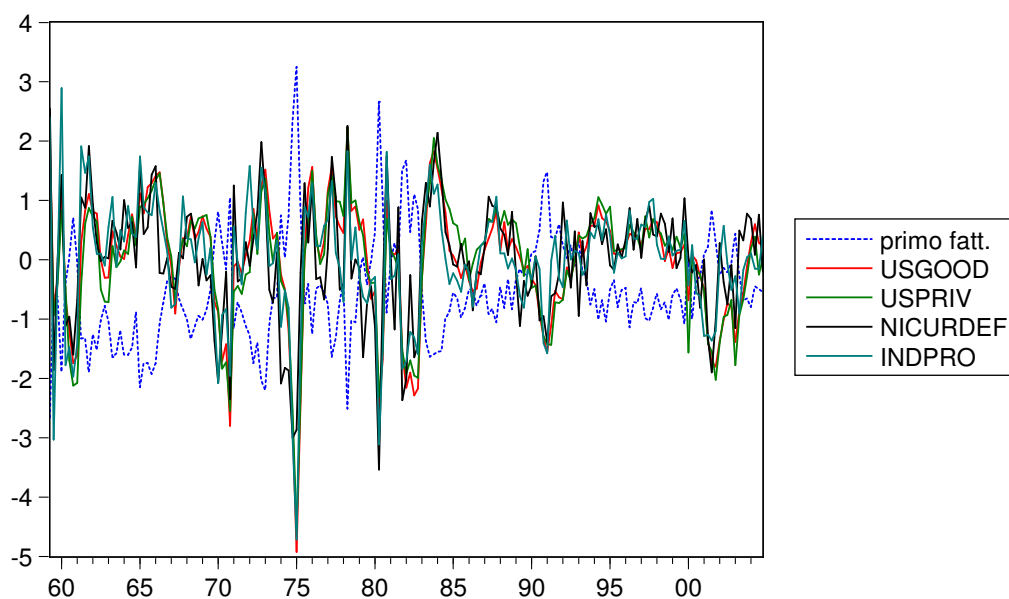


Figura 3.2: Confronto tra primo fattore e alcune variabili

Dopo aver calcolato studiato e sfruttato i fattori, e dopo averne evidenziato gli aspetti positivi, tra gli aspetti meno chiari possiamo aggiungere il problema dell'etichetta, o per meglio dire la definizione e il nome da dare ai fattori. Sono evidenti le forte correlazioni di questi ultimi con alcune variabili, ma visto che non abbiamo imposto vincoli nel processo di trasformazione dei fattori (ovvero ogni fattore è influenzato da tutte le variabili, in diversa

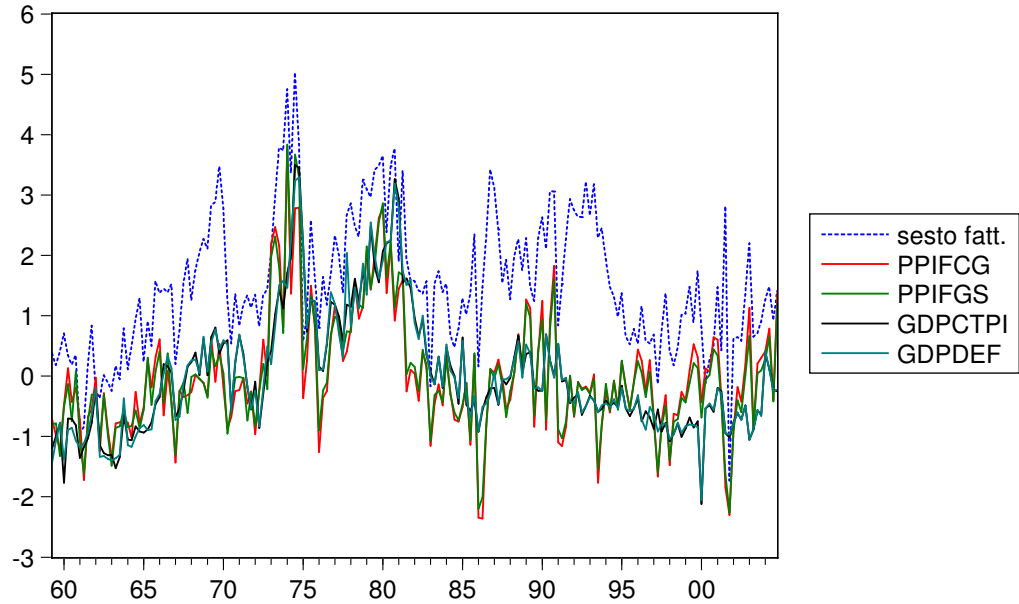


Figura 3.3: Confronto tra sesto fattore e alcune variabili

misura), diventa difficile capire cosa un fattore *indica*. Un caso o meglio un esempio può venire dalla figura 3.2 dove abbiamo messo in relazione alcune variabili di carattere industriale ³ con il primo fattore. Nonostante la presunta indecifrabilità, si riesce a notare il primo fattore costruito e la sua forte correlazione negativa. Quest'ultima viene confermata anche dai calcoli con la matrice di correlazione

	primo fatt.	USGOOD	USPRIV	NICURDEF	INDPRO
primo fatt.	1	-0.861384	-0.814158	-0.830646	-0.830288
USGOOD	-0.861384	1	0.966449	0.753871	0.841517
USPRIV	-0.814158	0.966449	1	0.716768	0.777924
NICURDEF	-0.830646	0.753871	0.716768	1	0.825897
INDPRO	-0.830288	0.841517	0.777924	0.825897	1

³Per una definizione delle variabili si guardi l'appendice

Se per il primo fattore potrebbe diventare quasi facile trovare una definizione, qualcosa come reciproco dell'indice di produzione, oppure il reciproco dell'indice di operosità . . . per gli altri l'impresa diventa assai più ardua. Dipende comunque dall'interesse dell'econometrico sforzarsi o meno a trovare una definizione dei fattori, visto che l'obbiettivo principale è riassumere informazione, e basta.

3.3 N e T

Il nostro dataset consisteva in 119 variabili su 183 osservazioni temporali. Per quanto possa sembrare notevole la dimensione era ben lontana da altri dataset sfruttati in precedenti paper: Bernanke, Boivin e Elias (2005) hanno lavorato su osservazioni mensili con un panel data di dimensione 105×511 , decisamente più ampio del nostro. Altri esempi possono essere Shibamoto (2005) con 148 variabili sfruttate, Karagedikli e Thorsrud (2010) con addirittura 363 variabili. Proprio questo limite di dimensioni ha di sicuro influenzato le nostre stime e i nostri calcoli, soprattutto nei due sottoperiodi, i quali non essendo particolarmente lunghi non si prestavano in modo ottimale alla procedura two step. Bisogna aggiungere anche una postilla sulla composizione del dataset, la proporzione tra variabili fast moving e slow moving diventa molto importante ma purtroppo è soggetta all'arbitrarietà dello studioso, nel nostro caso la proporzione era inferiore rispetto ad altri paper. All'inizio dell'analisi le nostre variabili *fast moving* rappresentavano meno di quarto dell'intero dataset, in Bernanke, Boivin e Elias (2005) erano oltre 70 su meno di 120, una proporzione ben maggiore. Un altro problema, sempre legato all'aspetto temporale riguarda la divisione delle variabili tra fast moving e slow moving. Se in presenza di dati mensili la differenza è decisa, come con dati annuali tale differenza è trascurabile, nel nostro caso lavorando con dati trimestrali abbiamo avuto parecchi dubbi su come separare in due gruppi le variabili. Noi ci siamo fidati della divisione utilizzata da Bernanke, Boivin e Elias (2005) ma alcuni dubbi restano, dubbi che aumentano quando si calcola la risposta di impulso per alcune variabili ritenute *slow*, come per esempio un tasso di disoccupazione, si ha un effetto contemporaneo tangibile e riconoscibile dello strumento di politica monetaria.

Capitolo 4

VAR

Esposti per la prima Sims (1980) , i VAR sono stati accettati dalla comunità scientifica ed econometrica come ottimi strumenti statistici, in particolar modo nel calcolo delle previsioni, dove hanno saputo dare prova di miglior affidamento rispetto ai modelli classici precedenti. A loro vantaggio gioca la semplicità di stima e di uso che se ne può fare. Un problema, forse anche il principale, è la difficoltà nel dare una giustificazione teorica all'inferenza e in generale alle stesse espressioni statistiche.

4.1 Critica di Sims (e Lucas)

I modelli VAR nascono come risposta al fallimento dell'approccio tradizionale. I modelli strutturali verso il finire degli anni '70 furono accusati di non essere strumenti adeguati per la rappresentazione dei fenomeni economici, Lucas (1976) ne illustrò le lacune e i difetti principali, constatando che i parametri sui quali il modello economico si basava dipendevano implicitamente dalle aspettative degli agenti e di conseguenza non potevano rimanere stabili nel tempo. Gli agenti economici adattavano le loro aspettative in funzione dei cambiamenti di politiche, di nuovi regimi, di fenomeni esogeni ed imprevedibili. Perciò, con questi modelli classici, risultava impossibile distinguere tra i parametri fissi dell'economia, ovvero quelli che descrivevano il comportamento del consumatore e gli effetti delle tecnologia, e quelli che invece si formavano con le previsioni (degli agenti) che di volta in volta, cambiavano. Questi concetti vennero poi approfonditi da Sims (1980) e Sims

(1983) La sua critica trattava in particolar modo tre gravi pecche dei modelli strutturali:

- La scelta tra variabili endogene ed esogene sta tutta nell'arbitrarietà dell'econometrico, queste preferenze si basano però su informazioni a priori derivate dalla teoria economica la quale dipende dall'econometrico stesso, e possono cambiare da contesto a contesto
- Ogni equazione all'interno del modello rappresenta un equilibrio parziale basato su assunzioni dello studioso, assunzioni che però impongono una serie di vincoli diversi tra le stesse equazioni perciò possono incorrere in contraddizione ed inconsistenza quando vengono considerate all'interno di un sistema
- L'incapacità di riuscire ad identificare l'alto numero di parametri nelle equazioni. Di conseguenza si va ad imporre vincoli su alcuni di questi parametri per poter stimare gli altri, semplicemente diminuendo il numero di parametri stessi (restrizioni a 0). Si critica questo procedimento ritenendolo poco credibile e robusto, visto l'utilizzo della teoria economica per un problema di carattere statistico

Sims partendo da questi tre aspetti sviluppa la sua idea di modello giungendo a tre risposte ai problemi sopra esposti:

- tutte le variabili siano endogene e solo gli shock al sistema vengono considerati esogeni
- si considera un equilibrio generale dove ogni variabile può dipendere a priori da un'altra
- il modello dev'essere definito in forma ridotta

Un modello che soddisfa questi requisiti è quello che fa dipendere un *insieme* di variabili, o per meglio dire un vettore di variabili sulle sue osservazioni precedenti ritardate di uno, due $\dots p$ istanti temporali

$$Y_t = \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + u_t \quad (4.1)$$

Sfruttando l'operatore ritardo si ottiene anche la forma:

$$\Phi(L)Y_t = u_t \quad (4.2)$$

Dove $\Phi(L) = I_k - \Phi_1 L - \dots - \Phi_p L^p$ è un polinomio matriciale in funzione dei ritardi L . Nel caso la media del vettore delle variabili fosse diversa da zero, ovvero $E(Y_t) \neq 0 \forall t$ si deve aggiungere un termine di intercetta al modello che nel nostro caso non abbiamo messo per motivi di semplicità. L'equazione (4.1) rappresenta la regressione di un vettore Y su se stesso: data questa sua peculiarità viene chiamata vettore autoregressivo, ovvero VAR. Una volta stimato il modello VAR, è possibile dare una struttura (di causa-effetto economica nel nostro caso) al modello mediante restrizioni (modelli SVAR) per l'analisi e la valutazione di politiche (funzione di risposta di impulso).

4.2 Il Modello VAR

Riprendendo dal paragrafo precedente abbiamo un modello VAR definito come:

$$Y_t = \Phi_0 + \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_p Y_{t-p} + u_t \quad (4.3)$$

Y_t rappresenta il vettore ($K \times 1$) delle mie variabili, Φ_t per $t = 1, 2, \dots, p$, sono una serie di matrici di parametri di dimensione ($K \times K$), Φ_0 è un vettore ($K \times 1$) di intercette e u_t è un vettore ($K \times 1$) white noise.¹ Un VAR si dice stazionario se e solo se le radici del polinomio caratteristico associato al polinomio sono tutte al di fuori del cerchio unitario, o equivalentemente se $\det[\Phi(L)] = 0$ con radici in valore assoluto maggiori di uno. La condizione di stazionarietà è necessaria per l'applicazione delle metodologie di analisi classiche e lo studio delle relazioni e degli effetti che le variabili (nel nostro

¹Definiamo un processo *white noise* un processo con le seguenti caratteristiche

$$\begin{aligned} E(u_t) &= 0 \\ E(u_t u_t') &= \Sigma_u \\ E(u_t u_s') &= 0 \text{ con } s \neq t \end{aligned} \quad (4.4)$$

caso macroeconomiche) hanno tra di loro nel lungo e nel breve periodo. Il modello stimato contiene parametri che sono difficili da interpretare viste le relazioni e i complicati feedback che coinvolgono tutti gli elementi, di conseguenza le proprietà dinamiche sono riassunte attraverso diversi tipi di analisi strutturali, tra le quali la *funzione di risposta di impulso*, acronimo *IRF*.

4.2.1 Funzione di Risposta di Impulso

La funzione di risposta di impulso esamina la reazione di una variabile nel tempo ad uno impulso di un'altra in un sistema dinamico che ne coinvolge altre, o anche si può definire come la misura dell'effetto di uno shock temporaneo esogeno in una delle variabili su una o più altre variabili. Partendo dalla rappresentazione (4.2)

$$\Phi(L)Y_t = +u_t$$

Data la condizione di stabilità, l'equazione può essere riscritta anche in forma $MA(\infty)$

$$Y_t = \Phi_t^{-1}(L)u_t \quad (4.5)$$

$$Y_t = \sum_{i=0}^{\infty} \Psi_j u_{t-j} \quad (4.6)$$

Le matrici Ψ_j si ottengono ricorsivamente dalla relazione $\Psi(L)\Phi(L) = I_k$ I coefficienti $\psi_{ik,j}$ delle matrici Ψ_j rappresentano in sostanza la reazione dopo istanti temporali della i - esima variabile del sistema rispetto ad una variazione unitaria della k - esima variabile. Questi coefficienti sono chiamati moltiplicatori dinamici. i valori di ψ_j in funzione di $j = 0, 1, 2 \dots$ sono definiti *funzione di risposta impulsiva*. Se la matrice Σ non è diagonale, ovvero le componenti del termine di errore sono tra loro contemporaneamente correlate, è assai improbabile che uno shock che accade ad una variabile rimanga isolato, e anzi è facile che uno shock in una componente del modello sia accompagnato da uno shock allo stesso istante di altre componenti. In questa situazione si preferisce fornire una ortogonalizzazione degli errori e

da questa ricavare poi la funzione di risposta di impulso. Partendo sempre dalla equazione

$$Y_t = u_t + \Psi_1 u_{t-1} + \Psi_2 u_{t-2} + \dots \quad (4.7)$$

Consideriamo la decomposizione di Choleski per $\Sigma_u = CC'$ ² con anche la proprietà per cui $C^{-1}\Sigma(C^{-1})' = I_k$. Ottenuta la matrice C , possiamo ottenere le risposte impulsive con errori ortogonalizzati dalla rappresentazione seguente

$$Y_t = CC^{-1}u_t + \Psi_1 CC^{-1}u_{t-1} + \Psi_2 CC^{-1}u_{t-2} + \dots \quad (4.8)$$

$$Y_t = \Theta_0 \epsilon_t + \Theta_1 \epsilon_{t-1} + \Theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots \quad (4.9)$$

con $\Theta_0 = C$ $\Theta_j = \Psi_j C$ $\epsilon_t = C^{-1}u_t$ e $\epsilon_t \sim WN(0, I_k)$

Sfruttando ancora le proprietà della matrice C possiamo premoltiplicare la (4.3)

$$C^{-1}Y_t = C^{-1}\Phi_0 + C^{-1}\Phi_1 Y_{t-1} + C^{-1}\Phi_2 Y_{t-2} + \dots + C^{-1}u_t \quad (4.10)$$

$$C^{-1}Y_t = B_0 + B_1 Y_{t-1} + B_2 Y_{t-2} + \dots + \epsilon_t \quad (4.11)$$

con $B_0 = C^{-1}\Phi_0$ $B_j = C^{-1}\Phi_j$ $\epsilon_t = C^{-1}u_t$ e $\epsilon_t \sim WN(0, I_k)$ la (??) viene definita *forma strutturale*, a differenza della *forma ridotta* come in (4.3). Nel caso C^{-1} sia triangolare inferiore e Σ_u è diagonale il modello viene chiamato *ricorsivo*, e tale modello specifica un particolare ordinamento causale contemporaneo tra le variabili nella forma

$$Y_1 \rightarrow Y_2 \rightarrow Y_3 \rightarrow \dots \rightarrow Y_k \quad (4.12)$$

²Decomposizione di Choleski: sia A una matrice definita non negativa e simmetrica, esiste ed è unica una matrice C triangolare inferiore con elementi positivi sulla diagonale principale tale per cui $A = CC'$

4.3 Pros. and Cons. dei VAR

La rappresentazione (4.11) porta dei vantaggi concreti da un punto di vista pratico, visto che diventa possibile misurare gli effetti di politiche ed iniziative. Lo svantaggio, se possiamo chiamarlo così, consiste della arbitrarietà dell'ordine con cui l'econometrico decide di procedere nell'analisi, visto che a ordini diversi nel VAR corrispondono poi funzioni di risposta di impulso differenti³. Si riprende perciò quel problema di arbitrarietà che aveva spinto Sims ad idealizzare i VAR, ma in queste tipo di decomposizioni e restrizioni⁴ i vincoli e l'ordine sono imposti rispettando reali e logici legami tra le variabili.

³Per un approfondimento sulla funzione di risposta di impulso generalizzata si veda Hyeongwoo (2009)

⁴Oltre alla decomposizione di Cholesky si veda anche Blanchard e Quah (1989) per restrizioni di lungo periodo, Bernanke (1986) per altri tipi di decomposizioni

Capitolo 5

FAVAR

Alla base dei FAVAR c'è l'idea che l'informazione di un grande dataset di variabili possa essere riassunta da pochi fattori, i quali posti in relazione con gli strumenti di politica monetaria riescono ad offrire il vero rapporto che lega uno shock di policy con una specifica variabile economica. Sviluppatisi fin dall'inizio degli anni '80, questi tipi di modelli hanno sempre cercato di dare una visione molto più ampia di quanto un VAR riesca a fare, grazie proprio a questa capacità di *riassumere* l'informazione di ampi dataset.

5.1 Il modello FAVAR

Dato un vettore di dimensione $(N \times 1)$ di variabili economiche X_t , consideriamo Y_t il vettore di dimensione $(M \times 1)$ dei miei strumenti di politiche o di moneta (nel nostro caso il Fed Funds Rate), e ipotizziamo che un certo numero K di fattori assieme ad Y_t riesca a catturare tutta l'informazione delle X_t . Detto ciò possiamo scrivere il nostro VAR con i fattori:

$$\begin{bmatrix} F_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \Phi \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + u_t \quad (5.1)$$

L'equazione non è stimabile perchè i miei fattori non sono osservabili, ma c'è la possibilità di avere una stima di essi partendo dal vettore originario X_t . Assumo che ci sia una relazione tra quest'ultimo, l'insieme dei fattori F_t e lo strumento di politiche Y_t

$$X_t = \Lambda^f F_t + \Lambda^y Y_t + u_t \quad (5.2)$$

Dove Λ^f è una matrice di factor loadings così come Λ^y , mentre u_t è un vettore di errori ¹ che svanisce con N che va verso valori infiniti. L'equazione (5.2) rappresenta l'idea che i fattori e gli strumenti di politiche siano forze che guidano ed influiscono le mie variabili economiche. Aver definito una relazione senza ritardi è puramente facoltativa, l'ipotesi che le mie X dipendano solo dalle osservazioni contemporanee dei fattori non è restrittiva, c'è piena libertà di considerare anche dei ritardi per i fattori. Per il calcolo del modello sono stati elaborati diversi procedimenti, tra i quali emerge quello di Bernanke, Boivin e Elias (2005) detto *two step* che si distingue dagli altri per semplicità computazionale. Gli stessi Bernanke, Boivin e Elias (2005) hanno proposto anche un procedimento per la stima dei fattori che sfrutta la statistica bayesiana, che si permette l'identificazione di fattori con proprietà migliori, ma al prezzo di una difficoltà di calcolo. Nella stessa procedura *two step* l'iniziale identificazione dei fattori tramite la PCA non è l'unica via, Bai e Ng (2011) hanno proposto ben tre metodi per la stima dei fattori, ma abbiamo preferito un approccio più classico e lineare per le nostre stime.

5.2 Two Step Procedure

Bernanke, Boivin e Elias (2005) hanno sviluppato una procedura chiamata *two step* che permette una stima del sistema riportato dalle equazioni (5.1) e (5.2). Nel primo passo stimo i fattori con le prime K componenti principali del dataset X_t , dove il numero K di fattori viene determinato con i criteri proposti da Bai e Ng (2002). Il secondo passo consiste nello stimare il modello (5.1) per valutare le relazioni tra l'impulso del mio strumento di policy e i fattori. Una volta calcolati gli effetti procedo all'inverso per studiare gli effetti sulle mie variabili di interesse del dataset X_t .

5.2.1 Primo Step

Come scritto in precedenza il primo passo della procedura consiste nello stimare K fattori che, uniti ai miei M strumenti di policy, riassumeranno l'intera informazione del dataset. Dopo aver standardizzato le mie variabili

¹Il vettore degli errori può presentare leggere correlazioni e cross correlazioni, nonostante ciò le stime dei fattori sono robuste rispetto a queste *leggere* correlazioni, Si Bai e Ng (2002). Il concetto di *leggere* è arbitrariamente interpretabile

² Bai e Ng (2006a) sfruttano l'analisi delle componenti principali partendo dalla relazione:

$$X_{it} = \Lambda_i' F_t + u_{it} \quad (5.3)$$

Sebbene io riesca ad osservare solo

$$X_t = c_t + u_t \quad (5.4)$$

Dove con c_t intendiamo la componente comune e u_t l'errore. nella 5.3 considero il mio strumento di policy non osservabile, poichè è presente una relazione eterogenea tra lo strumento³ con le X_t , e si provvederà ad eliminare tale dipendenza solo nello step successivo. Successivamente si procede con il classico metodo dei minimi quadrati ordinari per minimizzare l'errore u_t

$$V(k) = \min_{\Lambda, F^k} (NT)^{-1} \sum_{i=1}^N \sum_{T=1}^T (X_{it} - \lambda_i^k F_t^k)^2 \quad (5.5)$$

Sia i fattori che i factor loadings come detto in precedenza non sono osservabili, perciò avremmo infinite soluzioni. Di fronte a questo problema di minimizzazione perciò per poter continuare sono costretto ad imporre delle normalizzazioni, $\Lambda'^k \Lambda^k / N$ (Watson) oppure $F'^k F^k / T$ (Bernanke). Nel caso volessi partire dal primo metodo allora i miei fattori \tilde{F}^k si otterrebbero moltiplicando per \sqrt{T} gli autovettori corrispondenti ai K autovalori più grandi della matrice XX' di dimensione $(T \times T)$. Data la mia stima \tilde{F}^k la matrice dei factor loadings si otterrebbe semplicemente come $\tilde{\lambda}'^k = (\tilde{F}'^k \tilde{F}^k)^{-1} \tilde{F}'^k X = \tilde{F}'^k X / T$. Un'altra soluzione è data da $(\bar{F}^k, \bar{\Lambda}^k)$ che sfrutta la normalizzazione suggerita da Bernanke. I factor loadings Λ^k vengono stimati come \sqrt{N} volte gli autovettori corrispondenti ai k più grandi autovalori della matrice $X'X$ di dimensione $(N \times N)$, determinati questi i fattori sarebbero calcolati come $\bar{F}^k = X \bar{\Lambda}^k / N$. La differenza tra le due soluzioni riguarda esclusivamente la pesantezza di calcolo, nel caso

²Per una discussione vedere le conclusioni

³Tale eterogeneità consiste nel legame contemporaneo con alcune di queste X_t e non con altre

$T > N$ allora è preferibile il primo mentre per $N < T$ è preferito il secondo. Sfruttando una normalizzazione o l'altra la somma dei residui al quadrato non cambia, $V(k, \tilde{F}_t) = V(k, \bar{F}_t)$. Bai e Ng (2002) e Bernanke, Boivin e Elias (2005) suggeriscono l'utilizzo di fattori riscaldati

$$\hat{F}^k = \bar{F}^k (\bar{F}'^k \bar{F}^k / T)^{-1/2} \quad (5.6)$$

Anche qui è chiaro che $V(k, \tilde{F}^k) = V(k, \bar{F}^k) = V(k, \hat{F}^k)$

Numero di Fattori

Il problema che accompagna la stima dei fattori è il numero k di componenti principali da scegliere, un modello con $k + 1$ sarà migliore rispetto ad uno con k fattori, ma bisogna tenere conto della efficienza che via via cala con un numero maggiore di fattori. La letteratura si è sviluppata, oltre che nella stima dei fattori e nei diversi procedimenti, anche per quanto riguarda il problema del numero di fattori. I criteri classici come Aikake (AIC) e Schwarz (BIC) tengono conto solo di uno tra T e N , di conseguenza possono presentare distorsioni e perdono di efficacia perchè non tengono conto di entrambe le grandezze ovvero N e T . Lewbel (1997) e Donald (1997) per primi hanno affrontato il problema tenendo però fissa una delle due grandezze, o T o N . Stock e Watson (1998) hanno sfruttato una versione modificata del criterio di Schwarz, funzionante ma solo per casi particolari come $N \gg T$. (forni:1) hanno proposto invece un criterio Akaike anch'esso modificato ma non particolarmente flessibile. Bai e Ng (2002) per primi hanno affrontato il problema da un diverso punto di vista, creando nuovi criteri divenuti ormai standard all'interno della ricerca dei FAVAR. perciò si sfrutta l'equazione (5.6) con i fattori stimati

$$V(k, \hat{F}^k) = \min_{\Lambda} (NT)^{-1} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (X_{it} - \lambda_i^k \hat{F}_t^k)^2 \quad (5.7)$$

La prima classe di questi test si riassume in

$$PC(k) = V(k, \hat{F}^k) + kg(N, T) \quad (5.8)$$

Dove con $g(N, T)$ intendiamo la funzione di penalità e con k il numero

di fattori.

La seconda classe invece

$$IC(k) = \ln(V(k, \hat{F}^k)) + kg(N, T) \quad (5.9)$$

La differenza tra queste due classi consiste nel comportamento di fronte a casi di correlazione, autocorrelazione e crosscorrelazione ⁴ Bai e NG offrono anche dei criteri AIC e BIC riformulati in modo tale da tener conto sia di N che di T. ⁵

5.2.2 Secondo Step

Ottenute le prime stime dei miei fattori si pone un problema di dipendenza dallo strumento di policy, poichè nella (5.3) lo abbiamo considerato inosservabile. Stock e Watson (2002) notano che quando il numero N di variabili è alto e il numero di componenti principali è identico al vero numero di fattori, le componenti principali descrivono consistentemente lo spazio di F_t e di Y_t , perciò è lecito scrivere $\hat{C}(F_t, Y_t) \simeq \hat{F}_t$ Visto che abbiamo ricavato le stime di F dall'intero dataset delle variabili X , è necessario eliminare la dipendenza diretta tra i fattori e lo strumento di policy. Perciò, come suggerito anche da Bernanke, procediamo con il suddividere le variabili in due sotto gruppi: slow moving e fast moving, le prime caratterizzate dall'imperturbabilità contemporanea allo strumento di policy mentre le seconde direttamente/contemporaneamente influenzate da questi impulsi. Al primo gruppo appartengono variabili come la produzione industriale e il tasso di disoccupazione mentre nel secondo possiamo comprendere tassi di cambio o tassi sui mutui ⁶. Una volta distinti i due gruppi, si provvede con la costruzione di fattori sul gruppo delle slow moving variables per estrarre fattori incorrelati con gli impulsi di Y , ossia non influenzabili nel breve periodo. Per la stima di questi nuovi fattori si procede con la regressione

$$\hat{F}_t = b_s \hat{F}_t^s + b_y Y_t + u_t \quad (5.10)$$

⁴Per approfondimenti vedere sempre Bai e Ng (2002)

⁵Si veda appendice

⁶Per una visione dei due gruppi si veda l'appendice

Dove con \widehat{F}_t intendiamo dalla (5.6) i fattori stimati, con \widehat{F}_t i fattori costruiti con lo stesso procedimento dei precedenti ma su variabili ritenute slow moving. Ottenuta la regressione i miei fattori finali si ottengono dalla (5.11)

$$\mathcal{F}_t = \widehat{F}_t - \widehat{b}_y Y_t \quad (5.11)$$

Ottenuti i fattori \mathcal{F} depurati dell'effetto contemporaneo della Y le risposte di impulso si ottengono partendo dalla equazione (5.1) con le stime dei fattori

$$\begin{bmatrix} \mathcal{F}_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \Phi(L) \begin{bmatrix} \mathcal{F}_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + u_t \quad (5.12)$$

Da quest'ultimo modello VAR otteniamo la forma $MA(\infty)$

$$\begin{bmatrix} \mathcal{F}_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \Psi(L) u_t \quad (5.13)$$

e successivamente sfruttiamo il procedimento per la strutturalizzazione già mostrato nel capitolo precedente

$$\begin{bmatrix} \mathcal{F}_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \Theta(L) \epsilon_t \quad (5.14)$$

La $\Theta(L) = 1 + \Psi_{j-1}C + \Psi_{j-2}C + \dots$ e con $\Sigma_\epsilon = I_k$

In modo tale da avere le funzioni di risposta di impulso con la decomposizione di Cholesky. A questo punto possiamo calcolare le risposte di impulso delle variabili X_t di interesse, usando la stima della (5.2) abbiamo che $\widehat{X}_t = \widehat{\Lambda}^f \mathcal{F}_t + \widehat{\Lambda}^y Y_t$ e per ottenere le risposte di impulso per le X_t sfruttiamo la $\Theta(L)$

$$\widehat{X}_t = [\Lambda^f \Lambda^y] \Theta(L) \epsilon_t \quad (5.15)$$

In tal modo si nota come la risposta di impulso non sia altro che la somma delle varie risposte di impulso dei fattori allo shock dello strumento di policy, il quale può avere un effetto contemporaneo anche sulla X di interesse. Que-

st'effetto però dipende dalla relazione tra le due variabili. Nel caso di una variabile slow moving è probabile che l'effetto sia minimo se non trascurabile, al contrario su una fast moving ci si aspetta invece un effetto maggiore e decisivo.

Capitolo 6

Analisi Componenti Principali

L'analisi delle componenti principali è un metodo non parametrico nell'ambito della statistica multivariata utile per la semplificazione e riassunto dell'informazione dei dati. Scopo principale di questa tecnica è la riduzione del numero di variabili di un dataset in un gruppo più piccolo di diverse variabili che riescono a *rappresentare* l'intero gruppo originario minimizzando la ridondanza dell'informazione. Se da una parte si riesce ad avere una riduzione della dimensione della massa di informazione dall'altra parte si ha una perdita di quest'ultima, e la PCA ¹ permette di gestire al meglio il trade off tra semplificazione del problema e calo di informazione. Questa procedura o per meglio dire tecnica ha trovato nel corso degli anni numerosi campi di applicazione, fino ad influenzare anche l'ambito macroeconomico, come nella nostra tesi.

6.1 PCA

La riduzione in un numero inferiore di variabili avviene tramite una trasformazione lineare delle stesse che proietta le variabili originali in un nuovo sistema cartesiano, dove vengono ordinate dal valore maggiore di varianza al più piccolo. Di conseguenza la variabile con la varianza maggiore viene proiettata sul primo asse, la seconda per ordine di variabilità sul secondo asse e così via La PCA riferita ad un dataset di N variabili $x_1, x_2 \dots$ con $i = 1, 2, \dots, n$ consente di individuare altrettante N variabili *PC* con

¹Acronimo per Principal Component Analysis

$pc_1, pc_2 \dots$ con $i = 1, 2, \dots, n$ e ognuna combinazione lineare delle precedenti. Organizzando i dati in matrice

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \dots \\ x_{t1} & \dots & \dots & x_{tn} \end{bmatrix}$$

dove

- le righe rappresentano le t osservazioni per variabile
- le colonne rappresentano le n variabili del dataset

Definita tale matrice, dalla quale ottengo sempre una matrice di covarianza Σ_x di dimensione $N \times N$ ² Voglio ottenere una matrice di egual dimensione di variabili pc incorrelate tra loro, che risultano essere, delle precedenti X , combinazione lineare. Queste nuove variabili pc saranno indipendenti le une dalle altre e saranno poste in relazione con le X tramite la 6.1

$$PC = X \times W \tag{6.1}$$

Perciò se ho come obiettivo la diminuzione o meglio la eliminazione della ridondanza e questa ultima è espressa dalle correlazioni tra le nostre variabili, allora i calcoli si devono concentrare sulla diagonalizzazione della matrice Σ_x . La PCA permette di avere una trasformazione lineare delle X in altre variabili PC che esprimono la stessa quantità di informazione ma sono, come detto in precedenza, incorrelate tra loro. La trasformazione che permette questo è la similitudine W tra la matrice di correlazione o covarianza³ e la matrice diagonale degli autovalori tale che si abbia:

$$L = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2) = W^t \Sigma_x W \tag{6.2}$$

$$PC = X \times W \tag{6.3}$$

²Niente di impedisce di sfruttare una matrice $T \times T$ di covarianza, alla fine la variabilità totale è la stessa. Vedi appendice sui FAVAR

³Vedi oltre

Fissata la relazione posso esprimere una qualsiasi delle nostre pc come:

$$pc_i = \sum_{j=1}^n x_j w_{ji} \quad (6.4)$$

La matrice W di dimensione $N \times N$ è costituita da vettori ordinati secondo la grandezza dell'autovalore corrispondente ⁴

$$W = \begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \\ \vdots \\ W_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \dots \\ w_{n1} & \dots & \dots & w_{nn} \end{bmatrix}$$

Con gli autovalori λ_i per ogni colonna

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n \quad (6.5)$$

La PCA viene svolta normalmente sulla matrice di covarianza, depurando semplicemente i dati della loro media. Il problema consiste quando siamo in presenza di diversi ordini di grandezza tra le variabili, dovuto alla natura delle stesse o a diverse unità di misura. In questo caso si sfrutta la matrice di correlazione, che si ottiene tramite la standardizzazione delle variabili. C'è da precisare però che le componenti principali costruite dalla matrice di correlazione o dalla matrice di varianza sono radicalmente diverse, poiché gli autovalori e autovettori non sono ottenibili mediante una trasformazione ortogonale, infatti la standardizzazione non è una trasformazione ortogonale. Per ricapitolare se la matrice di covarianza riflette le reali proporzioni tra le variabili ed è sensibile alla unità di misura, la matrice di correlazione invece è indipendente dalle unità di misura e i risultati di diverse analisi sono perciò comparabili.

⁴Per il calcolo della matrice W si rimanda a Timmerman (2003)

6.2 Numero componenti principali

Ricordandosi però l'obiettivo di sintetizzare la quantità di informazione, il numero di componenti principali che va studiato va ridotto. Esistono diversi criteri che permettono di ridurre l'ordine delle PC da n a un numero inferiore k , tra i principali ne riportiamo 3 che vengono definiti anche *criteri euristici*:

- ci si basa sulla quantità di varianza spiegata, ovvero si tengono quelle componenti principali che rappresentano la varianza totale spiegata tra il 70% e il 90%

$$\frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k + \dots + \lambda_n} \approx 70\% - 90\% \quad (6.6)$$

- valutare in base all'analisi grafica con lo *scree plot* e scegliere il numero di PC corrispondente al punto di gomito della spezzata

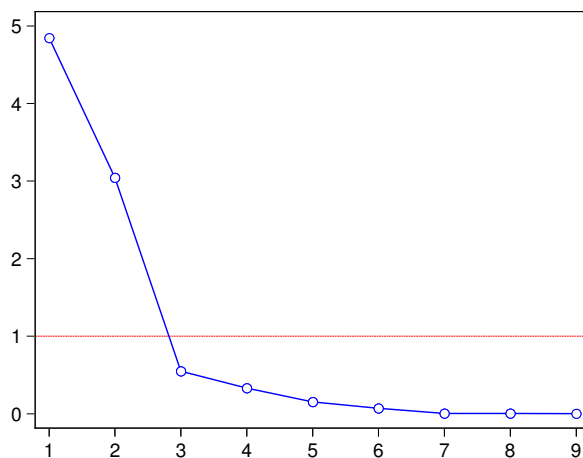


Figura 6.1: stesso gruppo di variabili del punto successivo: scree plot

- seguire la *regola del kaiser*, ovvero scegliere quelle componenti che hanno l'autovalore maggiore o uguale a 1, o anche alla media degli autovalori stessi. Nella tabella seguente, con dati simulati, si possono notare i differenti livelli degli autovalori e la corrispondente proporzione cumulata. Le prime due variabili colgono quasi il 90% della variabilità

variabile	autovalore	prop.	prop. cumulata
1	4.844259	0.5383	0.5383
2	3.044383	0.3383	0.8765
3	0.547612	0.0608	0.9374
4	0.331891	0.0369	0.9742
5	0.153661	0.0171	0.9913
6	0.069246	0.0077	0.9990
7	0.003715	0.0004	0.9994
8	0.003180	0.0004	0.9998
9	0.002054	0.0002	1.0000

Lavorando con un numero inferiore di pc si può effettuare comunque la ricostruzione delle x originarli, ovviamente con degli errori. Data la relazione $PC = W \times X$ con l'inversa $X = PC \times W^{-1}$, per le proprietà di W abbiamo che $X = PC \times W^T$. Fissato un numero k di pc utilizzate la relazione nel caso ridotto diventa

$$X_k = PC_k \times W_k^t \quad (6.7)$$

$$X = PC_k \times W_k^t + \epsilon \quad (6.8)$$

Capitolo 7

Risposte d'Impulso

In questo capitolo daremo una visione di alcune risposte di impulso per le tre variabili di interesse, con alcune specificazioni particolari, sia di modello che di contesto temporale. La scrittura 6/5 sul numero di fattori indica il diverso numero massimo che si poteva avere, nel periodo completo avevamo 6 fattori, nei due sottoperiodi 5. Da evidenziare che nella prima riga sono presenti le risposte di impulso senza il trend nella specificazione del modello. Trend aggiunto nei modelli della seconda riga.

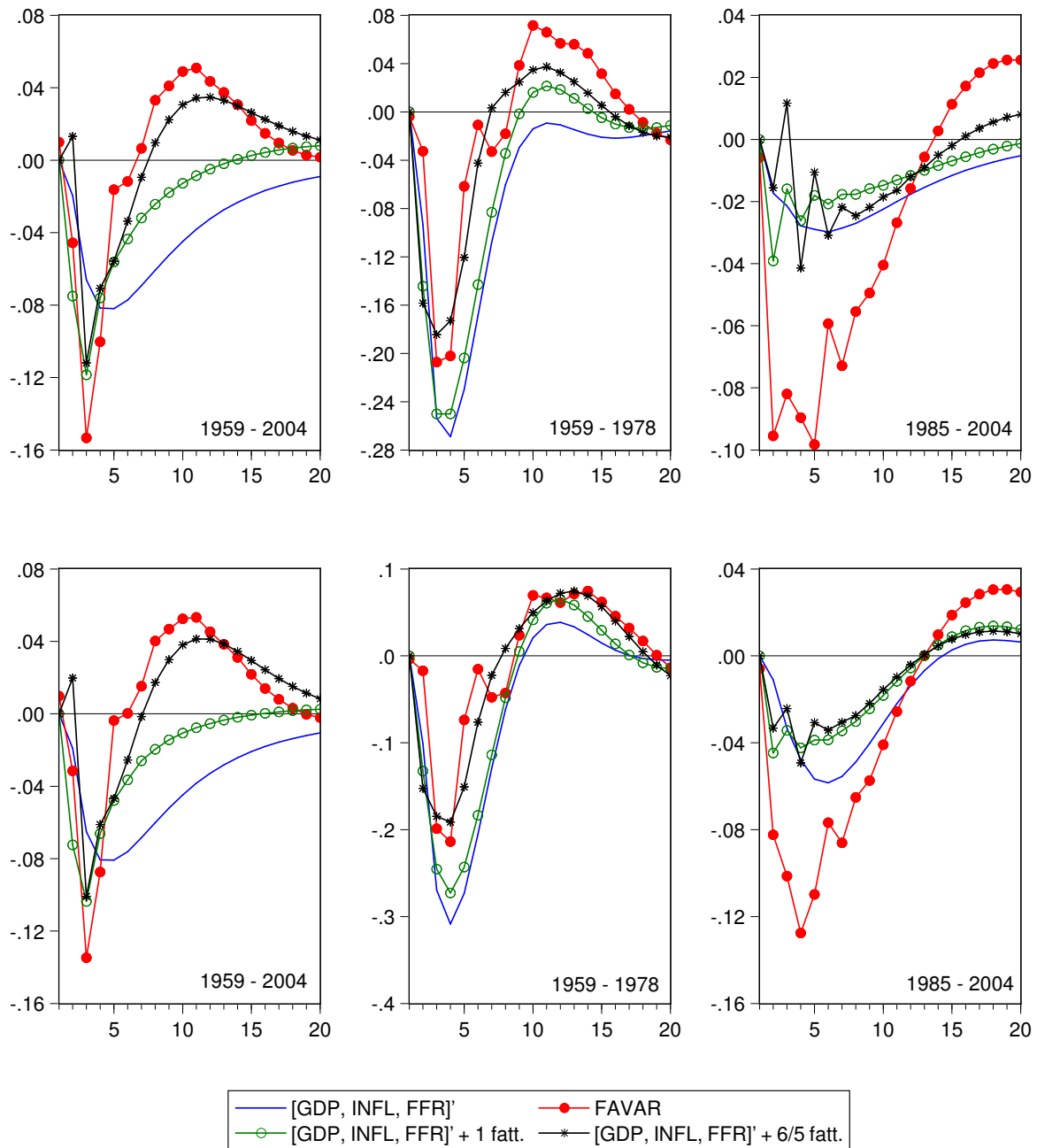


Figura 7.1: Risposta di Impulso per GDP, *Gross Domestic Product*. VAR con 2 ritardi e FAVAR con 3 ritardi

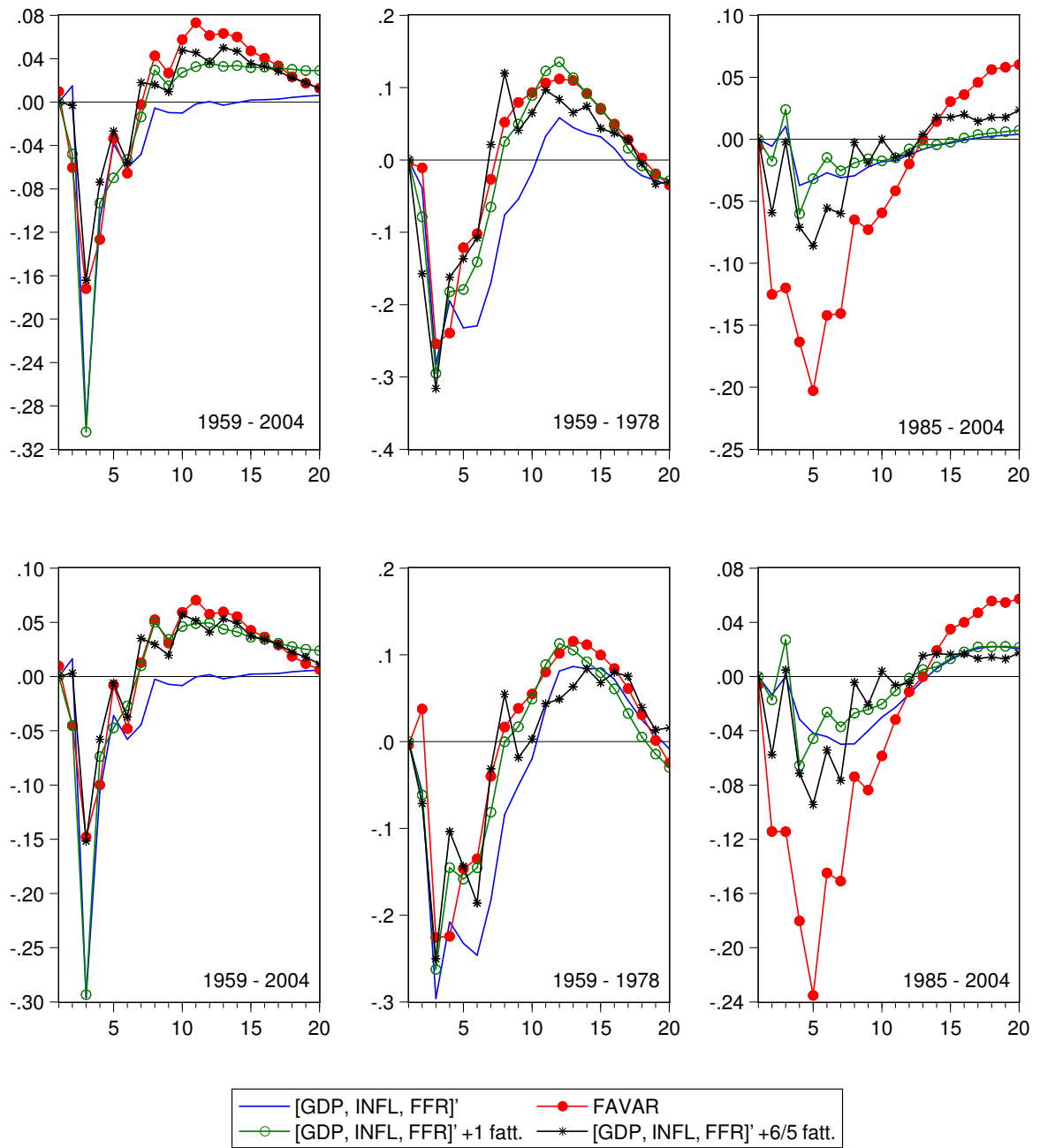


Figura 7.2: Risposta di Impulso per GDP, *Gross Domestic Product*. VAR con 4 ritardi e FAVAR con 4 ritardi

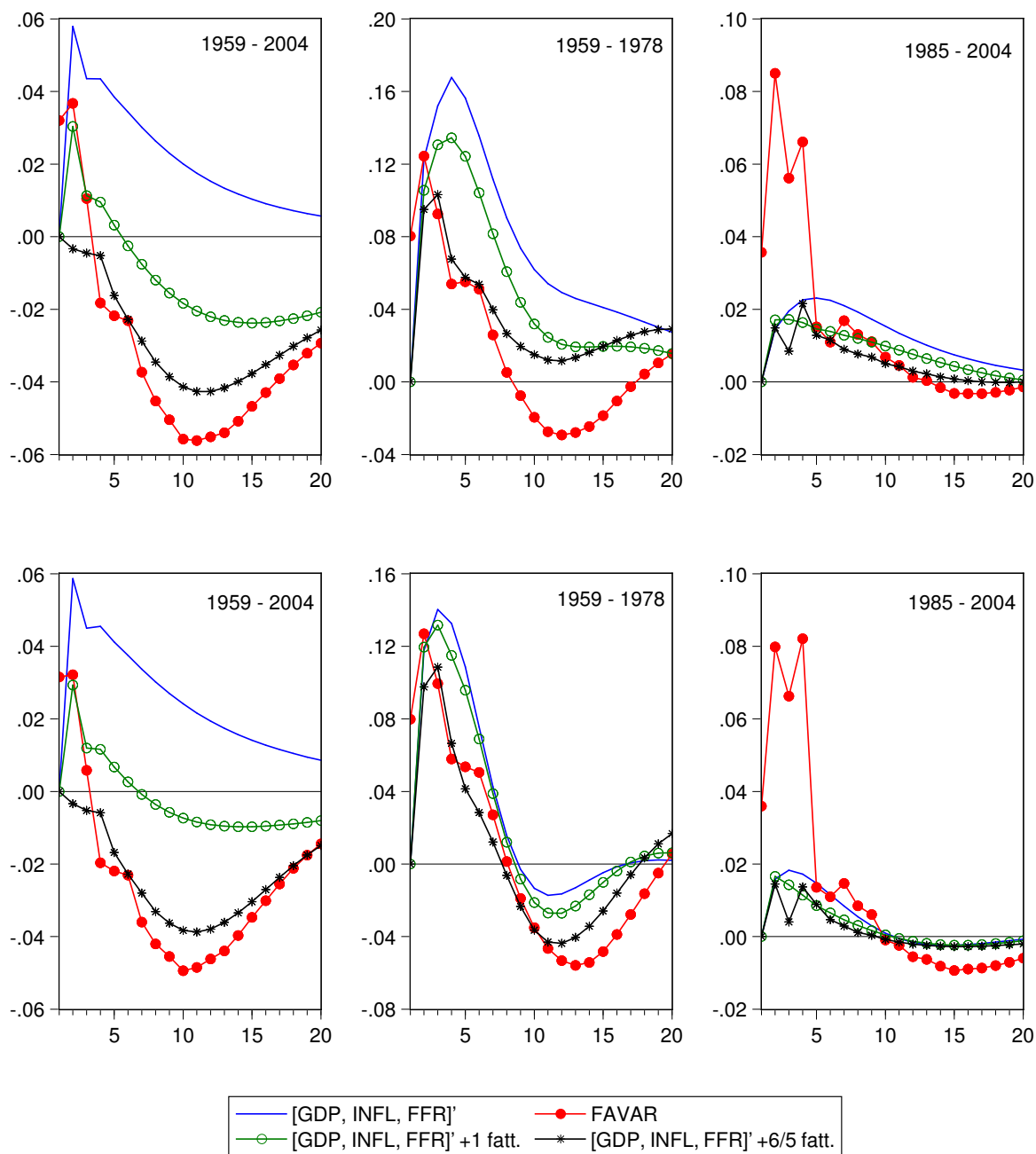


Figura 7.3: Risposta di Impulso per INFLATION, *ricavata dal Consumer Price Index*. VAR con 2 ritardi e FAVAR con 3 ritardi

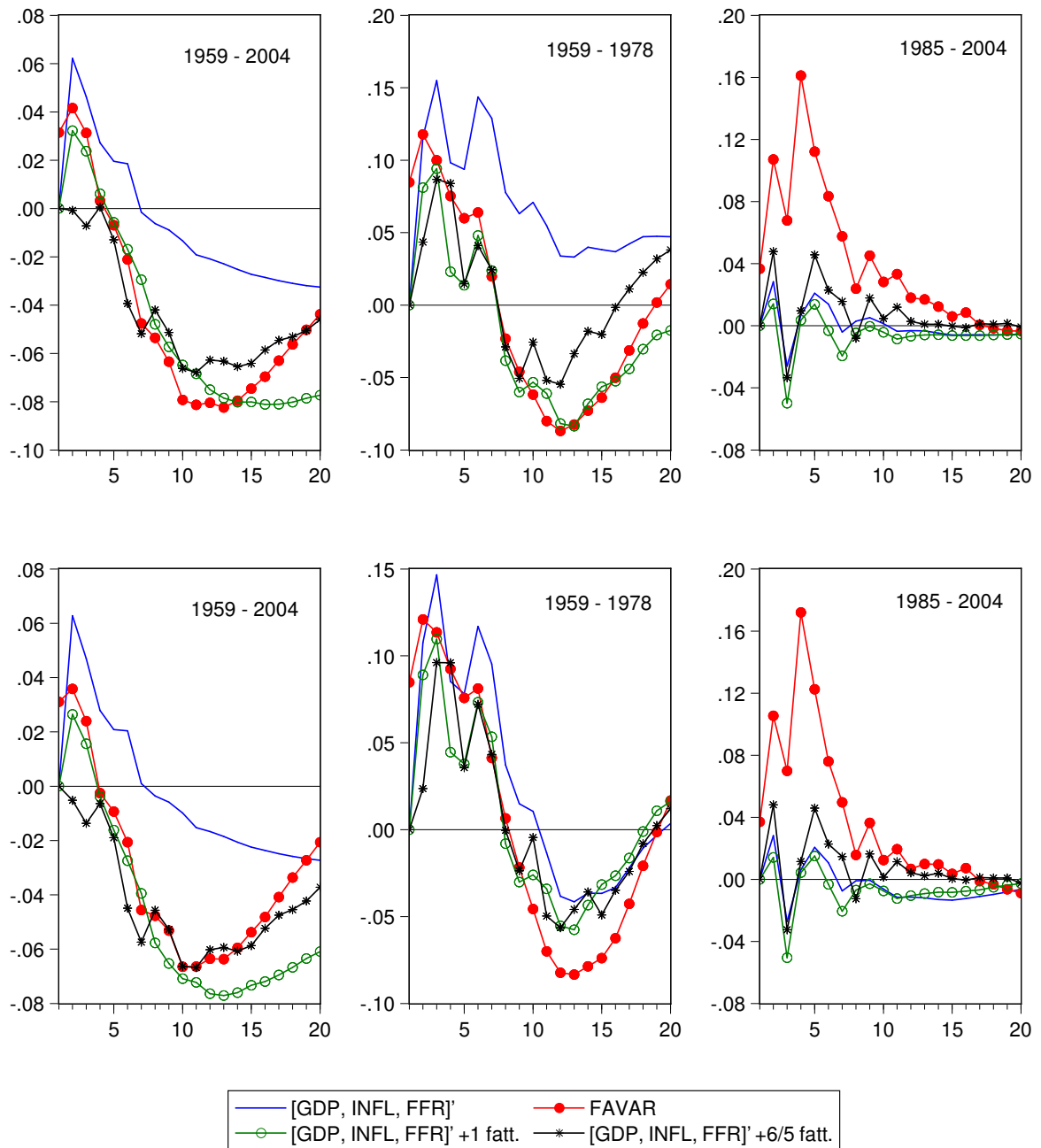


Figura 7.4: Risposta di Impulso per INFLATION, ricavata dal Consumer Price Index. VAR con 4 ritardi e FAVAR con 4 ritardi

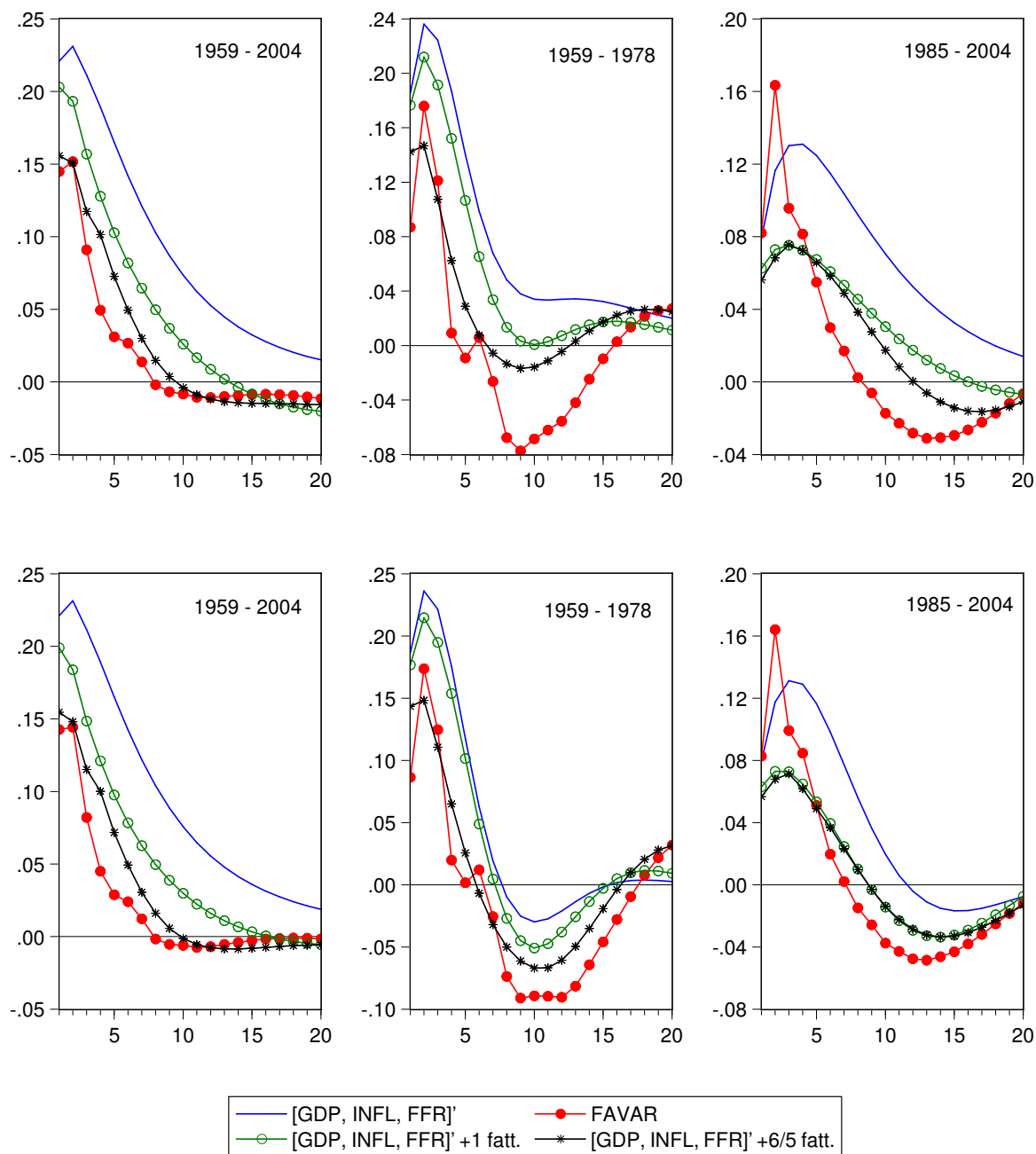


Figura 7.5: Risposta di Impulso per FFR, *Fed Funds Rate*. VAR con 2 ritardi e FAVAR con 3 ritardi

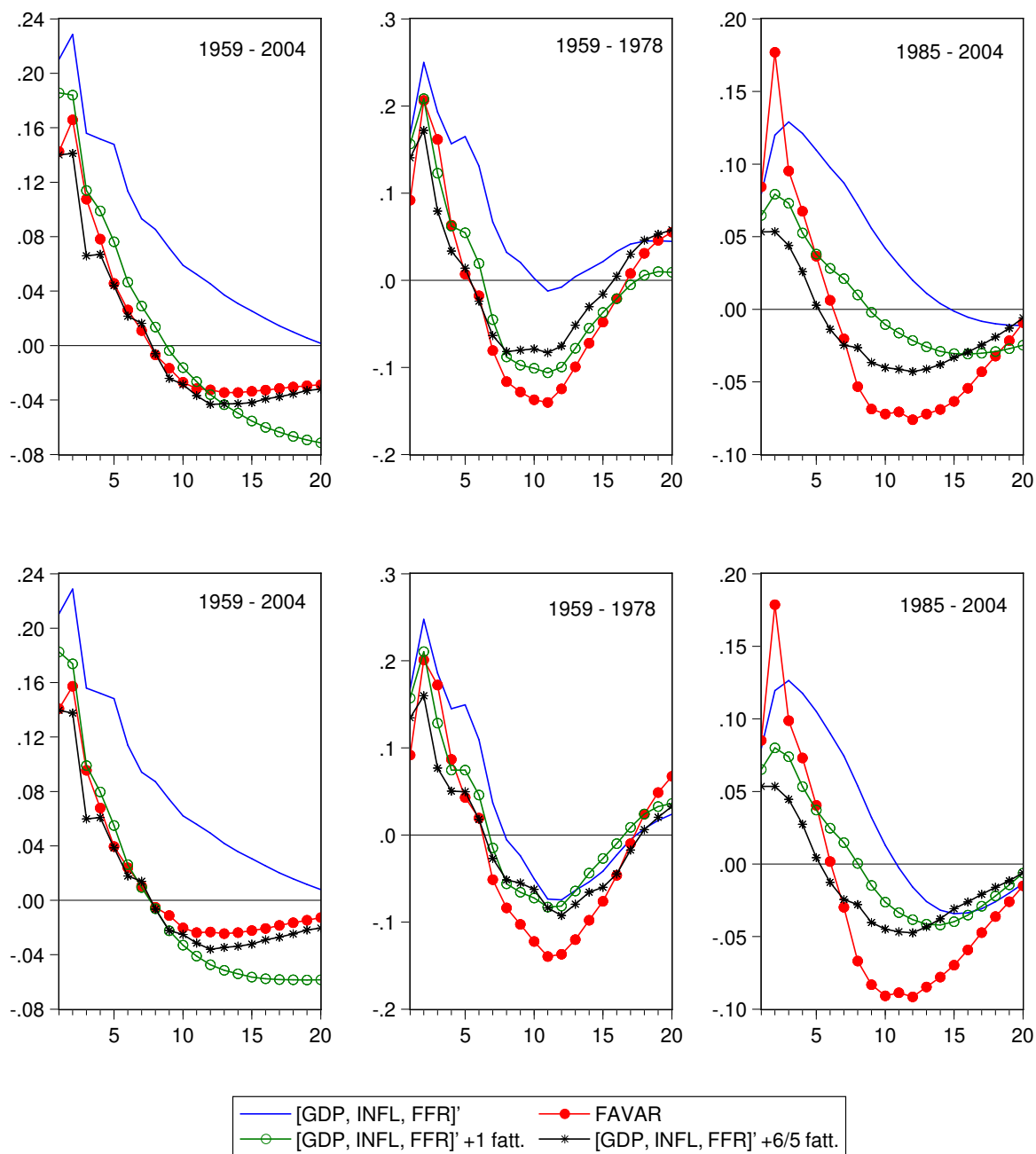


Figura 7.6: Risposta di Impulso per FFR, *Fed Funds Rate*. VAR con 4 ritardi e FAVAR con 4 ritardi

Capitolo 8

Dati

Tutti i dati sono stati scaricati dal <http://research.stlouisfed.org/fred2/>. La tabella segue l'ordinamento classico di molti paper: sigla della serie; tipo di trasformazione per la stazionarietà; breve descrizione. Un asterisco indicherà se la variabile è fast moving oppure no. I codici per la trasformazione sono 1 - nessuna trasformazione 2 - differenze prime 4 - logaritmi 5 - differenze prime dei logaritmi. In alcune serie il valore è stato deflazionato con il deflatore del GDP (si nota il def come suffisso). Su 119 variabili ne considero 46 *fast moving*. La grande maggioranza delle variabili partiva solamente dal 1959 perciò il nostro studio si è adeguato di conseguenza, e visto che alcune delle variabili sono state differenziate le osservazioni per i modelli e per i calcoli partono dal secondo trimestre del 1959, e per finire il quarto trimestre del 2004. Un totale di 183 osservazioni per 119 variabili. Il primo sottoperiodo si limita a 79 osservazioni, il secondo a 80. Abbiamo cercato di imitare per quanto possibile dataset già studiati da altri autori, comprendendo nell'analisi variabili ritenute fondamentali.

Tabella 8.1: dataset

Serie	trasf.	Descrizione	Fast
AWHMAN	2	Average Weekly Hours of Production and Nonsupervisory Employees: Manufacturing	
AWOTMAN	2	Average Weekly Overtime Hours of Production and Nonsupervisory Employees: Manufacturing	
BOGNONBR	5	Non-Borrowed Reserves of Depository Institutions	
CE16OV	5	Civilian Employment	
CIVPART	2	Civilian Participation Rate	
CLF16OV	5	Civilian Labor Force	

Continua nella prossima pagina

Continua dalla pagina precedente

Serie	trasf.	Descrizione	Fast
CNCF(DEF)	5	Corporate Net Cash Flow (def)	
COMPNFB	5	Nonfarm Business Sector: Compensation Per Hour	
COMPRNFB	5	Nonfarm Business Sector: Real Compensation Per Hour	
CP(DEF)	5	Corporate Profits After Tax (def)	
DEMDEPSL	5	Demand Deposits at Commercial Banks	
DIVIDEND(DEF)	5	Net Corporate Dividends (def)	
DPIC96	5	Real Disposable Personal Income	
EXCRESNS	2	Excess Reserves of Depository Institutions	
EXPGSC1	5	Real Exports of Goods & Services, 1 Decimal	
FGEXPND(DEF)	5	Federal Government: Current Expenditures (def)	
FGRECPT(DEF)	5	Federal Government Current Receipts (def)	
FINSLC1	5	Real Final Sales of Domestic Product, 1 Decima	
GCEC1	5	Real Government Consumption Expenditures & Gross Investment, 1 Decimal	
GDPCTPI	5	Gross Domestic Product: Chain-type Price Index	
GDPDEF	5	Gross Domestic Product: Implicit Price Deflator	
GEXPND(DEF)	5	Government Current Expenditures	
GNPC96	5	Real Gross National Product	
GNPCTPI	5	Gross National Product: Chain-type Price Index	
GNPDEF	5	Gross National Product: Implicit Price Deflator	
GPDIC1	5	Real Gross Private Domestic Investment, 1 Decimal	
GPSAVE(DEF)	5	Gross Private Saving (def)	
GRECPT(DEF)	5	Government Current Receipts (def)	
HOANBS	5	Nonfarm Business Sector: Hours of All Persons	
IMPGSC1	5	Real Imports of Goods & Services, 1 Decimal	
INDPRO	5	Industrial Production Index	
INVEST	5	Total Investments at All Commercial Banks	
IPBUSEQ	5	Industrial Production: Business Equipment	
IPCONGD	5	Industrial Production: Consumer Goods	
IPDCONGD	5	Industrial Production: Durable Consumer Goods	
IPFINAL	5	Industrial Production: Final Products (Market Group)	
IPMAT	5	Industrial Production: Materials	
IPNCONGD	5	Industrial Production: Nondurable Consumer Goods	
LGTDCBSL	5	Large Time Deposits at Commercial Banks	
LNS14000001	1	Unemployment Rate - Men	
LNS14000060	1	Unemployment Rate - 25 to 54 years	
LTDSL	5	Large Time Deposits - Total	
NFCPATAX(DEF)	5	Nonfinancial Corporate Business: Profits After Tax (def)	
NFORBRES	2	Net Free or Borrowed Reserves of Depository Institutions	
NICUR(DEF)	5	National Income	
OILPRICE	5	Spot Oil Price: West Texas Intermediate	
OPHNFB	5	Nonfarm Business Sector: Output Per Hour of All Persons	
OTHSEC	5	Other Securities at All Commercial Banks	

Continua nella prossima pagina

Continua dalla pagina precedente

Serie	trasf.	Descrizione	Fast
OUTNFB	5	Nonfarm Business Sector: Output	
PCECC96	5	Real Personal Consumption Expenditures	
PPICPE	5	Producer Price Index: Finished Goods: Capital Equipment	
PPICRM	5	Producer Price Index: Crude Materials for Further Processing	
PPIFCF	5	Producer Price Index: Finished Consumer Foods	
PPIFCG	5	Producer Price Index: Finished Consumer Goods	
PPIFGS	5	Producer Price Index: Finished Goods	
PPIITM	5	Producer Price Index: Intermediate Materials: Supplies & Components	
REALLN	5	Real Estate Loans at All Commercial Banks	
REQRESNS	5	Required Reserves, Not Adjusted for Changes in Reserve Requirements	
RESBALNS	5	Reserve Balances with Federal Reserve Banks, Not Adjusted for Changes in Reserve Requirements	
SAVINGSL	5	Savings Deposits - Total	
SRVPRD	5	All Employees: Service-Providing Industries	
STDCBSL	5	Small Time Deposits at Commercial Banks	
STDSDL	5	Small Time Deposits - Total	
SVGCBSL	5	Savings Deposits at Commercial Banks	
SVSTCBSL	5	Savings and Small Time Deposits at Commercial Banks	
SVSTSL	5	Savings and Small Time Deposits - Total	
TCDSL	5	Total Checkable Deposits	
TOTALSL	5	Total Consumer Credit Outstanding	
TOTTDTP	5	Total Time and Savings Deposits at All Depository Institutions	
UEMPMEAN	2	Average (Mean) Duration of Unemployment	
ULCNFB	5	Nonfarm Business Sector: Unit Labor Cost	
UNEMPLOY	5	Unemployed	
UNLPNBS	5	Nonfarm Business Sector: Unit Nonlabor Payments	
UNRATE	1	Civilian Unemployment Rate	
USGOOD	5	All Employees: Goods-Producing Industries	
USGSEC	5	U.S. Government Securities at All Commercial Banks	
USPRIV	5	All Employees: Total Private Industries	
WASCUR(DEF)	5	Compensation of Employees: Wages & Salary Accruals (def)	
AAA	1	Moody's Seasoned Aaa Corporate Bond Yield	*
BAA	1	Moody's Seasoned Baa Corporate Bond Yield	*
BOGAMBSL	5	Board of Governors Monetary Base, Adjusted for Changes in Reserve Requirements	*
BOGUMBNS	5	Board of Governors Monetary Base, Not Adjusted for Changes in Reserve Requirements	*
BUSLOANS	5	Commercial and Industrial Loans at All Commercial Banks	*
CONSUMER	5	Consumer (Individual) Loans at All Commercial Banks	*

Continua nella prossima pagina

Continua dalla pagina precedente

Serie	trasf.	Descrizione	Fast
CURRDD	5	Currency Component of M1 Plus Demand Deposits	*
CURRSL	5	Currency Component of M1	*
GS1	1	1-Year Treasury Constant Maturity Rate	*
GS10	1	10-Year Treasury Constant Maturity Rate	*
GS3	1	3-Year Treasury Constant Maturity Rate	*
GS5	1	5-Year Treasury Constant Maturity Rate	*
HOUST	4	Housing Starts: Total: New Privately Owned Housing Units Started	*
HOUST1F	4	Privately Owned Housing Starts: 1-Unit Structures	*
HOUSTMW	4	Housing Starts in Midwest Census Region	*
HOUSTNE	4	Housing Starts in Northeast Census Region	*
HOUSTS	4	Housing Starts in South Census Region	*
HOUSTW	4	Housing Starts in West Census Region	*
LOANINV	5	Total Loans and Investments at All Commercial Banks	*
LOANS	5	Total Loans and Leases at Commercial Banks	*
M1SL	5	M1 Money Stock	*
M2MSL	5	M2 Less Small Time Deposits	*
M2SL	5	M2 Money Stock	*
MPRIME	1	Bank Prime Loan Rate	*
NONREVSL	5	Total Nonrevolving Credit Outstanding	*
NREVNCB	5	Nonrevolving Consumer Loans owned by Commercial Banks	*
NREVNCU	5	Nonrevolving Consumer Loans owned by Credit Unions	*
NREVNFC	5	Nonrevolving Consumer Loans owned by Finance Companies	*
NREVNSAV	5	Nonrevolving Consumer Loans owned by Savings Institutions	*
PERMITNSA	4	New Privately-Owned Housing Units Authorized by Building Permits: Total	*
SP500		S&P 500 Stock Price Index	*
TB3MS	1	3-Month Treasury Bill: Secondary Market Rate	*
TB6MS	1	6-Month Treasury Bill: Secondary Market Rate	*
TOTALCB	5	Total Consumer Loans Owned by Commercial Banks	*
TOTALFC	5	Total Consumer Loans Owned by Finance Companies	*
TOTALNFC	5	Total Consumer Loans Owned by Nonfinancial Businesses	*
TOTALSAV	5	Total Consumer Loans Owned by Savings Institutions	*
TOTALTCU	5	Total Consumer Loans Owned by Credit Unions	*
GDP	5	Gross Domestic Product, 1 Decimal	
CPI	5	Consumer Price Index for All Urban Consumers: All Items	
FEDFUNDS	5	Effective Federal Funds Rate	*

Si conclude dalla pagina precedente

8.1 I Fattori

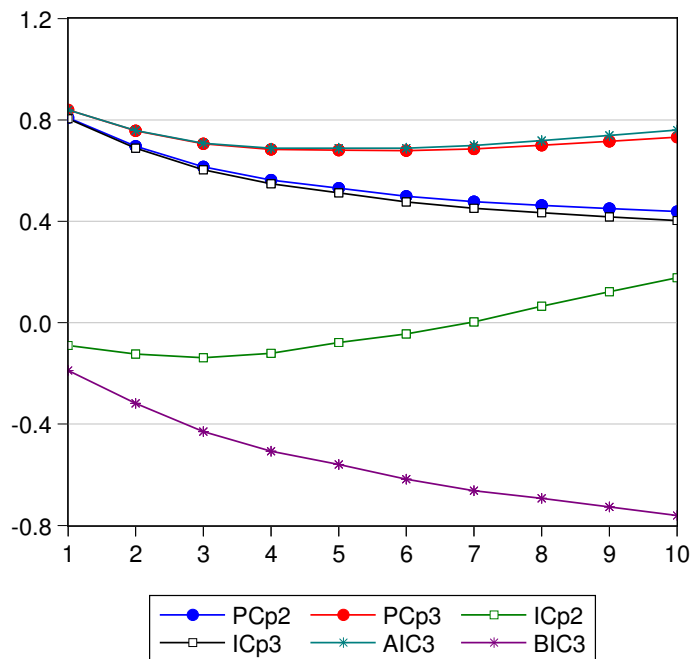


Figura 8.1: test per il numero di fattori periodo 1959 - 2004, in ascissa il numero di fattori in ordinata il valore del test

Bai e Ng hanno sviluppato diversi criteri per determinare il numero di fattori. Visto il considerevole numero abbiamo deciso di riportarne qua *sei* per la nostra analisi. Nei criteri di scelta, come già scritto nel capitolo sui FAVAR, con N e T si intendono il numero di variabili X_t e il numero di osservazioni. Con \bar{F}^k i fattori stimati, con C_{NT} si indica il $\min = (\sqrt{N}, \sqrt{T})$. Si ha $V(k, \bar{F}^k) = N^{-1} \sum_{i=1}^N \bar{\sigma}_i^2$ dove $\bar{\sigma}_i^2 = \bar{u}'_i \bar{u}_i / T$. Nel nostro lavoro non abbiamo usato i fattori riscaldati suggeriti da Bai e Ng (2002). Dalla alla abbiamo riportato le formule dei criteri per la scelta del numero di fattori

$$PC_{p2}(k) = V(k, \bar{F}^k) + k\bar{\sigma}^2 \left(\frac{N+T}{NT} \right) \ln C_{NT}^2 \quad (8.1)$$

$$PC_{p3}(k) = V(k, \bar{F}^k) + k\bar{\sigma}^2 \left(\frac{\ln C_{NT}^2}{C_{NT}^2} \right) \quad (8.2)$$

$$IC_{p2}(k) = \ln(V(k, \bar{F}^k)) + k \left(\frac{N+T}{NT} \right) \ln C_{NT}^2 \quad (8.3)$$

$$IC_{p3}(k) = \ln(V(k, \bar{F}^k)) + k \left(\frac{\ln C_{NT}^2}{C_{NT}^2} \right) \quad (8.4)$$

$$AIC_3(k) = V(k, \bar{F}^k) + k\bar{\sigma}^2 \left(2 \frac{(N+T+k)}{NT} \right) \quad (8.5)$$

$$BIC_3(k) = V(k, \bar{F}^k) + k\bar{\sigma}^2 \left(\frac{(N+T+k)\ln NT}{NT} \right) \quad (8.6)$$

I sei fattori costruiti sul periodo totale, ovvero quello che va dal 1959 al 2004 riescono a cogliere il 57.4% della variabilità dei dati, mentre per i due sottoperiodi dove sono stati scelti in entrambi i casi cinque fattori, questi ultimi colgono rispettivamente il 62.4% e il 54.3% della variabilità totale. Uno dei tanti problemi che ha riguardato la nostra analisi è proprio il giudizio e l'importanza per i criteri di scelta: oltre a quelli suggeriti da Bai e Ng (2002) altri autori nel corso degli ultimi anni hanno costruito altri criteri che comunque godono sia di pregi che di difetti, ma purtroppo soprattutto quest'ultimi. Dei 14 criteri che abbiamo usato per i diversi periodi solo 3 hanno saputo dare un risultato razionale, e sempre Bai e Ng (2002) hanno dato chiara prova che l'auto e la cross correlazione influiscono assai su questi calcoli. Naturalmente lavorando con dataset di dati reali ci sono da aspettarsi legami e correlazioni svantaggiose per lo statistico. Di conseguenza ci siamo letteralmente fidati di quei tre soli criteri che davano i risultati mostrati in figura 8.1. Lo straordinario lavoro di Bork (2009) offre una panoramica di quanto possano cambiare i risultati durante la costruzione dei fattori cambiando i ritardi ed altri aspetti ,sia per quanto riguarda i numero di ritardi dei FAVAR sia per quanto riguarda il legame che intercorre tra la variabile X , i fattori \mathcal{F} e gli strumenti di politica monetaria Y ¹. Noi nel nostro lavoro non abbiamo approfondito il numero di ritardi , e infatti non ne abbiamo messi, ma questo non esclude che delle relazioni forti ci possano essere. Proprio su queste ultime relazioni Bork (2009) si è concentrato, giungendo ad

¹Vedi appendice sui FAVAR in particolare 5.2

interessanti risultati ma anche alla conclusioni che tenere conto di tutte le opzioni e diverse specificazioni porterebbe ad una mole di lavoro ingestibile.

Abbiamo cercato di mostrare una parziale visione delle proprietà dei nostri fattori, confrontando i diversi periodi e anche le diverse costruzioni (inteso come fattori parziali e fattori finali). Non abbiamo confrontato tutti i fattori ma ci siamo limitati ai casi più interessanti, per la lettura più leggera.

Dalla figura 8.10 abbiamo una visione generale dei nostri fattori. Già da una prima analisi grafica è facile notare alcune particolarità, come per esempio il primo dei fattori che mostra una correlazione negativa con alcuni delle miei variabili, in particolare gli indici riferiti alla produzione industriale e manifatturiera, come poi abbiamo visto nel capitolo dedicato alle conclusioni. Il sesto fattore invece sembra avere un andamento familiare con le variabili

Nelle figure 8.8 e 8.9 abbiamo regredito le variabili sui fattori costruiti. Da queste figure diventa più facile notare le relazioni tra fattori e variabili, in particolare si nota come nonostante la scarsa precisione e l'eterogeneità alcuni fattori siano ben più correlati con alcune variabili rispetto ad altre, per esempio il primo fattore e il sesto.

Prendendo spunto dalla 8.8 abbiamo cercato di approfondire la relazione tra una variabile e i fattori, visto che è ovvio che non ci possa essere un legame esclusivo tra una variabile ed un singolo fattore. Selezionando alcune variabili abbiamo sempre preso come riferimento l' R^2 . E' interessante notare una certa eterogeneità all'interno di un gruppo di variabili che ad una prima impressione sono tutte *guidate* dallo stesso fattore

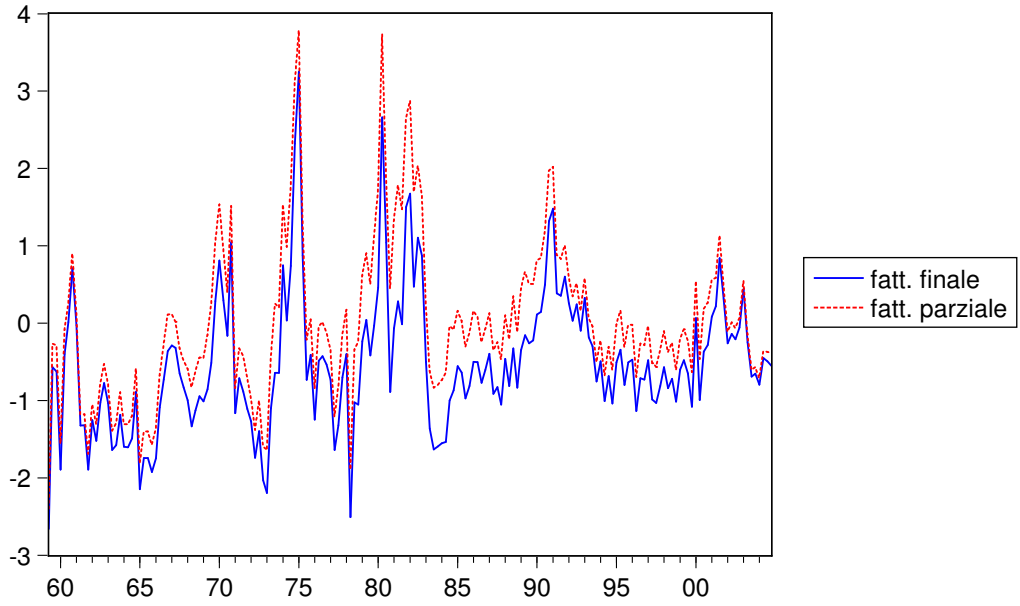


Figura 8.2: Primo Fattore confronto periodo 59 - 04

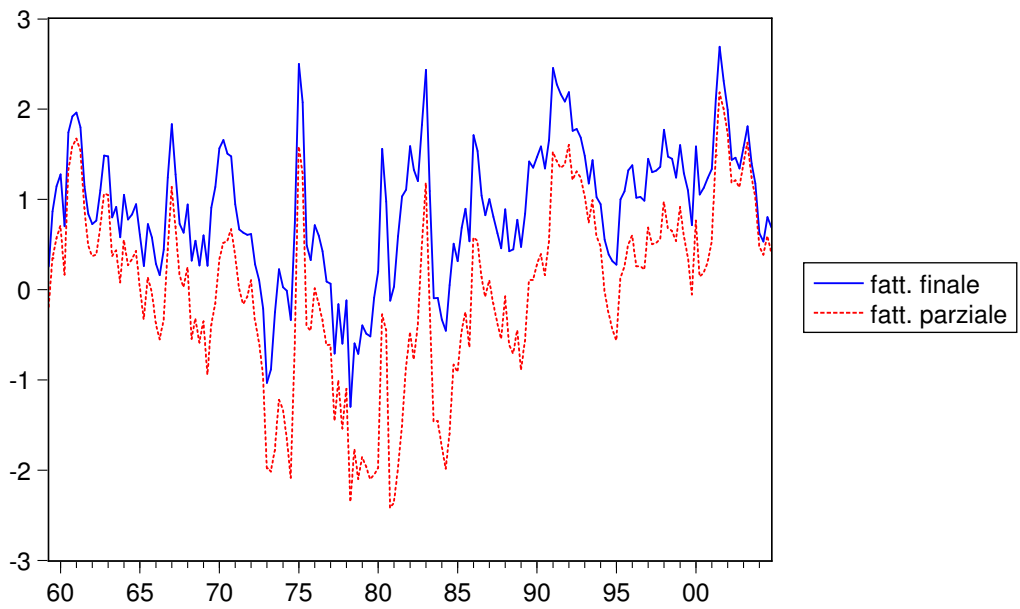


Figura 8.3: Secondo Fattore confronto periodo 59 - 04

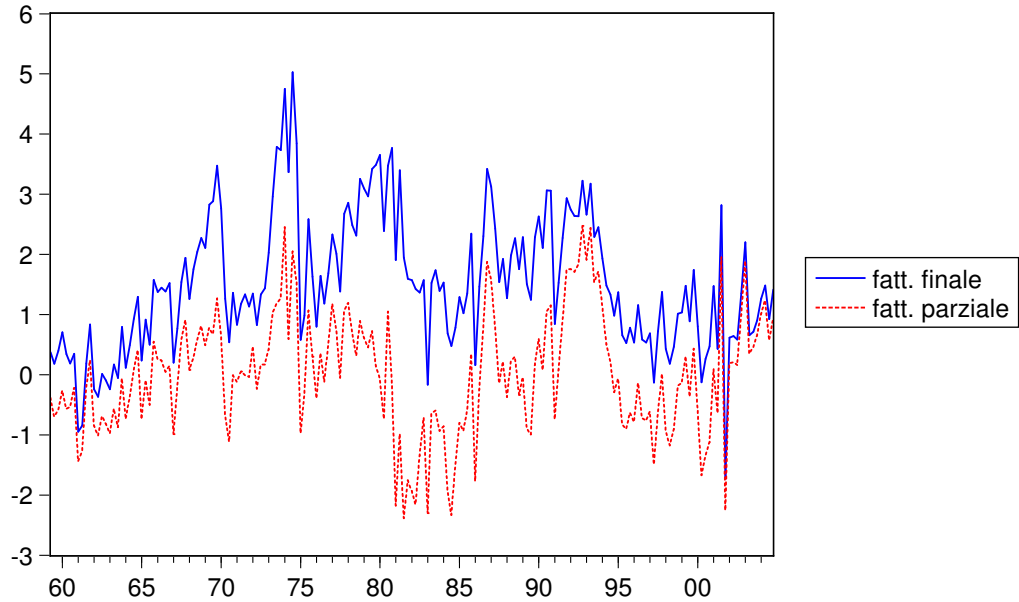


Figura 8.4: Sesto Fattore confronto periodo 59 - 04

La differenza tra i fattori *parziali* stimati \bar{F} e i nostri fattori finali \mathcal{F} non è omogenea in tutti i casi, in particolare nei casi che abbiamo riportato. Nelle figure 8.2 e 8.3 notiamo come nel primo caso il contributo del Fed Funds Rate non sia particolarmente visibile, e infatti questo primo fattore ha una forte correlazione con variabili sugli indici industriali, variabili cosiddette *slow moving*. La costruzione di questo primo fattore non risente della diminuzione del dataset delle variabili. Mentre nel secondo caso, 8.3, si riesce a cogliere una differenza maggiore poiché probabilmente il secondo fattore va a rappresentare anche variabili che subiscono maggiormente l'influenza o per meglio dire l'effetto del tasso di interesse. L'effetto dei Fed Funds Rate è ancor più notevole nel sesto fattore, in figura 8.4. Qui l'effetto è palese, la differenza tra il fattore costruito sul dataset completo e quello costruito sul dataset ridotto è importante. E infatti il sesto fattore è quello più correlato con le cosiddette variabili *fast moving* come tassi di interesse, indici azionari. Come detto in precedenza dipende molto dalla proporzione di variabili *fast moving*, probabile che su Bernanke, Boivin e Elias (2005) le differenze siano ancora più evidenti.

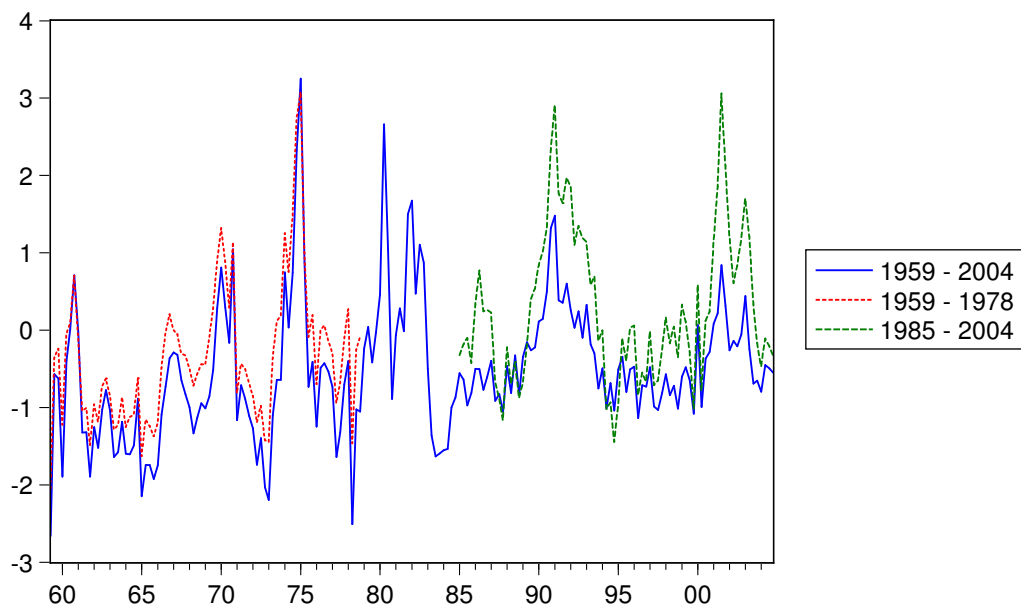


Figura 8.5: Primo Fattore confronto su più periodi

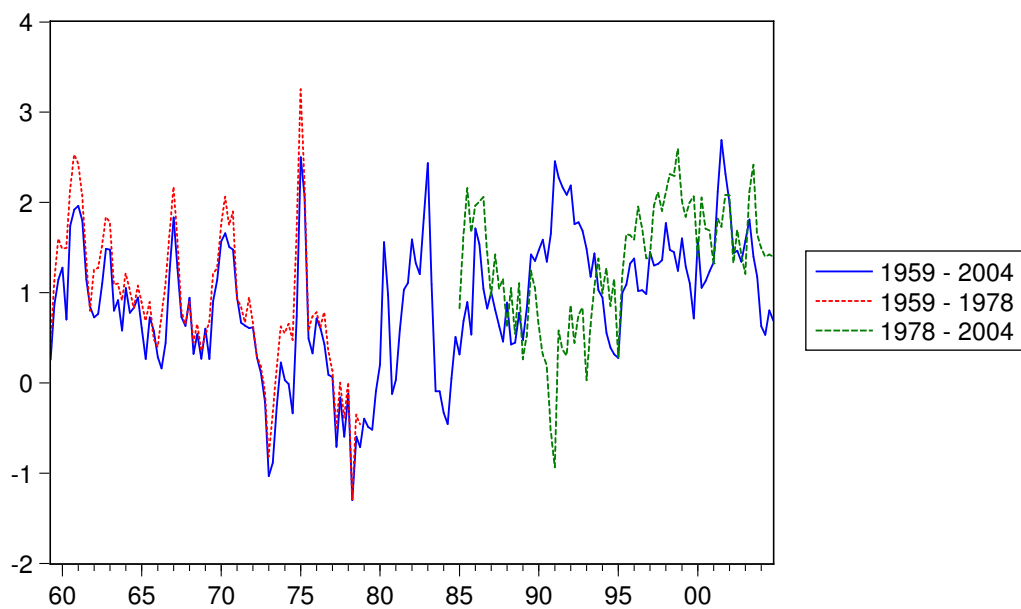


Figura 8.6: Secondo Fattore confronto su più periodi

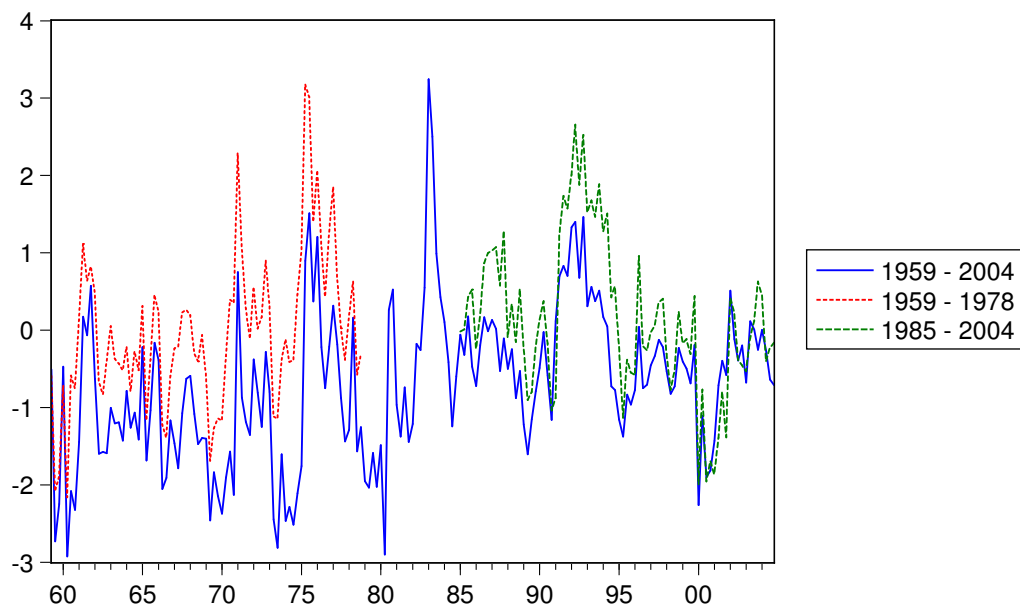
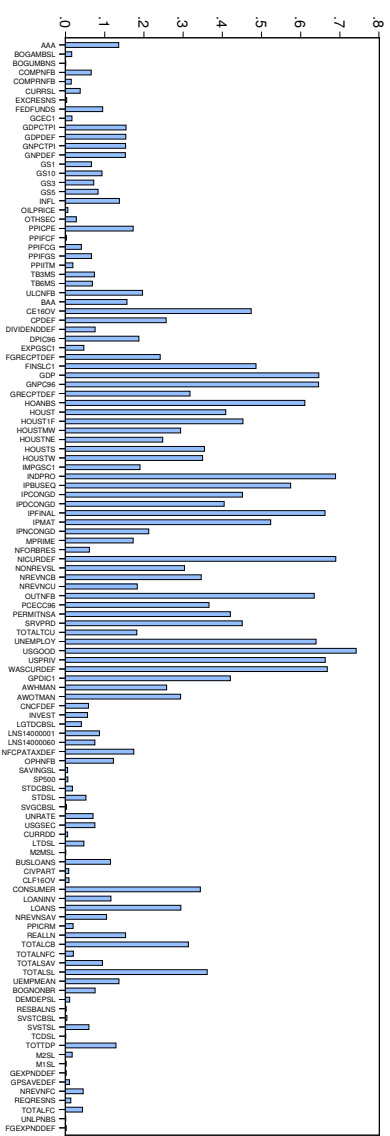
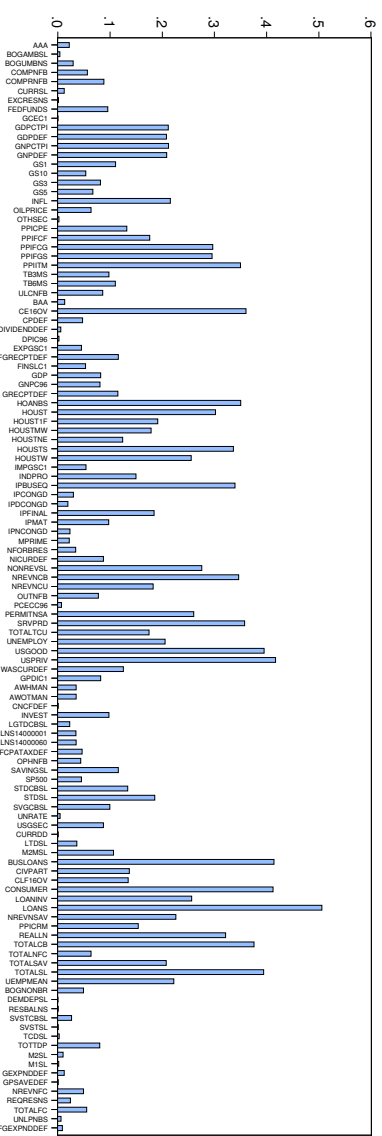


Figura 8.7: Terzo Fattore confronto su più periodi

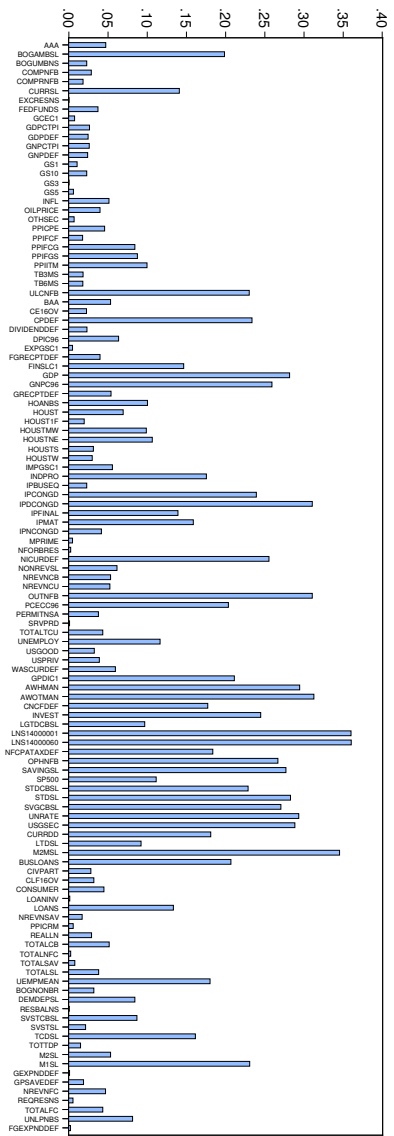
Ci siamo chiesti se cambiare il periodo di riferimento ,allungarlo o accorciarlo avrebbe cambiato i miei fattori stimati. Dalla figura 8.5 possiamo vedere la *robustezza* del primo fattore rispetto ai periodi di riferimento che si è usato per costruirlo. Prendere tutte le osservazioni o solo una parte non ha modificato eccessivamente le stime di questi. Si potrebbe anche affermare che l'eliminazione della discontinuità *presunta* di Volcker non altera di troppo l'andamento di alcuni dei fattori, in particolare il principale ovvero quello che riesce a riassumere più informazione di tutti. Nella seconda figura 8.6 si nota un salto particolare nel fattore costruito sul secondo periodo. Lo spread è notevole in quei pochi anni, la differenza di periodi d'uso deve aver prodotto questa anomalia.



Primo Fattore



Secondo Fattore



Terzo Fattore

Figura 8.8: Regressione delle variabili sui fattori: valore del R^2

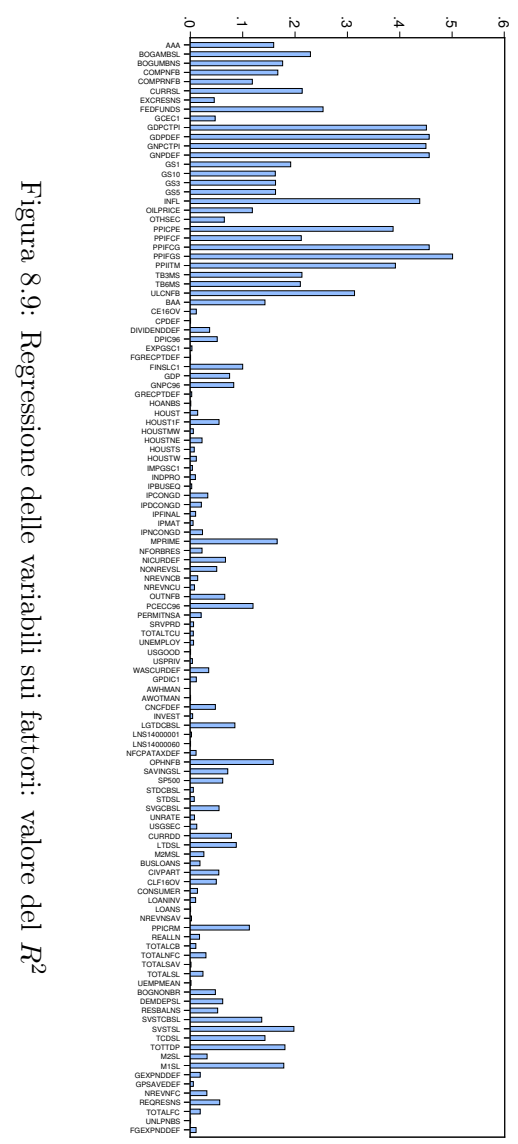
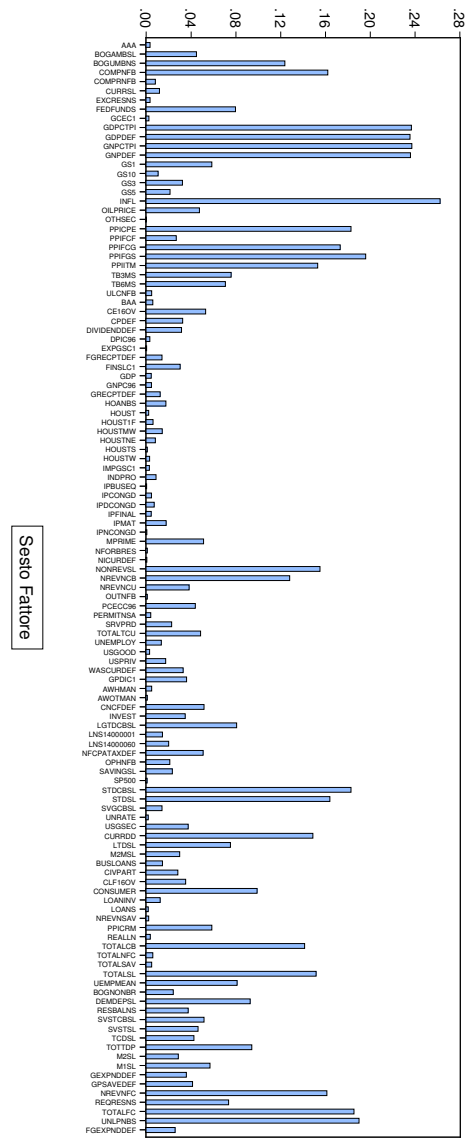
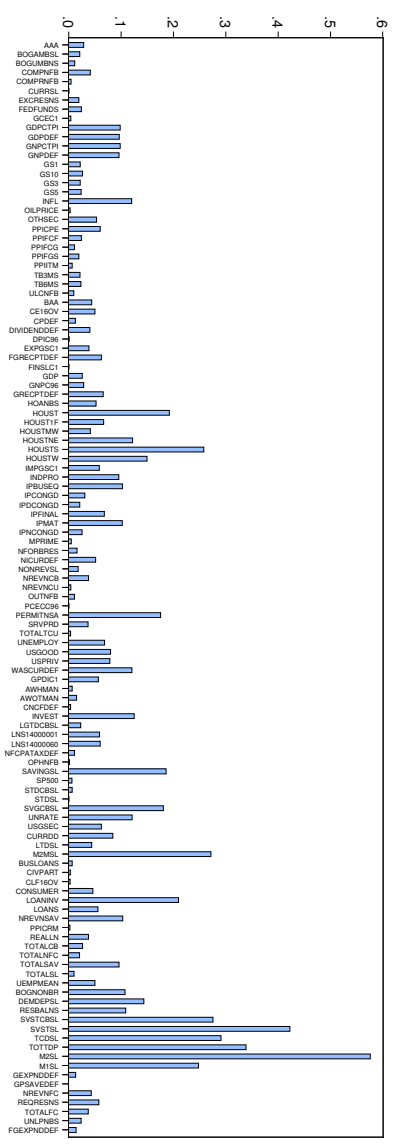
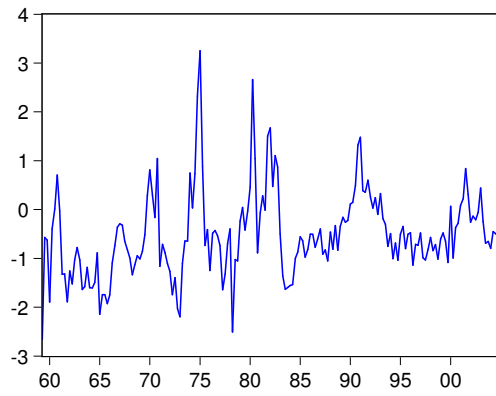
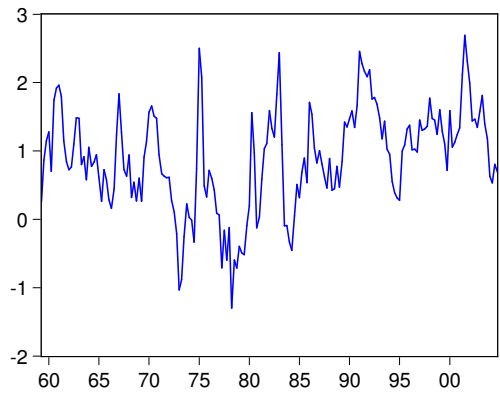


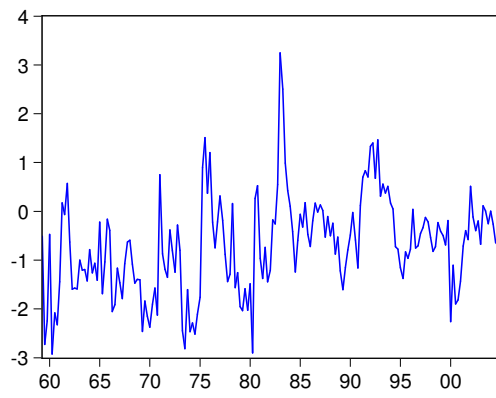
Figura 8.9: Regressione delle variabili sui fattori: valore del R^2



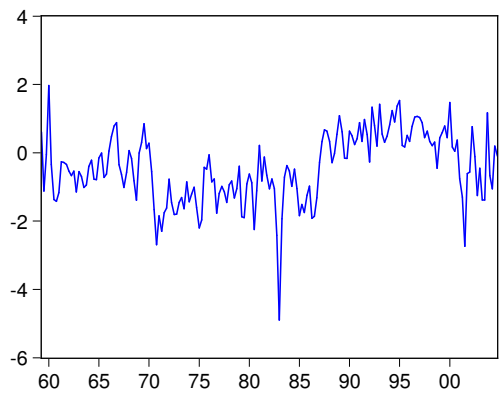
Primo Fattore



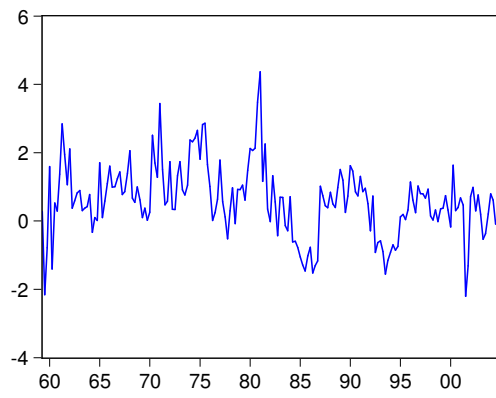
Secondo Fattore



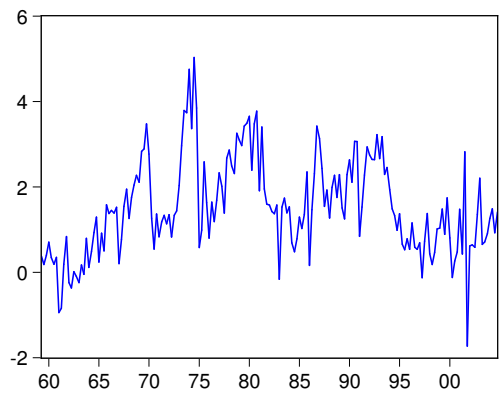
Terzo Fattore



Quarto Fattore



Quinto Fattore



Sesto Fattore

Figura 8.10: Fattori utilizzati per il periodo 1959 - 2004

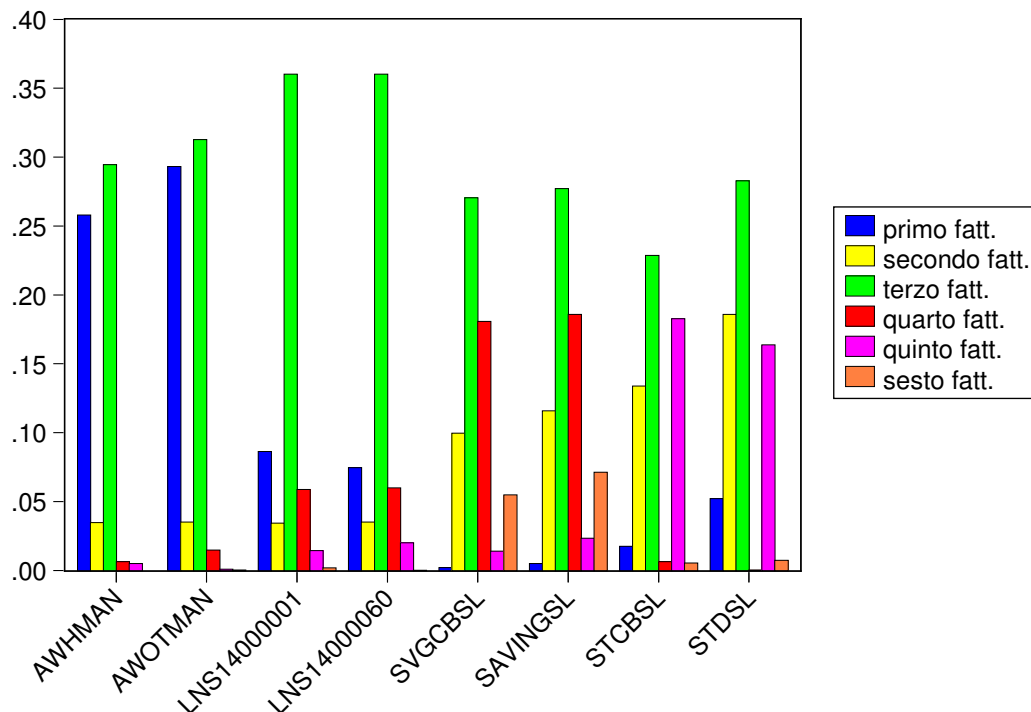


Figura 8.11: R^2 per alcune variabili

Questo confronto serve per evidenziare le proprietà delle mie variabili che vengono definite da più fattori per definizione, sebbene ad una prima analisi superficiale si possa credere che sia solo il quarto fattore a determinare la loro variabilità. Le prime due colonne si riferiscono a variabili sulle ore lavorate e possono essere messe in confronto con le due successive, variabili riguardanti la disoccupazione. Entrambe le coppie hanno una forte correlazione con il terzo fattore ma è evidente che la variabilità di AWHMAN e AWOTMAN è determinata anche dal primo fattore, quello che abbiamo ipotizzato riferito alla produzione industriale. Allo stesso modo le due coppie di variabili successive hanno una relazione interessante: entrambe riguardano tassi sulla quantità di depositi di privati ma gli ultimi due, ovvero la seconda coppia, si riferiscono a depositi a breve termine. Sempre chiara la relazione con il terzo fattore ma anche sempre eterogenea la relazione con altri fattori.

Bibliografia

- Ahmadi, Pooyan Amir e Albrecht Ritschl (nov. 2009). *Depression Econometrics: A FAVAR Model of Monetary Policy During the Great Depression*. SFB 649 Discussion Papers SFB649DP2009-054. Humboldt University, Berlin, Germany.
- Bagliano, F.C. e G. Marotta (2010). *Economia monetaria*. Strumenti: Economia. Il Mulino. ISBN: 9788815138590.
- Bai, Jushan e Serena Ng (2002). «Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models». In: *Econometrica* 70.1, pp. 191–221.
- (lug. 2006a). «Confidence Intervals for Diffusion Index Forecasts and Inference for Factor-Augmented Regressions». In: *Econometrica* 74.4, pp. 1133–1150.
- (2006b). «Evaluating latent and observed factors in macroeconomics and finance». In: *Journal of Econometrics* 131.1-2, pp. 507–537.
- Balke, Nathan S. e Kenneth M. Emery (1994). «Understanding the price puzzle». In: *Economic and Financial Policy Review* Q IV, pp. 15–26.
- Bernanke, Ben, Jean Boivin e Piotr S. Elias (2005). «Measuring the Effects of Monetary Policy: A Factor-augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach». In: *The Quarterly Journal of Economics* 120.1, pp. 387–422.
- Bernanke, Ben S. (1986). «Alternative explanations of the money-income correlation». In: *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy* 25.1, pp. 49–99.
- Blanchard, Olivier Jean e Danny Quah (1989). «The Dynamic Effects of Aggregate Demand and Supply Disturbances». In: *American Economic Review* 79.4, pp. 655–73.
- Bordignon, Silvano (2012). *Appunti di Serie Storiche Economiche Corso Pro-gredito*. URL: <https://www.statistica.unipd.it/insegnamenti/ssecp>.

- Bork, Lasse (mar. 2009). *Estimating US Monetary Policy Shocks Using a Factor-Augmented Vector Autoregression: An EM Algorithm Approach*. CREATES Research Papers 2009-11. School of Economics e Management, University of Aarhus.
- Castelnuovo, Efrem e Paolo Surico (gen. 2006). *The price puzzle: fact or artefact?* Bank of England working papers. Bank of England.
- (2010). «Monetary Policy, Inflation Expectations and The Price Puzzle». In: *Economic Journal* 120.549, pp. 1262–1283.
- Christiano, Lawrence J., Martin Eichenbaum e Charles L. Evans (1994). «The effects of monetary policy shocks: evidence from the flow of funds». In: *Proceedings* Apr.
- (1998). *Monetary Policy Shocks: What Have We Learned and to What End?* Working Paper 6400. National Bureau of Economic Research.
- Delle Monache, Davide (2012). *Valutazione della spesa pubblica: un'analisi econometrica per le regioni italiane*. URL: <http://www2.stat.unibo.it/dottorato/esaa/file/Tesi%20Dottorato/Delle%20Monache.ppt>.
- Di Fonzo, T. e F. Lisi (2000). *Complementi di statistica economica. Analisi delle serie storiche univariate*. CLEUP. ISBN: 9788871783239.
- Eichenbaum, Martin (1992). «'Interpreting the macroeconomic time series facts: The effects of monetary policy' : by Christopher Sims». In: *European Economic Review* 36.5, pp. 1001–1011.
- Fernández-Villaverde, Jesús et al. (2007). «ABCs (and Ds) of Understanding VARs». In: *American Economic Review* 97.3, pp. 1021–1026.
- Forni, Mario et al. (2000). «The Generalized Dynamic-Factor Model: Identification And Estimation». In: *The Review of Economics and Statistics* 82.4, pp. 540–554.
- Forni, Mario et al. (2009). «Opening The Black Box: Structural Factor Models With Large Cross Sections». In: *Econometric Theory* 25.05, pp. 1319–1347.
- Giannone, Domenico, Lucrezia Reichlin e Luca Sala (2006). «VARs, common factors and the empirical validation of equilibrium business cycle models». In: *Journal of Econometrics* 132.1, pp. 257–279.
- Hyeonwoo, Kim (apr. 2009). *Generalized Impulse Response Analysis: General or Extreme?* MPRA Paper 17014. University Library of Munich, Germany.

- Jimborean, R. e J-S. Mésonnier (2010). *Banks' financial conditions and the transmission of monetary policy: a FAVAR approach*. Working papers 291. Banque de France.
- Laurent, Robert D. (1988). «An interest rate-based indicator of monetary policy». In: *Economic Perspectives* Jan, pp. 3–14.
- Lucas, Robert Jr (1976). «Econometric policy evaluation: A critique». In: *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy* 1.1, pp. 19–46.
- Mankiw, N.G. et al. (2011). *Macroeconomia*. Zanichelli. ISBN: 9788808203045.
- McCallum, Bennett T. (1983). «A reconsideration of Sims' evidence concerning monetarism». In: *Economics Letters* 13.2-3, pp. 167–171.
- Pantieri, Lorenzo (2009). *L'arte di scrivere con L^AT_EX*. URL: <http://www.lorenzopantieri.net/>.
- Polini, Sergio (2010). *Econometria for Dummies*. URL: <http://web.mclink.it/MC1166/Econometria/econometria.pdf>.
- Sims, Christopher A. (1980). «Macroeconomics and Reality». In: *Econometrica* 48.1, pp. 1–48.
- (1983). «Is There a Monetary Business Cycle?» In: *American Economic Review* 73.2, pp. 228–33.
- (1992). «Interpreting the macroeconomic time series facts : The effects of monetary policy». In: *European Economic Review* 36.5, pp. 975–1000.
- Stock, James e Mark Watson (2002). «Forecasting Using Principal Components From a Large Number of Predictors». In: *Journal of the American Statistical Association* 97, pp. 1167–1179.
- Timmerman, M.E. (2003). «Principal Component Analysis (2nd Ed.). I. T. Jolliffe». In: *Journal of the American Statistical Association* 98, pp. 1082–1083.