

Predire i tassi di interesse con un modello VAR

Michael Migliorini¹

¹Università Cattolica del Sacro Cuore

²Corso di Laurea in Economia dei Mercati e degli Intermediari Finanziari

³Progetto di Econometria Finanziaria

10 dicembre 2023

Abstract

Il presente elaborato si pone l'obiettivo di prevedere le future decisioni sui tassi di interesse prese dalla Federal Reserve, tramite l'utilizzo di un *Vector Autoregressive Model*.

Keywords: Analisi dati; VAR; Tassi di interesse, Forecast; Econometria; Python;

1 Introduzione

La Federal Reserve, in base a quella che è la situazione macroeconomica, prende periodicamente decisioni riguardo i tassi di interesse, e tali decisioni possono influire in maniera importante sull'economia del paese, sull'economia globale, e sui mercati finanziari. Negli ultimi 6 trimestri, i tassi di interesse hanno subito un importante aumento per fronteggiare la forte inflazione, passando dallo 0,25% al 5,5%. Gli operatori si chiedono quando questo vertiginoso rialzo dei tassi possa finire, e quando addirittura la FED potrebbe decidere di tagliare i tassi di interesse adottando una politica *dovish*. In questa analisi verrà implementato un modello *Vector Autoregressive Model* (VAR) che consenta di descrivere le decisioni sui tassi di interesse, e prevedere le future decisioni (Q4-2023, Q1-2024, Q2-2024, Q3-2024). Per descrivere la variazione dei tassi di interesse, vengono utilizzati 10 variabili macroeconomiche quali:

1. il totale della bilancia dei pagamenti per gli importi US (TBIMTOT);
2. il totale delle esportazioni US (Export);
3. l'indice dei prezzi al consumo anno per anno (CPI YoY);
4. il tasso di disoccupazione totale nella forza lavoro aggiustato per la stagionalità (USURTOT Index);
5. il prodotto interno lordo US trimestre per trimestre (GDP QoQ);
6. l'indice dei prezzi degli immobili residenziali US (Corelogic case-shiller);
7. il prezzo S&P 500 (S&P500).
8. l'indice dei prezzi al consumo per tutti i consumatori e tutti gli articoli (CICRTOT)
9. tasso di cambio dell'euro espresso in dollari statunitensi (EURUSD)
10. aspettative dei consumatori (CONSENT).

Le serie storiche sono di dati trimestrali, e vanno dal Q2-1993 al Q3-2023.

2 Analisi dei Dati

Come primo passaggio, si analizzano le serie storiche scelte per descrivere le decisioni sui tassi di interesse. Tali serie saranno rese stazionarie, sarà valutata la presenza di correlazione e di multicollinearità. Non si effettua in questo caso un'analisi sugli outlier in quanto si ritiene che essi possano essere significativi.

2.1 Stazionarietà Serie Storiche (ADF)

L'analisi inizia con un *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) Test volto a verificare la presenza di trend stocastici all'interno delle variabili selezionate. Tale test serve per verificare se la serie è stazionaria o no. In particolare, il test ADF, data una serie storica Y :

$$\Delta Y_t = \phi y_{t-1} + \lambda \Delta Y_{t-1} + \epsilon_t \quad (1)$$

Testa l'ipotesi nulla H_0 : $\phi = 0$ con ipotesi alternativa H_1 : $\phi > 0$.

Table I: Risultati test *Augmented Dickey-Fuller*.

Variabile	p-value
FED_RATE	1.620e-1
TBIMTOT	9.646e-1
Export	9.654e-1
CPI YoY	2.071e-1
USURTOT	2.850e-1
GDP QoQ	2.528e-1
Corelogic Case-Shiller	9.867e-1
S&P500	9.989e-1
CICRTOT	1.592e-1
EURUSD	2.869e-1
CONSENT	4.479e-1

Table II: Risultati test *Augmented Dickey-Fuller* dopo la standardizzazione delle variabili.

Variabile	p-value
FED_RATE	3.214e-2
TBIMTOT	9.931e-24
Export	1.812e-2
CPI YoY	1.5281e-4
USURTOT	1.037e-6
GDP QoQ	2.641e-3
Corelogic Case-Shiller	4.073e-5
S&P500	2.162e-2
CICRTOT	6.644e-19
EURUSD	9.002e-27
CONSENT	3.185e-3

I p-value del test (Figure 1) mostrano come solo 3 serie storiche su 11 sono stazionarie. Per l'implementazione di un modello VARMA, quello che è necessario è che le variabili non abbiano radice unitaria, e che quindi siano stazionarie. La proprietà di stazionarietà permette di assumere che i momenti di una serie storica non dipendono dal tempo, e che quindi in ogni periodo essa abbia la stessa distribuzione.

Per rendere una serie stazionaria viene applicata una differenziazione prima. Questo permette di eliminare la tendenza e la ciclicità di una serie temporale. Applicare una differenziazione prima su una serie storica y significa sottrarre il valore al tempo t al valore al tempo $t-1$:

$$y'_t = y_t - y_{t-1} \quad (2)$$

Una differenziazione seconda invece è data da:

$$y''_t = (y_t - y_{t-1}) - (y_{t-1} - y_{t-2}) \quad (3)$$

Una volta effettuata una differenziazione prima alle variabili non stazionarie, e una differenziazione seconda alla variabile Corelogic Case-Shiller si effettua un nuovo ADF Test.

Come si può vedere dalla Figure 2 è possibile rigettare l'ipotesi nulla del test *Augmented Dickey-Fuller* e affermare che nessuna variabile del dataset ha radice unitaria, e che tutte le serie sono stazionarie. Di seguito possiamo vedere i grafici delle serie storiche ottenute (Figure 3).

2.2 Causalità di Granger

Per selezionare quali variabili tenere all'interno del modello, si effettua un *Granger Causality test*. Questo test ha come ipotesi nulla che la variabile X non causa la variabile Y. Quando la variabile x non aumenta la capacità predittiva della variabile y si dice che "x non granger causa y".

Dal test effettuato (Figure 4), si vede come siano solo le variabili FED_RATE.diff, USURTOT, GDP QoQ e CONSENT.diff ad avere un p-value inferiore a 0,05 nei primi 3 lag. Possiamo concludere che sono queste tre variabili granger causano la variabile dipendente FED_RATE.diff.

2.3 Correlazione e Multicollinearità.

Selezionate le variabili da tenere all'interno del modello, si costruisce la matrice delle correlazioni tra le variabili (Figure 5).

Da tale matrice possiamo notare come non ci siano correlazioni significative all'interno del dataset. Ciò è importante in quanto due variabili correlate possono fornire informazioni ridondanti al modello. Successivamente si è controllato il *Variance Inflation Factor* (VIF), un indice utilizzato per valutare la presenza di multicollinearità tra le variabili. Valori elevati di VIF indicano forte correlazione, e questo può portare distorsione all'interno del modello, facendo perdere significatività ad alcuni predittori. Come si vede dalla Figure 6 le quattro variabili nel dataset hanno un VIF relativamente basso; si può concludere che le variabili non sono multicollineari tra loro. Definire ciò è importante in quanto la presenza di multicollinearità tra le variabili può causare problemi nella stima dei coefficienti.

3 Addestramento del Modello

Prima di stimare il modello utilizzando tutte le osservazioni, si stima il modello sulle prime 116 osservazioni e si crea un dataframe di test contenente le ultime 4 osservazioni non considerate, in modo da poter confrontare le predizioni con dati osservati.

Come criterio di selezione dei parametri p e q del modello VARMA(p,q), si utilizza il criterio d'informazione di Akaike (AIC). Vengono confrontati p e q da 0 a 3, e la combinazione con valore AIC più basso è la VARMA(2,0) ovvero un VAR(2).

Table III: Criterio per la selezione dei parametri.

Best AIC	2229.631
Best Order	(2,0)

L'equazione del modello VAR(2) sarà:

$$\begin{aligned} y_t = & \alpha + \beta_{1,1}x_{1,t-1} + \beta_{1,2}x_{1,t-2} \\ & + \beta_{2,1}x_{2,t-1} + \beta_{2,2}x_{2,t-2} \\ & + \beta_{3,1}x_{3,t-1} + \beta_{3,2}x_{3,t-2} \\ & + \beta_{4,1}x_{4,t-1} + \beta_{4,2}x_{4,t-2} \\ & + \epsilon_{yt} \end{aligned} \quad (4)$$

Come si può vedere dall'output del modello (Figure 7), 7 variabili su 8 non sono statisticamente significative, avendo un p-value superiore allo 0,05.

4 Diagnostica del modello

In questa sezione verranno eseguiti vari test che permettono di comprendere se le ipotesi del modello vengono rispettate.

4.1 Normalità dei Residui (JB)

Si osserva ora la distribuzione dei residui. Con un Jarque Bera Test si testa sotto ipotesi nulla che i residui siano distribuiti come una normale.

Dalla Figure 8 si può vedere che per tutti i test tranne quello sui residui di CONSENT.diff, si rigetta l'ipotesi nulla e quindi si può concludere che i residui di tali variabili non si distribuiscono

come una normale. Questo potrebbe essere un motivo per cui le singole variabili nell'output del modello risultano statisticamente non significative.

Dai QQ-Plot dei residui (Figure 9) si può vedere come essi, tranne nel caso di FED_RATE_diff, seguano quasi completamente la distribuzione normale se non per pochi outliers.

4.2 Stabilità del Modello (ADF)

Successivamente si effettua l'*Augmented Dickey-Fuller Test* (ADF) sui residui, per vedere se essi sono stazionari.

Per tutti e quattro i test (Figure 10) si può rigettare l'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria. È importante che i residui del modello VAR siano stazionari per garantire la validità delle inferenze e delle previsioni e per garantire che il modello sia ben specificato.

4.3 Autocorrelazione dei Residui (L-B)

Successivamente alla stazionarietà si valuta l'autocorrelazione dei residui. Per farlo viene utilizzato il test Ljung-Box. Tale test ha come ipotesi nulla che non vi siano autocorrelazioni tra le serie.

Variabile	L-B p-value
FED_RATE_diff	0.883
USURTOT	0.980
GDP QoQ	0.956
CONSENT_diff	0.972

Table IV: p-value del test Ljung-Box.

Non possiamo rigettare l'ipotesi nulla per tutti e quattro i test; quindi, non vi sono autocorrelazioni nei residui delle variabili del modello, che sono come da ipotesi indipendenti tra loro.

5 Previsioni e Backtest

Una volta effettuati i vari test sul modello, si prevedono i 4 periodi successivi al dataframe train.

Data	FED Rate Observed	FED Rate Forecast
2022-12-30	1.25	0.854
2023-3-31	0.50	0.703
2023-6-30	0.25	0.431
2023-9-29	0.25	0.276

Table V: Variazione del tasso di interesse nei vari trimestri. Confronto tra i valori osservati e quelli predetti dal modello.

Le previsioni sembrano seguire bene l'andamento anche se non sono molto precise. Bisogna anche tenere in considerazione che una variazione dei tassi dell'1,25% in un trimestre è un dato abbastanza anomalo e per questo motivo il nostro modello potrebbe non stimarlo bene.

5.1 Valutazione Bontà delle Previsioni

Come misura per valutare la bontà delle previsioni si utilizza *il Mean Squared Error* (MSE) e il *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Il primo dei due è una misura dell'errore tra i valori stimati e quelli osservati:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (5)$$

Quello che calcola è la media dei quadrati delle differenze tra i valori osservati e quelli predetti dal modello, perciò un MSE più basso indica una migliore bontà delle stime. Il valore ottenuto è 0.0579 si può considerare relativamente basso, ma andrebbe confrontato con altri dati e altri periodi per scegliere il modello migliore.

Il MAPE come l'MSE è una metrica usata per valutare la precisione di un modello di previsione.

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (6)$$

Un MAPE più basso indica una maggiore precisione del modello, poiché indica una percentuale media più bassa di errore rispetto ai valori stimati. Il valore ottenuto è 38,89%. Il MAPE come l'MSE di questa stima sono abbastanza contenuti. Quindi possiamo dire che il nostro modello previsionale sembra essere un buon modello.

Nel grafico (Figure 11) vengono confrontati i valori delle variazioni dei tassi di interesse predetti con quelli effettivamente realizzati. Come bande per l'intervallo di confidenza si somma alla predizione, il prodotto tra lo standard error dei residui e il valore critico scelto. In questo caso il livello di confidenza è del 95%.

Infine, si riportano le previsioni del valore differenziato sommandole al valore FED_RATE del periodo precedente. Un valore differenziato è:

$$y'_t = y_t - y_{t-1} \quad (7)$$

Quindi per ottenere il valore effettivo di y a al tempo t bisogna applicare:

$$y_t = y_{t-1} + y'_t \quad (8)$$

Quello che si ottiene a questo punto è:

Data	FED Rate Observed	FED Rate Forecast	Lower Bound	Upper Bound
2022-12-30	4.50	4.104	3.746	4.462
2023-3-31	5	4.808	4.450	5.166
2023-6-30	5.25	5.239	4.881	5.597
2023-9-29	5.50	5.516	5.158	5.873

Table VI: VTasso di interesse nei vari trimestri predetti. Confronto tra i valori osservati e quelli predetti dal modello con tanto di intervallo di confidenza.

I valori previsti sono paragonabili a quelli realmente osservati. Come si può vedere (Figure 12) l'andamento previsto si può dire essere simile a quello reale.

6 Previsioni sul Futuro

Dopo aver testato il modello train, si stima il modello finale considerando l'intero campione di osservazioni. Secondo il criterio di selezione AIC, anche in questo caso il modello ottimale è un VAR(2,0). Stimando il modello si ottiene Figure 13.

Una volta stimato il modello si effettuano gli stessi test diagnostici che sono stati effettuati precedentemente sul modello train. Si effettua un J-B Test ai residui del modello. Gli unici che risultano distribuirsi come una normale sono quelli di CONSENT_diff. Successivamente si valuta la stazionarietà dei residui effettuano un ADF Test, e si nota che come per il modello di train, risultano essere tutti stazionari. Come ultimo test si calcolano le autocorrelazioni dei residui con l' L-B Test. Essi risultano non avere autocorrelazione, quindi sono come da ipotesi indipendenti.

Infine, si effettuano le previsioni. Quello che ci si aspetta di trovare è una variazione nulla o lievemente negativa dei tassi di interesse nei prossimi mesi. Infatti, la FED dopo aver portato in 6 semestri i tassi dallo 0,25% al 5,5%, sembra essere ora arrivata alla fine di questi aumenti (Figure 14).

Dalle previsioni vediamo che la stima della variazione dei prossimi 4 trimestri sia molto vicina allo zero, con una tendenza a decrescere. Togliendo la differenziazione otteniamo i valori alla Figure 15.

Quello che il modello prevede è un aumento dei tassi dal valore di 5,5% odierno al 5,62% nei primi due trimestri, per poi vedere una variazione dei tassi negativa fino a 5,57%. Le variazioni sui tassi imposte dalla FED sono solitamente valori di 0,25-0,50-0,75, pertanto si possono considerare i valori stimati dal modello come delle decisioni di non modificare i tassi nei prossimi quattro trimestri.

7 Conclusione

In questa analisi empirica si è voluto verificare se la Federal Reserve, fosse o meno arrivata alla fine della sua politica *hawkish* di aumento dei tassi di interesse. Si sono individuate 10 variabili macroeconomiche, che potessero predire i movimenti dei tassi di interesse. Le variabili sono state rese stazionarie e poi si è controllato che queste causassero le variazioni dei tassi. Dopo aver

implementato un modello di backtest, averne valutato la normalità, stazionarietà e multicollinearità dei residui, si è implementato un modello VAR(2). Grazie a tale modello abbiamo ottenuto le previsioni della differenza prima dei tassi di interesse della FED. Le previsioni sono tutte vicine allo zero, il che è coerente con la fine del periodo *hawkish* della Federal Reserve. Infatti, togliendo la differenziazione, si è visto come i tassi attesi nei prossimi 4 trimestri passino dal 5,5% odierno fino al 5,56% del Q3-2024.

A Appendice Immagini

P-value per ciascuna colonna:	
FED_RATE	1.620332e-01
TBIMTOT	9.646914e-01
Export	9.654705e-01
CPI YoY	2.071414e-01
USURTOT	2.850778e-02
GDP QoQ	2.528118e-24
Corelogic Case-Shiller	9.867535e-01
S&P500	9.989241e-01
CICRTOT	1.592831e-02
EURUSD	2.869590e-01
CONSENT	4.479450e-01

Figure 1: Risultati test *Augmented Dickey-Fuller*.

P-value per ciascuna colonna:	
USURTOT	3.214253e-02
GDP QoQ	3.931061e-24
CICRTOT	1.812551e-02
FED_RATE_diff	1.528246e-04
TBIMTOT_diff	1.037356e-06
Export_diff	2.641736e-03
CPI YoY_diff	4.073153e-05
S&P500_diff	2.162084e-02
EURUSD_diff	6.644743e-19
CONSENT_diff	9.002242e-27
Corelogic Case-Shiller_diff*2	3.185470e-03

Figure 2: Risultati test *Augmented Dickey-Fuller* dopo la differenziazione.



Figure 3: Variabili stazionarie dopo la differenziazione.

USURTOT cuases il FED_RATE_differenziata?

Granger Causality

number of lags (no zero) 1

ssr based F test: F=20.6805 , p=0.0000 , df_denom=116, df_num=1

ssr based chi2 test: chi2=21.2153 , p=0.0000 , df=1

likelihood ratio test: chi2=19.5227 , p=0.0000 , df=1

parameter F test: F=20.6805 , p=0.0000 , df_denom=116, df_num=1

Granger Causality

number of lags (no zero) 2

ssr based F test: F=11.3036 , p=0.0000 , df_denom=113, df_num=2

ssr based chi2 test: chi2=23.6075 , p=0.0000 , df=2

likelihood ratio test: chi2=21.5202 , p=0.0000 , df=2

parameter F test: F=11.3036 , p=0.0000 , df_denom=113, df_num=2

Granger Causality

number of lags (no zero) 3

ssr based F test: F=8.0631 , p=0.0001 , df_denom=110, df_num=3

ssr based chi2 test: chi2=25.7287 , p=0.0000 , df=3

likelihood ratio test: chi2=23.2563 , p=0.0000 , df=3

parameter F test: F=8.0631 , p=0.0001 , df_denom=110, df_num=3

GDP QoQ cuases il FED_RATE_differenziata?

Granger Causality

number of lags (no zero) 1

ssr based F test: F=11.6121 , p=0.0009 , df_denom=116, df_num=1

ssr based chi2 test: chi2=11.9124 , p=0.0006 , df=1

likelihood ratio test: chi2=11.3532 , p=0.0008 , df=1

parameter F test: F=11.6121 , p=0.0009 , df_denom=116, df_num=1

Granger Causality

number of lags (no zero) 2

ssr based F test: F=7.8158 , p=0.0007 , df_denom=113, df_num=2

ssr based chi2 test: chi2=16.3232 , p=0.0003 , df=2

likelihood ratio test: chi2=15.2885 , p=0.0005 , df=2

parameter F test: F=7.8158 , p=0.0007 , df_denom=113, df_num=2

Granger Causality

number of lags (no zero) 3

ssr based F test: F=5.2357 , p=0.0020 , df_denom=110, df_num=3

ssr based chi2 test: chi2=16.7066 , p=0.0008 , df=3

likelihood ratio test: chi2=15.6165 , p=0.0014 , df=3

parameter F test: F=5.2357 , p=0.0020 , df_denom=110, df_num=3

CONSSSENT_differenziata cuases il FED_RATE_differenziata?

Granger Causality

number of lags (no zero) 1

ssr based F test: F=7.1766 , p=0.0085 , df_denom=116, df_num=1

ssr based chi2 test: chi2=7.3622 , p=0.0067 , df=1

likelihood ratio test: chi2=7.1434 , p=0.0075 , df=1

parameter F test: F=7.1766 , p=0.0085 , df_denom=116, df_num=1

Granger Causality

number of lags (no zero) 2

ssr based F test: F=6.8157 , p=0.0016 , df_denom=113, df_num=2

ssr based chi2 test: chi2=14.2346 , p=0.0008 , df=2

likelihood ratio test: chi2=13.4394 , p=0.0012 , df=2

parameter F test: F=6.8157 , p=0.0016 , df_denom=113, df_num=2

Granger Causality

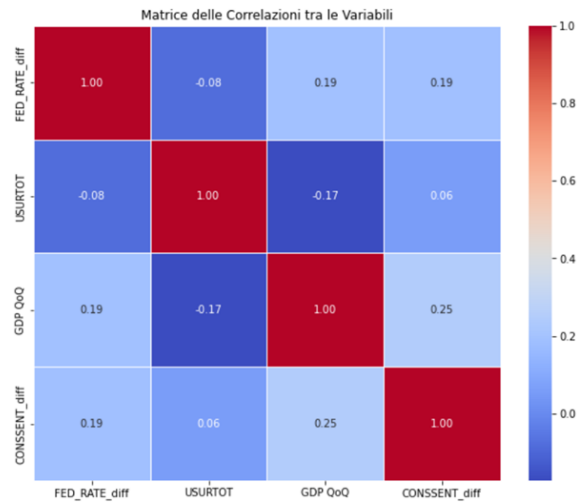


Figure 5: Correlazione tra le variabili.

	Variable	VIF
0	FED_RATE_diff	1.064855
1	USURTOT	1.224247
2	GDP QoQ	1.312608
3	CONSENT_diff	1.078239

Figure 6: *Variance Inflation Factor* delle variabili.

Summary of Regression Results				
=====				
Model:	VAR			
Method:	OLS			
Date:	Sat, 09, Dec, 2023			
Time:	22:22:34			

No. of Equations:	4.00000	BIC:	3.80439	
Nobs:	114.000	HQIC:	3.29100	
Log likelihood:	-778.635	FPE:	18.9470	
AIC:	2.94033	Det(Omega_mle):	13.9810	

Results for equation FED_RATE_diff				
=====				
	coefficient	std. error	t-stat	prob

const	-0.015628	0.164263	-0.095	0.924
L1.FED_RATE_diff	0.483809	0.101067	4.787	0.000
L1.USURTOT	-0.046323	0.083792	-0.553	0.580
L1.GDP QoQ	-0.016611	0.017450	-0.952	0.341
L1.CONSSSENT_diff	-0.003075	0.007405	-0.415	0.678
L2.FED_RATE_diff	0.169268	0.112794	1.501	0.133
L2.USURTOT	0.060323	0.082717	0.729	0.466
L2.GDP QoQ	-0.006338	0.009906	-0.640	0.522
L2.CONSSSENT_diff	0.005841	0.007291	0.801	0.423
=====				

Figure 7: Output Modello di addestramento VAR(2).

Test di Jarque-Bera per residui FED_RATE_diff:
 Statistica del test: 233.1803341706507
 P-value: 2.3202447072318363e-51

Test di Jarque-Bera per residui USURTOT:
 Statistica del test: 10769.887678813262
 P-value: 0.0

Test di Jarque-Bera per residui GDP QoQ:
 Statistica del test: 678.8025041074907
 P-value: 3.980238369644588e-148

Test di Jarque-Bera per residui CONSENT_diff:
 Statistica del test: 5.589417224510975
 P-value: 0.06113268505276305

Figure 8: Output del Test *Jarque-Bera*.

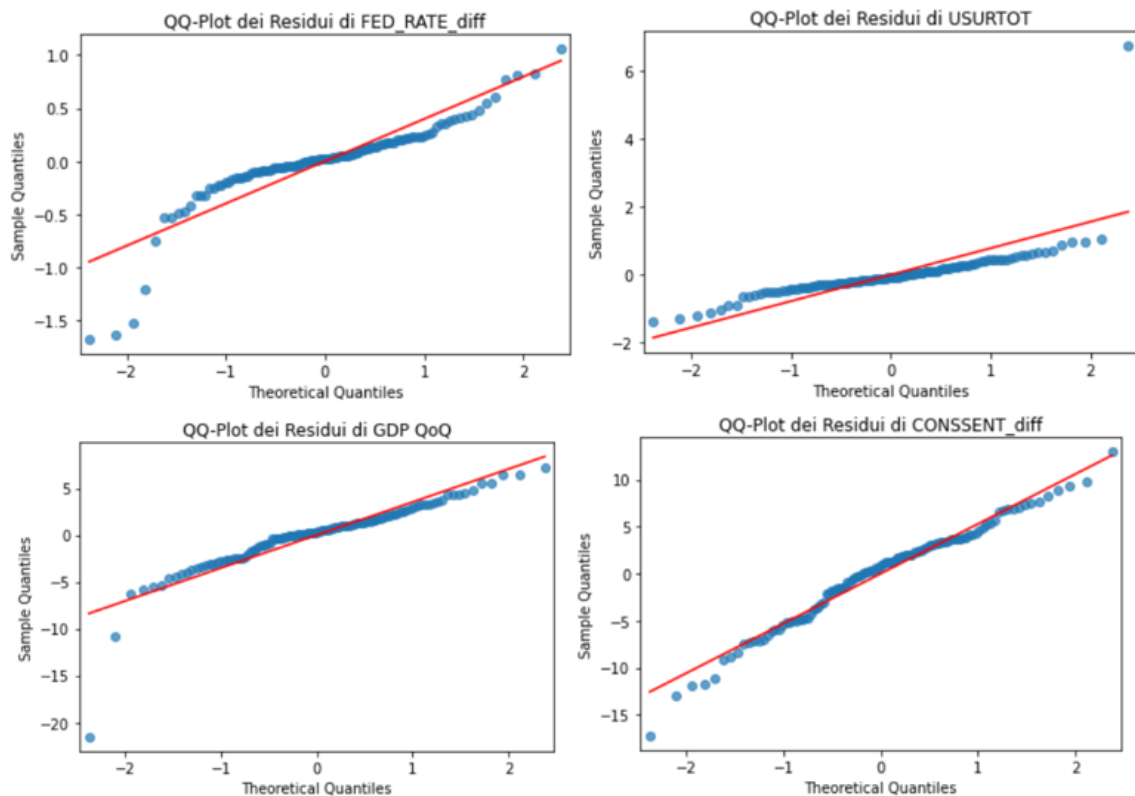


Figure 9: QQ-Plot dei residui.

ADF TEST per FED_RATE_diff
 Statistica del test ADF: -10.614798018411337
 P-value ADF: 5.711344196514977e-19
 Valori critici ADF: {'1%': -3.489589552580676, '5%': -2.887477210140433, '10%': -2.580604145195395}

ADF TEST per USURTOT
 Statistica del test ADF: -10.894001446627138
 P-value ADF: 1.205074795546217e-19
 Valori critici ADF: {'1%': -3.489589552580676, '5%': -2.887477210140433, '10%': -2.580604145195395}

ADF TEST per GDP QoQ
 Statistica del test ADF: -11.233825365362097
 P-value ADF: 1.8787087367304518e-20
 Valori critici ADF: {'1%': -3.489589552580676, '5%': -2.887477210140433, '10%': -2.580604145195395}

ADF TEST per CONSENT_diff
 Statistica del test ADF: -10.540796085377973
 P-value ADF: 8.660721149713955e-19
 Valori critici ADF: {'1%': -3.489589552580676, '5%': -2.887477210140433, '10%': -2.580604145195395}

Figure 10: Risultati test *Augmented Dickey-Fuller* sui residui.

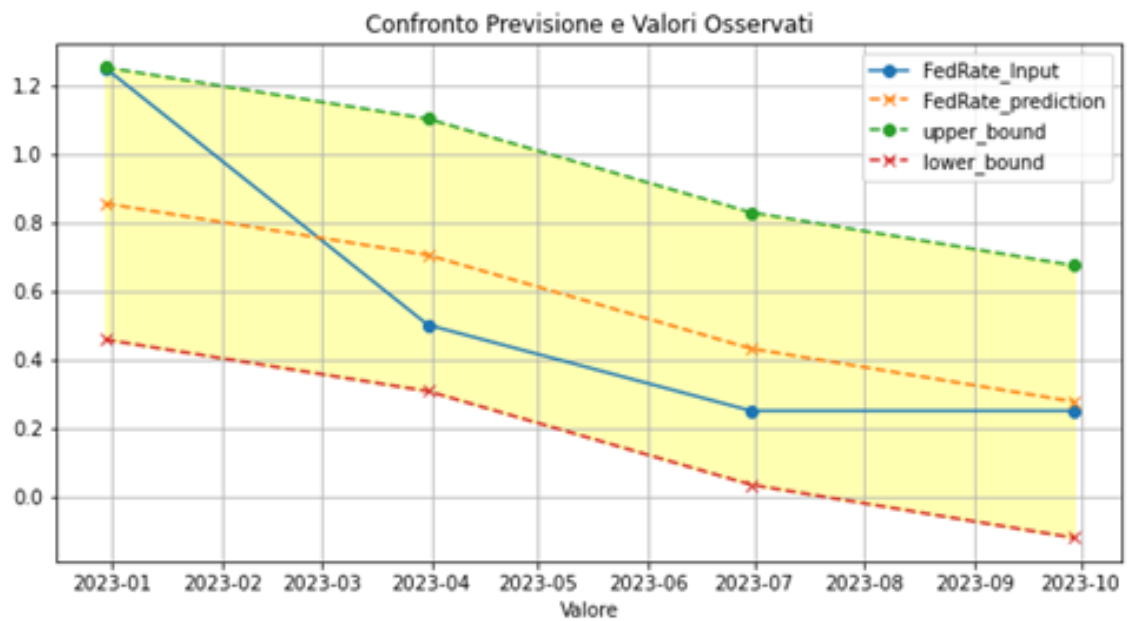


Figure 11: Andamento nel tempo dei valori osservati e delle previsioni effettuate.

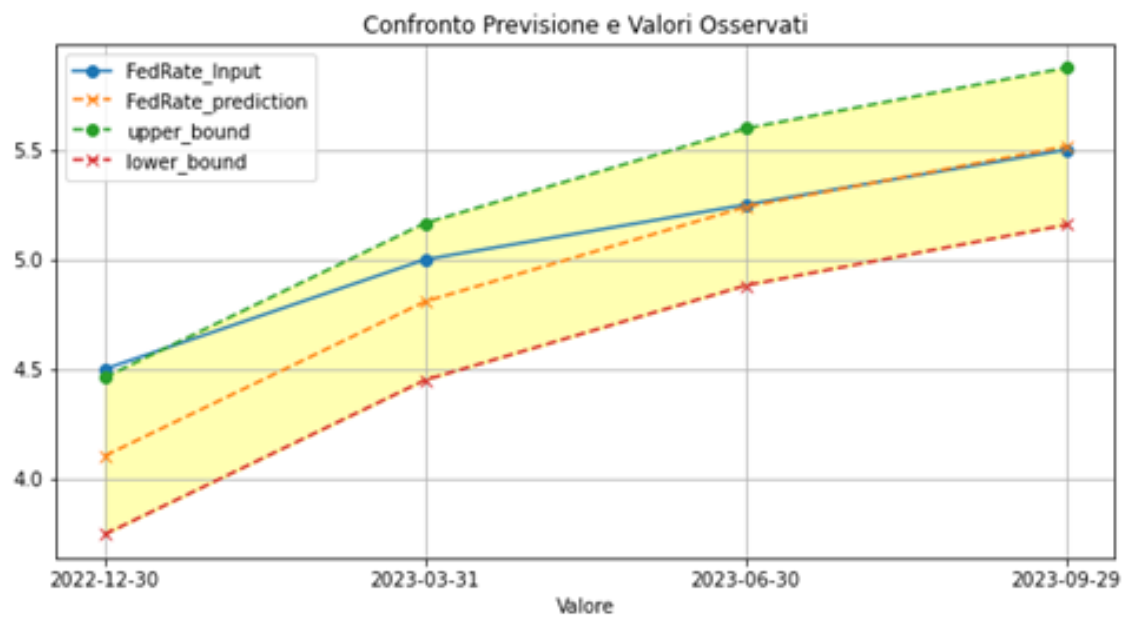


Figure 12: Andamento dei tassi di interesse osservati e di quelli predetti.

```

Summary of Regression Results
=====
Model:                VAR
Method:               OLS
Date:                Sun, 10, Dec, 2023
Time:                12:52:13
-----
No. of Equations:    4.00000    BIC:                3.70694
Nobs:                118.000    HQIC:              3.20486
Log likelihood:      -802.576    FPE:               17.5110
AIC:                 2.86164    Det(Omega_mle):    13.0504
-----
Results for equation FED_RATE_diff
=====

```

	coefficient	std. error	t-stat	prob
const	-0.013643	0.155677	-0.088	0.930
L1.FED_RATE_diff	0.495769	0.097409	5.090	0.000
L1.USURTOT	-0.056199	0.082587	-0.680	0.496
L1.GDP QoQ	-0.018232	0.017135	-1.064	0.287
L1.CONSSSENT_diff	-0.002727	0.007282	-0.374	0.708
L2.FED_RATE_diff	0.153013	0.105316	1.453	0.146
L2.USURTOT	0.070479	0.081528	0.864	0.387
L2.GDP QoQ	-0.006612	0.009607	-0.688	0.491
L2.CONSSSENT_diff	0.004323	0.007104	0.609	0.543

```

=====

```

Figure 13: Output del modello addestrato su tutto il campione di dati.

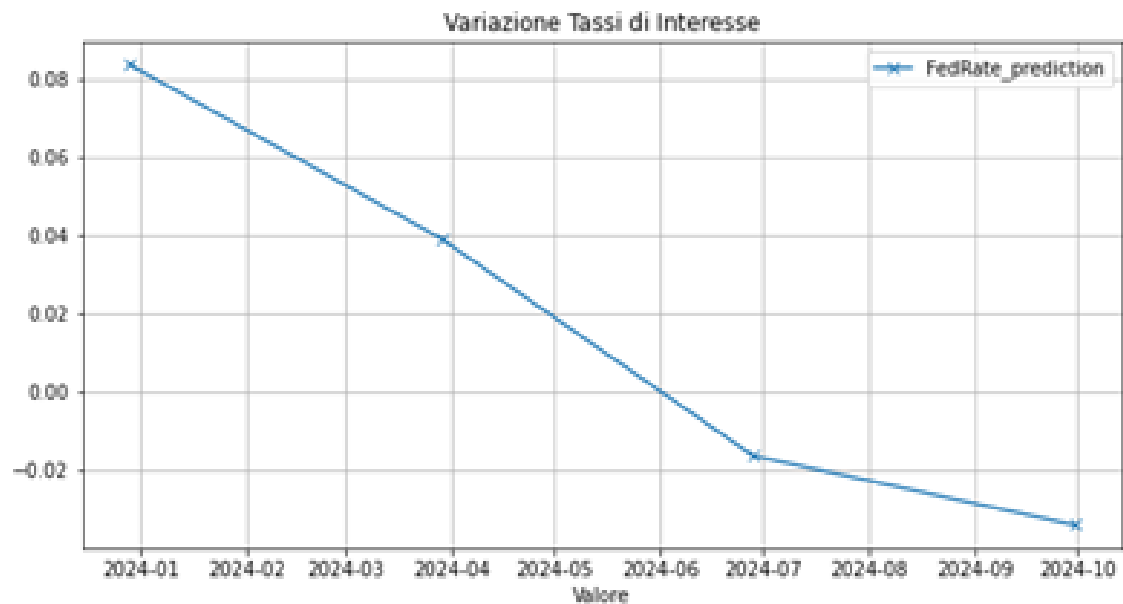


Figure 14: Variazioni predette dal modello finale nei prossimi quattro trimestri.

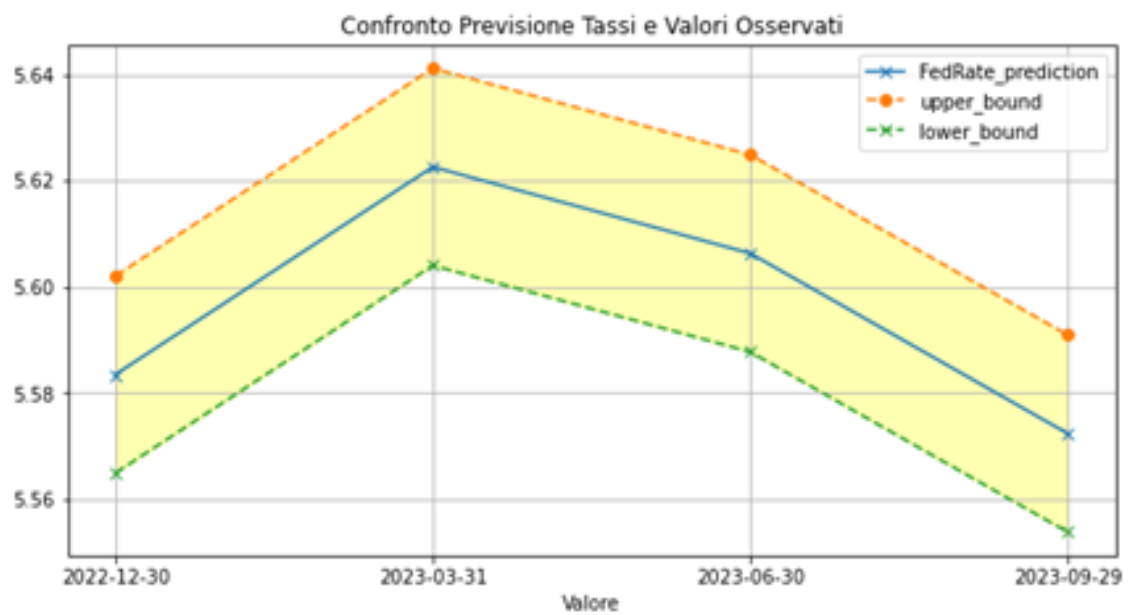


Figure 15: Livello dei tassi di interesse predetti dal modello finale per i futuri quattro trimestri.