

LUISS 

CORSO DI LAUREA IN BANCHE ED INTERMEDIARI FINANZIARI

CATTEDRA ECONOMETRIA

FACTOR-MIDAS PER FORECASTING SUL PIL
ITALIANO

PROF. FEDERICO CARLINI

RELATORE

PROF. PAOLO SANTUCCI
DE MAGISTRIS

CORRELATORE

MATR. 752551
MARZIA MICHETTI

CANDIDATO

ANNO ACCADEMICO 2022/2023

*“If you torture the **Data** long enough,
It will confess **anything**”*

Ronald Coase (1910-2013)

SOMMARIO

SOMMARIO.....	3
ACRONIMI E ABBREVIAZIONI	4
INTRODUZIONE	5
CAPITOLO 1 REVISIONE DELLA LETTERATURA	8
CAPITOLO 2 MIFAVAR: MIXED FREQUENCY FACTOR VAR MODEL.....	11
2.1 Mixed Frequency Data Sampling.....	11
2.2 MIDAS-VAR: modelli VAR a frequenza mista	14
2.3 Factor model: Analisi delle componenti principali	17
2.4 Mixed Factor Vector AutoRegressive.....	18
CAPITOLO 3 DATI	20
CAPITOLO 4 ANALISI EMPIRICA: RISULTATI PRINCIPALI	24
4.1 Risultati dall'analisi delle componenti principali.....	24
4.2 Un'analisi a confronto: MIFAVAR vs QFVAR	25
CAPITOLO 5 ANALISI DI ROBUSTEZZA	32
CONCLUSIONI.....	34
APPENDICE A: RISULTATI.....	36
BIBLIOGRAFIA	67

ACRONIMI E ABBREVIAZIONI

MIDAS	Mixed frequency data sampling
VAR	Vector AutoRegressive model
PCA	Principal Component Analisi
AD -AS	Modello di domanda e offerta aggregata
PMC	Propensione marginale al consumo
PC	Principal Component (Componente Principale)
GCF	Gross capital formation
ACF	Autocorrelation function
ADF	Augmented Dickey Fuller test
FEVD	Forecasting Error Variance Decomposition
MSE	Mean Square Error
PIL	Prodo Interno Lordo
NIC	Indice Nazionale dei prezzi Intera Collettività

INTRODUZIONE

La previsione delle variabili macroeconomiche è diventata significativamente importante sia per gli operatori economici che per le istituzioni. Se un aggiornamento continuo nelle proiezioni di quest'ultime è essenziale per una corretta riuscita degli strumenti correttivi adottati (si veda Fisher, 2006 e Boarelli, Hui-Ching, & Vu, 2019), d'altra parte, gli agenti attivi nel mercato tendono a modificare le loro aspettative in un processo di cambiamento continuo alla divulgazione di nuove informazioni, impiegando differentemente le proprie risorse (Andreou, Ghysels, & Kourtellos, 2010 e Ghysels, Santa-Clara, & Valkanov, 2004). Infatti, dietro l'analisi di molte teorie economiche¹ si cela l'ipotesi di previsione del comportamento degli agenti. Possiamo infatti supporre che i comportamenti degli operatori economici si basino su una previsione che esaurisce tutte le informazioni disponibili, stimando il valore della variabile con speranza matematica, o valore oggettivo atteso della variabile stessa² (Muth, 1961).

Considerando che i dati relativi alle variabili macroeconomiche sono spesso rilasciate a cadenza trimestrale, un approccio tradizionale prevede la formazione di un modello costituito da variabili con la stessa frequenza campionaria, da aggiungere al problema di sbilanciamento del dataset, dovuto a ritardi di pubblicazione. Nonostante il forecasting risultante sia abbastanza accurato, non è molto puntuale, considerando che per costruzione non tiene conto delle informazioni che potrebbero diventare disponibili in un mese. Una possibile soluzione, che sarà presentata in questo paper, è l'introduzione di contenuti ad alta frequenza, quali indicatori finanziari e di fiducia, che possano direzionare con più precisione le previsioni. Questi dati, disponibili mensilmente, riescono ad includere le news rilasciate nei periodi intermedi di pubblicazione delle variabili.

Il modello misto tipo Factor MIDAS VAR (Mixed Data Sampling - Vector Autoregression) proposto nell'analisi, al fine di ottenere stime più tempestive e accurate, si basa su una classe di modelli a frequenza mista (MIDAS) proposti da Ghysels (Santa-Clara, & Valkanov, 2004 e 2006). Questi studi sono stati poi di recente applicati nella valutazione delle variabili macroeconomiche, con l'implicazione di diversi dati, quali *leading indicators* (Clements & Galvao, 2008 e Andreou, Ghysels, & Kourtellos, 2010). Le ricerche precedentemente indicate, che concentrano l'attenzione su *leading indicators*, l'analisi in questione propone

¹ Si pensi per esempio all'efficacia della politica monetaria, oggetto di studio di numerose teorie economiche, tra cui Sargent e Wallace nel 1976, Fischer (1977) e Taylor (1980) o ancora R.E. Lucas (1972).

² Muth nel 1961 introduce la teoria delle aspettative razionali, teorizzando che queste siano influenzate da informazioni rilevanti e sono elaborate in modo logico. Secondo la teoria delle aspettative razionali appena discussa, essendo gli agenti economici capaci effettuare stime in modo logico, sulla base di un set informativo che comprende tutti dati disponibili, non sono ammessi errori sistematici, ovvero deviazioni costanti dal valore reale, senza che queste siano corrette in base alle nuove informazioni disponibili.

un ampio dataset di indicatori finanziari e di fiducia. Questi ultimi tracciano rispettivamente l'andamento dei mercati azionari ed obbligazionari, nonché le aspettative di consumatori ed operatori di distinti settori riguardo il futuro andamento dell'economia. In vero, osservazioni come l'indice di SPREAD, che coglie la fiducia dei consumatori verso lo Stato, e le aspettative dei vari settori su prezzi e volumi di vendite, ci permettono di ottenere una buona sintesi delle percezioni degli operatori sul mercato.

L'approccio descritto si discosta dagli studi precedenti sia per i dati scelti per l'analisi delle componenti principali, che nella struttura del modello adottata. A meglio della mia conoscenza, infatti, il contributo di questo elaborato consiste nello studio del PIL italiano, ed altre variabili macroeconomiche, tramite la combinazione di un modello factor MIDAS VAR, aumentato con le aspettative del mercato. Una ricerca che si avvicina allo studio proposto è stata sviluppata da Monteforte & Moretti (2011), in cui si concentra però l'attenzione sull'inflazione italiana, in un factor MIDAS che combina derivati e l'indice dell'inflazione core. Il MIFAVAR incorpora l'informazione a frequenza elevata, sintetizzata dai fattori, e la combina con le serie storiche di variabili endogene, che svolgono un ruolo fondamentale nella determinazione del Pil italiano. I risultati ottenuti nell'analisi di robustezza dimostrano che i modelli MIFAVAR hanno una capacità di previsione superiore rispetto al modello tradizionale di riferimento, il QFVAR(4), e al MIDAS-VAR con variabili mensili. Inoltre, i risultati mostrano un miglioramento graduale dell'accuratezza delle previsioni all'aumentare del numero di variabili considerate. I fattori si dimostrano spiegare più della metà della varianza nelle variabili considerate, superando nel valore anche l'impatto di uno shock sulle variabili stesse. Si sottolinea pertanto l'importanza dell'analisi fattoriale, che incorpora un ampio dataset, e rappresenta un significativo miglioramento nella capacità predittiva, soprattutto durante periodi caratterizzati da alta volatilità. Il modello mostra una performance superiore in termini di riduzione dell'errore e dimostra accuratezza nella previsione delle recessioni grazie all'utilizzo delle aspettative e degli indici finanziari, considerando anche le relazioni non lineari tra le variabili, attraverso le componenti principali. Inoltre, il miglioramento apportato da tale ricerca si mostra particolarmente evidente in periodi di crisi economica: ciò è dovuto principalmente alla capacità dei fattori di spiegare più della metà della varianza delle variabili predette. Pertanto, si può affermare che tutte le variabili considerate nell'analisi mostrano un notevole livello di precisione nella stima, con particolare rilevanza per investimenti, consumi e inflazione.

La struttura dell'elaborato si dispone nel seguente ordine. Nel primo capitolo l'attenzione si focalizza su una panoramica della letteratura esistente, che sarà poi approfondita nel capitolo 2, in cui si fornisce una base teorica sia per il campionamento di dati a frequenza mista che per l'analisi dei fattori. Il capitolo 3 fornisce un'analisi dei dati, descrivendo con attenzione le trasformazioni necessarie, per serie temporali coerenti pronte per la ricerca. Il capitolo 4 presenta i risultati empirici ottenuti applicando il modello fattoriale MIDAS VAR alla specifica situazione del PIL italiano.

In conclusione, nel capitolo 5 viene eseguita un'analisi di robustezza per valutare le prestazioni del modello in varie configurazioni, esaminandone gli errori di previsione e confrontandoli.

Capitolo 1

REVISIONE DELLA LETTERATURA

In questa tesi, ho combinato tre approcci e presentato un nuovo modello fattoriale auto-regressivo a frequenza mista. Una caratteristica innovativa del presente lavoro è da rinvenire nell'affiancamento di una struttura MIDAS, che combina le osservazioni degli indicatori a diverse frequenze, ad osservazioni passate di variabili macroeconomiche facenti parti della domanda aggregata. Data la dinamica complessa delle variabili macroeconomiche, e la peculiare differenza nella frequenza di campionamento delle stesse, l'aggregazione di osservazioni che deriva dall'approccio classico potrebbe comportare un costo in termini di perdita di informazioni, complessità dell'algoritmo risultante ed errori di stima. Questa esigenza di raggruppamento implica anche dei criteri di agglomerazione dei dati che, come mostrato da Visa & Ralescu (2005) possono portare ad un'informazione non veritiera o ad una perdita della stessa.

Negli anni una letteratura in sviluppo si sta applicando sulla ricerca di metodi econometrici progettati esplicitamente per trattare i dati campionati a frequenze differenti. In generale questi metodi rientrano in due categorie, come descritto da Ghysels (2016): (a) parametro-condotto (parameter driven), che coinvolge generalmente gli "state space models", e (b) dati-condotto (data driven), di solito sulla base di un campionamento di dati misti con un tipo di regressione dei MIDAS o metodi correlati. Generalmente tali modelli vengono applicati per nowcasting, quindi previsioni molto prossime, e forecasting con un orizzonte temporale più ampio. A partire da un primo sviluppo nel 2004, altri contributi nella ricerca per una diversa implementazione è stata fatta dallo stesso autore negli anni successivi. Il pericolo di una over-parametrizzazione del modello, ha portato Ghysels, Sinko, & Valkanov (2007) ad arricchire il modello analizzando diverse tecniche di distribuzione dei lag, sviluppando l'algoritmo presentato da Shirley Almon (Almon, 1965) chiamato in seguito a suo nome.

Inizialmente il MIDAS è stato utilizzato per applicazioni finanziarie (Ghysels, P., & Valkanov, 2005, e Ghysels, Santa-Clara, & Valkanov, 2006), per poi essere anche impiegato nella previsione di serie macroeconomiche, in particolare PIL trimestrale con indicatori mensili, nelle applicazioni di Clements & Galvao (2008), Wohlrabe, (2009) e Schumacher, Marcellino, & Kuzina (2011). Questi ultimi confrontarono i Mixed Frequency VAR³ con il MIDAS, ed i due risultarono essere più complementari che sostituti, anche se i secondi si mostrarono più efficaci in orizzonti di previsione più brevi (nowcasting) a differenza dei primi.

³ Proposti da Zadrozny (1988), Mittnik and Zadrozny (2005) and Mariano and Murasawa (2010).

Numerosi sono stati i contributi di applicazioni pratiche sui dati in tempo reale (*real time data*) dei modelli MIDAS, per citarne alcuni: Schorfheide & Song (2011), Mikosch & Zhang (2014), Lindgren & Nilsson (2015), Monteforte & Moretti (2011) e Morita (2019).

Sono state poi anche proposte alcune varianti di questi modelli, che potessero aumentare il grado di predittibilità, proponendo un'idea differente per trattare i Mixed Frequency Vector AutoRegressive, come proposto da Mikosch & Neuwirth (2015), ripreso poi dallo stesso Ghysels (2016) e Andreou, Ghysels, & Kourtellos (2010). Questi ultimi utilizzando l'approccio di aggregazione delle osservazioni "stacking approach" e definendo la matrice di pesi come funzione del vettore di parametri e dell'indice di lag, arrivano a stimare le equazioni con OLS ordinario. Riferendoci all'intuizione di Clements e Galvão (2008), ovvero quella di combinare il MIDAS con più indicatori principali (Leading Indicators) in modo parsimonioso e sfruttare direttamente il contenuto informativo delle serie storiche, possiamo verificare l'aggiunta di fattori comuni al modello. Questa nuova tecnica permette di considerare una notevole quantità di informazioni che includerebbe fattori comuni inerenti non solo alle serie storiche delle variabili in analisi, ma anche componenti che le potrebbero influenzare indirettamente. Riguardo l'importanza di includere dati ad alta frequenza, che siano in grado di percepire la dinamica complessa del mercato, possiamo citare il lavoro di Estrella & Mishkin (1995). I due ricercatori analizzano la capacità predittiva in periodi di crisi di questi "leading indicators", con particolare attenzione allo spread implicito della curva dei tassi di interesse. Sotto la guida di Bai e NG (2002) possiamo includere questa informazione, stimando i fattori comuni a partire da Big Data⁴, quali indicatori finanziari, per poi modellarli con un MIDAS-VAR. In virtù della recente dimostrazione dell'equivalenza della QML e del PCA di Barigozzi (2023), possiamo stimare il PIL utilizzando l'analisi delle componenti principali per stimare i fattori comuni, come presentato anche da Marcellino e Schumacher (2007), e sfruttare la flessibilità e le proprietà ormai note del MIDAS-VAR. L'approccio adottato, che combina modelli fattoriali e regressione MIDAS, si discosta dagli studi precedenti poiché, incorpora l'informazione a frequenza elevata, sintetizzata dai fattori, attribuendo un'importanza significativa alle serie storiche delle variabili macroeconomiche endogene, che svolgono un ruolo fondamentale nella determinazione del Pil italiano.

Numerosi sono stati gli elaborati atti ad una accurata previsione del PIL italiano, come Gutierrez (2007) e Camba-Mendez, Kapetanios, Smith, & Weale (2008). In questi ultimi, i modelli presentati però sfruttano l'informazione sintetizzata dei fattori per il forecasting della variabile macroeconomica, utilizzando dei "leading indicators" simili a quelli adottati dall'OECD, che vogliono cogliere l'andamento dell'attività economica, con un particolare peso sugli indicatori finanziari. Tra questi paper, possiamo citare il lavoro di Frale & Monteforte (2011), i quali propongono un modello fattoriale simile a quello esposto, nel quale viene applicata la struttura del MIDAS per studiare l'evoluzione dell'inflazione italiana. Tuttavia, a differenza del

⁴ Si riferisce a dati in volumi crescenti con grande varietà.

modello proposto, l'evoluzione del PIL viene studiata come risultate di una singola regressione tra fattori comuni e componenti idiosincratice, risultanti dall'analisi su derivati economici relativi all'inflazione, a cui si aggiunge l'indice di *core inflation*⁵, senza considerare quindi le altre componenti della domanda aggregata in una dinamica vettoriale auto-regressiva. Nel complesso, le ricerche citate affermano una superiorità di questi modelli fattoriali, sui tradizionali VAR e BVAR, affermando un evidente apporto dei fattori nella precisione delle stime.

Tale considerazione riveste una significativa importanza nel contesto dell'analisi dell'evoluzione delle variabili macroeconomiche in Italia, specialmente durante periodi caratterizzati da un'ampia volatilità dei dati macroeconomici, come ad esempio durante le crisi economiche. L'implementazione del modello misto MIFAVAR ha notevolmente migliorato la capacità predittiva del PIL italiano e delle altre variabili macroeconomiche. L'inclusione dei fattori finanziari e degli indicatori di fiducia, ottenuti tramite l'analisi delle componenti principali, ha offerto una prospettiva innovativa e promettente per la previsione economica. Nonostante le restrizioni presenti nel modello VAR, l'analisi empirica ha evidenziato che il MIFAVAR offre previsioni superiori nell'ambito del forecasting rispetto al modello convenzionale QFVAR(4), dimostrandosi particolarmente efficace nella previsione delle recessioni.

⁵ Questo è un tipo speciale di inflazione che viene calcolata senza tenere conto delle attività volatili. Infatti, i costi alimentari ed energetici sono esclusi dalla misura dell'aumento dei prezzi medi.

Capitolo 2

MIFAVAR:

MIXED FREQUENCY FACTOR VAR MODEL

In questo capitolo si procederà alla descrizione del modello oggetto della tesi, con gli opportuni approfondimenti dei modelli che lo compongono.

2.1 Mixed Frequency Data Sampling

Come descritto in precedenza, i Mixed Data Sampling sono dei modelli a frequenza mista ideati per la gestione di serie campionate a diversa frequenza. Il modello proposto da Ghysels, Santa Clara e Valkanov nel 2007 si prepone di indicare una tecnica di gestione di serie aggregate a diversa frequenza, in cui y_t (il regressando) è la variabile campionata ad una frequenza bassa, mentre $x_t^{(m)}$ il regressore è campionato ad una frequenza maggiore m . Ipotizzando, per esempio, come nell'esempio precedentemente indicato, che y_t sia il PIL campionato quindi trimestralmente, e $x_t^{(3)}$ l'inflazione a frequenza mensile⁶, la regressione sarà la seguente:

$$y_t = \beta_0 + \beta \left(L^{\frac{j}{m}} \right) x_t^{(m)} + \varepsilon_t^{(m)}$$

Dove $\beta \left(L^{\frac{j}{m}} \right)$ è così definito:

$$\beta \left(L^{\frac{j}{m}} \right) = \sum_{j=0}^p B(j) L^{j/m}$$

Il polinomio può essere con Lag (L) finiti o infiniti, in cui il grado è definito da p , che indica il numero dei periodi di osservazioni passate si vogliono includere nel modello, risulta così composto:

$$L^{j/m} x_t^{(m)} = X_{\frac{t-j}{m}}^m$$

⁶ Avremo dunque 3 osservazioni dell'inflazione, in aggiunta al dato del PIL per ogni trimestre.

Consideriamo t , che rappresenta l'informazione presente, j indica l'indice delle osservazioni mensili e m il numero di osservazioni contenute nel periodo ad alta frequenza. L'operatore "ritardo" (Lag operator) applicato alla variabile, pone l'attenzione sul valore passato della variabile in proporzione alla frequenza trimestrale; quindi ponendo $t = 0, j = 1$ e $m = 3$, come indicato nell'esempio precedente, avremo un valore che indica il valore della variabile mensile nel mese precedente al trimestre in considerazione $X_{\frac{0-1}{3}}^{(3)}$.

$B(j)$ è un vettore di parametri che indica i pesi dell'informazione ritardata fino ad un indice massimo j_{max} di dati mensili passati. Questo fa sorgere un problema nella gestione della quantità dei parametri da stimare, infatti, se si dovesse analizzare un processo di fluttuazioni del tasso di interesse nell'ultimo anno, anche considerando 22 giorni di transazione per mese, avremo: i parametri da stimare sono $12 \times 22 = 264$. Dunque, questa proliferazione dei parametri fa insorgere un trade-off: un maggiore set informativo che beneficia in una stima più puntuale, ma un ingente numero di parametri da stimare. Deriva quindi la necessità di modellare i parametri su una struttura che diminuisca i calcoli da eseguire, pur lasciando invariato il consistente set informativo. A questo proposito, molti modelli di distribuzione di Lag sono stati presi in considerazione da Ghysels et al. nella prima stesura del modello MIDAS; quelli risultati più efficaci nella risoluzione di questo problema sono stati poi ripresi in seguito dagli stessi autori⁷.

Tra queste precipue strutture analizzate un grande contributo può essere attribuito a Shirley Almon (1965). In vero l'economista teorizzò un metodo di stima di ritardi distribuiti che fosse flessibile, chiamato in seguito "Almon Lag"⁸, proposto da Ghysels et al. nel 2005. Il principio è quello di trattare i valori dei coefficienti di regressione β_i , come funzioni poi approssimate utilizzando un polinomio, di ordine P . (Almon, 1965).

Adottando questo modello il peso di ogni informazione passata viene così calcolato:

$$B(L^{j/m}; \theta) = \sum_{q=0}^q \theta_q j^q$$

Mentre il modello viene così specificato:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 \left(\sum_{q=0}^q \theta_q j^q L^{\frac{j}{m}} \right) x_t^m + \varepsilon_t^m$$

⁷ Riferirsi Ghysels et al. (2004) e Ghysels et al. (2007) per maggiori dettagli sui modelli di distribuzione dei lag.

⁸ Quest'ultimo trova le sue basi sul teorema di Weierstrass secondo cui "Ogni funzione continua definita su un intervallo chiuso $[a, b]$ può essere uniformemente approssimata, arbitrariamente strettamente, da una funzione polinomiale di grado finito, P ."

In cui q rappresenta il grado del polinomio, ed il numero di parametri da includere nella valutazione dei coefficienti che, nella formulazione presentata da Ghysels et al. (2005) viene presentato con un valore pari a 2: (θ_1, θ_2) .

Nel 2007 Ghysels et al. introducono, ispirandosi al lavoro di Almon, un modello polinomiale esponenziale denominato “Exponential Almon lag polynomial”.

Questa struttura permette di semplificare il modello come segue:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 B\left(L^{\frac{j}{m}}; \theta\right) x_t^m + \varepsilon_t^m$$

Dove il polinomio del lag operatore (operatore ritardo) viene così definito:

$$B(L^{\frac{j}{m}}; \theta) = \sum_{j=0}^p b(j; \theta) L^{\frac{j}{m}}$$

In cui θ è un vettore di parametri la cui stima determina poi i coefficienti di regressione del modello MIDAS; mentre p è il numero di periodi passati da includere nella stima dei parametri.

La parametrizzazione parsimoniosa dei coefficienti dei ritardi avviene attraverso il termine $b(j; \theta)$ che, nel caso della forma esponenziale del modello di Almon, corrisponde a:

$$b(j; \theta) = \frac{\exp\{\theta_1 j + \dots + \theta_q j^q\}}{\sum_{j=1}^K \exp\{\theta_1 j + \dots + \theta_q j^q\}}$$

Con l'intento di chiarire l'argomento, possiamo analizzare l'esempio presentato in precedenza, in cui si ha la variabile esplicativa a frequenza trimestrale (il PIL), mentre il regressore ha una frequenza mensile (inflazione) $m = 3$.

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 \mathfrak{B}\left(L^{\frac{1}{3}}; \theta\right) x_t^{(3)} + \varepsilon_t^{(3)}$$

In cui:

$$\mathfrak{B}\left(L^{\frac{1}{3}}; \theta\right) = \sum_{j=0}^4 b(1; \theta) L^{1/3}$$

ricordando, come nella precedente notazione, che p indica il numero di lag che vogliamo includere nella previsione della variabile dipendente. Se si prendono in considerazione gli ultimi due anni di dati mensili, il valore di p sarà di 24.

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 (b(0; \theta)x_t^3 + b(1; \theta)x_{t-1/3}^3 + b(2; \theta)x_{t-2/3}^3 + b(3; \theta)x_{t-3/3}^3 + \dots + b(24; \theta)x_{t-24/3}^3) + \varepsilon_t^{(3)}$$

In cui ogni informazione mensile passata viene inclusa nella regressione con un peso sempre minore all'aumentare dell'ordine di Lag. Infatti, se riprendiamo la struttura dei pesi sopra citata, con i soli due parametri come presentati dagli stessi fattori del modello, avremo per il coefficiente $b(1; \theta)$:

$$b(1; \theta) = \frac{\exp\{\theta_1 1 + \theta_2 1^2\}}{\sum_{j=1}^{24} \exp\{\theta_1 j + \theta_2 j^2\}}$$

La parametrizzazione sopra descritta è nota per essere flessibile, intento primario della stessa Almon; infatti, anche nel semplice caso di due parametri, per valori diversi degli stessi, i pesi riferiti ai ritardi possono avere una diversa velocità di decrescita, o assumere una forma “a gobba”. Nella parte superiore del panel, infatti, sarà caratterizzata da un declino lento dei pesi all'aumentare dei lag, mentre nella parte intermedia del panel sarà più veloce; si può inoltre notare che per $\theta_1 = \theta_2 = 0$ avremo pesi uguali. Dunque, la stima dei parametri del modello θ_j determina anche la struttura dei pesi.⁹ È importante specificare che il tasso di decrescita dei pesi determina anche quanti lag includere nella regressione: poiché i parametri sono stimati dai dati, una volta stabilita la forma funzionale dei pesi, $b(j; \theta)$, la lunghezza dei lag è puramente dedotta dal dataset.

Il modello “Exponential Almon lag polynomials” viene giudicato da più ricercatori il più statisticamente consistente nelle stime dei parametri¹⁰. Sebbene, infatti, i risultati ottenuti Ghysels et al. (2005) hanno portato alla conclusione che questo sia il più significativo, gli studiosi aggiungono che potrebbe essere una scelta più appropriata nelle regressioni a bassa frequenza.

2.2 MIDAS-VAR: modelli VAR a frequenza mista

Ghysels (2016), come precedentemente menzionato, presenta un approccio per l'analisi dei processi vettoriali autoregressivi (VAR) a frequenza mista, appartenente alla categoria da lui denominata “*data driven*”. L'autore parte dal concetto di specificare il modello VAR per un vettore x_t , ottenuto “accatastando” (*stacking*) i dati ad

⁹ Vedere Ghysels et al. (2007) per maggiori dettagli

¹⁰ Il lavoro di Lindgren, H., & Nilsson, V. (2015). MIDAS: Forecasting quarterly GDP using higher frequency data ha dimostrato che L'almon Exponential Polynomial presenta l'RSME minore e che, anche su stime con orizzonti di tempo maggiori è il miglior predittore.

alta frequenza con quelli a bassa frequenza. In pratica, la procedura prevede l'affiancamento delle variabili ad alta frequenza, disponibili durante il periodo a bassa frequenza. Ogni periodo t sarà quindi composto da un dato della variabile a campionamento minore e m osservazioni della variabile a campionamento maggiore, con un vettore x_t risultante di dimensione $N = N_L + mN_H$. Questi ultimi sono così definiti:

- N_L è il numero di serie della prima variabile
- m rappresenta il numero di osservazioni della variabile ad alta frequenza disponibili nel periodo di campionamento della variabile a bassa frequenza
- N_H è il numero di serie disponibile ad alta frequenza

Quindi, se prendiamo in considerazione il PIL trimestrale e l'inflazione mensile, un valore di m pari a 3 indica che per ogni periodo t (trimestre), avremo un dato del PIL e tre dati sull'inflazione.

Assegnando alla variabile a bassa ed alta frequenza, rispettivamente, il pedice "L" (Low) e "H" (High), oltre all'indice temporale t che, nell'esempio considerato,

corrisponde ai trimestri, il MIDAS-VAR (p) sarà:

$$\begin{matrix} x_{H,t}^1 \\ x_{H,t}^2 \\ \dots \\ x_{H,t}^m \\ \dots \\ x_{L,t} \end{matrix} = A_0 + \sum_{j=1}^p A_j \begin{matrix} x_{H,t-1}^1 \\ x_{H,t-1}^2 \\ \dots \\ x_{H,t-1}^m \\ x_{L,t-1} \\ \dots \\ x_{L,t-j} \end{matrix} + \varepsilon_t$$

In cui t è l'indice temporale in riferimento al periodo a bassa frequenza, j è l'indice che numera l'ordine di lag (p) del processo, e A_j è una matrice di coefficienti di dimensione $(N_L + mN_H) \times (N_L + mN_H)$, così rappresentata:

$$A_j = \begin{bmatrix} a_j^{1,1} & a_j^{1,2} & a_j^{1,m} & a_j^{1,L} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_j^{3,1} & a_j^{3,2} & a_j^{3,m} & a_j^{m,L} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_j^{L,1} & a_j^{L,2} & a_j^{L,m} & a_j^{L,L} \end{bmatrix}$$

Ogni riga è composta dai coefficienti che spiegano per ogni variabile, e per ogni lag, l'influenza della stessa sulle altre variabili; per esempio, $a_1^{3,2}$ rappresenta l'influenza che la terza variabile (3 osservazione del periodo in considerazione) ha sulla seconda variabile (2 osservazione), entrambe laggate di un periodo.

Possiamo quindi riscrivere il modello vettoriale MIDAS-VAR(p) come:

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

Sotto l'ipotesi che gli errori seguano un processo stocastico *white noise*¹¹, quindi, con media zero e varianza costante, possiamo riscrivere il processo in una forma più sintetica che ci permette anche di riportarla a quella vista in precedenza, nell'analisi dei modelli di distribuzione dei lag:

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

Dove L è l'operatore ritardo, a cui volendo si possono applicare le specifiche del modello dei lag "Exponential Almon Lag":

$$A\left(L^{\frac{1}{m}}; \theta\right) = \sum_{j=0}^p a(j; \theta) L^{\left(\frac{j}{m}\right)}$$

$$= \sum_{j=0}^p \frac{\exp\{\theta_1 1 + \theta_2 1^2\}}{\sum_{j=1}^p \exp\{\theta_1 1 + \theta_2 1^2 + \theta_1 2 + \theta_2 2^2 + \theta_1 3 + \theta_2 3^2 + \dots + \theta_1 p + \theta_2 p^2\}} L^{\left(\frac{j}{m}\right)}$$

La complicazione principale di questo modello è la specificazione dei parametri da stimare che, ovviamente, ha un impatto negativo sulla parsimonia dello stesso. Il numero di questi sarà dato dalla moltiplicazione del numero di osservazioni della serie storica per entrambe le variabili, N_L e N_H , a loro volta moltiplicate per m e p (ordine di lag). Questo implica un numero troppo grande da gestire la maggior parte delle volte, soprattutto per quanto concerne le variabili finanziarie di cui, la maggior parte, sono variabili giornaliere, con serie storiche di grande lunghezza.

Per questo, Ghysels (2016) propose le tecniche di parametrizzazione applicate nel MIDAS con la premessa che tale specificazione può portare ad una perdita di informazione, a differenza dei modelli senza restrizioni. In questo elaborato si presenta invece la versione semplificata, in assenza di una struttura di parametrizzazione, considerando la discreta quantità di dati, che non la rende strettamente necessaria. Al fine di comprendere il presente modello, si consideri un arco temporale di riferimento di un anno (4 trimestri), il processo VAR di ordine 1 ($p = 1$) si presenterà:

$$\begin{matrix} x_{L,t} \\ x_{H,t}^1 \\ x_{H,t}^2 \\ x_{H,t}^3 \end{matrix} = A_0 + \begin{bmatrix} a_1^{L,1} & a_1^{L,2} & a_1^{L,3} & a_1^{L,L} \\ a_1^{1,1} & a_1^{1,2} & a_1^{1,3} & a_1^{1,L} \\ a_1^{2,1} & a_1^{2,2} & a_1^{2,3} & a_1^{2,L} \\ a_1^{3,1} & a_1^{3,2} & a_1^{3,3} & a_1^{3,L} \end{bmatrix} \begin{matrix} x_{L,t-1} \\ x_{H,t-1}^1 \\ x_{H,t-1}^2 \\ x_{H,t-1}^3 \end{matrix} + \varepsilon_t$$

¹¹ Il white noise è il processo stocastico semplice: infatti, è un processo che possiede momenti (almeno) fino al secondo ordine; essi sono costanti nel tempo (quindi il processo è stazionario), ma non danno al processo alcuna memoria di sé.

Di dimensioni $(1 + 3 \times 1) \times (1 + 3 \times 1) = 4 \times 4$, poiché infatti il VAR ha ordine 1, entrambe le variabili indicanti il numero di serie è 1. Notiamo che la prima equazione è quella a cui verte l'obiettivo dell'analisi, ovvero:

$$x_{L,t} = a_{L,1}x_{H,t-1}^1 + a_{L,2}x_{H,t-1}^2 + a_{L,3}x_{H,t-1}^3 + a_{L,L}x_{L,t-1} + \varepsilon_t$$

2.3 Factor model: Analisi delle componenti principali

In questa sezione, si tratterà la stesura del modello MIDAS-VAR sopra descritto in dettaglio, aumentata dalle opportune componenti principali, derivanti dall'analisi fattoriale. Come presentato da Marcellino & Schumacher (2007)¹² per il PIL della Germania, l'aggiunta di fattori migliora la performance del modello nelle previsioni a breve termine, in quanto aggiunge informazioni basate su un vasto numero di osservazioni che hanno una rilevanza sul dato in analisi. In questo contesto, indicatori mensili come indagini sulla fiducia di consumatori e imprese, può dare un'informazione importante relativamente alla spesa e sugli investimenti, e quindi sulla previsione del PIL stesso.

L'implementazione qui proposta prevede l'uso di fattori nella regressione MIDAS, utilizzati come regressori che possano dare un'indicazione aggiuntiva su grandi serie di osservazioni di natura finanziaria, e macroeconomica.

Il modello di stima dei fattori di riferimento è la Principal Component Analysis, introdotta per la prima volta da Karl Pearson nel 1901 e implementata da Harold Hotelling (Hotelling, 1933). Numerosi sono stati i successivi studi a riguardo, tra cui possiamo menzionare Bai e NG (Bai & NG, January, 2002), nella determinazione del numero ottimale dei fattori da considerare. Questa tecnica, grazie ai recenti studi di Barigozzi (Barigozzi, 2023)¹³, affiancata dal modello VAR applicato ai fattori, risulta essere equivalente in termini di consistenza alla Quasi Maximum Likelihood.

Nella PCA lo scopo primario è la riduzione di un numero più o meno elevato di variabili (rappresentanti caratteristiche del fenomeno analizzato) in alcune variabili latenti¹⁴; con l'obiettivo di trovare un sistema che

¹² Concludono affermando che non ci sono differenze sistematiche tra PCA statico e dinamico per il nowcasting, e che il risultato finale dall'applicazione qui è che ci sono significativi vantaggi nell'analisi. Tuttavia questo non si può affermare per più lunghi orizzonti di previsione.

¹³ L'autore dimostra che l'estimatore derivato dei coefficienti di carico è asintoticamente equivalente al loro estimatore di Massima Verosimiglianza Quasi (Quasi Maximum Likelihood, QML), indipendentemente dalla specifica struttura. Inoltre Barigozzi afferma il primo (modello fattoriale) essendo più coerente con un contesto di serie temporali, consente immediatamente di scrivere espansioni asintotiche più intuitive per gli estimatori dei Componenti Principali.

¹⁴ Si rimanda al paper di Bai e NG, pagina 223, per ulteriore specifiche.

massimizzi la varianza delle variabili rappresentate lungo gli assi. Questo implica che se le variabili sono indipendenti, l'applicazione della PCA non ha rilevanza. Questa analisi avviene tramite la scomposizione della matrice di varianze e covarianze delle variabili che proietta quelle originarie in un nuovo sistema cartesiano, nel quale le variabili vengono ordinate in ordine decrescente di varianza: pertanto, la variabile con maggiore varianza viene proiettata sul primo asse, la seconda sul secondo asse e così discorrendo.

L'analisi delle componenti principali di p variabili, $X_{1t} X_{2t} X_{3t} \dots X_{pt}$ (vettore casuale multivariato), consente di individuare altrettante variabili (diverse dalle prime), $Y_1 Y_2 Y_3 \dots Y_p$, ognuna combinazione lineare delle p variabili di partenza. Con l'obiettivo di trovare il vettore di *componenti principali* (Y_p) capace di riassumere al meglio l'informazione insita nella matrice iniziale X_p . Partendo da quest'ultimo vettore di dati iniziali, si vuole ottenere una matrice di nuovi dati Y_r , composta da p variabili incorrelate tra loro, che sono combinazione lineare delle prime. E quindi si ha:

$$\vec{Y} = \bar{L} \vec{X}$$

In cui \bar{L} è la matrice caratteristica della trasformazione lineare, mentre le \vec{Y} è una matrice i cui elementi sono detti *componenti principali*.

Si ha che l' i -esima componente di Y_p è data da:

$$Y_i = l_i^T X$$

2.4 Mixed Factor Vector AutoRegressive

Una volta conclusa l'analisi delle matrici, e trovate le componenti principali, possiamo inserire queste informazioni all'interno del MIDAS. Il modello risultante nel caso preso in analisi dall'elaborato prenderà in considerazione un arco temporale di 20 anni di informazioni mensili e trimestrali. Le informazioni mensili verranno sintetizzate dal modello fattoriale, così da ottenere due componenti principali, che verranno inserite in una struttura MIDAS. Al contrario le informazioni trimestrali verranno inserite direttamente nel modello VAR, insieme alle componenti principali, scomposte secondo il metodo MIDAS sopra-descritto. Le variabili a frequenza trimestrale saranno cinque: Investimenti, PIL, Consumi, Inflazione, Tasso d'interesse; mentre le componenti principali mensili sono due. Il modello di forecasting¹⁵ per previsioni di h_q orizzonti, dove $h_q = 3$ per le osservazioni trimestrali, e $h_q = 1$ per i fattori, sarà così sviluppato:

¹⁵ Il modello presentato ho sviluppato un codice Python, che sarà resa disponibile nella libreria di GitHub presso il seguente link <https://github.com/marmichy/MIFAVAR.git> (Michetti, 2023), dopo la presentazione del medesimo scritto.

Capitolo 3

DATI

I dati impiegati nel modello fattoriale sono una serie di indicatori mensili (84) di natura finanziaria e macroeconomica, quali informazioni derivanti dal mercato obbligazionario, azionario e bancario, nonché analisi sulle aspettative degli operatori economici e indici di produzione. I dati sono stati acquisiti da diverse fonti, tra cui l'archivio dell'eurosistema (ECB DATA WAREHOUSE) pubblicato dalla Banca centrale Europea; la BSD (Banca Dati Statistiche) pubblicati da Banca D'Italia, IstatData la banca dati dell'Istituto Nazionale Italiano di statistica, ed infine il terminale di Bloomberg (BBG)¹⁶. La serie storica presa in considerazione inizia, per le informazioni mensili, da luglio del 2004 (07/01/2004), per terminare dicembre del 2022 (12/01/2022). Si rimanda alla in appendice per maggiori specificazioni, la quale fornisce le definizioni di tutte le variabili prese in analisi in maniera puntuale.

I dati utilizzati nella PCA non essendo stazionari sono stati trasformati con la differenziazione tra le osservazioni consecutive della serie temporale, sottraendo ciascuna osservazione dalla successiva. Una serie temporale stazionaria è una serie temporale il cui comportamento non dipende dal tempo. Pertanto, le serie storiche con tendenze e stagionalità non sono stazionarie, poiché le tendenze e la stagionalità influenzano i valori della serie in diversi momenti nel tempo¹⁷, questo quindi non permetterebbe l'identificazione di proprietà costanti nel tempo. La loro stazionarietà è stata quindi verificata con l'Augmented Dickey Fuller (ADF)¹⁸ test, ad un livello di significatività al 5%, e controllando il grafico delle ACF¹⁹(si veda Figura A 2 e Error! Reference source not found.). Il risultato dell'analisi dei componenti principali restituisce due vettori, con una lunghezza di (222 x1), pari alle medie ponderate dei pesi per ogni mese considerato, lungo la serie storica (

¹⁶ Bloomberg Terminal fornisce una vasta gamma di informazioni finanziarie, comprese quotazioni in tempo reale, notizie di mercato, dati storici, analisi di settore e strumenti di analisi avanzati. In questa analisi ho considerato principalmente indicatori finanziari, ma principalmente indicatori della piattaforma che descrivessero il benessere dell'economia italiana.

¹⁷ Una serie temporale con comportamento periodico (ma senza trend o stagionalità) è stazionaria. Questo perché la durata del ciclo non è fissa. Quindi non puoi essere sicuro di dove saranno i picchi e le depressioni del ciclo prima di guardare la serie.

¹⁸ Il test ADF confronta i coefficienti autoregressivi stimati (AR) con gli errori standard per valutare se i coefficienti si discostano significativamente da zero. È "aumentato" perché tiene conto della possibilità di autocorrelazione e persistenza nelle serie storiche, cioè dipendenza dalla storia delle serie.

¹⁹ ACF (Autocorrelation Function) è una funzione utilizzata per misurare la correlazione tra una serie di dati e le sue osservazioni precedenti. Fornisce informazioni sulle relazioni temporali all'interno dei dati e può essere utilizzato per identificare modelli di autocorrelazione, come trend o stagionalità: se la serie è stazionaria (coefficiente di correlazione minore di uno) il rapporto tra autocovarianza di ordine k (numero di ritardi) e quella di ordine zero decade.

Tabella A 7 e Tabella A 8). Un'analisi più approfondita è invece opportuna per le variabili che vengono inserite direttamente nel VAR. Tra queste, il PIL reale dell'Italia, o Prodotto Interno Lordo, è un indicatore macroeconomico che misura il valore totale di tutti i beni e servizi finali prodotti in un paese durante un determinato periodo (nel nostro caso un trimestre). Viene campionato a frequenza trimestrale, con una serie storica che parte dal quarto trimestre del 2004 (che corrisponde al trimestre che inizia con luglio e termina a settembre 2004), fino all'ultimo trimestre del 2022 (ovvero, il periodo da ottobre a dicembre 2022). Tale serie storica, fornita dal database Istat, è stata corretta per gli effetti di calendario e destagionalizzata. La rilevazione dei dati segue il metodo dell'output, noto anche come *output approach*, che misura il PIL in termini di valore dei beni e dei servizi prodotti nell'economia di un paese, indipendentemente dai loro usi finali. In altre parole, questo approccio si concentra sulla produzione dell'economia, cioè la produzione di beni e servizi, prendendo in considerazione anche beni intermedi²⁰ utilizzati poi come input per la produzione di altri beni.

Un'altra variabile inserita nel modello è il tasso d'interesse, per il quale è stato considerato l'indice dei Buoni ordinari del tesoro BOT²¹ a 12 Mesi, da Bloomberg. Questo rappresenta il rendimento medio di un titolo del Tesoro italiano a 12 mesi, aggiornati *intraday*. L'indice BOT a 12 mesi viene utilizzato come indicatore dello stato di salute dell'economia italiana, influenzando gli investimenti ma anche il mercato delle attività reali²² (Di Giorgio, 2020). Un tasso di interesse elevato indica che gli investitori sono preoccupati per il rischio di credito del governo italiano e desiderano tassi di interesse più elevati per investire in titoli di Stato. D'altra parte, i bassi tassi di interesse suggeriscono che gli investitori sono fiduciosi nella capacità del governo italiano di onorare il proprio debito e chiedono tassi di interesse più bassi per investire in titoli di stato²³. La variazione di questo tasso di interesse, quindi, può influenzare le decisioni degli investitori riguardo alla composizione del proprio portafoglio, poiché ha un impatto sulla remunerazione richiesta all'aumentare del rischio annesso all'investimento.

La manipolazione dei tassi di interesse è uno degli strumenti per le operazioni di mercato aperto, che si prepongono l'obiettivo della stabilità del sistema economico. Invero, l'obiettivo principale della BCE in particolare è il controllo e la gestione del tasso di inflazione al livello target del 2%. Il motivo della rilevanza

²⁰ Nell'approccio del reddito (Income approach) considera il valore prodotto nel territorio nazionale come somma dei redditi percepiti dai cittadini o residenti, compresi ammortamenti e imposte indirette.

²¹ I BOT, o Buoni Ordinari del Tesoro, sono titoli utilizzati come strumento per finanziare il debito pubblico, emessi dal Tesoro italiano con una scadenza massima di 12 mesi.

²² Secondo il modello di portafoglio di Friedman (1978) all'aumentare dei tassi di interesse, aumenti anche l'offerta di moneta degli individui e, di conseguenza, i prezzi delle attività finanziarie diminuiscano, creando un aumento dei loro rendimenti. In sintesi, il modello di portafoglio di Friedman fornisce una teoria del comportamento degli individui nella scelta di dove allocare i propri risparmi, a seconda di una serie di fattori come i tassi di interesse attesi e il livello di risparmio, il rischio associato a ciascuna attività finanziaria. Questo modello ha influenzato la teoria degli investimenti e la gestione del portafoglio al di là del regno accademico.

²³ Per valutare il valore del tasso di interesse, assume una particolare importanza lo SPREAD, un indicatore che traccia la differenza tra il rendimento del titolo di uno stato ed un altro, generalmente considerato più stabile da un punto di vista economico. Per l'Italia generalmente lo SPREAD misura la differenza dei rendimenti dei BTP e BUND (il titolo di stato emesso dal governo tedesco)

di quest'ultima risiede nella determinazione del potere di acquisto dei consumatori. L'aumento inaspettato della velocità tasso dell'inflazione causa una diminuzione del potere di acquisto, e quindi ad un rallentamento dell'economia; mentre in caso di deflazione, come affermato da Keynes²⁴, si ha forse un risultato ben peggiore. Il tasso di inflazione influenza anche i rendimenti sugli investimenti per l'equazione di Fisher²⁵, tale per cui un aumento del tasso di inflazione nominale fa salire il tasso di inflazione reale; questo meccanismo prende il nome di "effetto Fisher". Il tasso di inflazione qui preso in considerazione è il deflatore del PIL. Questo rappresenta la variazione percentuale dei prezzi di tutti i beni e servizi prodotti in un paese, espressa rispetto all'anno base. Il deflatore del PIL viene calcolato dividendo il PIL nominale per il PIL reale e moltiplicando il risultato per 100. Il valore di quest'ultimo risulta essere inoltre molto legato al valore dei consumi. Questi ultimi rappresentano la spesa dei consumatori per beni e servizi finali, mentre il PIL rappresenta il valore totale di tutti i beni e servizi prodotti in un paese durante un determinato periodo di tempo. Quando l'economia è in fase di espansione, il PIL aumenta, il reddito delle famiglie cresce e la fiducia dei consumatori aumenta. Di conseguenza, le famiglie tendono ad aumentare i loro consumi, poiché dispongono di maggiori risorse finanziarie e si sentono più sicure riguardo al futuro. In periodi di incertezza economica o di bassa fiducia dei consumatori, le famiglie potrebbero ridurre la loro spesa e aumentare il risparmio precauzionale. Questo può avere un impatto negativo sulla domanda aggregata e sul PIL (Keynes, 1936)²⁶.

Il tasso di interesse, come anticipato, ha una rilevanza fondamentale per l'economia di un paese in quanto, determinando l'accesso al credito, influenza il livello degli investimenti. Dal libro "*Teoria generale sull'occupazione, dell'interesse e della moneta*" (Keynes, 1936), si parla di una relazione inversa tra investimenti e tasso d'interesse. Intuitivamente, nella valutazione del costo del credito per le imprese, infatti, l'aumentare del tasso di interesse riduce le redditività attese dell'investimento, che quindi porta ad una riduzione degli investimenti²⁷. Un ulteriore effetto del tasso di interesse potrebbe essere l'aumento del rischio finanziario, per quelle aziende che hanno assunto passività a tasso variabile o la diminuzione del valore di

²⁴ Keynes sosteneva che la deflazione potrebbe generare un circolo vizioso di riduzione della spesa e di diminuzione dell'attività economica, poiché i consumatori potrebbero posticipare i loro acquisti nella speranza di ottenere prezzi ancora più bassi in futuro, causando una diminuzione della domanda. Allo stesso modo, le imprese potrebbero ridurre la loro produzione e i loro investimenti, a causa della diminuzione della domanda, generando un ulteriore impatto sull'occupazione. In risposta a questo, proponeva una politica monetaria espansiva.

²⁵ Il tasso di interesse reale è dato dalla differenza fra quello nominale e il tasso di inflazione. Una diversa disposizione dei termini dell'equazione evidenzia chiaramente come il tasso di interesse nominale sia pari alla somma di quello reale e del tasso di inflazione: $i = \pi + r$ (accurata solo se i valori sono relativamente bassi).

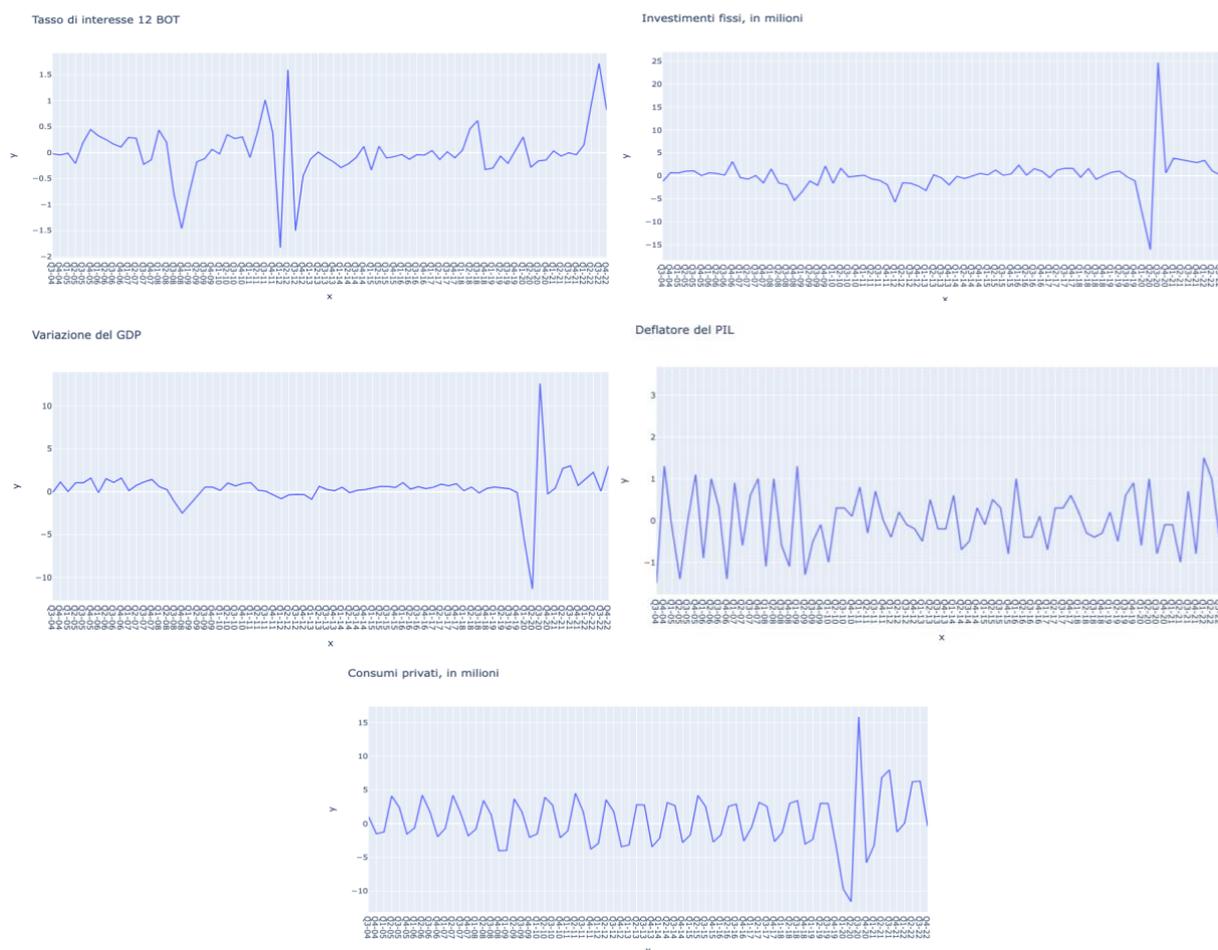
²⁶ Keynes sviluppò la teoria del consumo nel suo lavoro "Teoria generale dell'occupazione, dell'interesse e della moneta". I consumi sono determinati principalmente dal reddito disponibile delle famiglie; questo viene poi ripartito in consumi e risparmi. Questa ripartizione, secondo Keynes, dipende dalla propensione marginale al consumo (PMC), che rappresenta la percentuale di reddito che viene consumata. Inoltre, Keynes aggiunge che solitamente i consumatori non prendono in prestito denaro per spendere o prendono in prestito denaro per risparmiare; quindi, sono insensibili al tasso di interesse.

²⁷ Questo, nella valutazione del rendimento atteso del progetto, rispetto al tasso di interesse offerto dal mercato, riduce la quantità di investimenti che possano remunerare il costo del finanziamento

investimenti in portafoglio²⁸. Per la loro rilevanza nella determinazione del PIL, la serie di questa variabile, *Gross Capital Formation*, è stata interamente inserita nel VAR. Disponibile dal database dell'Eurostat a campionamento trimestrale, rappresenta l'ammontare degli investimenti fissi lordi. Si riferisce, in particolare, alla spesa totale che viene effettuata per l'acquisizione di nuovi beni di capitale, come attrezzature e infrastrutture.

Le variabili macroeconomiche descritte, seguendo Armesto, Engemann e Owyag (2010), sono state trasformate utilizzando la differenziazione logaritmica, per il PIL, e moltiplicato il valore ottenuto per cento. Lo stesso metodo è stato poi utilizzato per le variabili inserite direttamente nel VAR, ad eccezione del tasso d'interesse a 12 mesi sui BOT, il quale è stato trasformato solo con la differenziazione (si veda il grafico Figura 1). La stazionarietà di tali serie storiche è stata verificata con le tecniche citate nell'analisi dei vettori, ADF e ACF (si veda Figura A 1). Essendo, quindi, queste variabili macroeconomiche di importanza

Figura 1 - Grafico variabili trimestrali



²⁸ Il rischio tasso ha un valore negativo sull'obbligazione poiché riduce il valore corrente dei flussi generali dal titolo. Ciò è dovuto al fatto che il rendimento di un titolo è calcolato rapportando il flusso di reddito generato dal titolo al suo valore attuale. Se il valore di un titolo aumenta, il rendimento relativo diminuisce perché il flusso di reddito rimane lo stesso mentre il valore del titolo è cresciuto.

fondamentale per le motivazioni precedente descritte, ho deciso di preservarle interamente nel dataset, senza ricorrere ad alcuna tecnica di sintetizzazione dell'informazione, quale la PCA.

Capitolo 4

ANALISI EMPIRICA: RISULTATI PRINCIPALI

4.1 Risultati dall'analisi delle componenti principali

Il primo componente principale risulta essere costituito da pesi maggiori per variabili che riassumono le aspettative degli operatori (si veda la Tabella A 5). La rilevanza principale ricade su indici come lo spread²⁹ tra BUND e BOT, l'indice ITPSUNE che riassume la confidenza dei consumatori sull'andamento generale dell'economia, nonché altri indici di "fiducia" come le attese sui prezzi. Per questo verrà nell'analisi richiamato con il nome di "aspettative". In effetti, non stupisce come una grande rilevanza nel fattore Aspettative la assume l'indice dello SPREAD. I valori di questo, infatti, dipendono dalla liquidità dei titoli di Stato; perciò, dalla facilità con la quale viene scambiato sul mercato. Questo viene ovviamente influenzato dalla credibilità dello Stato nel ripagare il debito che, in generale, si mostra labile durante crisi di governo o in situazioni di emergenza. La difficoltà di adempiere agli obblighi assunti nella vendita di questi titoli denota il così detto *rischio sovrano*. Lo spread BTP-Bund (come anche il mercato) è sensibile agli imprevisti e ai cambiamenti, entrambi fattori che hanno caratterizzato il 2022³⁰. Lo spread BTP-Bund, quindi, aumenta in maniera proporzionale all'insicurezza dei mercati sulla stabilità del nostro paese, e si traduce in un maggior costo per lo Stato quando i titoli precedentemente emessi vengono rinnovati, o nel caso di emissione di nuovi titoli.

Il secondo vettore di pesi dalla PCA riporta, invece, l'attenzione sugli indici finanziari (si veda la Tabella A 6), come gli indici FTSE relativi alla performance delle società quotate in Borsa Italiana, in particolare il Mid Cap³¹. Si può quindi definire quest'ultimo fattore come "Finanziario". In generale, gli indici azionari possono essere considerati come indicatori dell'andamento dell'economia: quando si è in un momento di crescita economica, le aziende tendono a realizzare profitti più elevati e produrre risultati migliori. Ciò può portare ad un aumento del valore delle azioni delle società quotate poiché gli investitori sono ottimisti sulle prospettive

²⁹ Lo spread rappresenta la differenza tra i rendimenti del BTP e il BUND a 10 anni.

³⁰ Si pensi per esempio al Luglio 2022, in cui Draghi dette le dimissioni dal governo, lo SPREAD italiano raggiunse i 230 punti base (+ 2,3%), al pari dei titoli di debito della Grecia.

³¹ Mid Cap è un indice di borsa che considera le quotazioni di aziende italiane che facevano parte del segmento Blue Chip del MTA (Mercato telematico azionario) e che non erano incluse nell'indice S&P Mib. È composto dalle prime 60 azioni nella classifica per la capitalizzazione delle società

della società e desiderano partecipare a tali buoni guadagni. Tuttavia, va notato che il mercato azionario è influenzato da diversi fattori, inclusi quelli non necessariamente legati all'economia reale, bensì dalle condizioni socioeconomiche, come le decisioni di politica monetaria, le notizie finanziarie e politiche e il sentimento degli investitori, possono avere un impatto significativo sul mercato azionario, anche se la salute economica generale non cambia in modo significativo. Inoltre, i mercati azionari sono soggetti a fluttuazioni e volatilità a breve termine che potrebbero non riflettere direttamente le condizioni economiche sottostanti. Nell'insieme i componenti principali spiegano cumulativamente l'84,6 % della varianza complessiva delle variabili nel dataset; in altre parole, possiamo dire che riassume più dell'80% dell'informazione contenuta nelle serie storiche analizzate.

4.2 Un'analisi a confronto: MIFAVAR vs QFVAR

Queste componenti principali sono poi state inserite nel modello MIDAS-VAR e trattate come variabili mensili. Il numero di lag inseriti nel modello MIFAVAR è stato valutato confrontando il valore dell'AIC (Akaike Information Criterion)³². Quest'ultimo è un criterio di valutazione utilizzato per confrontare un insieme di modelli e selezionare quello migliore. L'obiettivo di AIC è trovare un equilibrio tra la complessità del modello e la capacità del modello di adattarsi ai dati osservati. Viene stimato calcolando il logaritmo della matrice delle varianze degli errori del modello, per ogni lag considerato, aggiungendo il valore quadratico dei parametri³³. Quando si confrontano più modelli, si sceglie quello con il valore AIC più basso, il che indica un migliore livello di adattamento ai dati osservati, considerando il livello di complessità, misurato in numero di parametri da stimare. Come indicato da Lütkepohl (1993), l'eccessivo adattamento (*overfitting*), ovvero selezione di un ordine di ritardo superiore all'ordine di ritardo effettivo, causa un aumento degli errori quadratici medi delle previsioni del VAR; mentre una scelta inadeguata dell'ordine di ritardo (*underfitting*) spesso genera errori autocorrelati. Il criterio appena discusso mi ha permesso di selezionare il cinque Lag per il modello MIFAVAR, come mostrato nella Tabella A 9, di cui si riportano i coefficienti nella Tabella A 3. Nel forecasting della variazione del PIL ho eseguito la previsione su tutto il dataset, per diversi orizzonti temporali: 1 step-ahead³⁴ (un orizzonte), 2 step-ahead (due orizzonti), 3 step-ahead (tre orizzonti), 4 step-ahead (quattro orizzonti), come illustrato nella **Error! Reference source not found.** Il grafico risultante della previsione 1 step-ahead è stato il seguente:

³² Ci sono altri criteri quali il BIC (Bayesian Information Criterion) in cui la penalità per l'aggiunta di parametri è maggiore rispetto all'AIC, il Final Predictor Error (FPE) o Hannan Quinn Information Criterion (HQIC).

³³ $AIC = \log|\hat{\Omega}| + 2pk^2$ in p è il numero di lags, mentre k è il numero di parametri da cui il modello dipende.

³⁴ "Step" scandisce il periodo di tempo tra l'ultima osservazione del dataset e il periodo sul quale si vuole fare la previsione: in questo caso prendiamo in considerazione degli step trimestrali, quindi 4 step ahead è una previsione di 4 tempi di previsione in avanti rispetto al dato presente.

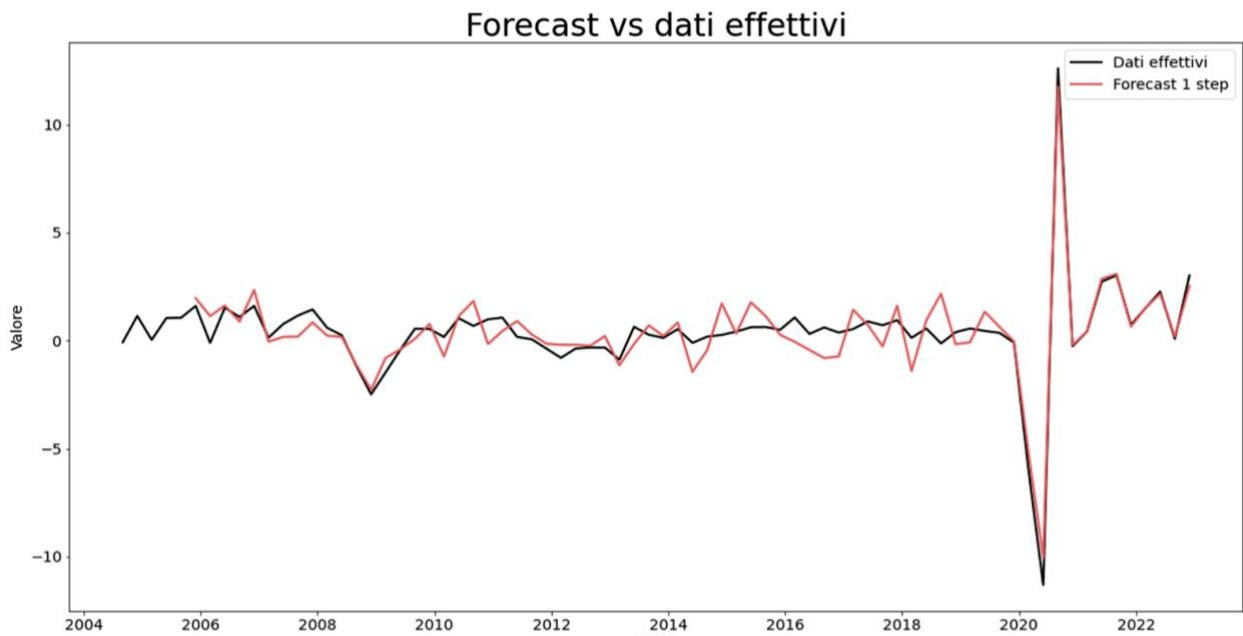


Figura 2 Forecast one step ahead

Aumentando il numero di periodi futuri per i quali si vuole fare la previsione, ci si aspetta intuitivamente una perdita di accuratezza. Per esempio, se volessimo predire il valore di una variabile tra quattro periodi, le informazioni rilevanti sul periodo intermedio verrebbero perse dal set di dati utilizzato come base informativa per la previsione. Più l'*Information set* è lontano dal periodo di previsione desiderato, più le notizie rilevanti potrebbero andare perse e meno accurata sarà la stima. Perciò, con il passare del tempo per fare previsioni a lungo termine, le notizie disponibili nel set di dati si allontanano dal periodo di interesse. Questo intervallo di tempo perde informazioni rilevanti sui periodi di tempo intermedi che possono influenzare i valori futuri delle variabili stimate. Pertanto, le nostre stime potrebbero essere imprecise. Confrontiamo quindi questi risultati ottenuti con i forecasting ottenuti per più orizzonti temporali.

Forecast vs dati effettivi

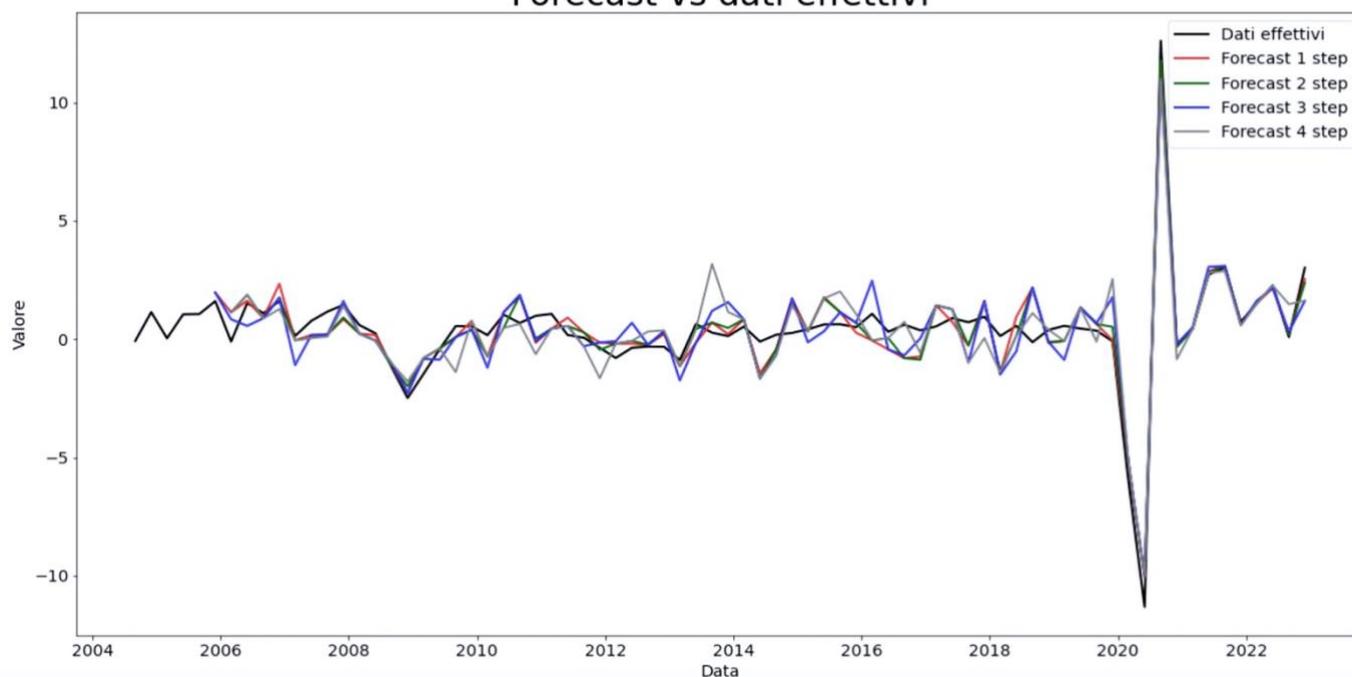


Figura 3 - Forecasting fino a 4 - step ahead

Come precedentemente ipotizzato, eseguendo previsioni più a lungo termine si perde accuratezza nella stima. Questo è più evidente nei periodi in cui non sono presenti particolari shock: ad esempio, considerando il periodo dal 2013 al 2014, possiamo notare come il forecast *1 step ahead* sia nel complesso più vicino al grafico delle osservazioni effettivamente osservate.

Si può inoltre osservare che il modello fornisce buone previsioni in situazioni di tensione economica, quindi in momenti in cui le condizioni di mercato atipiche. Otteniamo infatti una buona stima per entrambe le crisi che hanno colpito il ventennio in analisi: la crisi del 2008³⁵, e la crisi pandemica del 2020. In periodi di normalità dell'attività economica, invece, si nota una perdita di accuratezza. Questo risultato potrebbe dipendere dal limite del modello VAR di pesare le informazioni. Il modello infatti assume una relazione lineare tra i dati, eliminando la complessità di relazioni o catturare cambiamenti strutturali nel tempo, per politiche economiche rilevanti.

Nella valutazione della capacità predittiva del modello ho costruito un semplice modello a frequenza trimestrale QFVAR(4)³⁶ inserendo le stesse variabili trimestrali utilizzate nel MIDAS, escludendo i fattori; cosicché questo potesse stabilire l'effettiva validità dell'informazione ad alta frequenza introdotta dall'analisi

³⁵ La crisi del 2008 è stata innescata dalla bolla immobiliare statunitense, con titoli ipotecari rischiosi (mortgage-backed securities) che hanno fatto salire i prezzi delle case. Tuttavia, poiché i prezzi degli immobili hanno iniziato a scendere e molti mutuatari non sono stati in grado di rimborsare i loro prestiti, il valore delle garanzie ipotecarie è diminuito, con conseguenti enormi perdite finanziarie per gli investitori. Ciò ha innescato una crisi di fiducia nel sistema finanziario globale e ha avuto conseguenze economiche significative in tutto il mondo.

³⁶ Si riportano i coefficienti in appendice nella Tabella A 2

della PCA (**Error! Reference source not found.**) . La selezione dei lag, seguendo il criterio sopra citato AIC, ha individuato quattro ritardi come numero ottimale: come si può notare nella Tabella A 8, il valore del criterio scende introducendo il quarto lag, per poi aumentare nuovamente.

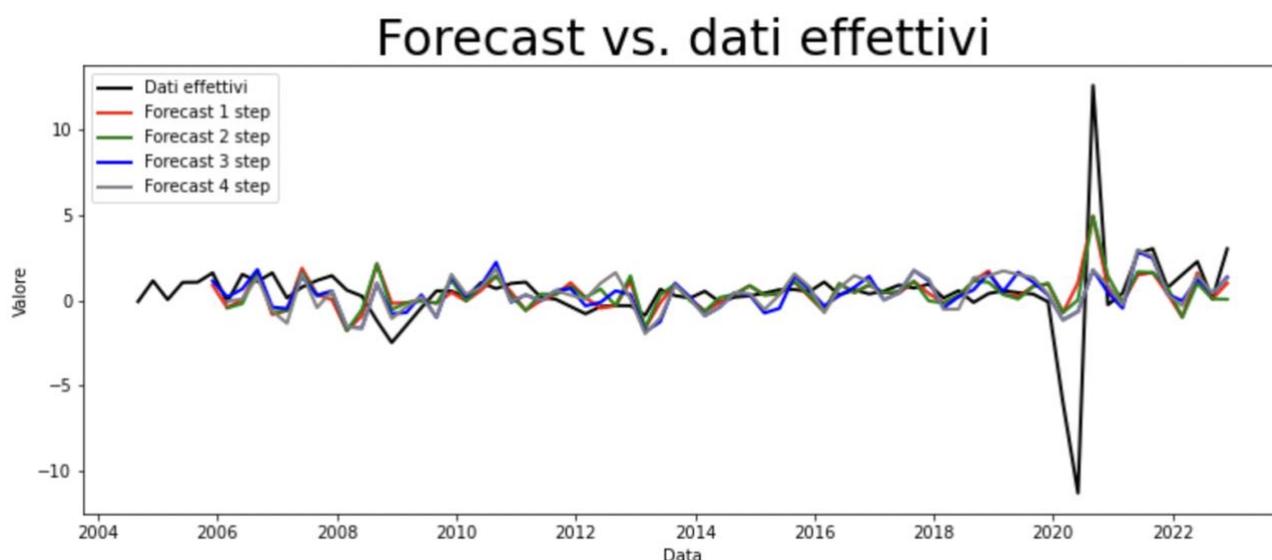


Figura 4 - Forecast QFVAR(4)

Come si evince dal confronto dei due grafici, il modello MIFAVAR ha un'ottima capacità predittiva della variabile, rispetto al QFVAR(4), e questo assume ancora più valenza nei periodi di crisi. Tuttavia, sembra che il modello benchmark preformi meglio in periodi di bassa volatilità. Questo ci dimostra che l'informazione aggiunta dalle componenti principali si traduce in una evidente differenza di bontà del modello nei periodi precrisi, e durante gli stessi. Si può pensare che l'incorporamento delle aspettative possa avere un effetto anticipatorio di situazioni di difficoltà economica. A supporto di questo risultato, possiamo ricordare che la prima componente principale (*Aspettative*) è formata da indici di fiducia e, principalmente, dall'indice di SPREAD che sembra essere maggiore in periodi di tensione economica. Si pensi ad esempio, durante le bolle speculative o le fasi di euforia del mercato finanziario, le aspettative degli investitori possono diventare irrazionalmente ottimistiche, portando a una sovrastima dei prezzi degli asset. Un esempio storico di come le aspettative possono contribuire alla creazione di una crisi è la crisi dei mutui subprime del 2008, in cui le aspettative irrazionalmente ottimistiche sull'andamento dei prezzi immobiliari e l'eccessivo interesse per i prodotti finanziari complessi legati ai mutui subprime hanno contribuito a una bolla immobiliare e a una successiva crisi finanziaria globale. È necessario sottolineare però che le aspettative da sole non creano una crisi, ma possono amplificare e accelerare i movimenti del mercato e contribuire alla formazione di bolle speculative o a situazioni di panico³⁷. La relazione tra aspettative e crisi economica è complessa e dipende da

³⁷ In un altro esempio esplicativo la situazione descritta dallo stesso Keynes, la corsa agli sportelli (*bank run*). Si tratta di una situazione di incertezza riguardo la salute del sistema finanziario, o della singola banca, in cui gli operatori chiedono i loro depositi bancari. Questo può portare ad una crisi di liquidità, e una forte instabilità nel settore.

una serie di fattori, tra cui le informazioni disponibili, i comportamenti degli agenti economici, che sono semplificati da una serie di assunzioni, e le politiche economiche adottate. Una serie di studi sulla curva dei rendimenti³⁸ (Estrella & Mishkin, 1995) che afferma la capacità predittiva di recessione, e Mishkin (2001) o Nielsen (2005), hanno confermato l'importanza dell'informazione contenuta nella curva dei rendimenti, offrendo indicazioni sulle aspettative degli investitori in merito alle future variazioni dei tassi di interesse, dell'inflazione e della crescita economica (Boero & Torricelli, 1998). La valutazione della bontà del forecasting eseguito è stata poi valutata tramite la varianza del forecasting: Forecasting Variance Error Decomposition (FEVD), si veda Figura 5.

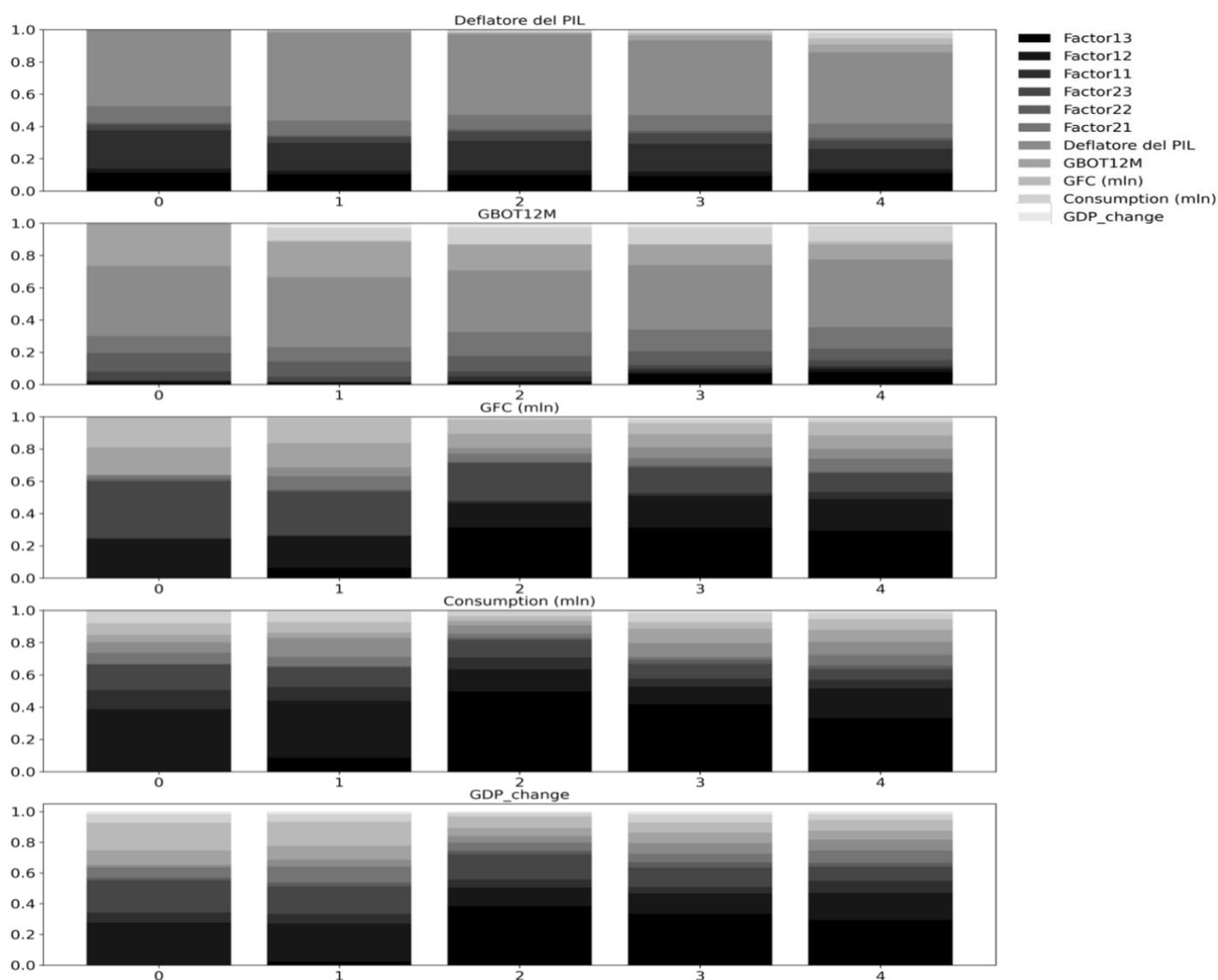


Figura 5 - FEVD del MIFAVAR

³⁸ La *yield curve* nota anche come curva dei rendimenti o curva dei tassi di interesse, rappresenta graficamente i rendimenti dei titoli di debito (solitamente obbligazioni) in funzione della loro scadenza. La curva viene tracciata con i tassi di interesse sulle ordinate e le scadenze dei titoli sulle ascisse.

Questa viene calcolata utilizzando le impulse responses ortogonalizzate³⁹, divise per l'MSE (Mean Square Error) ⁴⁰. L'analisi della varianza spiegata dai fattori (FEVD) aiuta a scomporre la varianza degli errori di previsione e a identificare i contributi specifici degli shock esogeni. Questo permette di notare quanto uno shock su una variabile possa comportare delle variazioni nei valori delle variabili nel modello, e come queste evolvono nel tempo, per i diversi ritardi (lag). Confrontando i valori del FEVD del MIFAVAR e del modello benchmark (rispettivamente **Error! Reference source not found.** e **Error! Reference source not found.**) possiamo notare dei risultati molto significativi: nel forecasting 2- step ahead più del 50% della varianza del PIL dipende dal Fattore *aspettative*, e per un restante 10% dal secondo Fattore *finanziario*. Non meno significativi sono gli esiti per le altre variabili trimestrali del modello. I consumi a partire dal secondo orizzonte di previsione sembrano dipendere per quasi l'80% dal Fattore *aspettative*. Ciò suggerisce che le aspettative degli agenti economici giocano un ruolo fondamentale nella determinazione dei livelli di consumo. Un terzo effetto del primo fattore si rinviene nel deflatore, utilizzato come indicatore di inflazione, che spiega il 40% della varianza della variabile. Questo ci indica che il grado di volatilità spiegato dai fattori, rappresenta in tutte le variabili una proporzione persino maggiore della variabile stessa.

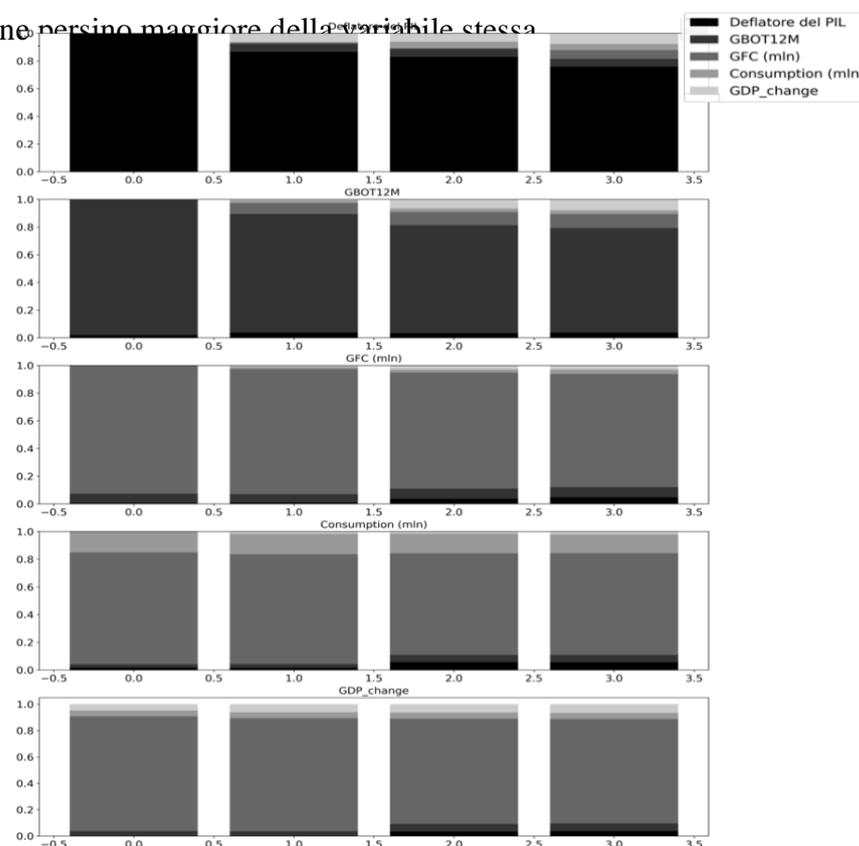


Figura 6 - FEDV QFVAR(4)

³⁹ Si rimanda al pacchetto VAR di Statsmodel per una maggiore specificazione del metodo https://www.statsmodels.org/devel/vector_ar.html#post-estimation-analysis

⁴⁰

$$MSE = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H (Y_{T+h} - \hat{Y}_{T+h})^2$$

È la somma quadratica della distanza tra Y_{T+h} , che rappresenta la reale osservazione della variabile, e \hat{Y}_{T+h} , l'osservazione prevista dal modello, in cui h è l'indice che designa gli orizzonti temporali del forecasting.

L'elevamento al quadrato permette di pesare allo stesso modo sottostime e sovrastime, ovvero differenze negative e positive.

Se si confronta infatti il grafico della FEDV del benchmark (Figura 6), si può prontamente osservare che le variabili presentano una bassa interdipendenza tra loro. Infatti, la maggior parte della varianza di ciascuna variabile sembra essere attribuibile principalmente alla stessa, suggerendo che le relazioni tra le variabili nel modello, nella non considerazione dei fattori, non riescono a spiegare accuratamente la loro dinamica. L'analisi della varianza spiegata, quindi, mostra che i fattori finanziari e gli indicatori di fiducia svolgono un ruolo cruciale nello spiegare le relazioni non lineari tra le variabili, colmando le limitazioni del modello stesso, analizzate in precedenza. Questo afferma in ultima analisi, la teoria dell'importanza delle aspettative e di indicatori finanziari ad alta frequenza, che siano in grado di includere nella stima informazioni importanti, che siano in grado di condurre correttamente l'andamento dei valori delle variabili, nei periodi antecedenti alla loro effettiva osservazione.

Capitolo 5

ANALISI DI ROBUSTEZZA

La sezione seguente presenta i risultati del forecasting⁴¹ da una serie di varianti del modello MIFAVAR, che verranno poi conseguentemente confrontati tra loro e con il QFVAR (Quarterly Frequency VAR 5), il Benchmark adottato.

In una prima analisi si può procedere al confronto del modello di riferimento con dati a frequenza maggiore. A differenza del MIFAVAR, infatti, ho introdotto l'indice NIC⁴² come valore di riferimento per l'inflazione, e il tasso di rendimento dei titoli di stato a 12 mesi, entrambi a campionamento mensile (Figura A 5). Il PIL trimestrale e l'indice di inflazione sono stati trasformati con la differenziazione logaritmica, moltiplicati poi per 100; mentre il tasso di interesse è stato solamente differenziato. Questo presenta un errore più contenuto in tempi normalità rispetto al MIFAVAR(5) trimestrale (Figura A 4), ma perde precisione nella previsione dei periodi di recessione. Rispetto al modello benchmark comunque risulta evidente un profitto in termini di bontà di previsione in tempi di alta volatilità. Possiamo inoltre affermare che la superiorità in termini di performance di questi due risultati è rispetto ad un modello MIDAS - VAR con i dati mensili⁴³, non solo in periodi di normalità, ma anche e maggiormente in periodi di difficoltà.

Un'analisi ulteriore è stata svolta cambiando il metodo di trasformazione dei dati, utilizzando la scomposizione teorizzata dai matematici Hodrick e Prescott⁴⁴. Seguendo la teoria appena descritta, ho lavorato sulla componente ciclica del PIL e del tasso di inflazione NIC, il tasso di interesse è stato invece trattato come precedentemente espresso (si veda Figura A 11).

⁴¹ A supporto di questa analisi comparativa, si riportano i grafici di stima del modello MIFAVAR a 5 variabili con bande di confidenza al 95%.

⁴² Il NIC è l'indice Nazionale dei prezzi al consumo per l'Intera Collettività, e si riferisce alla generalità dei consumi delle famiglie presenti in Italia. Rappresenta inoltre l'indice ISTAT con maggiore copertura.

⁴³ Le variabili inserite

⁴⁴ Gli studiosi, nel paper "*Post war US business cycles: An empirical investigation*" (Hodrick & Prescott, 1997), documentano alcune caratteristiche delle fluttuazioni economiche aggregate, definiti cicli economici, su dati trimestrali dell'economia degli Stati Uniti nel dopoguerra. È loro opinione, infatti, che le fluttuazioni studiate sono quelle troppo rapide per poter essere spiegate da fattori demografici e tecnologici che cambiano lentamente o da variazioni nel capitale che producono una crescita secolare del reddito pro capite. L'ipotesi da loro supportata è quindi che, la componente di crescita delle serie temporali economiche aggregate varia in modo regolare nel tempo. Le serie temporali osservate vengono interpretate come la combinazione di componenti cicliche e di crescita

Nel MIFAVAR(5) con variabili mensili, descritto nella Figura A 6, (il tasso di interesse e il tasso di inflazione NIC), rispetto al modello principale con variabili trimestrali (Figura A 8), si nota una minore varianza delle previsioni nel complesso, soprattutto rispetto al benchmark (Figura A 17).

Nel grafico, infatti, viene delineato un intervallo di confidenza al 95% molto più ampio dei precedenti che includevano le componenti principali. La distanza tra le osservazioni e le previsioni del modello denota una consistente perdita di validità del modello.

A compimento dell'indagine comparativa, atta a dimostrare la qualità delle previsioni del MIFAVAR, ho riportato i grafici di stima delle altre variabili trimestrali macroeconomiche introdotte nel VAR: PIL, Consumi, Investimenti e Deflatore⁴⁵.

Il modello oggetto della valutazione dell'elaborato sembra affermare con maggior vigore la bontà della previsione delle osservazioni essere consistente nelle stime non solo del PIL italiano, ma anche delle altre serie storiche. Questo non dovrebbe stupire vedendo i risultati del FEVD di tali variabili, come descritto dalla Figura 5. La decomposizione della varianza ha infatti evidenziato che l'importanza dell'analisi dei fattori, risultati dall'analisi per l'andamento del PIL, assume ancora più valenza per le altre variabili incorporate nel modello, in particolari per Consumi (Figura A 14) ed Investimenti (Figura A 16). Nel complesso si può convalidare un miglioramento significativo nella performance, evidente sia confrontando il minore intervallo di confidenza delle previsioni delle variabili tramite il MIFAVAR, rispetto al VAR(4), sia nella quasi sovrapposizione dei valori del forecasting e dei dati effettivamente osservati. In particolare, nel grafico dell'inflazione (si veda grafico Figura A 12), il modello predice i valori con una distinta accuratezza, a dispetto del VAR(4), mostrato nella Figura A 13, che espone una varianza negli errori di molto maggiore.

Un risultato simile lo troviamo anche nel forecasting del tasso di interesse (Figura A 19), come si poteva intuire dalla valutazione della volatilità delle variabili, affermando una maggiore precisione anche rispetto alle considerazioni proposte nell'analisi delle variazioni del PIL, tenendo conto delle diversità nei periodi osservati.

⁴⁵ Il tasso di interesse è stato trattato come in precedenza, eseguendo la differenziazione logaritmica e moltiplicando per 100.

CONCLUSIONI

L'elaborato esamina la performance di un modello misto tipo MIFAVAR, nell'inserimento di un ampio dataset di variabili finanziarie e indicatori di fiducia, sintetizzati nel loro contenuto informativo grazie all'analisi delle componenti principali. I risultati ottenuti suggeriscono un sostanziale miglioramento nella capacità predittiva del modello, soprattutto nelle stime di periodi connotati da un'ampia volatilità. Il modello Factor MIDAS VAR si è dimostrato un efficace strumento per la previsione del PIL italiano, offrendo una prospettiva innovativa e promettente. L'accuratezza nella previsione ci viene confermata non solo nell'analisi della serie storica del PIL, bensì in tutte le altre variabili macroeconomiche nel contesto italiano considerate nel modello. Questo risultato, evidente nei grafici mostrati in appendice A, si unisce a complemento dell'analisi della scomposizione della varianza, nella quale si è sottolineata l'incredibile proporzione di varianza delle variabili spiegata dagli stessi fattori.

È importante ricordare che il modello in analisi ottiene migliori stime in situazioni di stress economico, come si è mostrato nel caso della crisi del 2008 e della pandemia dovuta al Covid 19; nonostante l'inserimento dei fattori nel modello, le limitazioni del VAR non permettono di pesare questo contenuto informativo, rendendo la stima scostante in periodi di stabilità. Come si è trattato nel Capitolo 4, i limiti del modello VAR nella calibrazione di questo "sentimento economico" rappresentano, quindi, una perdita di accuratezza nei periodi di normalità dell'attività economica, cioè non caratterizzati da particolari eventi. È necessario inoltre considerare che sono state escluse dall'analisi importanti variabili nella determinazione del PIL, come la spesa pubblica, anche al fine del mantenimento di un certo grado di parsimonia nella stima dei parametri, necessaria per la semplificazione nella struttura dei lag. Inoltre, dall'analisi di robustezza eseguita nel Capitolo 5, possiamo asserire che indipendentemente dal metodo di trattamento dei dati, il modello MIFAVAR(5) risulta avere una performance migliore, in termini di varianza dell'errore, rispetto al modello QFVAR(4), utilizzato come Benchmark. I risultati empirici hanno mostrato, infatti, che il modello considerato è in grado di prevedere le recessioni in modo accurato, grazie alla considerazione delle aspettative e di indici finanziari. Questo evidenzia l'importanza del contenuto informativo dei fattori, che si riflette nella discrepanza, in termini di performance, tra i modelli con e senza fattori in oggetto dell'analisi. Le componenti principali, infatti, sembrano riassumere in maniera fedele le aspettative di operatori economici e mercati, direzionando la stima in maniera precisa. Questa si palesa nella convergenza tra le previsioni e la serie storica della crescita del PIL nelle fasi di precedenti, concomitanti e successive a periodi di stress economico. Convergenza che, invece,

per le altre variabili (consumi, investimenti e inflazione), sembra essere uniformemente precisa, indipendentemente dal periodo in oggetto di previsione.

Basandoci sui risultati e le limitazioni emerse da questa ricerca, si rimanda a studi futuri la specificazione di un modello non lineare, la fine di rappresentare un aumento di precisione nella stima del modello nel complesso, e che possa tenere conto delle altre variabili macroeconomiche, applicando la struttura dei pesi di Almon per una corretta parsimonia. In secondo luogo, potrebbe essere interessante studiare il nowcasting delle variabili, effettuando previsioni con un massimo orizzonte temporale di un mese; per cui sarebbe necessario modellare i “*bug*”⁴⁶ che si hanno di trimestre in trimestre.

In conclusione, l'analisi dei risultati ottenuti dall'implementazione del modello misto MIFAVAR ha evidenziato un notevole miglioramento nella capacità predittiva per il PIL italiano e altre variabili macroeconomiche. L'approccio descritto si discosta dagli studi precedenti sia per i dati selezionati nell'analisi delle componenti principali, che per la struttura del modello utilizzato. Nell'analisi innovativa del PIL italiano, e di altre variabili macroeconomiche, mediante una combinazione di modelli fattoriali MIDAS VAR che aumentano in base alle aspettative del mercato. L'inclusione dei fattori finanziari e degli indicatori di fiducia, sintetizzati attraverso l'analisi delle componenti principali, ha contribuito a fornire una prospettiva innovativa e promettente per la previsione economica nel contesto italiano. Nonostante le problematiche evidenziate, i risultati empirici hanno dimostrato che il modello MIFAVAR è in grado di prevedere con precisione le osservazioni macroeconomiche italiane in esame, soprattutto in periodi caratterizzati da recessioni, grazie all'informazione aggiunta dalle componenti principali che sembrano cogliere con accuratezza la volatilità delle variabili.

⁴⁶ Il termine bug sta ad indicare una lacuna nei dati. Trattandosi di una variabile trimestrale, infatti, non sono disponibili le informazioni mensili ivi comprese

APPENDICE A: RISULTATI

Tabella A 1 - Descrizione dei dati presenti nel dataset del modello fattoriale sui quasi è stata svolta la PCA. La serie storica considerata ha inizio il terzo trimestre del 2004 fino al quarto trimestre del 2022.

Tabella A1 – Dati dell’analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
Indice del fatturato dei prodotti industriali	Mensile	No	Istat	Dati mensili - base 2015=100
Tasso di occupazione	Mensile	No	Istat	Tasso di occupazione, cumulato per tutte le fasce di età (15-65)
Forse lavoro	Mensile	No	Istat	Tasso di attività, cumulato per tutte le fasce di età (15-65), in riferimento ad una ricerca attiva di lavoro nella settimana precedente
Indice di produzione industriale	Mensile	No	Istat	Indice di produzione per la produzione di energia elettrica, gas, vapore e aria condizionata, con base 2015
Indice della produzione nelle costruzioni	Mensile	No	Istat	Indice di produzione nel settore delle costruzioni, con base 2015
Clima di fiducia dei consumatori	Mensile	No	Istat	Aspettative sull’andamento dell’economia. Indice basato su indagini condotte dall’istituto (indice base 2010=100)

Tabella A1 – Dati dell'analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
Giudizi sul bilancio familiare	Mensile	No	Istat	Aspettative sulle condizioni economiche delle famiglie. Indice basato su indagini condotte dall'istituto (indice base 2010=100)
Clima di fiducia delle imprese di costruzioni	Mensile	No	Istat	Aspettative sull'andamento dell'economia nel settore delle costruzioni. Indice basato su indagini condotte dall'istituto (indice base 2010=100)
Giudizi sul portafoglio ordini e/o piani di costruzione dell'impresa	Mensile	No	Istat	Giudizi sul saldo attuale delle opere in corso, o degli ordini. Indice basato su indagini condotte dall'istituto (indice base 2010=100)
Giudizi sull'attività di costruzione dell'impresa	Mensile	No	Istat	Giudizi sull'attività delle imprese nel settore negli ultimi 3 mesi. Indice basato su indagini condotte dall'istituto (indice base 2010=100)
Tendenza degli ordini e/o piani di costruzione dell'impresa	Mensile	No	Istat	Previsioni sull'andamento degli ordini nei prossimi tre mesi. Indice basato su indagini condotte dall'istituto (indice base 2010=100)
Tendenza dei prezzi praticati dall'impresa	Mensile	No	Istat	Previsioni dei prezzi delle imprese nel settore nei prossimi tre mesi. Indice basato su indagini condotte dall'istituto (indice base 2010=100)
Tendenza dell'occupazione presso l'impresa	Mensile	No	Istat	Previsioni sull'occupazione nel settore nei prossimi tre mesi. Indice basato su indagini condotte dall'istituto (indice base 2010=100)

Tabella A1 – Dati dell'analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
Giudizi sull'attività di costruzione dell'impresa	Mensile	No	Istat	Giudizi sull'attività delle imprese nel settore negli ultimi 3 mesi. Indice basato su indagini condotte dall'istituto (indice base 2010=100)
Tendenza degli ordini e/o piani di costruzione dell'impresa	Mensile	No	Istat	Previsioni sugli ordini nei prossimi tre mesi. Indice basato su indagini condotte dall'istituto (indice base 2010=100)
Tendenza dei prezzi praticati dall'impresa	Mensile	No	Istat	Previsioni dei prezzi del settore delle costruzioni nei prossimi tre mesi. Indice basato su indagini condotte dall'istituto (indice base 2010=100)
Tendenza dell'occupazione presso l'impresa	Mensile	No	Istat	Previsione sull'occupazione dell'azienda nei prossimi tre mesi, nel settore delle costruzioni. Indice basato su indagini condotte dall'istituto (indice base 2010=100)
Ordini e domanda, settore dei servizi	Mensile	No	Istat	Ordini di domanda nel settore costruzioni
Previsione ordini e domanda in generale nel settore dei servizi	Mensile	No	Istat	Previsione di domanda nel settore costruzioni
Previsione occupazione nel settore dei servizi	Mensile	No	Istat	Previsione di occupazione nel settore costruzioni
Previsione prezzi di vendita dei prodotti nel settore dei servizi	Mensile	No	Istat	Previsione dell'andamento dei prezzi nel settore costruzioni

Tabella A1 – Dati dell’analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
Previsione economia italiana nel settore dei servizi	Mensile	No	Istat	Previsione sull’andamento generale dell’economia nel settore costruzioni
Clima di fiducia delle imprese manifatturiere	Mensile	No	Istat	Aspettative sull’andamento del fatturato. Indice basato su indagini condotte dall’istituto (indice base 2010=100)
Attese sugli ordini	Mensile	No	Istat	Previsioni sulla domanda, settore manifatturiero
Attese sulla produzione	Mensile	No	Istat	Previsioni sull’offerta, settore manifatturiero
Attese sui prezzi di vendita	Mensile	No	Istat	Previsioni sull’andamento dei prezzi, settore manifatturiero
Attese sulla situazione generale dell'economia - saldo	Mensile	No	Istat	Previsioni sull’andamento generale dell’economia, settore manifatturiero
Attese sulla liquidità	Mensile	No	Istat	Previsioni sulla disponibilità di liquidità, settore manifatturiero
Attese sull'occupazione	Mensile	No	Istat	Previsioni sull’occupazione, settore manifatturiero
Clima di fiducia nel settore commercio	Mensile	No	Istat	Aspettative sull’andamento del fatturato nel settore del commercio. Indice basato su indagini condotte dall’istituto (indice base 2010=100)
Attese ordini del settore commercio	Mensile	No	Istat	Attese a tre mesi sul volume degli ordini
Attese vendite del settore commercio	Mensile	No	Istat	Attese a tre mesi sul volume delle vendite

Tabella A1 – Dati dell’analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
Attese occupazione del settore commercio	Mensile	No	Istat	Attese a tre mesi sul numero degli occupati
Attese prezzi del settore commercio	Mensile	No	Istat	Attese a tre mesi sul livello dei prezzi
Indice del volume delle vendite del commercio al dettaglio	Mensile	No	Istat	Indice di produzione del settore del commercio al dettaglio, base 2015=100
Tassi d’interesse armonizzati - prestiti per acquisto abitazioni - flussi	Mensile	No	BSD	Tassi di interesse applicati sui prestiti, tenendo conto dei tassi di interesse applicati dalle banche e dagli istituti finanziari sui depositi e sui prestiti in UE, per famiglie, in base alla ai flussi erogati
Tassi d’interesse armonizzati - prestiti non c/c - società non finanziarie - flussi	Mensile	No	BSD	Tassi di interesse applicati sui prestiti, tenendo conto dei tassi di interesse applicati dalle banche e dagli istituti finanziari sui depositi e sui prestiti in UE, per società non finanziarie, in base alla ai flussi erogati
Tassi d’interesse armonizzati - depositi - società non finanziarie e famiglie -consistenze	Mensile	No	BSD	Tassi di interesse applicati sui depositi, tenendo conto dei tassi di interesse applicati dalle banche e dagli istituti finanziari sui depositi e sui prestiti in UE, per famiglie e società non finanziarie, in base alla consistenza dei depositi

Tabella A1 – Dati dell’analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
Tassi d’interesse armonizzati - conti correnti passivi - famiglie e società non finanziarie	Mensile	No	BSD	Tassi di interesse applicati in conti correnti, tenendo conto dei tassi di interesse applicati dalle banche e dagli istituti finanziari sui depositi e sui prestiti in UE, per famiglie e società non finanziarie
Rendimento lordo BTP decennale benchmark	Mensile	No	BSD	Parametro di riferimento per la valutazione delle performance di uno strumento di investimento, con il rendimento BTP decennale, sotto l’ipotesi di assenza di costi di intermediazione
FTSEMIB Index	Mensile	Si	BBG	Indice principale della Borsa Italiana, che comprende le 40 società con la maggior capitalizzazione di mercato e con il più alto volume di negoziazione, e quindi riflette l’andamento del mercato azionario italiano nel suo complesso.
IT30 Index - Dow Jones Italy Titans 30 Index	Mensile	Si	BBG	Indice delle 30 imprese di maggior presenza sul mercato
ITLMS Index - FTSE Italia All-Share Index	Mensile	Si	BBG	Indice della Borsa Italiana che rappresenta l’andamento complessivo del mercato azionario italiano, includendo tutte le società quotate sulla borsa italiana

Tabella A1 – Dati dell’analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
ITMC Index- FTSE Italia Mid Cap Index	Mensile	Si	BBG	Un indice della Borsa Italiana che comprende le 60 società italiane con capitalizzazione di mercato media dopo quelle del FTSE MIB, rappresentando quindi le società di medie dimensioni del mercato azionario italiano.
ITSTAR Index - FTSE Italia STAR Index	Mensile	Si	BBG	Indice della Borsa Italiana che comprende le 40 società italiane che si caratterizzano per l'alta innovazione tecnologica e l'elevato potenziale di crescita
GTITL10Y Corp	Mensile	Si	BBG	Global 10-Year Corporate Bond Index rappresenta il rendimento medio delle obbligazioni societarie a lungo termine emesse dalle società a livello globale
GTITL2Y Corp	Mensile	Si	BBG	Global 2-Year Corporate Bond Index rappresenta il tasso di interesse medio delle obbligazioni a breve termine a livello globale.
GTITL30Y Corp	Mensile	Si	BBG	Global 30-Year Corporate Bond Index rappresenta il rendimento medio delle obbligazioni societarie a lungo termine emesse dalle società a livello globale, con una scadenza di 30 anni

Tabella A1 – Dati dell’analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
GTITL5Y Corp	Mensile	Si	BBG	Global 5-Year Corporate Bond Index rappresenta il rendimento medio delle obbligazioni societarie a medio termine emesse dalle società a livello globale, con una scadenza di 5 anni
ECOCITN Index	Mensile	Si	BBG	Index Italy Current Account Balance (Billion EUR): Tracciano tutte le transazioni, escluse le operazioni finanziarie, che coinvolgono valori economici e si verificano tra i residenti di un Paese e i non residenti. I componenti principali includono commercio di prodotti e servizi, reddito e trasferimenti correnti.
ECOYBITN Index	Mensile	Si	BBG	Index Italy Trade Balance (Billion EUR): La bilancia di commercio internazionale misura la differenza tra il movimento di merce che lascia il Paese (esportazioni) e che entra (importazioni). Questa misura segue il valore della bilancia commerciale delle merci.
ITPNIYOY Index	Mensile	Si	BBG	Index Italy PPI Manufacturing YoY 2010=100: I prezzi alla produzione (output) sono una misura della variazione del prezzo dei beni che lasciano il luogo di produzione (ossia, i prezzi ricevuti dai produttori nazionali per i loro prodotti sul mercato interno o estero).

Tabella A1 – Dati dell’analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
ITPRWAY Index	Mensile	Si	BBG	Italy Industrial Production YoY: La produzione industriale misura la produzione di stabilimenti industriali nei seguenti settori: industrie estrattive, manifatturiere e di servizi pubblici (elettricità, gas e acqua). La produzione si basa sul volume della produzione.
RSWAITYY Index	Mensile	Si	BBG	Eurostat retail Sales Italy, indice che misura le vendite al dettaglio, tenendo conto anche della vendita di beni usati
USGG10YR Index	Mensile	Si	BBG	Indice che rappresenta il rendimento delle obbligazioni del Tesoro USA con scadenza a 10 anni
USGG2YR Index	Mensile	Si	BBG	Indice che rappresenta il rendimento delle obbligazioni del Tesoro USA con scadenza a 2 anni
USGG5YR Index	Mensile	Si	BBG	indice che rappresenta il rendimento delle obbligazioni del Tesoro USA con scadenza a 5 anni
DJI Index	Mensile	Si	BBG	Dow Jones Industrial Average, un indice azionario che rappresenta le 30 società più importanti degli Stati Uniti
IT US Equity	Mensile	Si	BBG	L'indice FTSE Italia America Stars, che rappresenta le società italiane quotate negli Stati Uniti

Tabella A1 – Dati dell’analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
GBOTS3M0 Index	Mensile	Si	BBG	GBOTS3MO (Italy Buoni ordinari del tesoro Treasury Bill Intraday 12 Month) rappresenta il rendimento medio di un titolo del Tesoro italiano a 3 mesi, aggiornati generalmente una volta al giorno.
GBOTG6M Index	Mensile	Si	BBG	GBOTS3MO (Italy Buoni ordinari del tesoro Treasury Bill Intraday 6 Month) rappresenta il rendimento medio di un titolo del Tesoro italiano a 6 mesi, aggiornati generalmente una volta al giorno.
ITLDEM10 G Index	Mensile	Si	BBG	Italy – Germany 10 year Government Bond Spread: Indice dello spread tra titoli di stato a 10 anni italiani (BTP) e tedeschi (BUND)
GBTPGR10 Index	Mensile	Si	BBG	Index Italy Generic Govt 10Y Yield: Buoni ordinari del tesoro BTP a 10 anni. Rappresenta il rendimento medio di un titolo BTP a 10 anni, aggiornati generalmente una volta al giorno. I tassi sono costituiti da obbligazioni governative italiane generiche (rendimenti lordi prima delle tasse).

Tabella A1 – Dati dell’analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
ECCPEMUY	Mensile	Si	BBG	Index Euro Area MUICP All Items YoY NSA: Indice armonizzato dei prezzi al consumo (HICP), usato principalmente nell'ambito dell'Unione Europea, e' una misura dei prezzi pagati dai consumatori per un paniere di beni e servizi. Viene calcolata con lo stesso metodo utilizzato in diversi Paesi per consentire misure comparabili dell'inflazione. I tassi di crescita annuali (o mensili) rappresentano il tasso d'inflazione.
ITLOG Index	Mensile	Si	BBG	Index Italy Loans to Residents General Govt & Other Residents: Indice del volume dei prestiti.
ITPSSA Index	Mensile	Si	BBG	Italy Consumer Confidence Indicator: Famiglie Dimensione del campione: 2.000 Data dell'indagine: Primi 10 giorni lavorativi del mese. La fiducia dei consumatori traccia il sentimento delle famiglie e i consumatori. I risultati si basano su sondaggi condotti presso un campione rappresentativo di famiglie.
ITTRALEE Index	Mensile	Si	BBG	Italy Trade Balance NSA: Indice dell’andamento della bilancia di commercio internazionale. Questa misura la differenza tra il movimento di merce che lascia il Paese (esportazioni) e che entra (importazioni).

Tabella A1 – Dati dell’analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
ITLOHM5 Index	Mensile	Si	BBG	Italy Loans to Residents Households Lending for House Purchase More than 5 Years: Questo concetto traccia il valore (e potenzialmente anche il numero) di ipoteche già esistenti (prestiti garantiti da immobili residenziali).
ITMUURS Index	Mensile	Si	BBG	Index Italy Monthly Labor Force Unemployment Rate: Il tasso di disoccupazione misura il numero di disoccupati come percentuale della forza lavoro (il numero totale di occupati più i disoccupati). Queste cifre provengono generalmente da un sondaggio di famiglie nella forza lavoro.
ITBCI Index	Mensile	Si	BBG	Italy Business Confidence in the Manufacturing Sector: Questo concetto traccia la crescita delle retribuzioni di dipendenti rispetto alla produzione reale. Può includere condizioni di economia generale o specifiche condizioni economiche di un particolare settore.
EUESIT Index	Mensile	Si	BBG	European Economic Sentiment Indicator Italy: L'indicatore del clima economico è costituito dai seguenti indicatori: l'Indicatore fiducia industriale (40%), l'Indicatore di fiducia dei servizi (30%), l'Indice fiducia consumatori (20%), l'Indice fiducia edilizia e commercio (5%).

Tabella A1 – Dati dell’analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
ITBCOBT Index	Mensile	Si	BBG	Italy Business Confidence Total Orders. Questo concetto traccia la crescita delle retribuzioni di dipendenti rispetto alla produzione reale. Può includere condizioni di economia generale o specifiche condizioni economiche di un particolare settore.
OEITKLAC Index	Mensile	Si	BBG	Italy OECD Leading Indicators CLI Amplitude Adjusted: Gli indicatori anticipati comprendono variabili economiche che tendono a spostarsi prima degli spostamenti dell'economia globale. Questi indicatori danno un senso dello stato futuro dell'economia.
ITPSUNE Index	Mensile	Si	BBG	Italy Consumer Confidence Future Unemployment SA: La fiducia dei consumatori traccia il sentimento delle famiglie e i consumatori. I risultati si basano su sondaggi condotti presso un campione rappresentativo di famiglie.
ITBDNETE Index	Mensile	Si	BBG	Italy Budget Balance Net EUR: Il saldo di bilancio statale è la differenza tra le entrate e le spese pubbliche. Un avanzo di bilancio significa che i ricavi sono superiori alle spese. Un deficit significa che le spese sono maggiori rispetto ai ricavi.

Tabella A1 – Dati dell’analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
OILPHIST Index	Mensile	Si	BBG	Indice che rappresenta l'andamento del prezzo del petrolio
ITPRWA Index	Mensile	Si	BBG	Produzione industriale (volume)
RSWAITI Index	Mensile	Si	BBG	Vendite al dettaglio (reale/volume)
ITLOG Index	Mensile	Si	BBG	Italy Loans Government: indicatore del debito in milioni contratto dal governo
ECOYEITN Index	Mensile	Si	BBG	Italy OECD Leading Indicators CLI Amplitude Adjusted SA
ITLOHLD Index	Mensile	Si	BBG	Italy Loans to Residents Household: indicatore del debito in milioni contratto dagli operatori. Il credito al consumo o familiare traccia l'importo del credito (o prestiti) utilizzato dai consumatori per finanziare gli acquisti di beni o servizi. Nel suo senso più ampio, questo concetto può includere tutto dai prestiti su carte di credito ai prestiti per auto, dalle linee di credito ai mutui.
ITGGTOTE Index	Mensile	Si	BBG	Index Italy General Govt Debt: Questo concetto comprende tutte le passività finanziarie dello Stato (centrale o locale e centrale). Tali passività sono tipicamente nella forma di Buoni o obbligazioni statali.

Tabella A1 – Dati dell’analisi PCA

Nome della Variabile	Frequenza	Real Time	Fonte	Descrizione
BDOBDEDR Index	Mensile	Si	BBG	Assets and Liabilities of Banks resident in Italy: un indicatore finanziario che misura le attività e le passività delle banche che operano in Italia. Viene compilato e pubblicato dalla Banca d'Italia, la banca centrale del paese.

Tabella A 3 - Coefficienti del Forecasting QFVAR(4) con variabili trimestrali

	Deflatore	Tasso	Investimenti	Consumi	PIL
Costante	0.13	0.06	1.52	0.93	0.99
L1.Deflatore	-0.28	0.16	0.49	0.29	0.08
L1. Tasso	0.24	-0.11	0.35	-0.27	0.29
L1. Investimenti	0.12	-0.03	0.26	0.19	0.15
L1.Consumi	0.1	0.03	-0.13	0.16	0.12
L1.PIL	-0.29	0.09	-0.79	-0.68	-0.59
L2.Deflatore	-0.08	0.18	-1.19	-1.27	-0.99
L2. Tasso	0.19	0.1	1.31	0.95	1.04
L2. Investimenti	-0.05	0.03	0.45	0.12	0.17
L2.Consumi	0.17	0.14	0.25	-0.16	0.09
L2.PIL	-0.09	-0.16	-1.4	-0.01	-0.57
L3.Deflatore	0.21	0.19	-0.79	-0.64	-0.55
L3. Tasso	0.13	0.04	1.41	0.63	0.78
L3. Investimenti	0.02	0.06	0.41	0.29	0.16
L3.Consumi	0.11	0.02	-0.45	-0.12	-0.07
L3.PIL	-0.13	-0.09	-0.34	-0.13	-0.2
L4.Deflatore	-0.4	0.06	-0.34	0.07	-0.28
L4. Tasso	0.25	-0.13	0.37	-0.14	0.23
L4. Investimenti	0.07	0.06	0.53	0.22	0.18
L4.Consumi	0.15	0.2	0.37	0.94	0.18
L4.PIL	-0.24	-0.33	-1.51	-1.29	-0.57

Tabella A 4 - Coefficienti del forecasting sul MIFAVAR(5) con variabili trimestrali

	Factor11	Factor12	Factor13	Factor21	Factor22	Factor23	Consumi	Investimenti	PIL	Deflatore	Tasso
Costante	574.77	-536.64	-530.13	790.22	-147.42	-494.03	0.1	0.31	0.7	0.34	0.51
L1.Factor11	0.12	-0.24	-0.22	-0.05	-0.01	0.14	0.0	-0.0	-0.0	-0.0	-0.0
L1.Factor12	-0.41	0.03	0.42	-0.17	0.02	0.05	-0.0	-0.0	-0.0	-0.0	-0.0
L1.Factor13	0.28	0.61	-0.62	0.23	-0.06	-0.32	-0.0	0.0	-0.0	0.0	-0.0
L1.Factor21	-0.14	0.26	1.8	-0.23	-0.9	-0.02	-0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
L1.Factor22	0.37	0.79	2.02	-0.7	-0.44	-0.2	-0.0	-0.0	0.0	0.0	0.0
L1.Factor23	-0.25	0.08	1.61	-0.48	-0.95	-0.52	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
L1.Consumi	1586.56	3373.26	922.99	1216.04	-625.99	-653.46	-0.63	0.08	-0.65	0.64	-0.61
L1.Investimenti	-1776.96	-471.48	37.8	-660.44	28.56	499.47	-0.09	-0.15	1.23	0.54	0.73
L1.PIL	-332.46	-1118.12	-1817.72	495.66	-68.74	-349.49	0.02	-0.1	-0.3	-0.26	-0.17
L1.Deflatore	780.97	1226.52	-2443.5	1523.62	-417.0	-1148.2	0.19	-0.09	-1.15	0.79	-0.26
L1.Tasso	-145.18	1601.83	5139.88	-2673.98	610.19	2388.49	-0.18	0.27	1.56	-0.21	0.44
L2.Factor11	0.12	-0.17	-0.12	0.17	-0.09	-0.15	0.0	-0.0	-0.0	-0.0	-0.0
L2.Factor12	0.05	0.06	0.16	0.03	0.07	0.03	-0.0	-0.0	-0.0	-0.0	-0.0
L2.Factor13	0.4	0.48	-0.13	-0.22	0.06	0.18	-0.0	-0.0	-0.0	-0.0	-0.0
L2.Factor21	0.88	0.99	0.17	0.61	-0.54	-0.56	0.0	-0.0	0.0	0.0	0.0
L2.Factor22	0.06	0.83	-0.3	1.61	-0.62	-0.42	0.0	-0.0	-0.0	0.0	0.0
L2.Factor23	0.92	0.94	2.82	-0.48	-1.42	-1.44	0.0	-0.0	0.0	0.0	0.0
L2.Consumi	2061.38	597.42	4403.66	-1344.33	316.38	904.73	-0.29	0.41	1.61	-0.01	0.68
L2.Investimenti	-2114.91	1149.37	1449.14	-814.8	45.36	1360.99	0.01	-0.46	0.54	1.2	1.4
L2.PIL	-303.19	669.57	-1035.83	469.56	-140.18	-502.92	0.03	0.12	-0.01	-0.45	-0.55
L2.Deflatore	553.07	-982.81	1226.98	-970.15	212.26	362.42	0.15	0.25	1.19	-0.48	0.36
L2.Tasso	578.55	-165.48	-41.3	503.77	-148.39	232.55	-0.14	-0.32	-1.19	1.44	0.72
L3.Factor11	-0.21	0.38	0.14	-0.34	0.16	0.73	0.0	-0.0	0.0	0.0	0.0
L3.Factor12	0.27	-0.26	-0.62	0.03	0.05	-0.06	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
L3.Factor13	0.35	0.28	-0.32	-0.26	0.12	0.04	-0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
L3.Factor21	-0.41	-0.76	-3.09	1.76	-0.14	-0.83	0.0	-0.0	-0.0	0.0	-0.0
L3.Factor22	-0.48	-1.69	-2.38	0.62	0.34	-0.55	0.0	-0.0	-0.0	0.0	-0.0
L3.Factor23	0.05	1.34	0.75	1.76	-1.93	-1.82	0.0	-0.0	0.0	0.0	0.0
L3.Consumi	-578.94	77.8	-111.96	1667.71	-413.14	-141.62	-0.03	0.22	0.49	1.16	0.8
L3.Investimenti	-534.16	-3986.57	-691.08	-506.12	432.92	-0.11	0.09	-0.14	1.04	0.42	1.35
L3.PIL	357.76	1695.94	1081.04	-289.99	90.03	150.75	0.09	-0.0	-0.11	0.1	-0.12
L3.Deflatore	85.16	1675.84	-1530.51	845.15	-358.2	277.31	0.2	-0.13	-0.04	0.22	0.24
L3.Tasso	-758.1	-4497.86	-731.67	-173.73	62.57	-934.1	-0.42	-0.0	-0.12	-0.45	-0.29
L4.Factor11	0.2	-0.49	-0.01	-0.0	-0.11	-0.21	-0.0	0.0	-0.0	0.0	0.0
L4.Factor12	0.01	-0.15	0.31	0.01	-0.08	-0.01	0.0	0.0	-0.0	-0.0	-0.0
L4.Factor13	-0.04	0.1	-0.05	-0.26	0.13	0.25	-0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
L4.Factor21	-0.46	-0.29	-0.68	-0.78	1.17	0.53	-0.0	0.0	0.0	0.0	-0.0
L4.Factor22	0.28	-0.88	0.44	-1.7	1.5	1.5	-0.0	0.0	0.0	0.0	-0.0
L4.Factor23	-0.59	0.18	-1.42	1.8	-1.17	-2.22	0.0	-0.0	0.0	0.0	0.0
L4.Consumi	-2917.91	-2315.32	433.73	489.7	141.97	52.31	-0.82	0.47	-0.12	0.36	0.17
L4.Investimenti	-2000.3	-1903.09	2.22	1215.21	-263.33	-530.63	0.36	-0.42	0.0	-0.88	-0.75
L4.PIL	732.77	-939.58	368.67	-709.85	327.56	221.57	0.06	0.16	0.94	0.24	0.62
L4.Deflatore	-424.76	-432.66	-3363.01	978.02	78.95	-1055.75	0.08	0.15	-0.33	0.93	0.19
L4.Tasso	-961.7	2890.14	4356.1	-509.98	-320.94	785.64	-0.2	-0.5	-1.24	-1.63	-1.36
L5.Factor11	-0.73	-0.38	1.02	-0.36	0.07	0.35	-0.0	-0.0	-0.0	-0.0	-0.0
L5.Factor12	0.14	1.1	-0.78	0.44	-0.15	-0.25	0.0	-0.0	-0.0	0.0	-0.0
L5.Factor13	-0.09	-0.29	-0.26	-0.14	0.02	0.04	-0.0	0.0	-0.0	-0.0	0.0
L5.Factor21	0.74	0.11	1.15	-1.65	0.82	1.79	-0.0	0.0	-0.0	-0.0	-0.0
L5.Factor22	1.02	0.41	0.49	-0.38	0.29	0.49	0.0	0.0	-0.0	-0.0	-0.0
L5.Factor23	-0.18	0.29	0.62	-0.1	0.07	-0.05	-0.0	-0.0	0.0	0.0	0.0
L5.Consumi	-2348.04	1343.7	2413.8	1116.71	-256.78	122.18	-0.5	0.1	-1.31	-0.84	-1.01
L5.Investimenti	1944.87	70.65	-1781.99	815.44	-144.17	-1338.72	0.54	0.06	-1.18	-0.67	-0.86
L5.PIL	-744.48	-173.41	606.44	882.86	-346.12	-367.15	-0.11	-0.0	0.33	0.26	0.05
L5.Deflatore	-1003.63	616.39	3418.63	-1088.56	452.23	757.68	-0.05	0.02	-0.53	-1.49	-0.8
L5.Tasso	2167.4	-247.27	-4548.48	-313.44	74.64	-30.01	0.2	-0.0	0.21	1.23	0.9

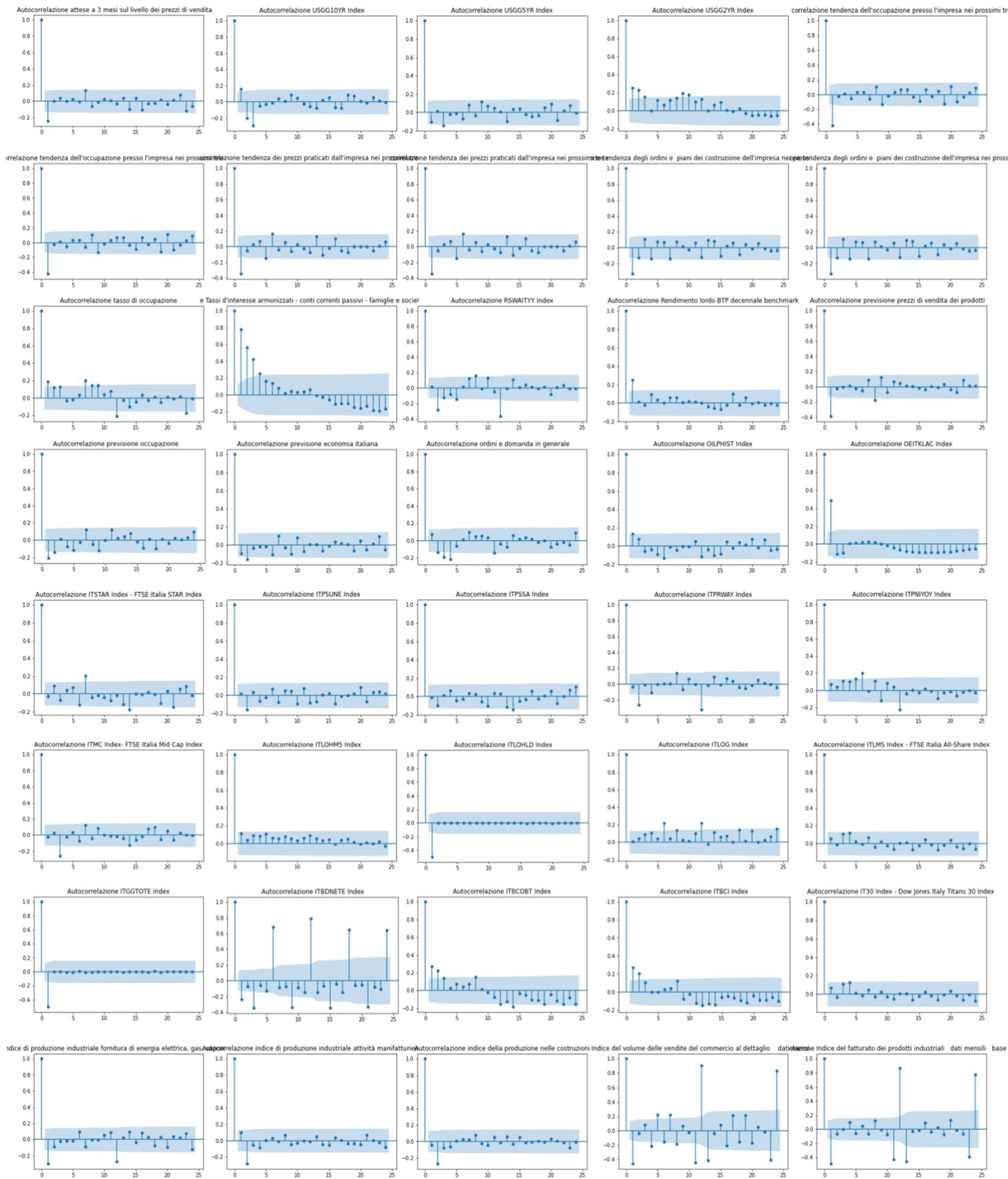
	Pesi PC1
ITLDEM10 G Index	0,002137
ITPSUNE Index	0,000608
Indice del volume delle vendite del commercio al dettaglio	0,000465
Attese sui prezzi	0,000361
ECOYBITN Index	0,000208
ITBDNETE Index	0,000134
ECOCITN Index	0,000123
tendenza dei prezzi praticati dall'impresa nei prossimi tre mesi	0,000115
tendenza dei prezzi praticati dall'impresa nei prossimi tre mesi	0,000115

Tabella A 5 – pesi delle prime 9 variabili della prima componente principale: "Aspettative"

	Pesi PC2
ITMC Index- FTSE Italia Mid Cap Index	0,117896594
ITSTAR Index - FTSE Italia STAR Index	0,060023078
ITLMS Index - FTSE Italia All-Share Index	0,029698304
FTSEMIB Index	0,026779855
DJI Index	0,020405667
Indice del volume delle vendite del commercio al dettaglio	0,003471052
IT30 Index - Dow Jones Italy Titans 30 Index	0,002996476
Previsione economia italiana	0,000726792
Attese sui prezzi	0,000629683

Tabella A 6 - pesi delle prime 9 variabili della seconda componente principale: "Finanziaria"

Figura A 1 – Grafici delle ACF delle variabili inserite nell'analisi fattoriale



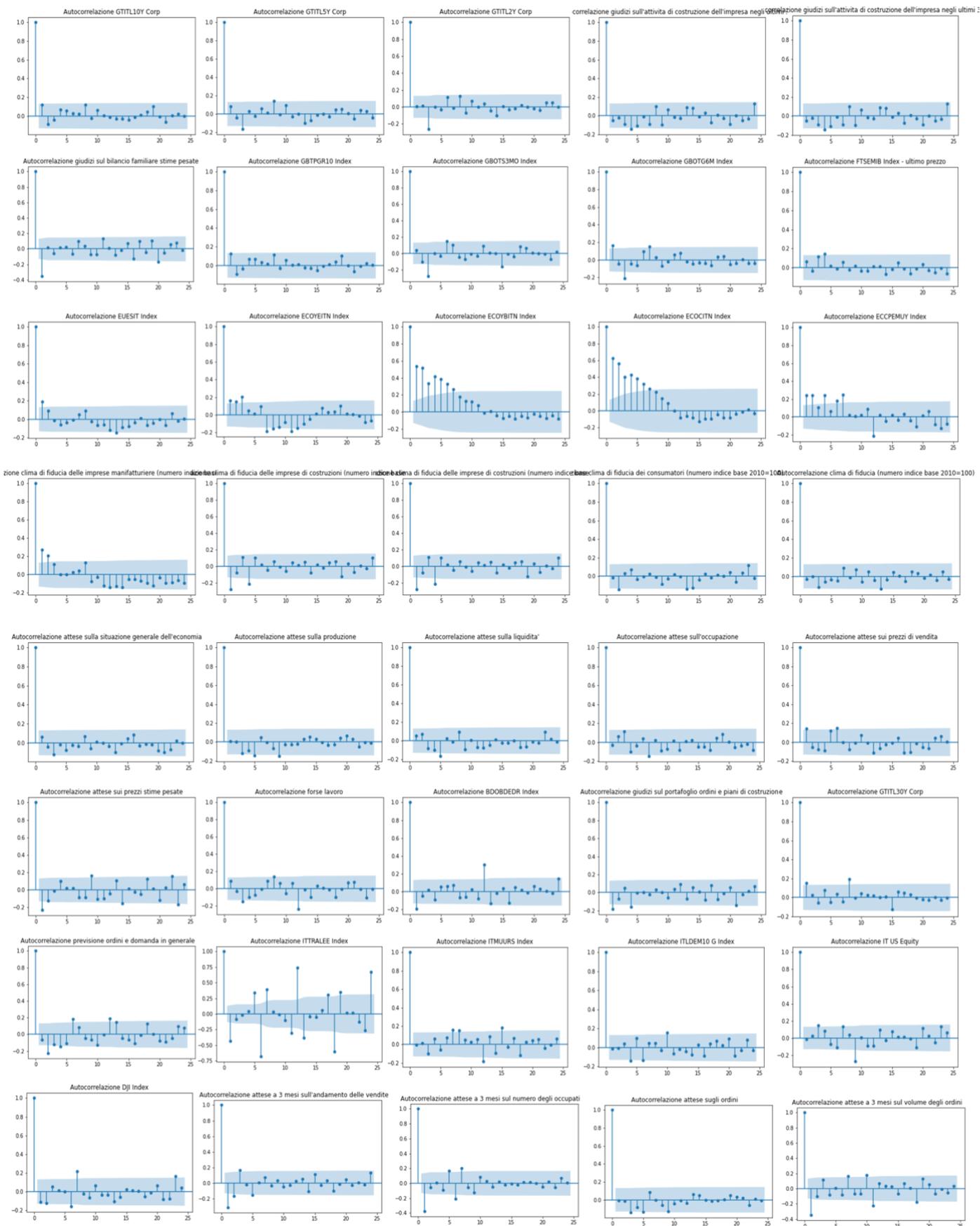


Tabella A 7 - Componente principale "Aspettative" nella serie storica dal Q3 2004 al Q4 2022

		Data	Fattore 1		
01/04/04	-675,75	01/08/07	1928,52	01/12/10	-2232,12
01/05/04	742,28	01/09/07	1862,01	01/01/11	-1047,04
01/06/04	-1085,39	01/10/07	-1102,00	01/02/11	-770,47
01/07/04	105,70	01/11/07	5091,72	01/03/11	680,94
01/08/04	709,62	01/12/07	1746,49	01/04/11	-1072,82
01/09/04	-1040,70	01/01/08	7009,22	01/05/11	1522,95
01/10/04	-1068,99	01/02/08	-43,24	01/06/11	1604,11
01/11/04	-585,05	01/03/08	2333,20	01/07/11	2170,16
01/12/04	-1835,41	01/04/08	-1450,04	01/08/11	3766,97
01/01/05	-1485,42	01/05/08	269,41	01/09/11	1748,92
01/02/05	-665,41	01/06/08	6081,12	01/10/11	-1287,94
01/03/05	-98,84	01/07/08	907,67	01/11/11	1826,40
01/04/05	1065,14	01/08/08	-851,48	01/12/11	312,37
01/05/05	-1226,96	01/09/08	6178,66	01/01/12	-647,08
01/06/05	-925,71	01/10/08	5421,97	01/02/12	-1602,39
01/07/05	-2692,22	01/11/08	2381,29	01/03/12	454,48
01/08/05	586,41	01/12/08	796,86	01/04/12	2158,42
01/09/05	-1865,97	01/01/09	1922,09	01/05/12	2986,65
01/10/05	3904,13	01/02/09	2472,89	01/06/12	-1265,26
01/11/05	-1312,27	01/03/09	-1020,37	01/07/12	375,72
01/12/05	-1048,96	01/04/09	-4330,97	01/08/12	-682,08
01/01/06	-2514,15	01/05/09	-1431,25	01/09/12	-457,73
01/02/06	-2803,64	01/06/09	1216,06	01/10/12	-640,69
01/03/06	-1762,09	01/07/09	-2317,80	01/11/12	379,37
01/04/06	-748,37	01/08/09	-1291,24	01/12/12	-941,55
01/05/06	4370,73	01/09/09	-1567,44	01/01/13	-1978,41
01/06/06	-12,50	01/10/09	1809,34	01/02/13	1121,39
01/07/06	-1242,08	01/11/09	493,11	01/03/13	-286,83
01/08/06	-1449,94	01/12/09	-1400,13	01/04/13	-1517,29
01/09/06	-609,16	01/01/10	1649,01	01/05/13	-1216,18
01/10/06	-2466,08	01/02/10	1330,13	01/06/13	2014,86
01/11/06	-506,91	01/03/10	-2844,82	01/07/13	-2282,33
01/12/06	-1815,46	01/04/10	1101,25	01/08/13	318,94
01/01/07	-1905,29	01/05/10	3381,54	01/09/13	-1212,79
01/02/07	584,06	01/06/10	1043,82	01/10/13	-3804,09
01/03/07	-1920,37	01/07/10	-2229,17	01/11/13	-860,27
01/04/07	22586,04	01/08/10	2022,30	01/12/13	-364,10
01/05/07	116,10	01/09/10	-1308,85	01/01/14	80,96
01/06/07	1196,17	01/10/10	-1369,36	01/02/14	-3408,91
01/07/07	-20788,03	01/11/10	3166,64	01/03/14	-2251,76

		Data	Fattore 1		
01/04/14	585,20	01/08/17	362,07	01/12/20	-2457,06
01/05/14	1077,30	01/09/17	-2933,94	01/01/21	2199,90
01/06/14	1597,57	01/10/17	-1722,43	01/02/21	-3802,35
01/07/14	1209,97	01/11/17	1291,25	01/03/21	-5135,81
01/08/14	592,55	01/12/17	988,89	01/04/21	-2261,60
01/09/14	825,58	01/01/18	-2437,74	01/05/21	-4359,58
01/10/14	1158,66	01/02/18	3244,25	01/06/21	-340,32
01/11/14	-771,85	01/03/18	-112,90	01/07/21	-2405,75
01/12/14	466,28	01/04/18	-1802,10	01/08/21	-2636,36
01/01/15	-2715,26	01/05/18	4155,25	01/09/21	3344,43
01/02/15	-4329,70	01/06/18	-765,45	01/10/21	-4111,25
01/03/15	-3261,35	01/07/18	-1872,28	01/11/21	3442,32
01/04/15	264,71	01/08/18	3310,11	01/12/21	-3502,70
01/05/15	-729,31	01/09/18	-348,47	01/01/22	7229,18
01/06/15	2304,42	01/10/18	6845,29	01/02/22	3290,25
01/07/15	-4271,87	01/11/18	633,40	01/03/22	797,95
01/08/15	4499,42	01/12/18	2639,35	01/04/22	3188,05
01/09/15	2053,46	01/01/19	-3760,89	01/05/22	265,84
01/10/15	-3628,89	01/02/19	-2518,26	01/06/22	8776,02
01/11/15	-1214,49	01/03/19	-998,45	01/07/22	-4593,48
01/12/15	488,77	01/04/19	-1071,04	01/08/22	5600,06
01/01/16	6421,83	01/05/19	4626,81	01/09/22	5131,37
01/02/16	924,76	01/06/19	-2138,31	01/10/22	-5713,39
01/03/16	-1552,24	01/07/19	-419,70	01/11/22	-4924,58
01/04/16	-493,09	01/08/19	2351,04	01/12/22	1712,28
01/05/16	-423,37	01/09/19	-2520,24		
01/06/16	4410,23	01/10/19	-1406,58		
01/07/16	-2455,50	01/11/19	-4527,09		
01/08/16	908,69	01/12/19	1235,86		
01/09/16	638,71	01/01/20	2182,72		
01/10/16	-1103,84	01/02/20	3308,05		
01/11/16	1131,94	01/03/20	12862,43		
01/12/16	-4450,73	01/04/20	-3436,39		
01/01/17	612,57	01/05/20	-3118,91		
01/02/17	-2516,14	01/06/20	-795,59		
01/03/17	-5678,55	01/07/20	-1138,90		
01/04/17	-2093,32	01/08/20	-1653,50		
01/05/17	-630,61	01/09/20	87,12		
01/06/17	1986,55	01/10/20	3892,81		
01/07/17	-2793,99	01/11/20	-8856,95		

Tabella A 8 - Componente principale "Finanziario" nella serie storica dal Q3 2004 al Q4 2022

		Data	Fattore 2		
01/04/04	937,08	01/08/07	2793,62	01/12/10	-69,77
01/05/04	-260,48	01/09/07	323,04	01/01/11	3537,09
01/06/04	926,77	01/10/07	-1832,16	01/02/11	-3258,90
01/07/04	-3680,80	01/11/07	184,00	01/03/11	1051,21
01/08/04	2438,24	01/12/07	1346,48	01/04/11	-1162,48
01/09/04	1889,20	01/01/08	1062,09	01/05/11	-788,30
01/10/04	-1200,25	01/02/08	-3616,91	01/06/11	-699,38
01/11/04	900,70	01/03/08	-299,61	01/07/11	-3421,06
01/12/04	237,48	01/04/08	360,59	01/08/11	3764,49
01/01/05	1742,37	01/05/08	-505,48	01/09/11	-1307,41
01/02/05	-871,89	01/06/08	105,02	01/10/11	-619,77
01/03/05	-269,94	01/07/08	-3473,89	01/11/11	225,00
01/04/05	323,37	01/08/08	4805,93	01/12/11	-3068,46
01/05/05	-1193,00	01/09/08	-584,83	01/01/12	6244,58
01/06/05	505,05	01/10/08	-2853,66	01/02/12	-3191,10
01/07/05	-2772,13	01/11/08	1741,93	01/03/12	-3243,17
01/08/05	3559,20	01/12/08	-2216,64	01/04/12	1981,59
01/09/05	1673,35	01/01/09	3127,54	01/05/12	-1671,79
01/10/05	-2535,13	01/02/09	-2996,85	01/06/12	-1698,90
01/11/05	1490,41	01/03/09	-991,53	01/07/12	-2065,10
01/12/05	-14,54	01/04/09	656,14	01/08/12	5352,89
01/01/06	2761,80	01/05/09	-1022,51	01/09/12	-603,61
01/02/06	-474,04	01/06/09	1871,41	01/10/12	-2135,88
01/03/06	-805,30	01/07/09	-4106,61	01/11/12	238,36
01/04/06	432,09	01/08/09	5258,90	01/12/12	-134,52
01/05/06	-1197,17	01/09/09	-340,17	01/01/13	4483,17
01/06/06	53,06	01/10/09	-687,95	01/02/13	-3080,94
01/07/06	-1891,49	01/11/09	344,43	01/03/13	-1950,62
01/08/06	2207,15	01/12/09	-684,34	01/04/13	1303,75
01/09/06	1263,53	01/01/10	3989,12	01/05/13	-1812,95
01/10/06	-1646,65	01/02/10	-1570,58	01/06/13	230,50
01/11/06	230,60	01/03/10	-844,32	01/07/13	-2156,78
01/12/06	45,55	01/04/10	-759,69	01/08/13	4975,47
01/01/07	3311,44	01/05/10	673,14	01/09/13	388,76
01/02/07	-2423,18	01/06/10	1220,01	01/10/13	-2676,37
01/03/07	-1101,92	01/07/10	-4842,21	01/11/13	997,33
01/04/07	-2124,22	01/08/10	4421,12	01/12/13	-395,99
01/05/07	-775,58	01/09/10	794,47	01/01/14	3267,39
01/06/07	-1388,55	01/10/10	-972,76	01/02/14	-1956,96
01/07/07	1686,19	01/11/10	404,84	01/03/14	-892,43

		Data	Fattore 2		
01/04/14	438,65	01/08/17	3428,77	01/12/20	404,66
01/05/14	-456,06	01/09/17	-941,92	01/01/21	5021,10
01/06/14	-3,46	01/10/17	-415,45	01/02/21	-2741,41
01/07/14	-3578,76	01/11/17	70,38	01/03/21	589,90
01/08/14	4691,38	01/12/17	-550,34	01/04/21	-550,36
01/09/14	-11,83	01/01/18	5691,18	01/05/21	974,24
01/10/14	-3634,03	01/02/18	-3858,52	01/06/21	169,70
01/11/14	2044,64	01/03/18	-1496,35	01/07/21	-2642,90
01/12/14	-2374,48	01/04/18	1985,79	01/08/21	8254,79
01/01/15	6226,26	01/05/18	-1091,91	01/09/21	-1564,82
01/02/15	-2862,94	01/06/18	-1733,19	01/10/21	-241,64
01/03/15	230,05	01/07/18	-307,30	01/11/21	-451,01
01/04/15	244,53	01/08/18	2945,44	01/12/21	4170,92
01/05/15	-508,57	01/09/18	1298,40	01/01/22	4117,65
01/06/15	1181,20	01/10/18	-3568,68	01/02/22	-5526,02
01/07/15	-4916,31	01/11/18	-241,01	01/03/22	-840,63
01/08/15	5806,81	01/12/18	858,21	01/04/22	2504,44
01/09/15	-426,23	01/01/19	2897,60	01/05/22	-3640,25
01/10/15	-2421,43	01/02/19	-2780,88	01/06/22	1284,02
01/11/15	802,12	01/03/19	-1318,30	01/07/22	-1451,18
01/12/15	-1690,50	01/04/19	1914,44	01/08/22	8379,44
01/01/16	5040,37	01/05/19	-3174,93	01/09/22	-3715,47
01/02/16	-4087,69	01/06/19	93,94	01/10/22	-3734,96
01/03/16	-1144,62	01/07/19	-2051,89	01/11/22	-2853,87
01/04/16	620,88	01/08/19	4941,20	01/12/22	-154,23
01/05/16	-314,70	01/09/19	135,93		
01/06/16	-108,47	01/10/19	-5233,80		
01/07/16	-2997,21	01/11/19	3825,44		
01/08/16	5123,27	01/12/19	-44,88		
01/09/16	-1366,69	01/01/20	4270,11		
01/10/16	-339,03	01/02/20	-5540,99		
01/11/16	20,34	01/03/20	-1772,28		
01/12/16	-1092,62	01/04/20	7278,43		
01/01/17	5931,08	01/05/20	-6457,81		
01/02/17	-1984,64	01/06/20	-473,16		
01/03/17	-2420,34	01/07/20	-3178,04		
01/04/17	1885,11	01/08/20	5935,77		
01/05/17	-602,93	01/09/20	-2184,27		
01/06/17	-338,56	01/10/20	-2093,38		
01/07/17	-1603,04	01/11/20	1926,10		

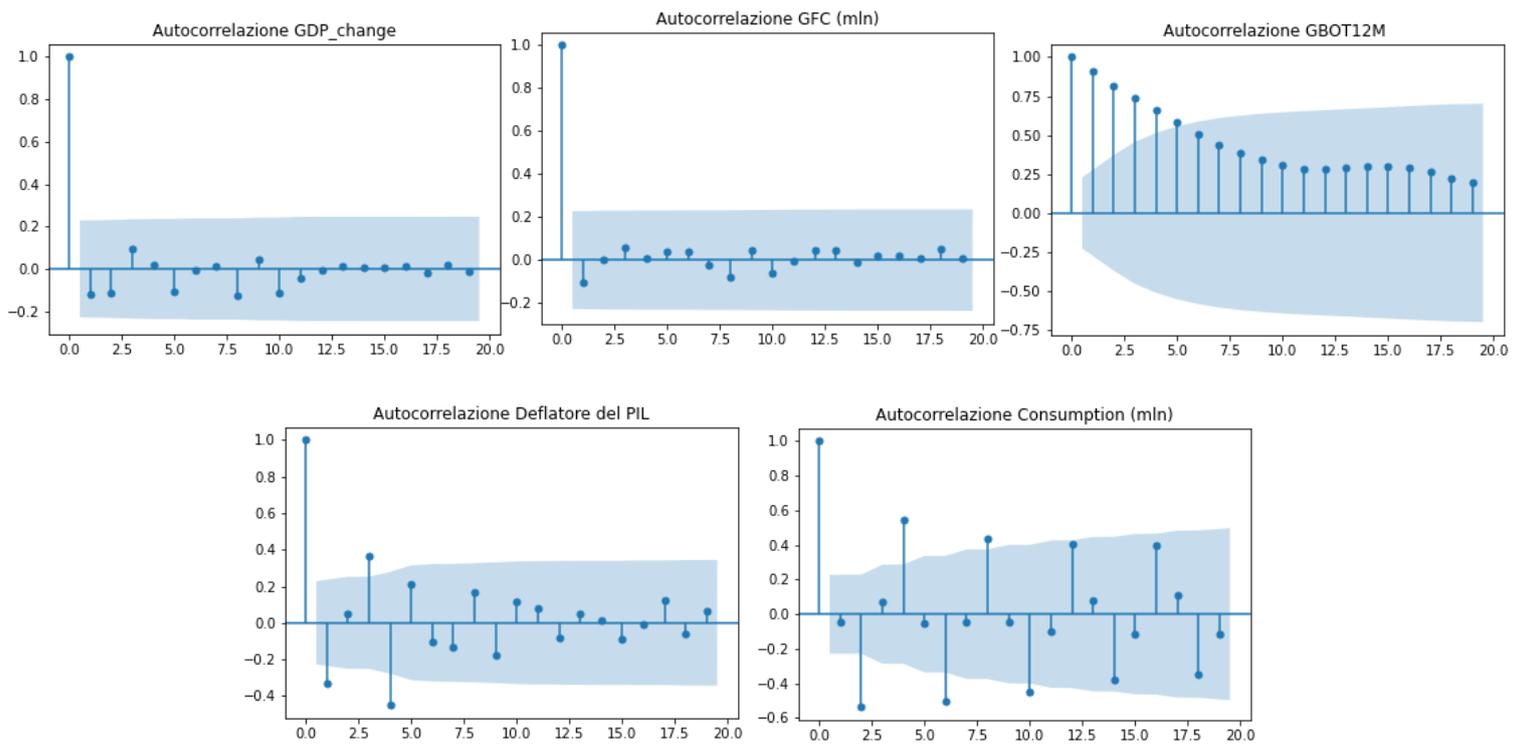


Figura A 2 - Grafici delle ACF delle variabili trimestrali

Lag Order = 1
AIC : 94.91930138876849
BIC : 99.06095407687243
FPE : 1.7270686257303395e+41
HQIC: 96.56982151594262

Lag Order = 2
AIC : 93.42333287515952
BIC : 101.42328465447983
FPE : 4.829649539919035e+40
HQIC: 96.60813736854003

Lag Order = 3
AIC : 91.10903408265914
BIC : 103.02793935045423
FPE : 9.454312635344536e+39
HQIC: 95.84880499991975

Lag Order = 4
AIC : 88.28690796707079
BIC : 104.18698146441983
FPE : 3.09519694035683e+39
HQIC: 94.60261098067498

Lag Order = 5
AIC : 79.21726616834941
BIC : 99.1623329340293
FPE : 2.896645785948837e+37
HQIC: 87.13014018089308

Tabella A 10 – Analisi di selezione dei lag per il MIFAVAR(5) con variabili trimestrali

Lag Order = 1
AIC : 2.589568340317008
BIC : 3.530853042158813
FPE : 13.348802727326106
HQIC: 2.964686551038401

Lag Order = 2
AIC : 1.115958938884915
BIC : 2.8550788909110683
FPE : 3.089517343589269
HQIC: 1.8083077417937197

Lag Order = 3
AIC : 1.160403721672596
BIC : 3.709902174676895
FPE : 3.319311102075574
HQIC: 2.17425846333262

Lag Order = 4
AIC : 0.32979745880252986
BIC : 3.7025403218765693
FPE : 1.5295804786330938
HQIC: 1.6694920374458424

Lag Order = 5
AIC : 0.4509800500122543
BIC : 4.660166218094048
FPE : 1.9083671621733906
HQIC: 2.1209047604516655

Tabella A 9 - Analisi di selezione dei lag QFVAR(4) con variabili trimestrali

Forecasting 1 step ahead - 95%



Figura A 3 - Forecasting MIFAVAR(5) con variabili trimestrali Q32004 al Q42022

Forecasting 1 step ahead - 95%

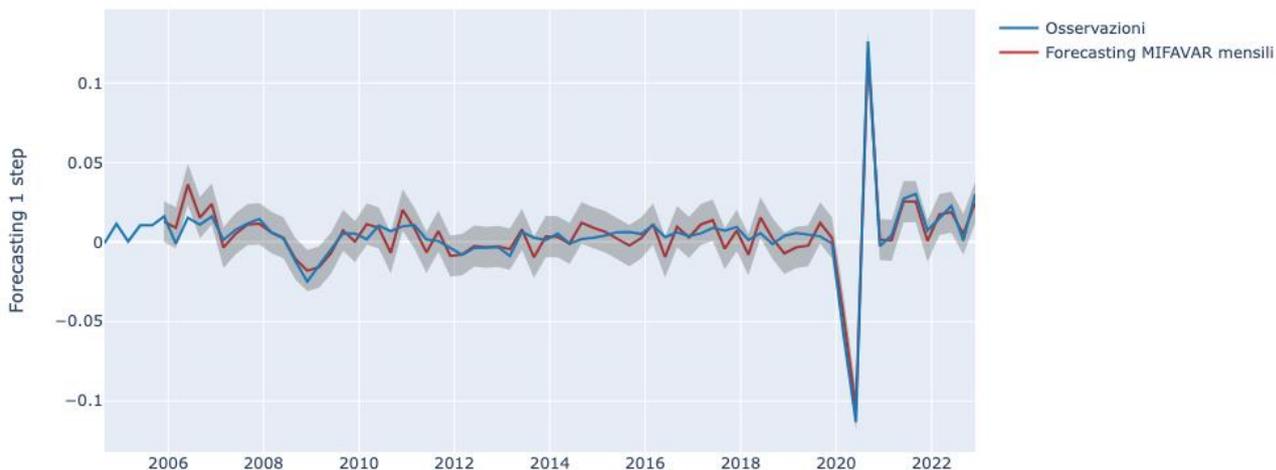


Figura A 4 - Forecasting MIFAVAR(5) con PIL(trimestrale) e due variabili mensili Q32004 al Q42022

Forecasting 1 step ahead - 95%

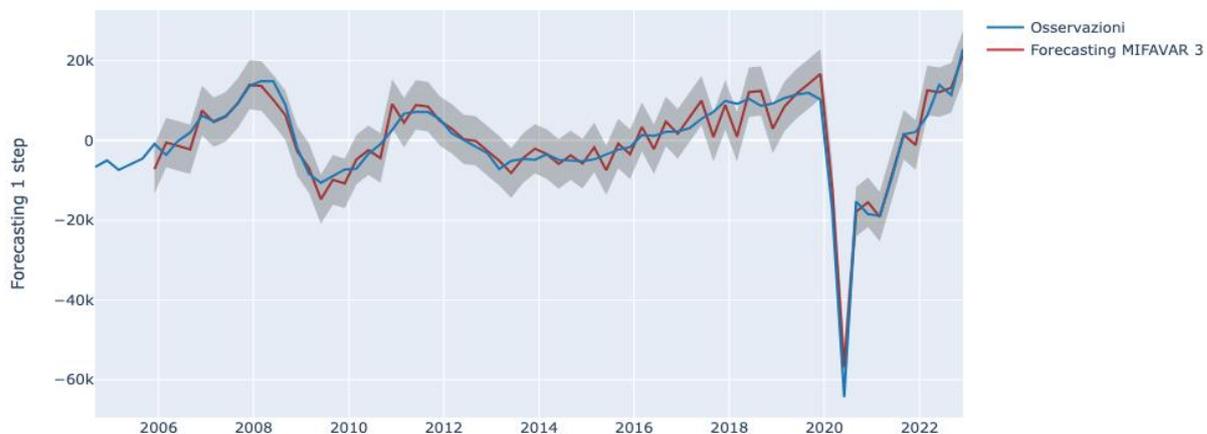


Figura A 5 - Forecasting MIFAVAR(5) con PIL(trimestrale) e due variabili mensili Q32004 al Q42022 con filtro HP

Forecasting 1 step ahead - 95%

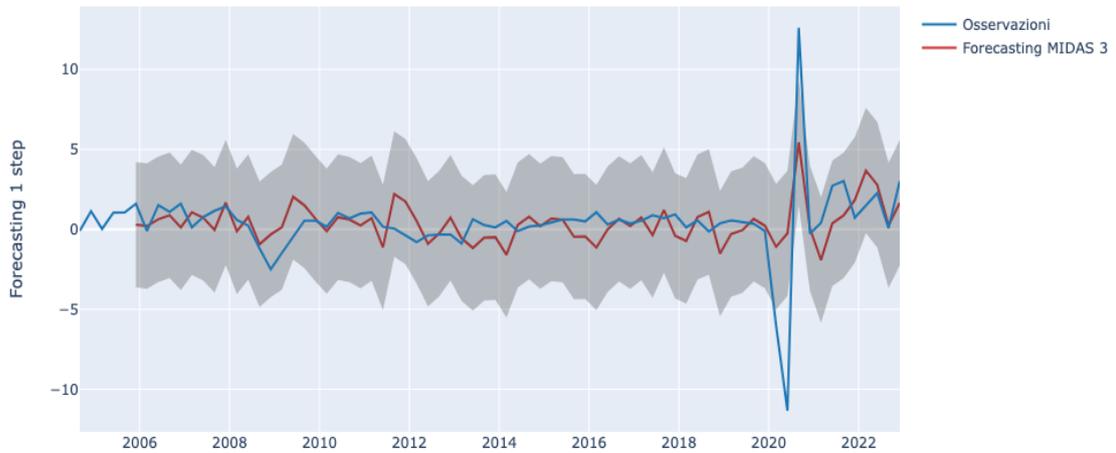


Figura A 6 - Forecasting MIDAS) con PIL(trimestrale) e due variabili mensili Q32004 al Q42022

Forecasting 1 step ahead - 95%

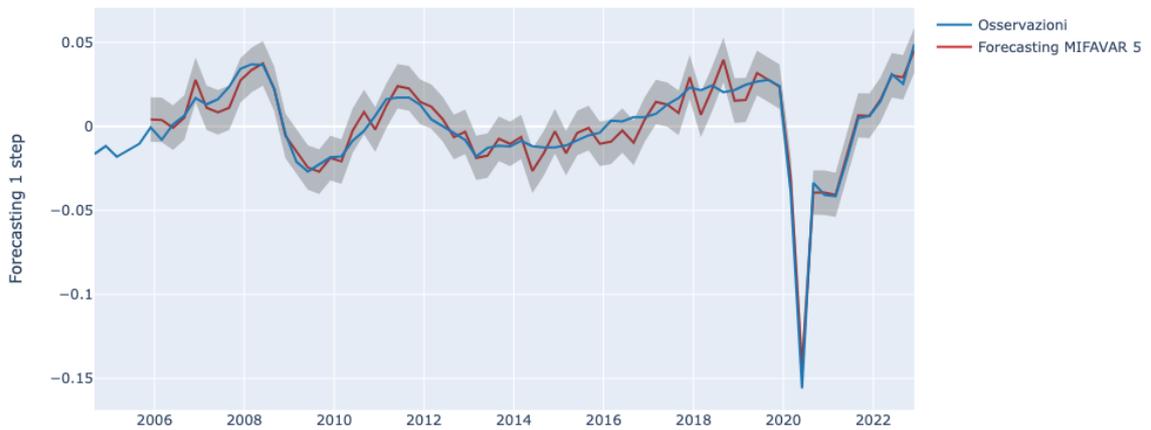


Figura A 8 - MIFAVAR(5) con 5 dati trimestrali con trasformazione con filtro HP

Forecasting investimenti 1 step ahead - 95%

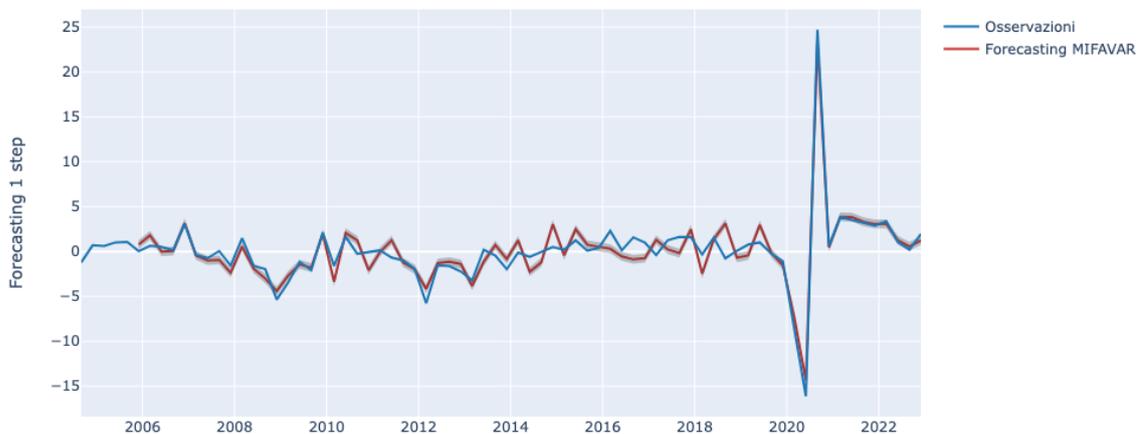


Figura A 7 – Forecasting Investimenti MIFAVAR (5)) con variabili trimestrali Q32004 al Q42022

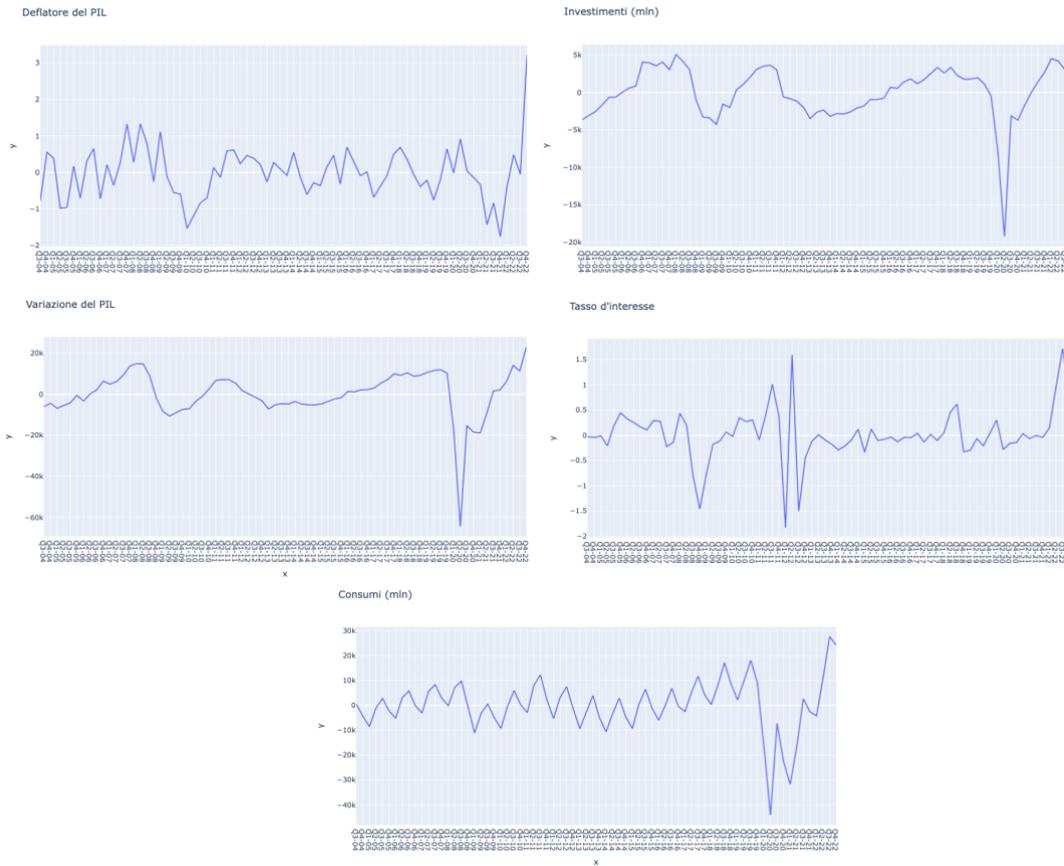


Figura A 10 – Grafici dell’andamento delle variabili trimestrali HP filter

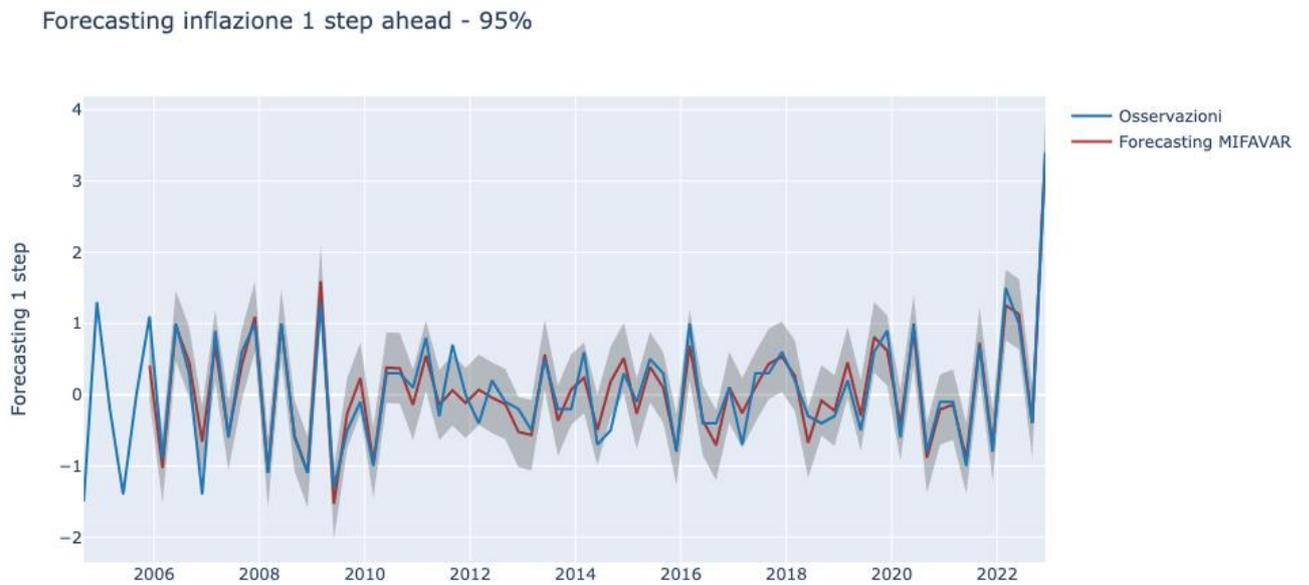


Figura A 11 - Forecasting inflazione MIFAVAR con variabili trimestrali Q32004 – Q42022

Forecasting inflazione 1 step ahead - 95%

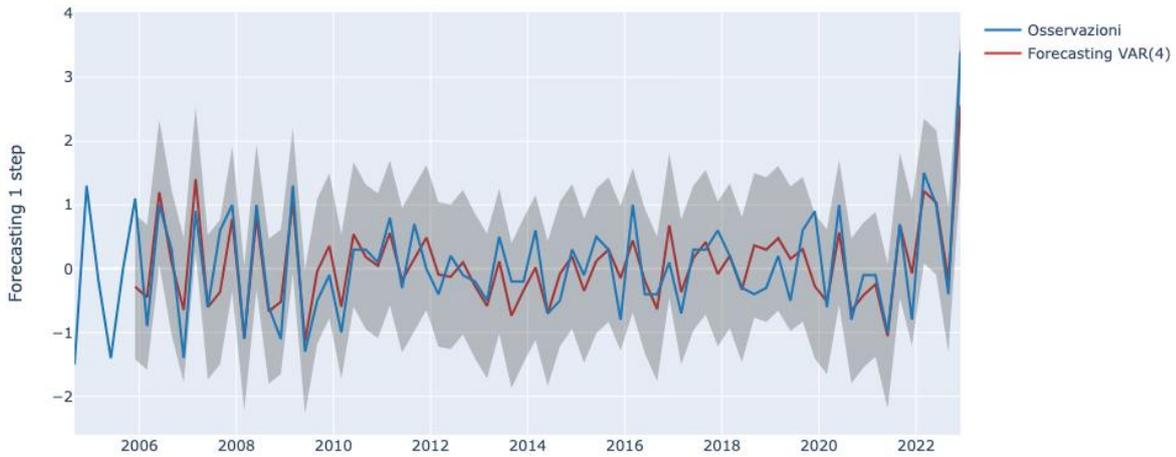


Figura A 12 - Forecasting inflazione VAR(4) con variabili trimestrali con serie storiche da Q32004 – Q42022

Forecasting consumi 1 step ahead - 95%

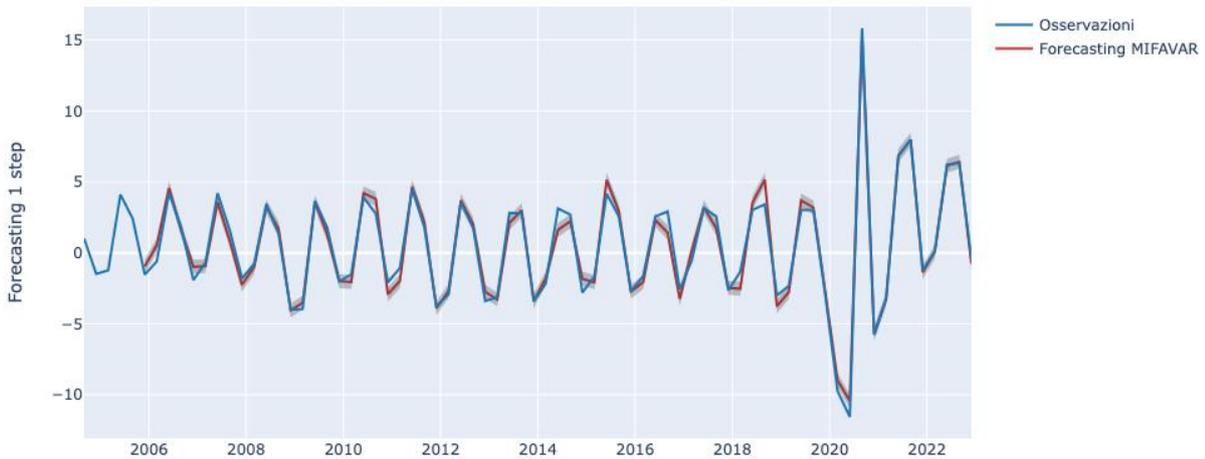


Figura A 13 - Forecasting Consumi MIFAVAR con variabili trimestrali con serie storiche Q32004 – Q42022

Forecasting consumi 1 step ahead - 95%

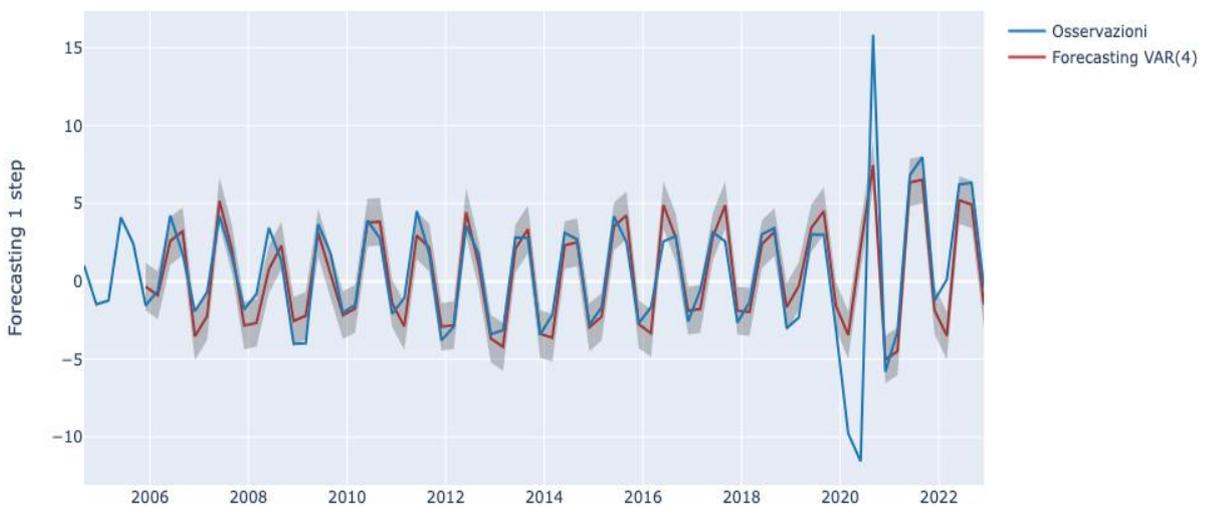


Figura A 14 - Forecasting Consumi VAR(4) con variabili trimestrali con serie storiche Q32004 – Q4 2022

Forecasting investimenti 1 step ahead - 95%



Figura A 15 - Forecasting investimenti MIFAVAR(5) con variabili trimestrali serie storiche da Q32004 – Q42022

Forecasting investimenti 1 step ahead - 95%

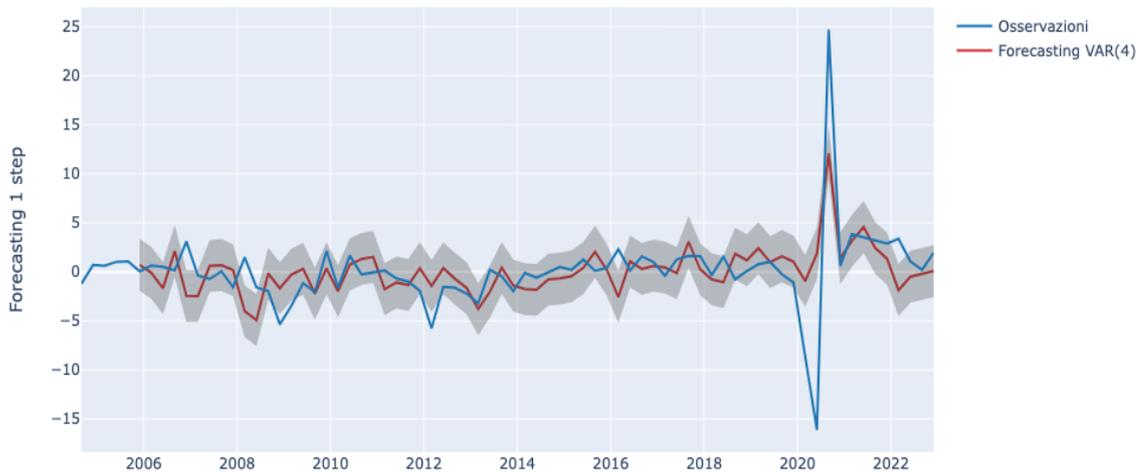


Figura A 16 - Forecasting Investimenti VAR(4)) con variabili trimestrali serie storiche da Q32004 – Q42022

Forecasting inflazione 1 step ahead - 95%

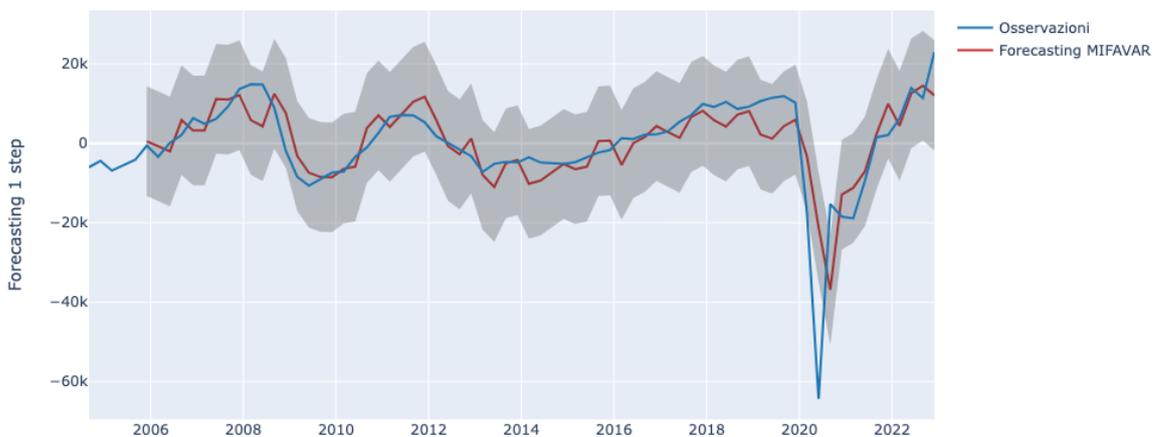


Figura A 17 - Forecasting GDP Benchmark HP) con variabili trimestrali serie storiche da Q32004 – Q42022

Forecasting Tasso 1 step ahead - 95%

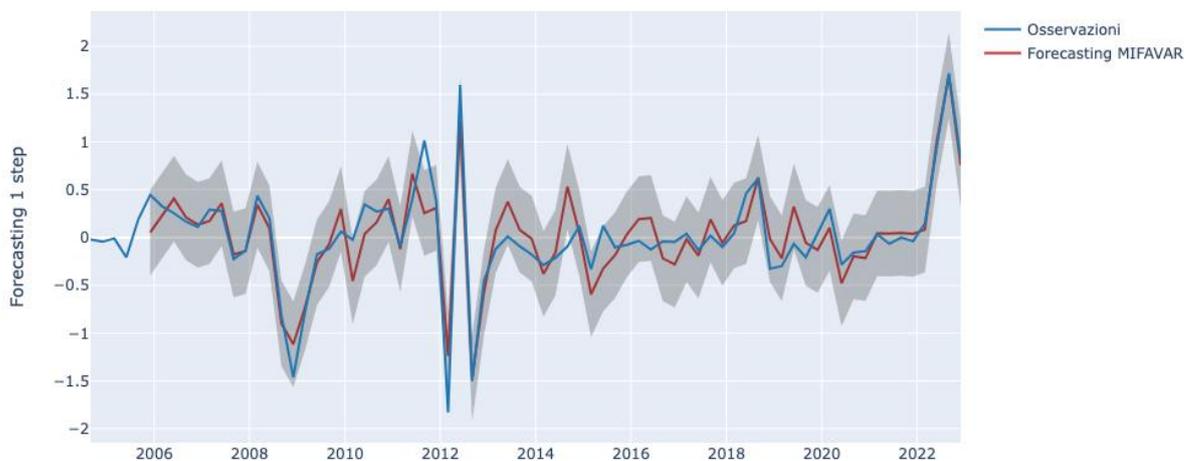


Figura A 18 - Forecasting Tasso di interesse MIFAVAR(5) con variabili trimestrali serie storiche da Q32004 – Q42022

Forecasting Tasso 1 step ahead - 95%

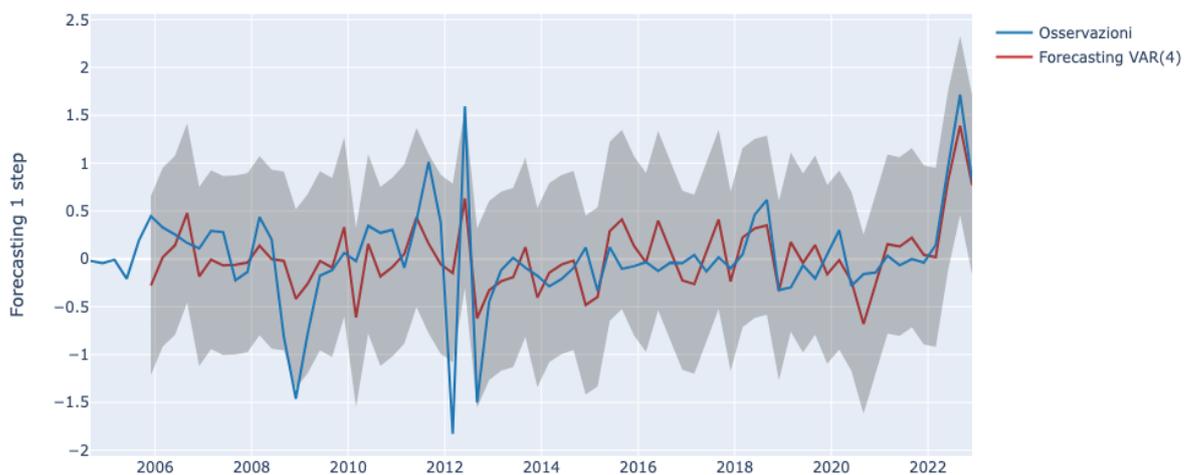


Figura A 19 - Forecasting Tasso di interesse VAR(4) con variabili trimestrali serie storiche da Q32004 – Q42022

BIBLIOGRAFIA

- Almon, S. (1965). The Distributed Lag Between Capital Appropriations and Expenditures. *Econometrica*, 178-196.
- Andreou, Ghysels, E., & Kourtellis. (2010). DShould macroeconomic forecaster use daily financial data and how? *6th Workshop on Forecasting Techniques, ECB*.
- Armesto, Enegemann, & Owyang. (2010). Forecasting with mixed frequency. *Federal Reserve Bank of St. Louis*, 521-536.
- Bai, & NG. (January, 2002). DETERMINING THE NUMBER OF FACTORS IN APPROXIMATE FACTOR MODELS. *Econometrica*, 191-221.
- Barigozzi. (2023). On Estimation and Inference of Large Approximate Dynamic Factor Models via the Principal Component Analysis and its equivalence with Quasi Maximum Likelihood estimation. *Cornell university*.
- Bianchi, G., Verdi, G., & Rossi, M. (2018). Titolo dell'articolo. *Journal Name*, 48(3), 11-15.
- Boarelli, S., Hui-Ching, H., & Vu, T. H. (2019). The effects of economic policy uncertainty on outward foreign direct investment . *International Review of Economics & Finance*.
- Boero, G., & Torricelli, C. (1998). *The information in the term structure of German interest rates*. University of Warwick - Department of Economics.
- Camba-Mendez, G., Kapetanios, G., Smith, R. J., & Weale, M. R. (2008). An automatic leading indicator of economic activity: forecasting GDP growth for European countries .
- Clements, M. P., & Galvao, A. (2008). Macroeconomic forecasting with mixed-frequency data: forecasting output growth in the United States. *Journal of Business and Economic Statistics*.
- Di Giorgio, G. (2020). *Economia e politica monetaria*. Milano: Wolters Kluwer.
- ECB. (n.d.). *Banca Centrale Europea. (2011). The monetary policy of the ECB. Recuperato il 5 maggio 2023, da <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/other/monetarypolicy2011en.pdf>*.
- Ellis, A. (n.d.). Influence of Opinion on Markets. *Economic Journal*, vol. 2, n. 5, pp.109-116.
- Estrella, A., & Mishkin, F. (1995). *Predicting U.S. Recessions: Financial Variables as Leading Indicators*. New York: National Bureau of Economic Research.
- Fisher, J. D. (2006). The dynamic effects of neutral and investment-specific technology shocks. *Journal of Political Economy*.

- Frale, C., & Monteforte, L. (2011). FaMIDAS: a mixed frequency factor model with MIDAS structure. *Working papers - Banca d'Italia*.
- Ghysels. (2016). Macroeconomics and the reality of mixed frequency data. *Journal of Econometrics*.
- Ghysels, E., Hill, J. B., & Motegi, K. (2015). Testing for Granger causality with mixed frequency data. *Journal of Econometrics*.
- Ghysels, E., P., S.-C., & Valkanov, R. (2005). There is a risk- return after all. *Journal of Financial Economics*.
- Ghysels, E., Santa-Clara, P., & Valkanov, R. (2006). Predicting volatility: getting the most out of return data sampled at different frequencies. *Journal of Econometrics*.
- Ghysels, Santa-Clara, & Valkanov. (2004). The MIDAS touch: Mixed Data Sampling Regression Model. *UCLA working paper*.
- Ghysels, Sinko, & Valkanov. (2007). MIDAS regressions: Further results and new directions. *Econometric Reviews*, 53–90.
- Gutierrez, L. (2007). Forecasting Regional GDP in Italy.
- Hodrick, & Prescott. (1997). Postwar U.S. business cycles: An empirical investigation. *Journal of Money*, 29(1), 1-16.
- Hotelling, H. (1933). Analysis of a Complex of Statistical Variables with Principal Components. *Journal of Educational Psychology*.
- Jolliffe, I. T. (2002). *Principal Component Analysis*. New York.
- Juselius, K. (2007). *The cointegrated VAR model*. USA: Oxford University.
- Keynes, J. M. (1936). *The General Theory of Employment, Interest and Money*. United Kingdom: Palgrave Macmillan.
- Lindgren, H., & Nilsson, V. (2015). Forecasting quarterly GDP using higher- frequency data. *UPPSALA UNIVERSITY - DEPARTMENT OF STATISTICS*.
- Marcellino, M., & Schumacher, C. (2007). Factor-MIDAS for now- and forecasting with ragged-edge data: a model comparison for German GDP. *Discussion Paper Series 1: Economic Studies* .
- Michetti, M. (2023). *Github*. Retrieved from <https://github.com/marmichy/MIFAVAR.git>
- Mikosch, H., & Neuwirth, S. (2015). Real-time forecasting with a MIDAS VAR. *BOFIT Discussion Papers 13*.
- Mikosch, H., & Zhang, Y. (2014). Forecasting Chinese GDP Growth with Mixed Frequency Data: Which Indicators to Look at? *KOF Working Paper No. 359*.
- Mishkin, F. S. (2001). *The Information in the Longer Maturity Term Structure About Future Inflation*. New York: Columbia University - Columbia Business School, Finance.
- Monteforte, & Moretti, G. (2011). Real time forecasts of inflation: the role of financial variables. *Ministry of Economy and Finance Department of the Treasury*.

- Morita. (2019). Forecasting Public Investment Using Daily Stock Returns. *Hitotsubashi Institute for Advanced Study*.
- Muth. (1961). Rational expectations and the theory of price movements. *Econometrica*.
- Nielseny, C. M. (2005). *The information content of the term structure of interest rates about future inflation* . Denmark: Aalborg University.
- Rossi, M., Bianchi, G., & Verdi, G. (2018). Titolo dell'articolo. *Journal Name*, 10-15.
- Schorfheide, F., & Song, D. (2011). Real-Time Forecasting With A Mixed-Frequency Var. *Nber Working Paper Series*.
- Schumacher, Marcellino, & Kuzina. (2011). MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the euro area. *International Journal of Forecasting*.
- Sims, C. (1976). *Exogeneity and causal ordering*. Minneapolis : University of Minnesota.
- Verdi, G. (2017). Titolo del capitolo. In R. Cristiano (Ed.), *Titolo del libro* (pp. 10-20). Ancona: CasaEditrice.
- Visa, S., & Ralescu. (2005). Issues in Mining Imbalanced Data Sets . *6th Midwest Artificial Intelligence and Cognitive Science Conference*.
- Wohlrabe, K. (2009). Forecasting with Mixed Frequency Time Series Models. *Ludwig Maximilians University Munich*.

RIASSUNTO

La previsione delle variabili macroeconomiche è diventata significativamente importante sia per gli operatori economici che per le istituzioni. Se un aggiornamento continuo nelle proiezioni di quest'ultime è essenziale per una corretta riuscita degli strumenti correttivi adottati, d'altra parte, gli agenti attivi nel mercato tendono a modificare le loro aspettative in un processo di cambiamento continuo alla divulgazione di nuove informazioni, impiegando differenzialmente le proprie risorse.

A risoluzione del problema, il modello misto tipo Factor MIDAS VAR (Mixed Data Sampling - Vector Autoregression) proposto nell'analisi, al fine di ottenere stime più tempestive e accurate, si basa su una classe di modelli a frequenza mista (MIDAS) proposti da Ghysels (2004 e 2006). Questi studi sono stati poi di recente applicati nella valutazione delle variabili macroeconomiche, con l'implicazione di diversi dati, quali *leading indicators*. Viceversa, l'approccio descritto si discosta dagli studi precedenti sia per i dati scelti per l'analisi delle componenti principali, che nella struttura del modello adottata. Propone infatti un ampio dataset che tracci l'andamento dei mercati azionari ed obbligazionari, nonché le aspettative di consumatori ed operatori di distinti settori riguardo il futuro andamento dell'economia. In vero, osservazioni come l'indice di SPREAD, che coglie la fiducia dei consumatori verso lo Stato, e le aspettative dei vari settori su prezzi e volumi di vendite, ci permettono di ottenere una buona sintesi delle percezioni degli operatori sul mercato. Questo viene confermato dall'analisi di decomposizione della varianza, in cui i risultati indicano che i fattori spiegano un alto valore della volatilità delle variabili, persino maggiore di uno shock esogeno sulle variabili stesse.

Al meglio della mia conoscenza, il contributo di questo elaborato consiste nello studio del PIL italiano, ed altre variabili macroeconomiche, tramite la combinazione di un modello factor MIDAS VAR, aumentato con le aspettative del mercato. I risultati ottenuti suggeriscono un sostanziale miglioramento nella capacità predittiva del modello, soprattutto nelle stime di periodi caratterizzati da un'ampia volatilità. Il modello MIFAVAR si è dimostrato un efficace strumento per la previsione del Pil italiano, offrendo una prospettiva innovativa e promettente. L'accuratezza nella previsione ci viene confermata non solo nell'analisi della serie storica del PIL, bensì in tutte le altre variabili macroeconomiche considerate nel modello. Questo risultato, evidente nei grafici mostrati in appendice A, si unisce a complemento dell'analisi della scomposizione della varianza, nella quale si è sottolineata l'incredibile proporzione di varianza delle variabili spiegata dagli stessi fattori.

È importante notare che il modello in analisi ottiene migliori stime in situazioni di stress economico, come si è mostrato nel caso della crisi del 2008 e della pandemia dovuta al Covid 19; nonostante l'inserimento dei fattori nel modello fa sì che una parte della relazione non lineare tra le variabili sia eccepita, le limitazioni del VAR non permettono di pesare il contenuto informativo dei fattori, rendendo la stima scostante in periodi di stabilità. È importante ricordare che il modello presenta comunque dei limiti nella previsione, che si concentrano maggiormente in periodi di stabilità economica. Questo può essere attribuito ai limiti del modello VAR, nell'imprecisa calibrazione di questo "sentimento economico" del modello, e alle semplificazioni eseguite nella gestione dei lag, dovute all'esclusione di alcune variabili della domanda aggregata.

In conclusione, dall'analisi di robustezza possiamo asserire che indipendentemente dal metodo di trattamento dei dati, il modello MIFAVAR(5) risulta avere una performance migliore, in termini di varianza dell'errore, sia rispetto al modello QFVAR(4), utilizzato come Benchmark, che al MIDAS-VAR. I risultati empirici hanno mostrato, infatti, che il modello considerato è in grado di prevedere le recessioni in modo accurato, grazie alla considerazione delle aspettative e di indici finanziari. Questo evidenzia l'importanza del contenuto informativo dei fattori, che si riflette nella discrepanza, in termini di performance, tra i modelli con e senza fattori in oggetto dell'analisi. Le componenti principali sembrano infatti riassumere in maniera fedele le aspettative di operatori economici e mercati, direzionando la stima in maniera precisa. Questa si palesa nella convergenza tra le previsioni e la serie di storica della crescita del Pil nelle fasi precedenti, concomitanti e successive a periodi di stress economico. Convergenza che, invece, per le altre variabili (consumi, investimenti e inflazione), sembra essere uniformemente precisa, indipendentemente dal periodo in oggetto di previsione.