

ALMA MATER STUDIORUM – UNIVERSITA' DI BOLOGNA

Corso di Laurea in
Economia e Politica
Economica

**Modelli di previsione dei
prezzi delle materie
prime energetiche**

Econometria Avanzata

Presentata da:

Luca Celentano

0001036257

Relatore:

Prof. R. Golinelli

APPELLO II

A.A. 2022 / 2023

Indice

INTRODUZIONE.....	7
Descrizione dei dati e software utilizzati	8
CAPITOLO 1 - MODELLI STRUTTURALI DI LUNGO PERIODO PER LE MATERIE PRIME ENERGETICHE.....	9
1.1 - Introduzione	9
1.2 - Struttura del modello.....	9
1.3 - Opec.....	10
1.4 - Prezzi per il consumo finale e relazioni tra i mercati delle fonti energetiche.....	11
1.5 - Domanda	11
1.6 - Offerta	12
CAPITOLO 2 - ANALISI GRAFICA DELLE SERIE COINVOLTE E DESCRIZIONE DELLA METODOLOGIA DI STIMA ADOTTATA, IL METODO DELLE “ROLLING-WINDOWS”	13
2.1 - Analisi grafica delle singole serie storiche	13
2.2 - Metodologia delle “rolling-windows” e metodo di valutazione delle previsioni.....	14
CAPITOLO 3 - STIMA DI MODELLI ARIMA PER LA MODELLAZIONE DI BREVE PERIODO DEI PREZZI DELLE MATERIE PRIME ENERGETICHE	17
3.1 - Richiami di teoria econometrica e metodi di valutazione dei modelli adottati.....	17
3.2 - Risultati.....	18
3.3 - Conclusioni del capitolo	20
CAPITOLO 4 - STIMA DI MODELLI VAR PER LA MODELLAZIONE DI BREVE PERIODO DEI PREZZI DELLE MATERIE PRIME ENERGETICHE BASATI SULLE SERIE STORICHE DEI PREZZI	21
4.1 - Richiami di teoria econometrica e metodi di valutazione dei modelli adottati.....	21
4.2 - Serie storiche coinvolte.....	21
4.3 - Test di causalità secondo Granger.....	23
4.4 - Modellazione VAR	24
4.5 - Conclusioni del capitolo	27

CAPITOLO 5 - ESTENSIONE ARIMA E VAR A DATI GIORNALIERI	29
5.1 - Introduzione	29
5.2 - Risultati.....	30
 CAPITOLO 6 - NUOVE VARIABILI DA IMPIEGARE PER LA MODELLAZIONE DI BREVE PERIODO DEI PREZZI DELLE MATERIE PRIME ENERGETICHE	 31
6.1 - Introduzione	31
6.2 - Analisi delle serie introdotte.....	32
6.3 - Conclusioni del capitolo	34
 CAPITOLO 7 - STIMA DI MODELLI VAR PER LA MODELLAZIONE DI BREVE PERIODO DEI PREZZI DELLE MATERIE PRIME ENERGETICHE BASATI SULLE SERIE STORICHE DEI PREZZI USANDO LE NUOVE VARIABILI COINVOLTE	 35
7.1 - Introduzione	35
7.2 - Risultati.....	36
7.3 - Conclusioni del capitolo	37
 CAPITOLO 8 - STIMA DI MODELLI STRUTTURALI A SPECIFICAZIONE DINAMICA.....	 39
8.1 - Introduzione	39
8.2 - Richiami di teoria econometrica.....	39
8.3 - Risultati.....	41
 CAPITOLO 9 - STIMA DI MODELLI STRUTTURALI A SPECIFICAZIONE DINAMICA ESTENSIONE A DATI GIORNALIERI	 43
9.1 - Risultati.....	43
9.2 - Conclusioni del capitolo	44
 CAPITOLO 10 - STIMA DI UN MODELLO STRUTTURALE UNIVARIATO A SPECIFICAZIONE DINAMICA PER OGNI SINGOLA FONTE ENERGETICA	 45
10.1 - Introduzione.....	45
10.2 - Richiami di teoria econometrica	45
10.3 - Specificazione singole materie prime energetiche.....	46
10.4 - Risultati	47

CONCLUSIONI	49
RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI	51
APPENDICE	53
Cap. 3	53
Cap. 4	58
Cap. 8	67
Cap. 10	73

Introduzione

Lo scopo di questo lavoro è analizzare l'adattamento ai dati, oggetto di analisi, di diversi modelli e tecniche econometriche per vedere quale sia quella che meglio si adatta alla costruzione di "Modelli di previsione dei prezzi dell'energia". I dati in questione sono le serie storiche dei prezzi delle quattro principali materie prime energetiche, ovvero: energia elettrica, petrolio greggio, carbone e gas naturale. Per ognuna di queste sono stati estratti prezzi finanziari a diverse scadenze per indagare sulle relazioni che esistono tra i prezzi a diverse scadenze per una stessa materia prima energetica e tra materie prime energetiche diverse. Il lavoro inizierà con l'analisi di uno dei modelli di equilibrio di mercato di lungo periodo utilizzato dalla World Bank, per vedere un esempio di come nel lungo periodo tale istituzione preveda che il prezzo di equilibrio nei rispettivi mercati venga ottenuto. Il lavoro proseguirà poi con le stime di modelli econometrici univariati per la modellazione nel breve periodo dell'andamento dei prezzi prima citati, deducendo se tali modelli descrivono e prevedono correttamente o meno l'evoluzione degli stessi. Il passo successivo sarà la stima di modelli econometrici multivariati, andando a vedere se la combinazione all'interno di uno stesso modello di più serie storiche consentirà una migliore modellazione o meno nel prevedere i valori futuri di breve periodo delle variabili in questione. Si proseguirà poi con la stima di ulteriori modelli multivariati, i quali coinvolgono anche altre serie storiche valutate come utili nel predire i futuri valori dei prezzi delle materie prime energetiche, per poi vedere se questa aggiunta di informazioni aumenti o meno le performance ottenute in termini di bontà di previsioni effettuate. Il lavoro concluderà poi andando a formulare dei modelli econometrici strutturali a specificazione dinamica per i prezzi delle fonti energetiche, così da consolidare e analizzare le relazioni causali tra le variabili economiche adoperate nel corso del lavoro, andando a vedere se questi ultimi modelli prevedono in maniera migliore i prezzi delle materie prime energetiche o meno.

Descrizione dei dati e software utilizzati

I dati analizzati sono estratti dalle banche dati di STUDIABO s.r.l., in particolare da quelle inerenti al progetto www.pricepedia.it, essi sono stati a loro volta estratti dai portali ufficiali delle diverse borse valori o altre istituzioni di riferimento. Di seguito si riporta uno schema riassuntivo con tutte le serie storiche scelte per ogni materia prima energetica con la precisazione del tipo di prezzo, della prima osservazione disponibile, l'istituzione di riferimento. I dati sono tutti registrati con cadenza mensile a partire da 2013/11, l'ultima osservazione disponibile per tutte le serie è 2023/06.

Energia elettrica, per tale materia prima è stato scelto il PUN, ovvero il prezzo unico nazionale italiano, tali prezzi sono stati a loro volta estratti dalle banche dati del GME, Gestore Mercati Energetici. I prezzi finanziari di tale fonte energetica sono sotto forma di indice in EUR con valore normalizzato a 100 per la registrazione del 2022/01. Di seguito si riporta la serie storica utilizzata:

- PUN Italia prezzo spot (GME)

Petrolio greggio, per esso è stato scelto il BRENT, esso è una tipologia di petrolio che prende il nome da un giacimento nel Mare del Nord. Le serie dei prezzi sono prese dalla ICE, ovvero la IntercontinentalExchange, società finanziaria statunitense. Tutti i prezzi sono espressi in EUR/barile. Di seguito si riportano le serie storiche per i prezzi finanziari a diverse scadenze:

- Brent spot
- Brent futures consegna a 24 mesi

Carbone termico, per tale fonte è stato scelto il prezzo europeo per il carbone con consegna presso Amsterdam, Rotterdam e Antwerp. Anche questi prezzi sono estratti da ICE, espressi in EUR/tonn. Di seguito si riportano le serie storiche per i prezzi finanziari a diverse scadenze:

- Carbone termico spot
- Carbone termico futures consegna a 5 mesi

Gas naturale, per tale materia prima è stato scelto il prezzo del TTF, esso è un mercato virtuale per lo scambio del gas naturale con sede in Olanda ed è uno dei principali mercati di riferimento per lo scambio del gas in Europa. Anche tali serie sono state estratte da ICE, espresse in EUR/MWh. Di seguito si riportano la serie storica adoperata:

- Gas Naturale TTF consegna a 1 mese

Per effettuare le analisi è stato utilizzato il linguaggio di programmazione Python 3.11.1, con interfaccia iPython 8.9.0. I principali pacchetti utilizzati sono: statsmodels (analisi statistica ed econometrica), pandas e numpy (organizzazione dei dati), matplotlib (parte grafica).

Capitolo 1 - Modelli strutturali di lungo periodo per le materie prime energetiche

1.1 - Introduzione

I modelli strutturali sono alla base delle previsioni di lungo periodo di numerosi studi e organizzazioni nazionali e internazionali.

Il modello che si analizzerà di seguito è uno dei modelli strutturali adoperato dalla World Bank, sviluppato da Boum-Jong Choe e divulgato dalla suddetta istituzione nel 1984. Tale modello è basato su un'analisi dei mercati del petrolio e delle altre materie prime energetiche, soffermandosi in particolar modo sul primo. Il modello in questione assume che il primo dei due mercati sia composto da due principali blocchi, un dominante cartello oligopolistico con il nome di OPEC e da una residua parte di mercato di natura concorrenziale, i produttori non-OPEC. Si vede come il cartello in questione, data la sua grande forza di mercato, imponga il prezzo internazionale per il petrolio greggio per poi andare a soddisfarne la domanda. ##La quota di domanda di petrolio OPEC è determinata come residuo della domanda totale mondiale al netto dell'offerta non-OPEC.## È bene specificare che all'interno di tale modello le economie che compongono la domanda entrano come esogene, come importatrici nette di materie prime energetiche. Inoltre, il lato della domanda sarà composto da tre principali settori per il consumo finale: trasporti, industria, residenziale/commerciale; e da un solo principale settore per la trasformazione energetica: centrali termo-elettriche. La domanda delle singole materie prime energetiche - carbone, petrolio, gas naturale ed elettricità - è determinata da un modello di sostituzione tra le stesse, in cui le quote di utilizzo sono determinate dai prezzi relativi dei combustibili stessi. I combustibili competono dunque anche nell'industria termoelettrica, l'unico settore di trasformazione energetica nel modello. Una caratteristica importante della specificazione della domanda è che essa sia piuttosto lenta nel rispondere a prezzi più elevati, poiché sono richiesti molti anni per la riconversione e la sostituzione dello stock di capitale. In particolare, sarà utilizzata una struttura di ritardo polinomiale che si estende per oltre dieci anni per rappresentare il percorso di adeguamento dinamico adottata nei settori di domanda specifici.

1.2 - Struttura del modello

Il modello in sé è diviso in cinque aree:

1. Domanda: per le diverse materie prime energetiche viene calcolata come funzione dei prezzi delle stesse, presi come dati, e del livello del PIL.
2. Offerta: assume la quantità disponibile di petrolio greggio, gas naturale, elettricità e carbone fossile come esogena.
3. Prezzi per il consumo finale e relazioni tra i mercati delle fonti energetiche: computati sotto l'assunzione fatta in precedenza circa l'imposizione da parte dell'OPEC per quanto riguarda il petrolio greggio, controlli dei prezzi nazionali e imposte ed accise.
4. OPEC: viene calcolato il valore attuale dei ricavi del cartello sotto l'assunzione che la sua estrazione non vada incontro ad una terminazione delle risorse.

Lo scopo di questo capitolo sarà mostrare le interrelazioni tra i mercati dell'energia e come queste vengono trattate nel modello. Si è già detto che i prezzi dell'energia forniscono i collegamenti che mettono in relazione i vari mercati delle materie prime energetiche, una spiegazione dei collegamenti tra domanda di materie prime energetiche, prezzi ed elasticità incrociata e non tra questi ultimi chiarirà le interrelazioni tra i mercati stessi. La prima area affrontata sarà quella relativa all'OPEC, analizzando il suo fondamentale ruolo nel mercato internazionale del petrolio, passando poi alla determinazione dei prezzi dell'energia in vari mercati (area dei prezzi e soluzione di equilibrio). Infine, saranno analizzate le aree di domanda e offerta.

1.3 - Opec

Esso è stato in breve descritto come un cartello di produttori di tipo oligopolistico, dominante nel mercato del petrolio, il quale impone il prezzo di mercato mondiale per tale materia prima andando a regolare la produzione di conseguenza. I produttori non-OPEC agiranno invece adottando una strategia concorrenziale, prendendo il prezzo di mercato come dato. Il modello assume che il criterio assunto dall'OPEC per valutare le molteplici alternative di fissamento del prezzo del greggio sia la massimizzazione del valore attuale dei ricavi:

$$\text{Max } W = \sum_{t=1}^T \frac{(P_t \cdot Q_t)}{(1+r)^t}$$

Dove P_t e Q_t rappresentano rispettivamente il prezzo di esportazione e la quantità esportata nell'anno t . Il tasso di interesse al quale si scontano i futuri profitti è rappresentato da r . Si assume che T sarà l'anno in cui le riserve saranno esaurite. Seguendo Nordhaus (1973), il modello si basa sull'idea che il prezzo del petrolio sarà limitato nel lungo periodo dalla disponibilità delle "tecnologie di sostituzione di emergenza": fonti praticamente illimitate di forniture di sostituti del petrolio a costi costanti. La teoria economica delle risorse esauribili afferma che il prezzo del petrolio non può superare il costo delle forniture di emergenza e un oligopolista massimizzerà i ricavi nel tempo mantenendo delle riserve residue nel giorno in cui verrà introdotta una tecnologia di emergenza, anche se le riserve rimanenti devono essere vendute a un prezzo costante. Per calcolare W per gli anni futuri, si assume che il prezzo del petrolio OPEC raggiungerà gradualmente il livello dei costi di emergenza e rimarrà a tale livello per tutti gli anni successivi. È chiaro che l'OPEC sarà interessato nel massimizzare i ricavi netti (differenza tra prezzo di esportazione e costi di produzione), tuttavia per semplicità il modello assume che i costi di produzione sono costanti in ogni istante temporale e per qualsiasi livello di produzione. Le differenze fondamentali tra i membri dell'OPEC in termini di sviluppo e necessità di ricavi comportano differenze nel tasso di sconto a cui essi accedono. Applicare un singolo tasso di sconto a tutta l'OPEC e per tutti gli anni futuri è chiaramente irrealistico e potrebbe influenzare seriamente le conclusioni. Nel tentativo di tenere conto in parte della diversità e della variabilità dei tassi di sconto, assumiamo che la parte dei ricavi necessaria per pagare le importazioni debba essere scontata a un tasso più elevato rispetto allo stesso applicato ai surplus dei ricavi che vengono investiti nel mercato internazionale del capitale. Per fare ciò, la curva di domanda delle importazioni (IM) per ciascun gruppo dell'OPEC viene formulata come:

$$IM_t = IM_0 \left(\frac{GDP_t}{GDP_0} \right)$$

Il surplus dei profitti (SR) sarà:

$$SR_t = P_t \cdot Q_t - IM_t, \text{ se } IM_t < P_t \cdot Q_t$$

Dunque, il problema di massimizzare per l'OPEC sarà:

$$\text{Max } W = \sum_{t=j}^T \frac{IM_t}{(1+r_m)^t} + \sum_{t=l}^T \frac{SR_t}{(1+r_s)^t}$$

dove r_m e r_s sono rispettivamente i tassi di sconto di per le importazioni e per il surplus dei profitti.

1.4 - Prezzi per il consumo finale e relazioni tra i mercati delle fonti energetiche

Come mostrato al paragrafo precedente è il cartello dell'OPEC a determinare il prezzo del greggio sul mercato internazionale; sui vari mercati nazionali, invece, il prezzo è determinato dal livello delle imposte ed accise di ogni singolo stato. Il prezzo di consumo finale sui diversi mercati nazionali, ovviamente, incorpora anche i diversi costi di stoccaggio, trasporto, raffinazione e margini di distribuzione. Il modello, per semplicità, assume che il prezzo del petrolio mantenga una relazione costante tra prezzo di mercato mondiale e quello domestico. La determinazione dei prezzi relativi tra diverse materie prime energetiche è una questione molto complessa in cui entrano in gioco sia la forza della domanda che la forza dell'offerta. Sul lato della domanda, le diverse fonti non vengono viste come beni perfettamente sostituti, in quanto il passaggio da un combustibile all'altro è influenzato non solo dai prezzi relativi degli stessi, ma anche dai costi associati alla ristrutturazione o sostituzione del capitale, dalle restrizioni governative sull'uso di determinati combustibili per motivi ambientali, dalle inflessibilità tecnologiche di sostituzione e altri fattori. Dal lato dell'offerta, ciascuna delle quattro fonti primarie di energia ha un livello di disponibilità e una struttura industriale molto diversa, inoltre, il grado di intervento governativo e di tecnologie disponibili nei diversi paesi varia ampiamente.

1.5 - Domanda

L'approccio adoperato per la stima della dinamica degli aggiustamenti della domanda è quello dei ritardi distribuiti, il quale non impone a priori restrizioni sull'andamento dinamico del fenomeno da descrivere. Seguendo tale approccio l'equazione di domanda per i consumi finali sarà:

$$\ln(E_t) = \alpha + \beta \ln(Y_t) + \gamma \sum_{j=1}^k \lambda_j \ln(P_{t-j+1}), \text{ con } \sum_{j=1}^k \lambda_j = 1$$

Dove E_t , Y_t e P_t sono rispettivamente la domanda di energia, il PIL e il prezzo reale dell'energia nell'anno t . Per quanto riguarda invece i parametri si ha che β rappresenterà l'elasticità tra PIL e domanda di energia, mentre la dinamica degli aggiustamenti è definita da i parametri λ_j . Inoltre, $\gamma \cdot \lambda_j$ rappresenterà l'elasticità del prezzo di breve periodo (per un singolo anno), mentre γ rappresenta l'elasticità di lungo periodo una volta che tutti gli aggiustamenti si sono verificati.

La specificazione della sostituzione statica tra le diverse fonti energetiche sarà:

$$S_i = \alpha_i + \sum_{j=1}^N \beta_{ij} \ln(P_j)$$

Dove S_i è il cost-share dell' i -esima fonte energetica e P_j è il prezzo della j -esima fonte energetica. Tale relazione deriva da un problema di minimizzazione statica dei costi sotto l'ipotesi di funzione di costo logaritmica.

Passando invece alla specificazione dinamica del modello si applicherà l'operatore ritardo al parametro β_{ij} :

$$S_{it} = \alpha_i + \sum_{j=1}^N \beta_{ij} \sum_{\tau=1}^T \omega_{t-\tau} \ln(P_{j,t-\tau+1})$$

dove ω_t rappresenta la struttura dei ritardi su T periodi.

Inoltre, le elasticità tra domanda e prezzi incrociate e non per ogni fonte energetica sarà:

$$\varepsilon_{ii} = \left(\frac{\beta_{ii}}{S_i} \right) + S_i, \text{ se } i = i$$

$$\varepsilon_{ij} = \left(\frac{\beta_{ij}}{S_i} \right) + S_j, \text{ se } i \neq j$$

1.6 - Offerta

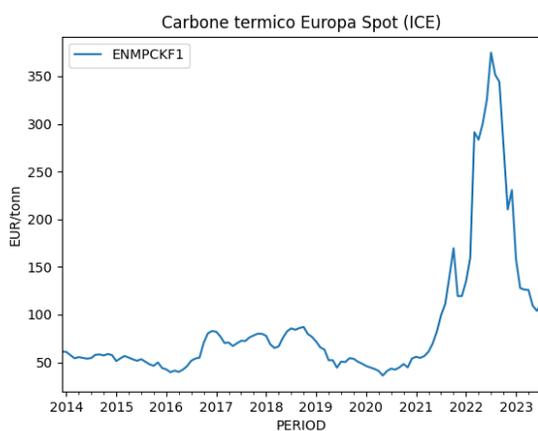
Infine, il modello finora descritto, assume che nei mercati energetici globali, il lato dell'offerta sia esogeno, in quanto studi effettuati in precedenza rispetto al lavoro analizzato erano altamente specifici su determinate regioni del mondo e sarebbe stato estremamente complesso allargare tali modelli al mercato mondiale nella sua interezza.

Capitolo 2 - Analisi grafica delle serie coinvolte e descrizione della metodologia di stima adottata, il metodo delle “rolling-windows”

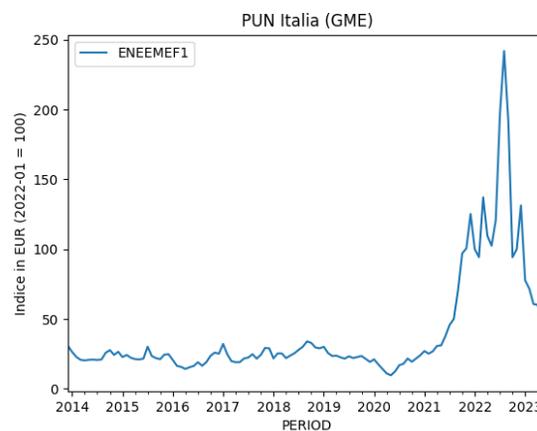
2.1 - Analisi grafica delle singole serie storiche

In questo paragrafo l'obiettivo sarà svolgere un'analisi grafica preliminare delle serie storiche dei prezzi spot o a breve termine delle variabili di interesse al fine di valutare la persistenza di tali serie e la presenza di break-strutturali. Si riportano dunque i grafici delle serie storiche dei prezzi mensili di:

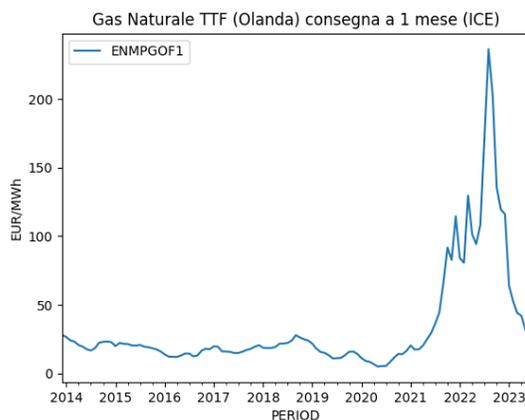
- Carbone termico Europa Spot (ICE), EUR/tonn
- PUN Italia (GME), Indice in EUR (2022-01 = 100)
- Gas Naturale TTF (Olanda) consegna a 1 mese (ICE), EUR/MWh
- Brent Spot (ICE), prezzo/barile, EUR/Barile.



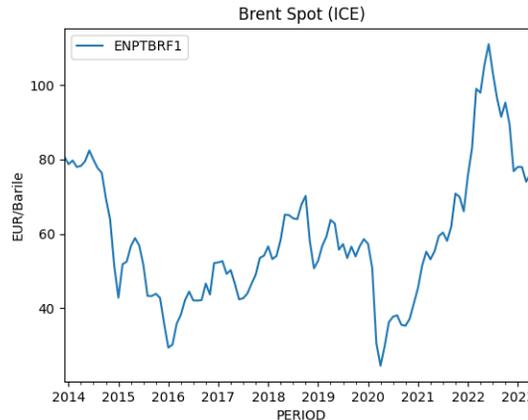
Carbone termico



PUN Italia



Gas naturale TTF



Brent

Come si può notare le serie relative rispettivamente al prezzo del carbone, dell'elettricità e del gas naturale presentano un andamento piuttosto simile e stabile attorno ai rispettivi valori medi per il periodo che va dall'inizio dei campioni fino a metà circa del 2021. In tale periodo il processo sembrerebbe avere dunque un andamento costante. All'indomani di tale periodo vi è un chiaro break-strutturale per tutte le tre serie analizzate, i valori registrati cominciano ad avere incrementi molto rapidi e persistenti raggiungendo un picco in corrispondenza dell'istante 2022/08 per poi cominciare a decrescere in maniera molto veloce e persistente fino all'ultima registrazione disponibile. L'unica serie che si differenzia nell'analisi grafica è quella del BRENT, il suo andamento è instabile e volatile lungo tutto il campione disponibile, alternando più o meno costantemente periodi di crescita sostenuta a periodi di decrescita altrettanto veloce dei prezzi. È chiaro che tale serie presenti una persistenza molto elevata.

2.2 - Metodologia delle “rolling-windows” e metodo di valutazione delle previsioni

In tutte le stime che saranno condotte nei capitoli successivi, sarà adoperata la tecnica delle rolling-windows. Essa si basa sul mantenere l'ampiezza campionaria oggetto di analisi come fissa, ovvero una porzione relativamente piccola di tutto lo span temporale a disposizione, stimando i parametri del modello in questione su questa porzione di dati chiamata campione “train”. Con tale modello stimato si procederà a generare previsioni di breve periodo, ovvero le successive 6 osservazioni rispetto all'ultima del train, che poi saranno confrontate con le effettive realizzazioni delle serie storiche, esse costituiscono la parte chiamata “test” del campione. Tale operazione partirà dalla prima osservazione temporale a disposizione, andando avanti di un'osservazione alla volta, così che la “window” di analisi cominci iterativamente ad andare avanti (“rolling”) fino ad arrivare all'ultima osservazione disponibile, mantenendo sempre ampiezza campionaria del sotto campione train costante e calcolando dunque di volta in volta 6 previsioni. Lo scopo di questa procedura è di avere numerose prove di come i modelli stimati si adattino alla previsione dei prezzi di breve periodo delle quattro materie prime energetiche annoverate. Un'altra ragione dell'uso di tale procedura risiede nel fatto che con essa si stima iterativamente per ogni diversa window il modello generatore dei dati sottostante, così che se questo varia nel tempo le previsioni verranno generate con quello più adatto a quei dati analizzati. Sarà interessante analizzare se tali prove ripetute hanno una bontà di previsione costante lungo i periodi analizzati, o se tali modelli previsivi trovano maggiore difficoltà nelle previsioni circa i periodi successivi a break-strutturali.

Per la valutazione della bontà delle previsioni effettuate dai modelli ai dati reali effettivamente registrati, per ogni rolling-window, si utilizzerà l'indicatore Root Mean Square Error (RMSE), ovvero la radice quadrata del MSE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (\hat{y}_t - y_t)^2}{T}}$$

Dove \hat{y}_t sarà il valore previsto in t dal modello in questione stimato mentre y_t sarà il valore realmente registrato.

In parallelo, sarà anche usato l'indicatore Root Mean Square Percentage Error (RMSPE), ovvero:

$$RMSPE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T \left(\frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t}\right)^2}{T}}$$

Così da avere un indicatore relativo della bontà delle previsioni effettuate nella window in questione.

Rispetto al precedente indicatore, quest'ultimo essendo in scala rispetto al valore da predire, permette di capire se le performance predittive siano state influenzate o meno dalla grandezza del valore da predire. Sarà dunque utile utilizzarlo parallelamente al primo.

Capitolo 3 - Stima di modelli ARIMA per la modellazione di breve periodo dei prezzi delle materie prime energetiche

3.1 - Richiami di teoria econometrica e metodi di valutazione dei modelli adottati

Le serie storiche delle variabili sono modellate con processi stocastici. Un processo stocastico è un insieme di T variabili casuali $\{X_t\}$ dove $t = 0, 1, 2, \dots, T$ (con $T=+\infty$) che rappresenta l'evoluzione di un fenomeno nel tempo. Le variabili casuali in questione sono, perciò, legate tra loro dal fatto di rappresentare il medesimo fenomeno in tempi diversi. Una caratteristica delle serie storiche che rappresentano variabili macroeconomiche è la persistenza: un processo stocastico si dice persistente quanto più l'osservazione del fenomeno oggi dipende dall'osservazione di ieri.

È importante che un processo stocastico soddisfi due proprietà: la stazionarietà (almeno debole) e l'ergodicità, affinché si possa fare inferenza su di esso. La stazionarietà riguarda le caratteristiche dei momenti del processo che devono essere finiti: più specificamente, si parla di stazionarietà debole se il processo stocastico ha momento primo e secondo costanti nel tempo e indipendenti da esso. L'ergodicità invece è una proprietà che ci permette di circoscrivere la memoria del processo stocastico: un processo è ergodico se due osservazioni lontane nel tempo possono essere considerate indipendenti.

In questo capitolo, si ipotizza che le serie storiche dei prezzi delle materie prime energetiche, nel breve periodo, siano descritte da dei processi stocastici ARIMA(p,d,q). Tale nome è una abbreviazione per l'espressione inglese AutoRegressive Integrated Moving Average (in italiano, autoregressivi integrati a media mobile). Per dare una descrizione teorica degli stessi partiamo con la formulazione dei processi stocastici ARMA(p,q), essi sono del tipo:

$$X_t = \alpha + \phi_1 X_{t-1} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \epsilon_t + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q}$$

X è una qualsiasi variabile oggetto dello studio, mentre ϵ è un processo stocastico definito come white noise in quanto si assume che abbia media zero, varianza finita e autocorrelazione uguale a 0. Esso denota uno shock, ovvero un'innovazione inattesa esogena, dunque non correlata con X . Come si può notare la realizzazione della variabile al tempo t dipende dalle realizzazioni passate della stessa fino al ritardo p -esimo, ogni coefficiente ϕ denota in che misura X_t dipenda da ogni realizzazione passata di sé stessa, inoltre essa dipende anche dalle realizzazioni passate di ϵ fino ad un ritardo q -esimo, proprio come in precedenza ogni coefficiente θ denota la misura di tali dipendenze. Quando $\sum_{p=1}^p \phi_p = 1$ si ha che il processo stocastico in questione non è stazionario, dunque $I(1)$, i suoi momenti non sono finiti ed esso non può essere modellato per fare previsioni. In questa tipologia di casi può essere dunque utile una differenziazione dello stesso

arrivando finalmente ai processi ARIMA(p,d,q) con ordine di differenziazione d=1. Dunque, i processi ARIMA sono processi ARMA differenziati d volte per rendere gli stessi stazionari. Per valutare la presenza o meno di radici unitarie, dunque per scegliere se applicare un modello ARIMA(p,d,q) con d=0 o d=1, sarà utilizzato il test ADF (Augmented Dickey-Fuller), esso ha come ipotesi nulla che il processo analizzato sia non-stazionario, dunque che presenti radice unitaria. Il test in questione applica la scomposizione di Beveridge-Nelson alla parte autoregressiva di un processo ARMA, ottenendo una riparametrizzazione del tipo:

$$\Delta X_t = \pi X_{t-1} + \sum_{j=1}^{p-1} \gamma_j \Delta X_{t-j} + \varepsilon_t$$

Andando a testare l'ipotesi nulla di non stazionarietà, ovvero $\pi=0$.

Una volta definito se il campione necessita di una differenziazione o meno, si procederà alla stima degli ordini dei ritardi p e q del modello ARIMA(p,d,q). Sarà dunque condotta un'analisi sui valori dei correlogrammi totale e parziale dei ritardi (ACF e PACF). Per ognuno di questi ultimi, l'ultimo valore ad essere significativamente diverso da zero denoterà rispettivamente l'ordine "p" della componente AR e l'ordine "q" della componente MA utilizzata.

Invece, l'ordine dei ritardi p del test ADF, sarà scelto utilizzando il criterio AIC (Akaike information criterion). Esso è una misura oggettiva della validità di un modello. Date le osservazioni $Y(1), \dots, Y(n)$ di una variabile, definiamo $M_j(Y(1), \dots, Y(n))$ come il valore massimo della verosimiglianza per il j-esimo modello preso in considerazione. La procedura di Akaike consiste nel scegliere l'ordine dei ritardi che minimizza:

$AIC = -2 \ln(M_j(Y(1), \dots, Y(n))) + 2k_j$, dove k è il numero di parametri liberi nel modello.

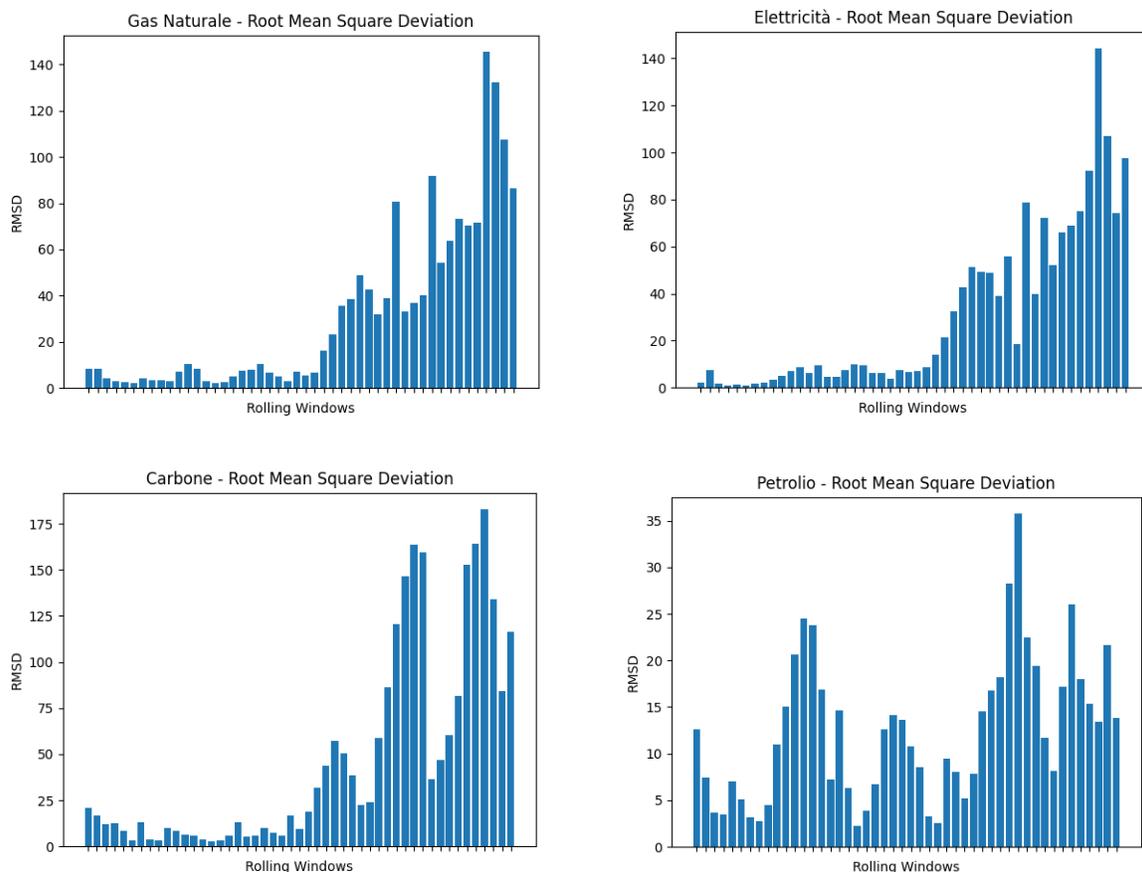
Infine, per verificare se il modello scelto sia effettivamente corretto, si procederà all'analisi dei residui dello stesso. In particolare, su questi ultimi sarà condotto un Ljung-Box test, ovvero un test di autocorrelazione sugli stessi. Sotto la nulla vi è l'ipotesi di non-autocorrelazione, dunque qualora il test venga rifiutato ad un livello di significatività $< 5\%$ si procederà alla ristima del modello ARIMA incrementando di uno il parametro autoregressivo. Tale procedura sarà condotta iterativamente finché l'ipotesi nulla non verrà accettata, imponendo un ordine massimo di ritardi autoregressivi utilizzabili pari a 12.

3.2 - Risultati

Una volta fatta una prima analisi grafica dell'andamento delle serie oggetto di analisi di questo capitolo si procede ora alla stima di modelli ARIMA sulle stesse e la successiva verifica l'accuratezza delle previsioni generate da questi. La metodologia adoperata sarà ovviamente quella delle rolling-window precedentemente illustrata.

In appendice sono riportate le tabelle riassuntive dove per ogni serie storica analizzata, sono riportati per ogni "window" considerata: l'inizio e la fine di tale window, il valore del p-value dell'ADF test condotto, il modello ARIMA stimato con il rispettivo RMSE calcolato sulle 6 previsioni effettuate.

L'obiettivo di questo capitolo è valutare la bontà di previsione nel breve periodo dei modelli ARIMA applicati alle serie di interesse. Pertanto, andiamo a visionare graficamente come il valore dell'RMSE varia tra le diverse finestre di previsione e soprattutto se quest'ultimo varia significativamente all'indomani dei break-strutturali in precedenza evidenziati.



Come si può notare graficamente, per le previsioni effettuate per carbone, elettricità e gas naturale, il valore dei RMSE calcolato è nettamente inferiore nelle rolling windows iniziali, ovvero quelle precedenti al break-strutturale individuato in corrispondenza di metà 2021 circa. All'indomani di tale istante temporale, per tutte le citate fonti energetiche, la statistica calcolata assume valori nettamente maggiori rispetto agli stessi registrati in precedenza. Tale evidenza è sintomo che i modelli ARIMA si sono dimostrati utili nel prevedere i valori futuri delle rispettive materie prime fino al punto in cui non si verifichi un break-strutturale, producendo RMSE relativamente contenuti. Al contrario, dopo il verificarsi di un break-strutturale e un repentino cambio di andamento della serie storica, tali modelli sono più imprecisi nel prevedere le future realizzazioni dei processi in questione, generando RMSE nettamente maggiori.

Passando ad un'analisi dell'output relativo al RMSE delle previsioni della serie storica dei prezzi del petrolio, ricordando che quest'ultima si era già mostrata profondamente diversa rispetto alle precedenti, essendo altamente persistente e ricca di cambi di tendenza lungo il campione esaminato, si vede dunque che la statistica calcolata assume valori costantemente maggiori rispetto ai precedenti RMSE calcolati per le altre fonti energetiche.

3.3 - Conclusioni del capitolo

Durante questo primo capitolo l'attenzione è stata posta sulla verifica della bontà dei modelli ARIMA nel prevedere i valori futuri di breve periodo dei prezzi spot o a minimo termine delle quattro materie prime energetiche oggetto di analisi.

Le deduzioni tratte ci comunicano che tali modelli stocastici si adattano bene ai tratti delle serie dove queste seguono un andamento pressoché costante e privo di break-strutturali, producendo RMSE relativamente contenuti ed accettabili, mentre essi non riescono ad adattarsi con le stesse performance qualora si verificano break-strutturali (metà 2021 in poi) o quando la serie da modellare presenta un andamento altamente instabile con movimenti repentini (BRENT), suggerendo dunque che un approccio univariato possa essere non ottimale per affrontare la previsione di variabili di questa tipologia.

Capitolo 4 - Stima di modelli VAR per la modellazione di breve periodo dei prezzi delle materie prime energetiche basati sulle serie storiche dei prezzi

4.1 - Richiami di teoria econometrica e metodi di valutazione dei modelli adottati

I modelli VAR (Vector AutoRegressive) sono la versione multivariata della parte AR degli ARIMA analizzati in precedenza. In particolare, si assume che vi siano K serie storiche, $y_t = (y_{1t}, \dots, y_{Kt})$, dove ognuna di queste può essere scomposta in $\mu_t + x_t$, dove la prima parte rappresenta la componente deterministica della variabile che in questo lavoro, per semplicità e per la natura dei dati considerati, assumiamo pari ad una costante, la seconda invece è una parte puramente stocastica con $E(x_t) = 0$, così che $E(y_t) = \mu_t$, ovvero un termine costante. In tali modelli si assume dunque che x_t segua un processo generatore dei dati VAR(p) di forma:

$$x_t = A_1 x_{t-1} + \dots + A_p x_{t-p} + u_t,$$

dove A_i con $i = 1, \dots, p$, è una matrice $K \times K$ di parametri e u_t è un vettore $K \times 1$ rappresentante un processo white noise vettoriale con evento atteso nullo e varianza finita, costante e non autocorrelata nel tempo.

L'equazione prima descritta dunque esprime che ogni variabile y_t è funzione dei valori passati fino ad una distanza temporale p , propri e degli altri $K-1$ processi. Un VAR(p) si dice stabile se ha momento primo, secondo e covarianze non dipendenti dal tempo.

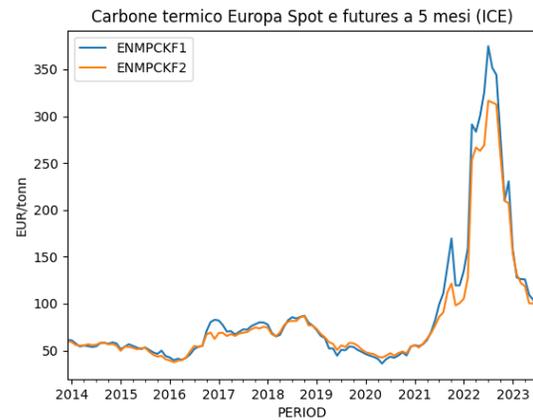
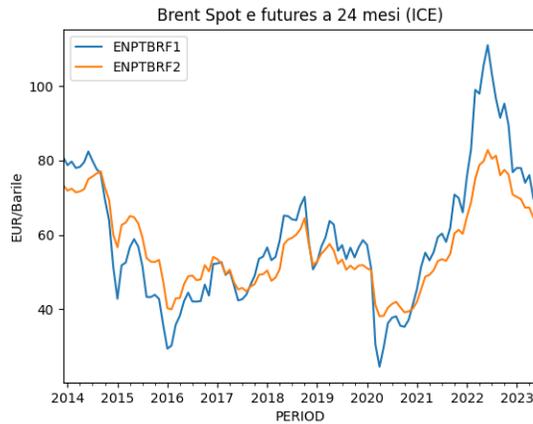
Lo scopo di questo capitolo è verificare se una modellazione multivariata, mettendo dunque le diverse serie storiche analizzate in relazione tra loro, possa portare la stima di previsioni più accurate. Nel VAR, dunque, si suppone che ogni serie influisca sulle altre $K-1$ serie coinvolte. Ecco la necessità di introdurre il concetto di causalità secondo Granger. La sua definizione si basa sulla nozione di prevedibilità lineare, l'autore definisce una variabile y_{2t} causale per una variabile y_{1t} se le informazioni nei valori passati e presenti di y_{2t} contribuiscono ad abbassare in media l'errore quadratico di previsione per y_{1t} . Il primo passo di analisi, dunque, sarà verificare con un opportuno test la presenza o meno di legami di causalità tra le diverse serie, il test adoperato sarà il test di causalità di Granger. Poiché, se il test condotto ci dirà che tra le serie coinvolte non vi è causalità, non vi sarà ragione di stimare un modello multivariato.

4.2 - Serie storiche coinvolte

Le serie coinvolte in questo capitolo sono le medesime coinvolte nel precedente, alle quali si aggiungono anche:

- Brent futures con consegna a 24 mesi

- Carbone termico futures con consegna a 5 mesi



Da un primo confronto grafico tra le nuove serie introdotte (in arancio) e il loro rispettivo prezzo spot nel tempo (in azzurro) si nota come esse seguano un andamento quasi identico nel corso del tempo; tuttavia, si può notare come in caso di registrazioni estremamente alte/basse e variazioni repentine dei rispettivi prezzi, nello stesso istante temporale il prezzo dei futures registra sempre valori meno estremi. Sarà interessante coinvolgere anche queste serie nei VAR prossimamente stimati, così da poter ipotizzare se vi è causalità tra gli stessi, e nel caso essa ci sia ipotizzare quale dei due prezzi, tra spot e futures, influenzi l'altro, rispettivamente per ogni serie.

4.3 - Test di causalità secondo Granger

Si ricorda che tale test condotto tra le serie storiche z e w , trattando la prima come variabile dipendente e la seconda come esplicativa, ha sotto la nulla l'ipotesi che la serie w non sia causa secondo Granger della serie z . Prima di fare ciò sarà importante svolgere un ADF test su ogni serie oggetto di analisi, qualora le serie risultino $I(1)$, prima di svolgere il test di Granger sarà importante differenziare le stesse per renderle stazionarie al fine di non avere problemi di regressioni spurie. I risultati dei ADF test condotti sulle serie storiche nella loro interezza comunicavano che il petrolio fosse $I(1)$ mentre tutte le altre serie storiche, fossero stazionarie nei livelli (tabella dei risultati presente in appendice). Tuttavia, si ricorda che per quanto riguarda le serie storiche dei prezzi di: carbone, elettricità e gas, queste presentano un break-strutturale registrato a metà dell'anno 2021, quindi per una più corretta indagine andiamo a dividere in due i dati campionari rispetto a tale periodo e condurre separatamente sui due sotto-campioni il test ADF. Di seguito sono riportati i risultati, quelli nella prima tabella asseriscono al campione pre break-strutturale, quelli nella seconda ai dati post break-strutturale.

SERIE STORICA	ADF P VALUE	ORD INT
Carbone Spot	0.2149	1
Carbone Futures 5m	0.2743	1
Elettricità	0.1309	1
Gas	0.1044	1

SERIE STORICA	ADF P VALUE	ORD INT
Carbone Spot	0.9704	1
Carbone Futures 5m	0.029	0
Elettricità	0.5893	1
Gas	0.3239	1

Si può dunque concludere che l'esito dell'analisi sia totalmente ribaltato, con certo margine di sicurezza si può affermare che tutte le serie oggetto di studio sono $I(1)$, pertanto il test di causalità di granger sarà condotto sulle serie in differenze prime. In appendice sono riportati i test ADF condotti sulle differenze prime delle variabili, le quali sono tutte stazionarie, confermando che i livelli sono dunque $I(1)$.

Di seguito viene riportata la matrice contenente i p-value dei singoli test condotti, per i diversi casi sulle righe vi sono le serie poste come dipendenti e sulle colonne quelle trattate come esplicative.

	Carbone Spot	Carbone Futures 5m	Elettricità	Gas	Petrolio Spot	Petrolio Futures 24m
Carbone Spot	1	0	0	0	0.0086	0.0199
Carbone Futures 5m	0	1	0	0	0.0024	0.0213
Elettricità	0	0	1	0	0.0001	0.0073
Gas	0	0	0	1	0	0.0029
Petrolio Spot	0.3431	0.168	0.0622	0.0724	1	0.1952
Petrolio Futures 24m	0.0247	0.045	0.0081	0.2181	0.0071	1

Come si nota, tranne che per il petrolio, tutte le serie in differenze, dunque le variazioni dei prezzi delle fonti energetiche, sembrano influenzarsi a vicenda con p-value pari sempre a zero o in alcuni casi nettamente inferiore al canonico 5%. I test condotti sul petrolio come dipendente, in particolare per quelli sul prezzo spot, manifestano p-value sensibilmente più alti, sempre superiori al 5%. Questi risultati ci portano a concludere che ci siano buone ragioni per supporre che siano le variazioni nei prezzi del petrolio, in particolare spot, a causare variazioni nei prezzi delle altre materie prime energetiche, e non il contrario. Inoltre, fatta eccezione per il petrolio, tutte le fonti energetiche sembrano essere causa l'una dell'altra a vicenda. Per quanto riguarda la tematica di confronto tra variazioni dei prezzi spot e futures del carbone, si nota come entrambi i prezzi sono causa l'uno dell'altro. Per quanto riguarda tale tematica applicata al caso del petrolio, si nota che le variazioni del prezzo futures dipendono da variazioni dello spot, ma non il contrario. Infine, è bene sottolineare che, si può ipotizzare che il prezzo futures del petrolio è influenzato dai prezzi delle altre fonti energetiche, tranne che per il gas, ma lo stesso discorso non può essere fatto per prezzo spot del petrolio stesso che non sembra essere influenzato dalle altre variabili. In conclusione, è plausibile affermare che tutte le serie si influenzano tra loro, tranne per il petrolio, il quale è causa delle altre serie, ma le altre serie non causano esso. Tuttavia, seguendo un ragionamento economico più che statistico, si può affermare che solo variazioni del prezzo del gas influenzano quelle del petrolio, andando a rifiutare la nulla nonostante un p-value del 7%.

Dai risultati ottenuti, dunque, è plausibile affermare che un modello multivariato, che tenga conto di tutte queste interrelazioni tra le serie, come il VAR, potrebbe candidarsi come modello migliore per effettuare previsioni di breve periodo rispetto ad un modello univariato come i precedenti ARIMA, i quali non tenevano conto di tali interrelazioni.

4.4 - Modellazione VAR

In questa fase del lavoro ovviamente sarà utilizzata la medesima tecnica della rolling-window utilizzata per gli ARIMA nel precedente capitolo. Anche il metodo di scelta dell'ordine di ritardo del VAR sarà il medesimo utilizzato per i modelli ARIMA, come anche il test condotto sulle

singole serie per verificare la loro stazionarietà e come anche la statistica calcolata per valutare la bontà delle previsioni. Qualora le serie si mostrassero non stazionarie sarà stimato un VAR sulle serie trasformate in differenze prime. L'unica differenza rispetto al capitolo precedente è che per valutare la presenza di autocorrelazione nei residui del VAR(p) sarà calcolata sugli stessi la statistica di Durbin-Watson:

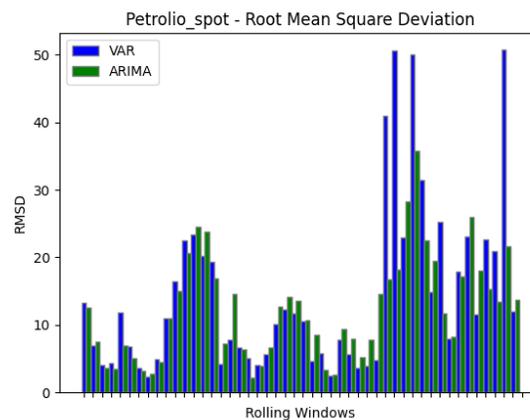
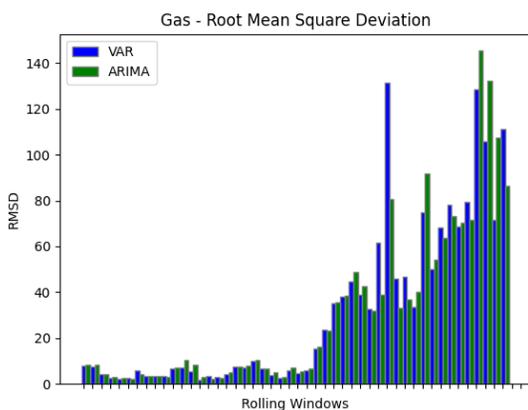
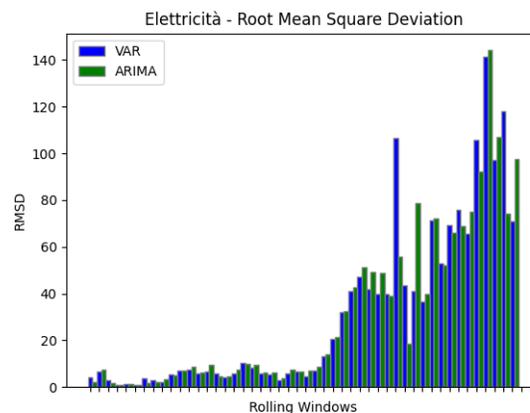
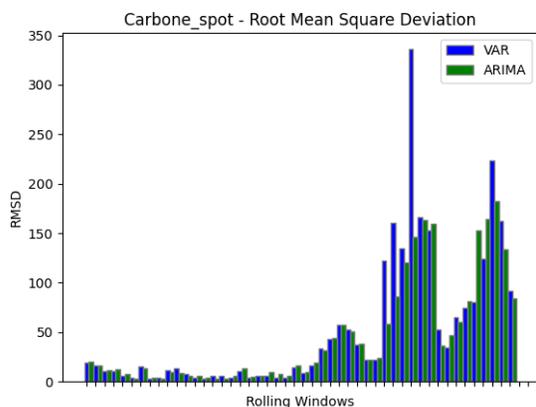
$$DW = \frac{\sum_{t=2}^T (\epsilon_t - \epsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^T \epsilon_t^2}$$

Il valore della statistica di Durbin-Watson è sempre compreso tra 0 e 4. Un valore di 2 indica che non appare presente alcuna autocorrelazione. Valori piccoli di DW indicano che i residui successivi sono, in media, vicini in valore l'uno all'altro, o correlati positivamente. Valori grandi di DW indicano che i residui successivi sono, in media, molto differenti in valore l'uno dall'altro, o correlati negativamente. Il motivo per cui in questa parte di lavoro è stata preferita tale statistica al Ljung Box test adoperato nel precedente capitolo è puramente tecnico legato alla sua implementazione in Python durante le stime dei VAR.

Seguendo sempre il metodo della rolling-window, producendo previsioni per i successivi 6 mesi successivi all'ultima osservazione del sotto-campione train (grandezza campionaria 60 mesi), si sono dunque calcolati i RMSE per ogni serie coinvolta nel VAR stimato. I VAR stimati in questo capitolo sono due: un primo che coinvolge tutte le serie a disposizione (includendo dunque anche i prezzi futures di carbone e petrolio), ed un secondo dove vengono adoperate solo le serie dei prezzi spot. In appendice sono riportate le tabelle riassuntive che contengono, per ogni rolling window, l'inizio e la fine della stessa, l'ordine del VAR stimato, il grado di differenziazione delle serie e il RMSE calcolato per ogni equazione coinvolta nel modello.

Confrontando graficamente gli RMSE prodotti da entrambi i VAR stimati, per ogni variabile del modello, si nota che il modello stimato escludendo le due serie storiche dei futures garantisce previsioni molto più accurate, specialmente nel prevedere i periodi successivi ai break-strutturali osservati. In appendice sono riportati tali grafici analizzati. Inoltre, nel capitolo precedente, avendo visto durante le analisi grafiche delle singole serie storiche, che l'andamento della serie del petrolio si discosta nettamente dell'andamento delle altre, si è voluto stimare un ulteriore VAR, il quale esclude dalla sua specificazione la suddetta serie, annoverando dunque esclusivamente gas, carbone ed elettricità. Da un confronto grafico si evince che i due VAR producono approssimativamente gli stessi valori di RMSE per ogni rolling window; dunque, si è preferito lasciare il VAR che include tutte le fonti energetiche come modello da confrontare con gli ARIMA. Si rimanda all'appendice per tali grafici di confronto.

Una volta individuato il VAR stimato escludendo le serie storiche dei prezzi futures dalla specificazione del modello come migliore tra i VAR stimati in quanto a previsioni, si procede con il confronto grafico tra RMSE generato dal modello ARIMA e il modello VAR per fonte energetica, per andare a verificare se quest'ultimo abbia prodotto delle previsioni più accurate rispetto ai precedenti. Di seguito sono riportati i grafici di confronto per ogni fonte energetica.



Come si può notare, per tutte le fonti energetiche, nei periodi che precedono il break-strutturale individuato in metà 2021, le performance misurate in termini di bontà di previsione tra VAR e ARIMA sono circa equivalenti. I due modelli si alternano più o meno costantemente, con RMSE piuttosto simili, come migliori nel prevedere i valori futuri dei prezzi energetici. Si ha tutt'altra storia nei periodi che susseguono il break-strutturale, i due modelli continuano ad alternarsi come migliori nel prevedere i valori futuri dei prezzi energetici; tuttavia, essi producono RMSE molto più alti e nettamente diversi. È interessante notare che tale peggioramento di performance del VAR all'indomani del break-strutturale di metà 2021 è stato registrato anche per il petrolio, serie storica non caratterizzata da tale break.

Di seguito è riportata una tabella riassuntiva per gli RMSE prodotti in media durante le varie rolling-window per i due modelli analizzati, divisi in due sotto-periodi: “pre break-strutturale” e “post break-strutturale”.

	<u>ARIMA</u>				<u>VAR</u>			
	RMSE e RMSPE medio tra le rolling-window				RMSE e RMSPE medio tra le rolling-window			
	Pre break-strutturale		Post break-strutturale		Pre break-strutturale		Post break-strutturale	
<u>Carbone</u>	14.66	20.16 %	101.47	52.50 %	14.3	19.68 %	119.2	61.22 %
<u>Elettricità</u>	9.67	31.30 %	69.29	66.92 %	9.15	29.64 %	71.57	68.60 %
<u>Gas naturale</u>	9.79	48.12 %	70.62	85.46 %	9.21	44.15 %	72.23	83.35 %
<u>Petrolio</u>	9.37	23.84 %	18.15	20.44 %	9.01	23.13 %	24.2	27.58 %

Come si può notare entrambi i modelli, nelle rolling-window facenti parte del sotto-campione pre break-strutturale, producono RMSE e RMSPE medi nettamente inferiori rispetto a quelli prodotti nel secondo sottocampione temporale. Questo è vero in maniera molto marcata per le tre fonti energetiche che hanno subito tale break-strutturale, per il petrolio invece questo effetto è presente in maniera meno marcata. In ultima analisi è interessante notare che l’RMSE e l’RMSPE medi prodotti nel sottocampione di rolling-window antecedenti al cambio di tendenza nelle serie, sono sempre leggermente inferiori nel VAR, mentre per le rolling-window successive al break gli indicatori della bontà delle previsioni nel VAR risultano più alti rispetto a quelli degli ARIMA.

Inoltre, utilizzando congiuntamente i due indicatori delle performance predittive dei modelli, si nota che entrambi aumentano marcatamente all’indomani del break-strutturale; pertanto, è possibile affermare che il peggioramento delle performance predittive dei modelli successivamente al break-strutturale sia dovuto ad una maggiore difficoltà nel predire i valori registrati e non dal fatto che i valori da predire sono di maggiori dimensioni nel periodo post rispetto a quello pre. Nei successivi capitoli, avendo ora compreso quest’ultimo importante particolare, per semplicità di programmazione, calcolo e di presentazione dei risultati, sarà analizzato solo l’indicatore RMSE.

Dunque, il modello VAR sembra essere leggermente migliore quando le serie seguono il loro andamento, mentre esso si adatta meno velocemente al cambio di tendenza rispetto ai singoli modelli ARIMA.

4.5 - Conclusioni del capitolo

Da questa analisi emerge dunque che le potenzialità dei due modelli esaminati nell’effettuare previsioni è circa la medesima nei periodi antecedenti a break-strutturali, vedendo ancora il VAR come modello leggermente più preciso nel formulare previsioni rispetto agli ARIMA, così che nell’ordine di voler effettuare previsioni sui prezzi delle materie prime energetiche possa essere utile utilizzare quelle proposte da entrambi i modelli. Invece, per quanto riguarda i periodi successivi a break-strutturali nelle serie osservate il modello multivariato si adatta meno

velocemente a tali cambi di tendenza, così che si ritengano più accurate le previsioni generate da modelli univariati.

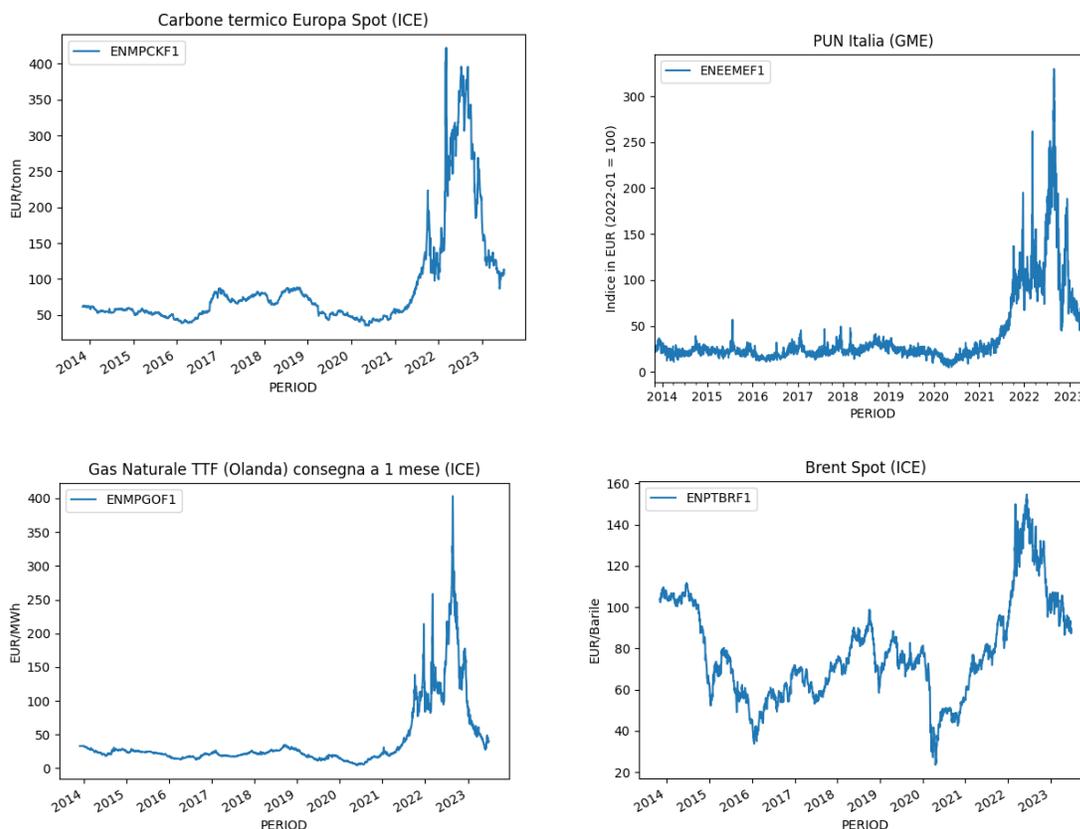
Tuttavia, i risultati analizzati in precedenza, sono stati ottenuti confrontando stime effettuate, da VAR e da ARIMA, entrambi con medesima ampiezza campionaria (5 anni). Ogni modello univariato stima un numero di parametri pari a " $p + q$ ", mentre ogni multivariato stima un numero di parametri pari a " $K \cdot K \cdot q$ ", dove K è il numero delle variabili considerate nel VAR. È chiaro come quest'ultimo abbia un numero di parametri da stimare nettamente superiore, dunque per un confronto oggettivo tra i due modelli, circa la bontà di previsioni effettuate, servirebbe per il VAR un campione nettamente maggiore rispetto a quello adoperato per gli ARIMA. Adoperando dati con granularità mensile, questo è difficile da realizzare; dunque, per effettuare previsioni con dati di questa tipologia i modelli ARIMA, pur non catturando le inter-relazioni presenti tra le diverse serie, nella loro maggiore semplicità, si mostrano modelli relativamente validi per effettuare previsioni.

Nel prossimo capitolo sarà estesa l'analisi a dati con cadenza giornaliera, così da poter offrire al VAR un campione di dimensioni maggiori. Facendo ciò si potrà dunque fare un paragone più oggettivo tra VAR e ARIMA circa la pura bontà di previsione.

Capitolo 5 - Estensione ARIMA e VAR a dati giornalieri

5.1 - Introduzione

Come accennato nelle conclusioni del capitolo precedente, lo scopo di questo capitolo sarà verificare se l'ampliamento del campione utilizzato per i modelli VAR rispetto a quello adoperato per i modelli ARIMA, porterà il VAR ad offrire previsioni caratterizzate da un RMSE minore rispetto a quello ARIMA o meno. Per la mole di dati richiesta in questo capitolo, dunque, si analizzeranno dati con granularità giornaliera. Per i VAR saranno calcolate due diverse prove, nello specifico l'ampiezza campionaria utilizzata per i VAR sarà di 120 e 180 giorni, mentre per gli ARIMA 60. Per ogni rolling-window saranno calcolate le previsioni di 6 valori futuri, proprio come fatto nei capitoli precedenti con dati a cadenza mensile. Anche la modalità di scelta dell'ordine di ritardi del modello sarà la stessa descritta nei capitoli precedenti. Prima di tutto si propone di visionare graficamente l'andamento delle serie con dati a cadenza giornaliera.



Come si può notare, l'andamento di queste, è del tutto simile a quello che esse assumono con cadenza mensile.

5.2 - Risultati

	<u>ARIMA 60 gg</u>		<u>VAR 120 gg</u>		<u>VAR 180 gg</u>	
	<u>RMSE medio tra le rolling-window</u>		<u>RMSE medio tra le rolling-window</u>		<u>RMSE medio tra le rolling-window</u>	
	<u>Pre break-strutturale</u>	<u>Post break-strutturale</u>	<u>Pre break-strutturale</u>	<u>Post break-strutturale</u>	<u>Pre break-strutturale</u>	<u>Post break-strutturale</u>
<u>Carbone</u>	<u>1.39</u>	<u>17.85</u>	<u>1.37</u>	<u>16.63</u>	<u>1.37</u>	<u>16.75</u>
<u>Elettricità</u>	<u>3.12</u>	<u>17.43</u>	<u>2.8</u>	<u>14.93</u>	<u>2.81</u>	<u>14.71</u>
<u>Gas naturale</u>	<u>0.84</u>	<u>14.48</u>	<u>0.82</u>	<u>14.32</u>	<u>0.8</u>	<u>14.3</u>
<u>Petrolio</u>	<u>2.32</u>	<u>4.37</u>	<u>2.29</u>	<u>4.17</u>	<u>2.28</u>	<u>4.12</u>

Come si può notare dalla tabella di cui sopra, le differenze tra valori registrati sul VAR e sugli ARIMA rimangono contenute, vedendo ancora il VAR come modello leggermente più preciso nel formulare previsioni rispetto agli ARIMA. Tuttavia, vi è una importante differenza rispetto alle conclusioni che sono state tratte nel capitolo precedente, adoperando dati giornalieri, nel sotto-campione che fa riferimento al periodo post break si nota come il VAR sia ora il modello che offre previsioni leggermente più precise per gas naturale e petrolio e maggiormente più precise per carbone ed elettricità.

Inoltre, si nota come il passaggio da un campione di 120 osservazioni ad uno di 180 garantisce un leggero incremento delle performance del modello multivariato, soprattutto nel periodo post break-strutturale.

Dunque è ora il VAR il modello il quale offre previsioni più accurate, adattandosi meglio alla dinamicità dei dati post break-strutturale rispetto al caso analizzato nel capitolo precedente.

Va comunque sottolineato che i modelli ARIMA non sono assolutamente distanti dai risultati ottenuti dal VAR, rimanendo modelli validi per produrre previsioni su tali serie.

Come prima ipotizzato, dunque questo cambiamento di continuità di performance del VAR, può essere dovuto alla maggiore ampiezza campionaria necessaria al VAR, che nel metodo di analisi rolling-window adoperato in questo lavoro, può essere garantito solo da serie di dati giornalieri.

Capitolo 6 - Nuove variabili da impiegare per la modellazione di breve periodo dei prezzi delle materie prime energetiche

6.1 - Introduzione

Nei capitoli precedenti, si sono analizzati modelli multivariati coinvolgendo esclusivamente serie storiche riguardanti i prezzi delle materie prime energetiche.

Il lavoro svolto in questo capitolo sarà di vedere se impostare modelli multivariati, i quali adoperano anche serie storiche di altra natura possa permettere di formulare previsioni di breve periodo più accurate circa i prezzi delle fonti energetiche.

In particolare, tali serie storiche aggiuntive coinvolte saranno:

- Prezzi dei CO₂ certificates: espressi in EUR/tonn ed estratti da ICE
- Indice del ciclo industriale globale, con 2022-01 = 100, esso è un indice calcolato da STUDIABO.
- Indice armonizzato dei prezzi al consumo Area Euro (HICP), con 2022-01 = 100, estratto da EUROSTAT

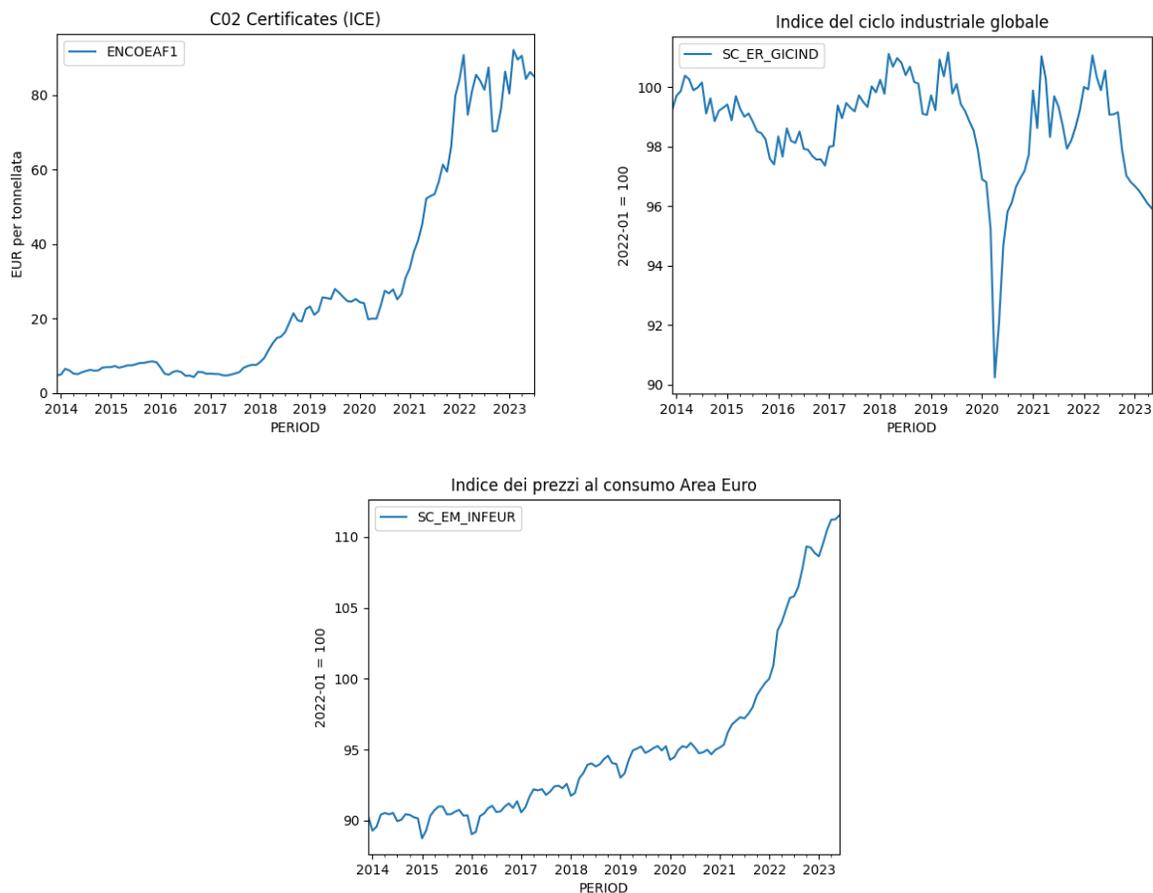
Le ultime due serie introdotte, per loro natura, hanno cadenza mensile, mentre la prima è disponibile sia con granularità mensile che giornaliera. L'inizio di tali serie storiche è stato allineato con quello dei prezzi delle fonti energetiche.

I certificati CO₂, anche conosciuti come crediti di carbonio, rappresentano una tonnellata di CO₂ evitata o rimossa tramite dei progetti aziendali dedicati. Attraverso l'acquisto di certificati CO₂, le aziende possono compensare le proprie emissioni non riducibili direttamente, contribuendo a raggiungere gli obiettivi di mitigazione climatica. Risulta dunque chiaro come sia plausibile supporre una relazione tra prezzi delle fonti energetiche e "prezzi" di emissione di CO₂.

Per quanto riguarda la seconda serie storica elencata, si ha che essa è costruita depurando la dinamica effettiva della produzione industriale dal suo trend. L'offerta di commodity tende a variare in funzione dei valori attesi della crescita economica di lungo periodo, mentre la domanda di commodity è maggiormente legata agli utilizzi congiunturali effettivi, l'indice del ciclo industriale globale tende a riprodurre le condizioni di tensione tra domanda e offerta sul mercato delle commodity: quando aumenta, significa che la domanda di commodity aumenta più dell'offerta; viceversa quando diminuisce. È chiaro che possa esserci una relazione rilevante tra prezzi dell'energia e domanda della stessa in funzione dell'andamento del ciclo industriale.

Infine, l'Indice Armonizzato dei Prezzi al Consumo (The Harmonised Index of Consumer Prices - HICP), è un indicatore dell'inflazione e della stabilità dei prezzi per la Banca Centrale Europea (BCE). Si tratta di un indice dei prezzi al consumo compilato secondo una metodologia armonizzata in tutti i paesi dell'UE. L'HICP dell'area dell'euro è una media ponderata degli indici dei prezzi degli Stati membri che hanno adottato l'euro. È ragionevole ipotizzare che le dinamiche dei prezzi delle fonti energetiche possano essere influenzate dall'andamento generale dei prezzi.

6.2 - Analisi delle serie introdotte



Come si può notare da una prima analisi grafica, le serie hanno tutte un diverso andamento. Tuttavia, sia la prima che la terza hanno un break-strutturale in corrispondenza di metà 2021. La seconda invece presenta un chiaro picco negativo in corrispondenza di inizio 2020, tornando poi nel 2021 ad assumere il suo andamento osservato prima di questo picco. Il prossimo passo sarà quello di condurre un test di causalità secondo Granger tra queste ultime tre serie proposte e quelle relative ai prezzi delle fonti energetiche, andando a verificare se le ultime serie introdotte effettivamente causano i prezzi oggetto di tesi, così da rendere plausibile l'utilizzo di queste per produrre previsioni dei prezzi più accurate. Prima di fare ciò, come visto nei capitoli precedenti conduciamo dei test ADF su ogni serie per vedere il grado di integrazione di queste.

SERIE STORICA	ADF P VALUE	ORD INT
---------------	-------------	---------

CO2 cert 0.993 1

IND CICLO IND 0.0833 1

HICP 0.9069 1

Come si nota dalla tabella di cui sopra, le tre serie proposte sono I(1), pertanto come già visto nei precedenti capitoli il test di causalità secondo Granger sarà condotto sulle differenze prime delle stesse. Di seguito viene riportata la matrice contenente i p-value dei singoli test condotti, per i diversi casi sulle righe vi sono le serie poste come dipendenti e sulle colonne quelle trattate come esplicative.

	CO2 cert	IND CICLO INDUSTRIALE	HICP	Carbone Spot	Elettricità	Gas	Petrolio Spot
CO2 cert	1	0.0278	0.0405	0	0.0002	0	0.1984
IND CICLO INDUSTRIALE	0.0033	1	0	0.6599	0.3523	0.4495	0.0001
HICP	0	0	1	0	0	0	0
Carbone Spot	0	0.0029	0.1003	1	0	0	0.0067
Elettricità	0	0.0349	0	0	1	0	0.0004
Gas	0	0.0057	0	0	0	1	0.0001
Petrolio Spot	0.0001	0.125	0.2663	0.3583	0.0009	0	1

In ragione dell'argomento trattato, l'attenzione ora sarà ovviamente posta esclusivamente sulle analisi di causalità di queste ultime serie coinvolte verso le serie dei prezzi delle fonti energetiche, e non il contrario.

Come si può notare, si può affermare che i prezzi di: carbone, elettricità e gas sono tutti causati secondo Granger dalle nuove variabili introdotte. Per quanto riguarda i prezzi del petrolio, si vede che questi sono influenzati significativamente solo dai prezzi dei CO2 Certificates, mentre è

interessante notare che il prezzo del petrolio sia significativamente causa dell'indice del ciclo industriale e dell'HICP.

6.3 – Conclusioni del capitolo

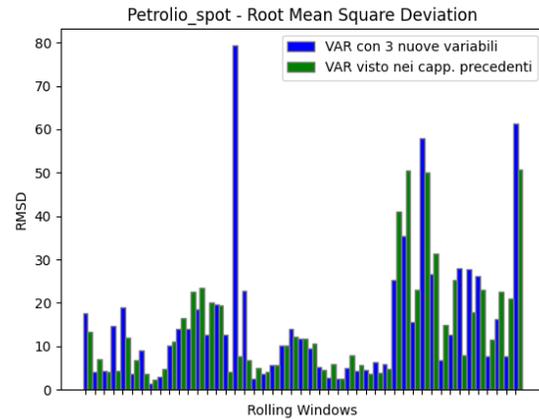
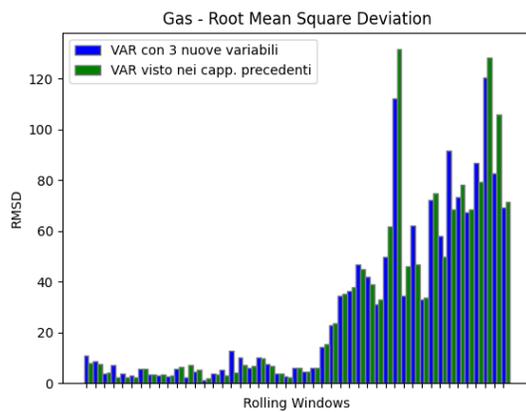
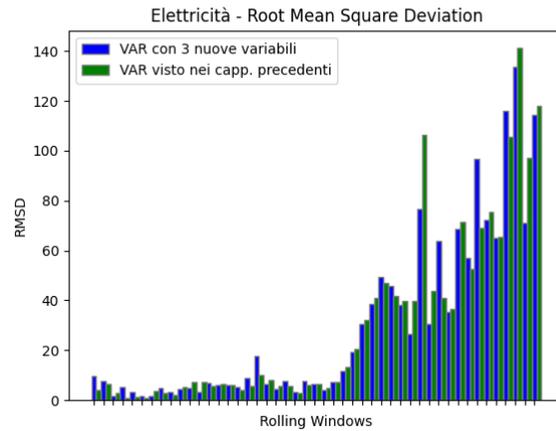
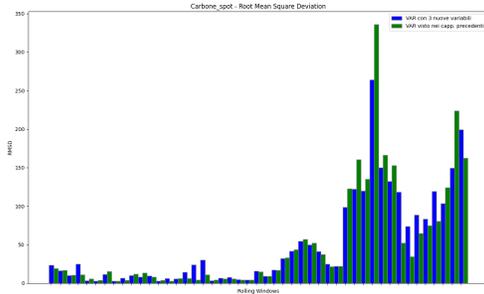
Le serie aggiuntive coinvolte in questo capitolo si sono rivelate causali rispetto alle serie dei prezzi oggetto di analisi in questo lavoro, così che modelli predittivi dei prezzi di breve periodo per le fonti energetiche che coinvolgano anche queste variabili potrebbero garantire migliori performance rispetto ai precedenti modelli che non ne tenevano conto. Nel prossimo capitolo si procederà dunque alla strutturazione di modelli che includano anche queste ultime e al confronto delle performance predittive di questi ultimi con quelle prodotte dai precedenti modelli.

Capitolo 7 - Stima di modelli VAR per la modellazione di breve periodo dei prezzi delle materie prime energetiche basati sulle serie storiche dei prezzi usando le nuove variabili coinvolte

7.1 - Introduzione

In questo capitolo si procederà con una stima di un VAR composto dalle serie storiche dei prezzi e dalle tre nuove variabili presentate nello scorso capitolo. Le procedure di stima dell'ordine del VAR sono le medesime presentate nei precedenti capitoli, così come la misurazione delle performance predittive del modello stesso. I dati che saranno utilizzati sono di granularità mensile, in quanto le variabili HICP e indice di ciclo industriale sono disponibili solo con tale cadenza; pertanto, l'ampiezza campionaria sarà limitata a 60 osservazioni (5 anni).

7.2 - Risultati



Come si evince da un'analisi grafica le variabili introdotte in questo capitolo sembrano apportare benefici alle performance predittive rispetto al modello VAR indicato come migliore nei precedenti capitoli. La tabella sottoriportata darà indicatori sintetici oggettivi sulle differenze di performance tra i due VAR confrontati.

	<u>VAR capp. Precedenti</u>		<u>VAR con tre nuove variabili</u>	
	RMSE medio tra le rolling-window		RMSE medio tra le rolling-window	
	Pre break-strutturale	Post break-strutturale	Pre break-strutturale	Post break-strutturale
<u>Carbone</u>	14.3	119.2	16.14	116.82
<u>Elettricità</u>	9.15	71.57	9.67	69.48
<u>Gas naturale</u>	9.21	72.23	9.65	67.92
<u>Petrolio</u>	9.01	24.2	11.69	22.99

Come si nota, nel periodo pre break-strutturale di metà 2021 il modello che performa meglio per tutte le fonti energetiche in quanto a bontà di previsioni è il VAR costruito nei precedenti capitoli, ovvero quello che racchiude esclusivamente le serie dei prezzi spot delle materie prime energetiche. Nel periodo invece successivo a tale break, il VAR stimato adoperando anche le ultime 3 serie storiche presentate è quello che garantisce risultati di stima migliori garantendo un netto miglioramento rispetto al VAR visto nei precedenti capitoli.

7.3 – Conclusioni del capitolo

In definitiva, adoperando dati con cadenza mensile, in periodi di andamento regolare dei mercati delle materie prime energetiche il modello che si palesa come migliore nel generare previsioni di breve periodo è il VAR stimato adoperando esclusivamente le materie prime energetiche oggetto di previsioni. Nei periodi in cui vi è un chiaro andamento irregolare di tali mercati il modello che si presenta come migliore tra i due è il VAR che ingloba oltre alle serie dei prezzi, anche le serie dei CO2 certificates, HICP e l'indice di ciclo industriale.

Tale risultato non è affatto scontato, in quanto il VAR stimato in questo capitolo aggiunge un numero notevole di parametri da stimare in più rispetto al VAR presentato nei capitoli precedenti, senza dimenticare che tali risultati sono stati ottenuti a parità di campione (5 anni, ovvero 60 osservazioni mensili). Tuttavia, i risultati garantiti nel periodo post break dall'ultimo VAR stimato non riescono a pareggiare i risultati ottenuti con i corrispondenti ARIMA.

Capitolo 8 - Stima di modelli strutturali a specificazione dinamica

8.1 - Introduzione

In questo capitolo si utilizzerà l'esperienza realizzata nel percorso dei precedenti capitoli al fine di stimare modelli econometrici strutturali a specificazione dinamica per quanto riguarda le materie prime energetiche. In un modello strutturale a specificazione dinamica, si assume che le relazioni di lungo periodo tra le variabili siano guidate da una struttura sottostante di meccanismi causali. Questi modelli cercano di rappresentare la struttura economica reale, teoricamente fondata, che sottende i dati osservati. L'obiettivo è identificare le relazioni causalmente significative tra le variabili e di comprendere come queste relazioni si sviluppano nel tempo. La "specificazione dinamica" nel contesto di un modello strutturale indica che il modello tiene conto degli effetti dei valori passati delle variabili sulle loro realizzazioni correnti o future. Questo significa che i ritardi delle variabili vengono inclusi nel modello per catturare gli effetti di ritardo e di feedback nel sistema economico. La specificazione dinamica consente di analizzare le risposte temporali delle variabili ai cambiamenti nelle variabili esogene o alle perturbazioni nel sistema. Il modello econometrico adoperato in questo capitolo sarà l'VECM (vectorial error/equilibrium correction model), il quale a differenza dei modelli adoperati negli precedenti capitoli, tiene conto delle relazioni di lungo periodo tra le variabili coinvolte e non solo della loro storia passata.

8.2 - Richiami di teoria econometrica

In primis, è importante ricordare il concetto di cointegrazione: due o più serie si dicono cointegrate se esse sono integrate dello stesso ordine, e se una combinazione lineare delle stesse è stazionaria, ovvero $I(0)$. Due o più variabili cointegrate, hanno un percorso piuttosto simile nel tempo, le serie storiche in questione non sono mai troppo lontane le une dalle altre. Dunque, ognuna può essere utile nel prevedere i valori futuri delle altre nonostante queste siano $I(1)$. Un modello di questo tipo, per la stima del valore di ogni variabile, tiene in considerazione sia le fluttuazioni di breve periodo delle stesse sia la correzione di queste fluttuazioni rispetto al valore di lungo periodo di ogni variabile calcolato come relazione di cointegrazione tra le variabili del sistema.

La formulazione matriciale di un VECM sarà:

$$\Delta X_t = c_0 + \Pi X_{t-1} + \Gamma_1 \Delta X_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta X_{t-p+1} + \varepsilon_t$$

Dove Π e Γ sono due matrici $K \times K$, dove K è il numero di variabili coinvolte nel modello. Il rango (r) della prima delle due ci comunica il numero di relazioni di cointegrazione presente nel sistema di variabili, a patto che tutte le variabili coinvolte siano effettivamente $I(1)$, esso sarà sempre $0 < r < K$. Dunque, se $r=0$ allora nessuna delle variabili coinvolte cointegra con nessuna delle $K-1$ a disposizione, se $r=K-1$ si avrà che tutte le K variabili cointegrano tra loro.

Assumiamo che ogni variabile coinvolta X_t sia composta da: $\mu_t + v_t$, dove la prima componente è I(1) mentre la seconda è I(0), e che la matrice Π sia scomponibile nel prodotto di due matrici: $\Pi = \alpha \cdot \beta'$, dove la prima ha dimensioni $K \times r$ e la seconda $r \times K$.

Se $0 < r < K$ allora ci saranno dunque r combinazioni tali per cui $\beta' \mu_t = 0$. Dove β è una matrice $K \times r$ e 0 è un vettore colonna $r \times 1$. Si ottiene dunque che $\beta' \mu_t = \beta' v_t$, dunque r combinazioni lineari delle variabili saranno I(0).

La prima cosa da fare per impostare la stima di un VECM sarà controllare se tutte le variabili coinvolte siano I(1), successivamente verificare tramite test di causalità secondo Granger se tra queste vi è appunto un rapporto di causalità. Queste operazioni sono già state condotte negli precedenti capitoli, pertanto si rimanda ai precedenti capitoli per tali passaggi.

In questa fase del lavoro, per determinare l'ordine p del VECM da stimare sarà adoperato il criterio informativo AIC presentato nei precedenti capitoli. In seguito, sarà condotto il test traccia di Johansen così da stimare il rango della matrice Π al fine di capire il numero di legami di cointegrazione presenti nel VECM stimato. Infine, si procederà con la stessa tecnica delle rolling-window adoperata negli precedenti capitoli effettuando 6 previsioni di volta in volta e calcolando RMSE, così da valutare la bontà predittiva di quest'ultimo modello. I risultati dell'ordine di ritardi stimati e del test sul rango, per ogni rolling-window, sono riportati in appendice.

L'ampiezza campionaria, come nei precedenti modelli stimati su dati mensili, è pari a 60 osservazioni, ovvero 5 anni.

8.3 - Risultati

In appendice è stata allegata una tabella di confronto tra i diversi VECM stimati, essi sono: un primo stimato su tutte le serie storiche a disposizione (prezzi spot e le tre variabili aggiunte nel precedente capitolo, senza futures), un secondo stimato su i soli prezzi spot delle fonti energetiche, un terzo stimato su prezzi spot e futures di quest'ultime. Dal confronto dei risultati emerge che la miglior formulazione nell'andare a fare previsioni circa il valore futuro dei prezzi delle materie prime energetiche, sia il VECM specificato con prezzi spot e futures degli stessi. Rivelandosi il più preciso sia in periodo pre break-strutturale, che post. Suggerendo dunque che tale specificazione colga più precisamente il legame di lungo periodo che lega le variabili. Dunque, adottiamo quest'ultimo modello come miglior modello, andando a confrontarlo con i precedenti modelli stimati nei precedenti capitoli.

Si sottolinea che per la quasi totalità delle rolling-window esaminate, il rango della matrice Π per questo modello è sempre stimato come 3 o 4, suggerendo dunque che quasi tutte le variabili, cointegrino tra loro. Si può ipotizzare, conoscendo il loro andamento grafico, che le variabili le quali non partecipino al legame di cointegrazione siano il prezzo spot e futures del petrolio. Di seguito è riportata una tabella riassuntiva che pone a confronto gli RMSE medi prodotti per ogni variabile di interesse, ponendo a confronto i migliori VAR specificati negli precedenti capitoli, rispettivamente il VAR stimato sulle sole quattro serie dei prezzi delle fonti energetiche, il VAR che oltre a queste ultime annovera anche le variabili aggiunte nello scorso capitolo, ed infine il VECM eletto come migliore, sempre mantenendo una differenziazione tra pre e post break-strutturale.

	<u>VAR con sole SS dei prezzi</u>		<u>VAR con tre nuove variabili introdotte</u>		<u>VECM</u>	
	RMSD medio tra le rolling- window		RMSD medio tra le rolling- window		RMSD medio tra le rolling- window	
	Pre break- strutturale	Post break- strutturale	Pre break- strutturale	Post break- strutturale	Pre break- strutturale	Post break- strutturale
<u>Carbone</u>	14,3	119,2	16,14	116,82	22.97	227.64
<u>Elettricità</u>	9,15	71,57	9,67	69,48	11.78	163.66
<u>Gas naturale</u>	9,21	72,23	9,65	67,92	12.40	152.29
<u>Petrolio</u>	9,01	24,2	11,69	22,99	15.25	116.31

Come si può notare le performance del modello VECM stimato sono peggiori rispetto a quelle registrate dai VAR nel periodo pre break-strutturale e nettamente peggiori nel periodo post break-

strutturale. Un'ipotesi di questo netto peggioramento potrebbe essere imputata al fatto che il modello stimato in questo capitolo stimi un numero di parametri molto elevato, in particolare il numero di parametri stimati sarà: $K^2 + K(p+1) + K(r-1)$.

Dove:

- K^2 rappresenta i parametri associati alle matrici dei coefficienti di cointegrazione.
- $K(p+1)$ rappresenta i parametri associati alle matrici dei coefficienti dell'autoregressione vettoriale (VAR) per ogni equazione, inclusi i termini costanti.
- $K(r-1)$ rappresenta i parametri associati ai termini di correzione degli errori per ogni equazione, escluso il primo termine.

Inoltre, si ricorda che le serie analizzate sono fortemente persistenti dunque, l'ordine dei VECM per le diverse rolling-window è sempre stato scelto pari ad un valore elevato, così che i parametri da dover stimare fossero davvero numerosi. Dunque, utilizzare il modus operandi adottato in questo lavoro, ovvero quello della rolling-window, con dati mensili, sembrerebbe essere poco fattibile nella stima di un VECM in quanto l'ampiezza campionaria (60 osservazioni) è davvero troppo ridotta. Pertanto, si procederà nel prossimo paragrafo ad un'estensione di questa analisi a dati giornalieri, così da poter garantire un'ampiezza campionaria molto maggiore.

Capitolo 9 - Stima di modelli strutturali a specificazione dinamica estensione a dati giornalieri

9.1 - Risultati

Come accennato in precedenza, in questo paragrafo si procederà a replicare la stessa specificazione del modello VECM proposto in precedenza, ma su dati giornalieri, così da verificare se una maggiore ampiezza campionaria può correggere le cattive performance prodotte con dati mensili e dunque un campione relativamente ristretto. Di seguito viene riportata la tabella riassuntiva di confronto tra un VAR e due VECM, il primo e il secondo con ampiezza campionaria di 180 gg, il terzo di 240 gg. Tutti stimati sulle medesime serie, ovvero prezzi spot e futures delle materie prime energetiche.

	<u>VAR 180 gg</u>		<u>VECM 180 gg</u>		<u>VECM 240 gg</u>	
	RMSD medio tra le rolling-window		RMSD medio tra le rolling-window		RMSD medio tra le rolling-window	
	Pre break-strutturale	Post break-strutturale	Pre break-strutturale	Post break-strutturale	Pre break-strutturale	Post break-strutturale
<u>Carbone</u>	1,37	17.47	4.04	70.78	1.42	35.15
<u>Elettricità</u>	2.83	14.99	7.05	47.67	2.87	28.32
<u>Gas naturale</u>	0.81	14.73	2.06	54.97	0.80	31.32
<u>Petrolio</u>	2.29	4.16	5.81	15.10	2.30	7.15

Come si può notare, al crescere dell'ampiezza campionaria, le previsioni del VECM diventano sempre più precise. Tuttavia, è interessante notare che nel periodo pre break-strutturale, per produrre delle previsioni all'incirca di pari bontà rispetto a quelle di un VAR con campione di 180 gg, è necessario che il VECM abbia un'ampiezza campionaria nettamente maggiore, con pari ampiezza campionaria le previsioni sono sensibilmente peggiori. Nel periodo post break-strutturale, invece, anche con una ampiezza campionaria nettamente maggiore, si ha che la bontà predittiva del VECM è nettamente inferiore rispetto a quella del VAR. L'analisi di questa tabella riassuntiva conferma quanto ipotizzato in precedenza, il VECM per garantire performance predittive accurate quanto quelle di un VAR con stessa specificazione, ha bisogno di una ampiezza campionaria nettamente maggiore, tuttavia nel periodo post break nonostante il

campione di maggiori dimensioni le performance del VECM si attestano come nettamente peggiori rispetto al VAR.

9.2 – Conclusioni del capitolo

Il VAR, dunque, a parità di specificazione, sembra adattarsi meglio alle serie storiche oggetto di analisi. Infatti, avendo meno parametri da stimare, necessita di un campione di minori dimensioni rispetto al VECM per produrre previsioni di pari accuratezza. Tuttavia, questo non è sempre vero, in particolare, nel periodo post break-strutturale, si ha che il VECM pur avendo un campione maggiore, performi nettamente peggio in risposta all'improvviso cambio di tendenza registrato sul mercato delle fonti energetiche. Una possibile spiegazione di ciò potrebbe essere che nel periodo post break, dove le dinamiche dei mercati energetici si mostrano stravolte, il modello fatica a trovare un equilibrio di lungo periodo inteso come legame di cointegrazione tra le variabili.

Capitolo 10 - Stima di un modello strutturale univariato a specificazione dinamica per ogni singola fonte energetica

10.1 - Introduzione

Visti i risultati del precedente capitolo, il passo conclusivo di questo lavoro sarà stimare per ogni singola serie storica dei prezzi di ogni fonte energetica un modello ECM. Al fine di trovare un'opportuna formulazione di legame di lungo periodo per ogni variabile oggetto di analisi di questo lavoro. Come si è osservato precedentemente, nel caso di questa analisi, il modello VECM richiede un numero di parametri troppo elevato da stimare. Pertanto, si preferirà adoperare intuizioni e teoria economica, al fine di produrre una specificazione ad hoc per ogni singola materia prima energetica esaminata, andando dunque ad individuare per ognuna di queste quale sia la corretta specificazione del legame di lungo periodo, cercando di mantenere modelli quanto più semplici possibile così da stimare un numero ristretto di parametri. Al fine di ciò saranno adoperati, ovviamente, anche i test di causalità secondo Granger svolti nei precedenti capitoli, si rimanda dunque a questi quando saranno citati. L'intento di questo capitolo sarà verificare se il legame di cointegrazione è verificato nelle varie specificazioni proposte, e se i parametri stimati del modello garantiscono convergenza all'equilibrio di lungo periodo. Si ricorda che i risultati di questo capitolo si sarebbero potuti ottenere anche imponendo l'azzeramento di opportuni parametri della matrice α e β dei VECM stimati nel capitolo precedente, ma per semplicità si è preferito stimare nuovi singoli ECM.

10.2 - Richiami di teoria econometrica

I modelli utilizzati in questo capitolo sono la versione univariata del modello VECM visto nel precedente. Supponendo che il legame di cointegrazione sia stimato tra due sole variabili, y e z , allora la formulazione dell'ECM per la variabile y sarà dunque:

$$\Delta y_t = c + \beta_0 \Delta z_t + \alpha_1 [y_{t-1} - \beta z_{t-1}] + \epsilon_t$$

Per la nozione di cointegrazione si rimanda al capitolo precedente. La procedura ECM adottata in questo capitolo è quella "two-step" di Engle e Granger, il modello in questione permette di stimare contemporaneamente il legame di breve e lungo periodo tra le variabili.

Il primo step consiste nell'andare a stimare i residui della regressione statica di cointegrazione ipotizzata (parentesi quadra dell'equazione di cui sopra), vedere se questi sono $I(0)$, in caso affermativo ciò vuol dire che l'ipotesi è confermata statisticamente, così che si possa adoperarli all'interno del modello e passare alla stima dell'equazione completa (secondo step).

Per avere convergenza del modello al valore di equilibrio di lungo periodo vi è la necessità che $-1 \leq \alpha_1 < 0$, il quale moltiplica l'errore registrato in $t-1$ rispetto al valore di equilibrio di lungo periodo. Un coefficiente α_1 descritto come in precedenza permette che una volta registrato un errore esso si corregga verso l'equilibrio, tanto più velocemente quanto più il coefficiente in

questione è prossimo a -1. Dunque, in parentesi quadra si ha la relazione di lungo periodo, mentre al di fuori si ha la relazione di breve periodo tra le variabili. Per ogni ECM successivamente stimato, e per ogni rolling-window, si registrerà la presenza o meno di cointegrazione, e se il parametro α_l sia contenuto nel range di valori prima descritto. Nel dettaglio tali risultati per ogni rolling window sono riportati in appendice. Di seguito sono riportate le formulazioni effettuate per ogni fonte energetica.

10.3 – Specificazione singole materie prime energetiche

Energia elettrica

Per la suddetta fonte energetica, visti i risultati dei test di causalità secondo Granger, e tenendo conto dei legami economici tra le variabili, si ipotizza che il legame di cointegrazione sia tra quest'ultima e:

- Gas naturale TTF, consegna ad un mese
- CO2 certificates

Risulta chiaro come ci sia un legame di lungo periodo tra prezzo dell'energia elettrica quello del gas naturale, in quanto quest'ultimo è largamente utilizzato per la sua produzione. Anche i prezzi dei CO2 certificates sono sicuramente utili nella determinazione del legame di cointegrazione, in quanto per produrre energia elettrica a partire da fonti non rinnovabili è chiaro come siano inevitabili emissioni di CO2.

Gas naturale

Per quanto riguarda tale variabile, visti i risultati dei test di causalità secondo Granger, e tenendo conto dei legami economici tra le variabili, si ipotizza che il legame di cointegrazione sia tra quest'ultima e:

- Petrolio spot
- CO2 certificates
- Carbone spot

È ipotizzabile chiaramente che il prezzo della materia prima in questione sia influenzato dal prezzo del petrolio e del carbone, materie prime sostitute ad essa nell'utilizzo prefissato. Inoltre, si può supporre che il prezzo del gas naturale dipenda strettamente anche dal prezzo imposto per la CO2, emessa nel suo utilizzo.

Petrolio

Per la suddetta fonte energetica, visti i risultati dei test di causalità secondo Granger, e tenendo conto dei legami economici tra le variabili, si ipotizza che il legame di cointegrazione sia tra quest'ultima e:

- Petrolio, prezzo futures con consegna a 24 mesi
- Indice del ciclo industriale mondiale
- CO2 certificates

Sin dalle prime analisi svolte si è subito colto che l'andamento di tale materia prima avesse una storia a sé rispetto alle altre materie prime esaminate. Pertanto, nel legame di cointegrazione si va a supporre che questo sussista tra i prezzi futures della variabile stessa, la domanda di petrolio approssimata dall'indice del ciclo industriale ed infine il prezzo delle emissioni legate al suo consumo.

Carbone termico

Infine, per l'ultima fonte da esaminare, visti i risultati dei test di causalità secondo Granger, e tenendo conto dei legami economici tra le variabili, si ipotizza che il legame di cointegrazione sia tra quest'ultima e:

- Carbone termico, prezzo futures con consegna a 5 mesi
- CO2 certificates
- Gas naturale, spot

Risulta ipotizzabile chiaramente che il prezzo della materia prima in questione sia influenzato dal prezzo del carbone, materia prima sostituita ad essa nell'utilizzo prefissato. Inoltre, si può supporre che il prezzo del carbone dipenda strettamente anche dal prezzo imposto per la CO₂, emessa nel suo utilizzo.

10.4 - Risultati

Per tutti gli ECM sopra descritti, e per tutte le rolling-window esaminate, i legami di cointegrazione supposti sono stati tutti verificati, come anche la condizione di $-1 \leq \alpha_1 < 0$. Dunque, tali ECM stimati rispettano tutti i canoni richiesti per poter affermare che essi descrivono una corretta relazione di lungo periodo tra la variabile dipendente e le esplicative scelte.

Come accennato in precedenza, in appendice sono riportate le tabelle contenenti tali informazioni per ogni ECM e window. Dunque, l'intento di questo capitolo può reputarsi raggiunto, avendo ben individuato i corretti legami di cointegrazione per ogni singola serie storica analizzata.

Di seguito è riportata una tabella riassuntiva contenente i RMSE medio prodotti da ciascun ECM nelle varie rolling-window facendo la solita distinzione tra periodo pre e post break-strutturale. Si ricorda che i dati adoperati in questo capitolo sono a cadenza mensile.

RMSE medio tra le rolling-window

	Pre break-strutturale	Post break-strutturale
<u>Carbone</u>	5.24	30.16
<u>Elettricità</u>	2.56	15.29
<u>Gas naturale</u>	7.12	42.64
<u>Petrolio</u>	4.46	4.79

Si nota che gli errori prodotti sono sensibilmente inferiori rispetto agli stessi riscontrati dai modelli ARIMA, VAR e VECM, dando ulteriore prova che i legami di cointegrazione ipotizzati sono corretti. Ovviamente, negli ECM sopra riportati, tali previsioni sono state generate adoperando le realizzazioni effettive delle esogene; dunque, va ben ricordato che questi ultimi godono di una fondamentale quantità di informazioni in più rispetto ai modelli esaminati in precedenza. Il problema nell'andare ad usare questa tipologia di modello per fare previsioni future è nell'avere previsioni accurate delle esogene.

Conclusioni

Il focus di questo lavoro è stato incentrato sull'analisi di diversi modelli e diverse specificazioni al fine di individuare quale fosse il modo migliore per predire i valori futuri dei prezzi delle materie prime energetiche. Per valutare e paragonare i diversi modelli e le diverse specificazioni si è usato l'indicatore RMSE. La metodologia di lavoro è stata quella della rolling-window così di avere un alto numero di previsioni a breve termine generate dai modelli e poter valutare questi in un modo più ampio.

Sin dalle prime previsioni, si è capito che le performance di ogni possibile modello avrebbero subito inevitabilmente un peggioramento all'indomani di metà 2021, momento storico in cui tutti i mercati energetici, in particolare quelli di elettricità, gas naturale e carbone, hanno subito un improvviso e repentino cambio di tendenza rispetto alla storia passata, un cosiddetto break-strutturale. Pertanto, si è preferito valutare la bontà delle previsioni distinguendo tra previsioni effettuate in rolling-window pre e post tale break-strutturale.

Nel primo capitolo di analisi si è cominciato a stimare quattro modelli univariati, gli ARIMA, ognuno per una materia prima energetica. Tali modelli, per loro natura, effettuano previsioni basandosi esclusivamente sulla storia passata della singola variabile, non potendo assimilare le chiare inter-relazioni che sussistono tra le stesse. Questi modelli, nella loro semplicità, e dunque nel dover stimare un numero relativamente ristretto di parametri, si sono adattati relativamente bene nello svolgere le suddette previsioni.

Con il passaggio alla stima di modelli multivariati, i quali sono in grado di cogliere le chiare inter-relazioni che sussistono tra le diverse variabili analizzate, si è finalmente avuto un metro di paragone con i precedenti ARIMA stimati.

Il primo modello adoperato è stato il VAR, specificato sulle sole serie storiche dei prezzi spot analizzate precedentemente in ambito univariato. I risultati sono stati interessanti e non scontati, nel periodo temporale pre break-strutturale tale modello garantiva performance migliori per ogni serie analizzata rispetto ai singoli modelli ARIMA. Tuttavia, si è notato che nel periodo post-break strutturale i modelli univariati fossero migliori rispetto ai multivariati nel generare previsioni di breve termine, suggerendo che modelli più semplici reagissero meglio a cambiamenti veloci e strutturali nelle variabili. Si è supposto inoltre che un'altra chiara motivazione a tali risultati fosse che i modelli VAR, i quali stimano un numero di parametri nettamente maggiore rispetto a quelli stimati da un modello ARIMA, avessero bisogno un'ampiezza campionaria maggiore per generare performance dello stesso livello per il periodo post-break strutturale. Pertanto, si è passato all'analisi di dati giornalieri, così da avere un numero maggiore di osservazioni a disposizione. Il risultato ottenuto è un VAR stimato sulle nostre 4 serie storiche, dovesse avere un numero di osservazioni almeno doppio rispetto a quelle di un'ARIMA per generare previsioni post break di migliore accuratezza rispetto ad i corrispondenti ARIMA. Proseguendo con tali sperimentazioni si è visto che le performance erano direttamente proporzionali al numero di osservazioni impiegate.

Le conclusioni tratte a questo punto del lavoro sono dunque che, per beneficiare dei vantaggi di previsioni offerte da un modello multivariato nel periodo post break-strutturale, vi è la necessità di impiegare campioni di grandi dimensioni, essendo dunque costretti ad utilizzare dati con granularità giornaliera.

Il lavoro è proseguito poi inserendo nel ventaglio di variabili a disposizione altre variabili, le quali per un'intuizione economica e per gli esiti di diversi test di causalità secondo Granger si candidano come utili nel predire valori futuri dei prezzi delle materie prime energetiche. Esse sono: prezzi dei certificati CO₂, HICP, indice di ciclo industriale. Il VAR stimato adoperando

anche tali serie storiche si è rivelato migliore rispetto al precedente per quanto riguarda le previsioni post break-strutturale, performando invece peggio nel periodo pre. Tuttavia, l'aumento di tali performance non riesce a pareggiare quello garantito dai modelli ARIMA, attestati ancora come migliori nel periodo post break.

Facendo dunque un punto della situazione, adoperando dati mensili, si ha che nel periodo pre break-strutturale il miglior modello da adoperare in ottica di previsioni è il VAR stimato sulle sole serie storiche dei prezzi energetici, nel periodo post break i singoli modelli ARIMA si rivelano invece migliori rispetto ai multivariati esaminati.

Il lavoro prosegue con la stima di modelli multivariati VECM, i quali si basano sulla presenza di un legame di lungo periodo tra le variabili coinvolte, e che esse tendano a ritornare verso questo qualora se ne discostino. Sono state stimate diverse formulazioni di VECM, si è attestata come migliore quella che mette a sistema i prezzi spot delle materie prime energetiche e i prezzi futures di petrolio e carbone, suggerendo dunque che il legame di lungo periodo fosse tra queste e non con le altre variabili prima riportate. Mettendo a paragone le performance di tale VECM con i precedenti VAR stimati si ha che esso non garantisce migliori performance. La motivazione attribuita a questo risultato è stata ritrovata nella ridotta ampiezza campionaria rispetto ai numerosissimi parametri da stimare. Pertanto, come fatto in precedenza, si è estesa l'analisi a dati giornalieri così da poter garantire campioni nettamente più ampi. Si è desunto che per garantire pari performance di previsione nel periodo pre break-strutturale rispetto ad un VAR, fosse necessario dare al VECM un campione del 33% maggiore, mentre nel periodo post break neanche tale massiccio incremento di osservazioni è riuscito a garantire una bontà previsiva pari a quella del corrispondente VAR.

Non soddisfatti dei risultati ottenuti con il VECM si è proceduto alla stima di singoli ECM con procedura à là Engle e Granger per i prezzi di ogni fonte energetica, ognuno con una specificazione di cointegrazione ad hoc. Essa si è basata su intuizioni economiche e test di causalità di Granger condotti nei capitoli precedenti. Dall'analisi dei risultati è emerso che le formulazioni ipotizzate dei modelli fossero corrette in ogni window analizzata. Anche le previsioni prodotte da questi modelli si sono rivelate le più accurate, le quali si ricorda che utilizzano le realizzazioni effettivamente registrate delle esogene. Dunque, una quantità maggiore di fondamentali informazioni rispetto ai precedenti modelli.

Tirando le somme delle analisi complessive svolte si ha che il miglior modello predittivo dei prezzi delle materie prime energetiche, per dati mensili sia il VAR specificato sulle sole serie citate per il periodo pre break-strutturale e i singoli ARIMA per il periodo post. Per dati invece a cadenza giornaliera, avendo la possibilità di adoperare campioni di più grandi dimensioni, si ha che il modello VAR genera previsioni maggiormente accurate rispetto ai modelli univariati e alle previsioni generate da modelli VECM.

Riferimenti bibliografici

George E. P. Box ; Gwilym M Jenkins ; Gregory C Reinsel
Time series analysis forecasting and control
Hoboken, N.J. : John Wiley, c2008

Chia-Lin Chang
Applied Econometrics
MDPI - Multidisciplinary Digital Publishing Institute 2019

Chun-Hua Chien a, *, Amy J.C. Trappey a, Chien-Chih Wang b
ARIMA-AdaBoost hybrid approach for product quality prediction in advanced transformer manufacturing

Boum-Jong Choe - The World Bank Washington, D.C., U.S.A.
A Model of World Energy Markets and OPEC Pricing
WORLD BANK STAFF WORKING PAPERS Number 633

Durbin, J., e Watson, G. S., 1951,
"Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression, I,"
Biometrika 37, 409-428.

R.Golinelli e M.E.Bontempi
Lectures on modelling non stationary time series

Granger, C. W. J. (1969)
Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods
Econometrica, 37, 424—438

Søren Johansen
Estimation and Hypothesis Testing of Cointegration Vectors in Gaussian Vector Autoregressive Models
Econometrica Vol. 59, No. 6 (Nov., 1991), pp. 1551-1580 (30 pages). Published By: The Econometric Society

Johansen, S. 1995.
Likelihood-Based Inference in Cointegrated * *Vector Autoregressive Models.
Oxford University Press.

Lutz Kilian ; Helmut Lütkepohl.
Structural vector autoregressive analysis
Cambridge : Cambridge University Press, 2017

Anne B. Koehler, Emily S. Murphree

A Comparison of the Akaike and Schwarz Criteria for Selecting Model Order
Journal of the Royal Statistical Society. Vol. 37, No. 2 (1988), pp. 187-195

Riccardo 'Jack' Lucchetti
Appunti di analisi delle serie storiche

Lütkepohl, H.
New Introduction to Multiple Time Series Analysis.
Springer. 2005.

Paul Newbold
ARIMA model building and the time series analysis approach to forecasting
First published: January/March 1983

Rao, B.
Cointegration: for the Applied Economist
Springer. 2007.

Apostolos Serletis
Quantitative and Empirical Analysis of Energy Markets
University of Calgary, Canada

Zhijie Xiao, Peter C.B. Phillips
An ADF coefficient test for a unit root in ARMA models of unknown order with empirical
applications to the US economy
The Econometrics Journal, Vol. 1, No. 2 (1998), pp. 27-43

Appendice

Cap. 3

Tabelle ARIMA

Carbone

FIRST_PERIOD_TRAIN	LAST_PERIOD_TRAIN	ADF_pvalue	ARIMA	RMSD
2014-01	2018-12	0,412822	(1, 1, 1)	20,66231
2014-02	2019-01	0,340158	(1, 1, 1)	16,53053
2014-03	2019-02	0,312754	(1, 1, 1)	11,80018
2014-04	2019-03	0,297224	(1, 1, 1)	12,3239
2014-05	2019-04	0,331134	(1, 1, 1)	8,24926
2014-06	2019-05	0,317627	(1, 1, 1)	3,477357
2014-07	2019-06	0,484329	(1, 1, 1)	13,18706
2014-08	2019-07	0,220817	(1, 1, 1)	3,944534
2014-09	2019-08	0,241875	(1, 1, 1)	3,47559
2014-10	2019-09	0,197669	(1, 1, 1)	9,740343
2014-11	2019-10	0,165714	(1, 1, 1)	8,558431
2014-12	2019-11	0,244111	(1, 1, 1)	6,186562
2015-01	2019-12	0,269697	(1, 1, 1)	5,820325
2015-02	2020-01	0,25568	(1, 1, 1)	3,593171
2015-03	2020-02	0,248668	(2, 1, 1)	2,876335
2015-04	2020-03	0,260305	(2, 1, 1)	3,206876
2015-05	2020-04	0,31466	(2, 1, 1)	5,907835
2015-06	2020-05	0,388093	(2, 1, 1)	13,13533
2015-07	2020-06	0,238645	(2, 1, 1)	5,413868
2015-08	2020-07	0,211369	(1, 1, 1)	5,8175
2015-09	2020-08	0,332919	(1, 1, 1)	9,825016
2015-10	2020-09	0,210746	(1, 1, 1)	7,454487
2015-11	2020-10	0,2944	(1, 1, 1)	6,025845
2015-12	2020-11	0,421366	(1, 1, 1)	16,7154
2016-01	2020-12	0,330454	(1, 1, 1)	9,708475
2016-02	2021-01	0,132387	(1, 1, 1)	19,03399
2016-03	2021-02	0,189079	(1, 1, 1)	31,78264
2016-04	2021-03	0,21149	(1, 1, 1)	43,74217
2016-05	2021-04	0,24689	(1, 1, 1)	57,1407
2016-06	2021-05	0,234472	(1, 1, 1)	50,69163
2016-07	2021-06	0,256106	(1, 1, 1)	38,51484
2016-08	2021-07	0,467924	(1, 1, 1)	22,53067
2016-09	2021-08	0,521502	(2, 1, 1)	23,84667
2016-10	2021-09	0,867788	(2, 1, 2)	58,53493
2016-11	2021-10	0,96269	(2, 1, 1)	86,26356

2016-12	2021-11	0,292728	(0, 1, 0)	120,7914
2017-01	2021-12	0,780371	(0, 1, 0)	146,652
2017-02	2022-01	0,316142	(0, 1, 0)	163,8387
2017-03	2022-02	0,978176	(0, 1, 0)	159,5081
2017-04	2022-03	0,87336	(0, 1, 0)	36,5688
2017-05	2022-04	0,838244	(0, 1, 0)	47,06879
2017-06	2022-05	0,998241	(0, 1, 0)	60,4902
2017-07	2022-06	0,998305	(0, 1, 0)	81,49924
2017-08	2022-07	0,987864	(0, 1, 0)	152,5545
2017-09	2022-08	0,961846	(0, 1, 0)	163,9767
2017-10	2022-09	0,971222	(0, 1, 0)	182,753
2017-11	2022-10	0,871137	(0, 1, 0)	134,0868
2017-12	2022-11	0,696327	(0, 1, 0)	83,98105
2018-01	2022-12	0,486133	(0, 1, 0)	116,4065

PUN

FIRST_PERIOD_TRAIN	LAST_PERIOD_TRAIN	ADF_pvalue	ARIMA	RMSD
2014-01	2018-12	0,045689	(2, 0, 1)	1,990035
2014-02	2019-01	0,073537	(0, 1, 0)	7,276902
2014-03	2019-02	0,039914	(2, 0, 1)	1,561969
2014-04	2019-03	0,034082	(2, 0, 1)	1,035908
2014-05	2019-04	0,033796	(2, 0, 1)	1,161812
2014-06	2019-05	0,033254	(2, 0, 1)	1,033334
2014-07	2019-06	0,03286	(2, 0, 1)	1,838012
2014-08	2019-07	0,030507	(2, 0, 1)	2,240253
2014-09	2019-08	0,037768	(2, 0, 1)	3,154577
2014-10	2019-09	0,030742	(2, 0, 1)	5,024138
2014-11	2019-10	0,039862	(2, 0, 1)	7,177577
2014-12	2019-11	0,037469	(2, 0, 1)	8,605472
2015-01	2019-12	0,054504	(0, 1, 0)	6,091961
2015-02	2020-01	0,047973	(2, 0, 1)	9,493407
2015-03	2020-02	0,067989	(0, 1, 0)	4,65445
2015-04	2020-03	0,120413	(0, 1, 0)	4,580488
2015-05	2020-04	0,243936	(0, 1, 0)	7,348324
2015-06	2020-05	0,3607	(0, 1, 0)	9,998254
2015-07	2020-06	0,240676	(0, 1, 0)	9,339442
2015-08	2020-07	0,24326	(0, 1, 0)	6,287124
2015-09	2020-08	0,233542	(0, 1, 0)	6,069688
2015-10	2020-09	0,192442	(0, 1, 0)	3,565414
2015-11	2020-10	0,203389	(0, 1, 0)	7,440992
2015-12	2020-11	0,184364	(0, 1, 0)	6,570785
2016-01	2020-12	0,204269	(0, 1, 0)	6,862035
2016-02	2021-01	0,191636	(0, 1, 0)	8,492933
2016-03	2021-02	0,083337	(0, 1, 0)	13,91335

2016-04	2021-03	0,118557	(0, 1, 0)	21,39101
2016-05	2021-04	0,181587	(0, 1, 0)	32,27547
2016-06	2021-05	0,202774	(0, 1, 0)	42,51469
2016-07	2021-06	0,095845	(0, 1, 0)	51,07499
2016-08	2021-07	0,210041	(0, 1, 0)	49,04694
2016-09	2021-08	0,317208	(0, 1, 0)	48,61106
2016-10	2021-09	0,992123	(0, 1, 0)	38,88333
2016-11	2021-10	0,998298	(1, 1, 1)	55,93813
2016-12	2021-11	0,987725	(1, 1, 1)	18,32199
2017-01	2021-12	0,997502	(3, 1, 2)	78,5381
2017-02	2022-01	0,512027	(0, 1, 0)	39,64164
2017-03	2022-02	0,733028	(0, 1, 0)	72,15183
2017-04	2022-03	0,989423	(0, 1, 0)	52,1261
2017-05	2022-04	0,986544	(1, 1, 0)	65,89841
2017-06	2022-05	0,370555	(3, 1, 0)	68,75718
2017-07	2022-06	0,359506	(3, 1, 0)	74,98121
2017-08	2022-07	0,995317	(0, 1, 0)	92,2266
2017-09	2022-08	0,994198	(1, 1, 1)	144,1485
2017-10	2022-09	0,988224	(2, 1, 0)	107,0006
2017-11	2022-10	0,483347	(2, 1, 0)	74,07965
2017-12	2022-11	0,103478	(2, 1, 0)	97,72078

Gas Naturale

FIRST_PERIOD_TRAIN	LAST_PERIOD_TRAIN	ADF_pvalue	ARIMA	RMSD
2014-01	2018-12	0,230532	(1, 1, 1)	8,415311
2014-02	2019-01	0,147752	(1, 1, 1)	8,240522
2014-03	2019-02	0,145447	(1, 1, 1)	4,299146
2014-04	2019-03	0,142697	(1, 1, 1)	2,924111
2014-05	2019-04	0,13033	(1, 1, 1)	2,711858
2014-06	2019-05	0,077642	(1, 1, 1)	2,315137
2014-07	2019-06	0,108788	(1, 1, 1)	4,154746
2014-08	2019-07	0,0859	(1, 1, 1)	3,239252
2014-09	2019-08	0,092052	(1, 1, 1)	3,405373
2014-10	2019-09	0,080346	(1, 1, 1)	2,94835
2014-11	2019-10	0,012382	(3, 0, 2)	7,11891
2014-12	2019-11	0,034793	(3, 0, 4)	10,3293
2015-01	2019-12	0,042185	(3, 0, 2)	8,436051
2015-02	2020-01	0,157945	(1, 1, 1)	2,946452
2015-03	2020-02	0,177505	(1, 1, 1)	1,986022
2015-04	2020-03	0,256706	(1, 1, 1)	2,641001
2015-05	2020-04	0,284785	(1, 1, 1)	5,129459
2015-06	2020-05	0,324188	(1, 1, 1)	7,369503
2015-07	2020-06	0,277094	(1, 1, 1)	7,839786
2015-08	2020-07	0,329418	(1, 1, 1)	10,54253

2015-09	2020-08	0,137498	(1, 1, 1)	6,642124
2015-10	2020-09	0,098847	(1, 1, 1)	5,005738
2015-11	2020-10	0,136504	(1, 1, 1)	3,136962
2015-12	2020-11	0,174999	(1, 1, 1)	7,105595
2016-01	2020-12	0,16666	(1, 1, 1)	5,255411
2016-02	2021-01	0,185424	(1, 1, 1)	6,760535
2016-03	2021-02	0,083601	(1, 1, 1)	16,15707
2016-04	2021-03	0,074856	(1, 1, 1)	23,35917
2016-05	2021-04	0,048559	(3, 0, 2)	35,61908
2016-06	2021-05	0,366082	(1, 1, 1)	38,50143
2016-07	2021-06	0,447957	(1, 1, 1)	49,02689
2016-08	2021-07	0,217507	(1, 1, 1)	42,6851
2016-09	2021-08	0,269348	(1, 1, 1)	32,0875
2016-10	2021-09	0,998474	(1, 1, 1)	39,0745
2016-11	2021-10	0,998589	(1, 1, 1)	80,61313
2016-12	2021-11	0,426343	(1, 1, 1)	33,07768
2017-01	2021-12	0,73538	(2, 1, 0)	36,66103
2017-02	2022-01	0,264347	(2, 1, 0)	40,19641
2017-03	2022-02	0,141283	(2, 1, 0)	91,64806
2017-04	2022-03	0,272752	(0, 1, 0)	54,30886
2017-05	2022-04	0,734804	(2, 1, 1)	63,76153
2017-06	2022-05	0,342465	(2, 1, 1)	73,02573
2017-07	2022-06	0,163107	(1, 1, 3)	70,11289
2017-08	2022-07	0,498792	(0, 1, 0)	71,39177
2017-09	2022-08	0,865839	(0, 1, 0)	145,3961
2017-10	2022-09	0,572988	(0, 1, 0)	132,4629
2017-11	2022-10	0,243272	(2, 1, 0)	107,6799
2017-12	2022-11	0,034703	(4, 0, 2)	86,46507

Petrolio

FIRST_PERIOD_TRAIN	LAST_PERIOD_TRAIN	ADF_pvalue	ARIMA	RMSD
2014-01	2018-12	0,15007	(1, 1, 1)	12,62295
2014-02	2019-01	0,160506	(1, 1, 1)	7,455191
2014-03	2019-02	0,116514	(1, 1, 1)	3,663607
2014-04	2019-03	0,075887	(1, 1, 1)	3,431644
2014-05	2019-04	0,039213	(3, 0, 2)	6,987887
2014-06	2019-05	0,044887	(3, 0, 2)	5,103869
2014-07	2019-06	0,023597	(3, 0, 2)	3,162016
2014-08	2019-07	0,019171	(3, 0, 2)	2,772698
2014-09	2019-08	0,042474	(3, 0, 1)	4,452277
2014-10	2019-09	0,072614	(1, 1, 1)	11,0137
2014-11	2019-10	0,169952	(0, 1, 0)	15,08706
2014-12	2019-11	0,231274	(0, 1, 0)	20,6141
2015-01	2019-12	0,256156	(0, 1, 0)	24,51527

2015-02	2020-01	0,471069	(1, 1, 0)	23,78935
2015-03	2020-02	0,416397	(1, 1, 0)	16,84452
2015-04	2020-03	0,237213	(0, 1, 0)	7,22551
2015-05	2020-04	0,24365	(1, 1, 1)	14,62101
2015-06	2020-05	0,136156	(1, 1, 1)	6,337371
2015-07	2020-06	0,094682	(1, 1, 1)	2,204706
2015-08	2020-07	0,118783	(1, 1, 1)	3,89477
2015-09	2020-08	0,129914	(1, 1, 1)	6,722339
2015-10	2020-09	0,158244	(1, 1, 1)	12,65906
2015-11	2020-10	0,111622	(1, 1, 1)	14,10873
2015-12	2020-11	0,066702	(1, 1, 1)	13,58496
2016-01	2020-12	0,062151	(1, 1, 1)	10,73538
2016-02	2021-01	0,089108	(1, 1, 1)	8,539789
2016-03	2021-02	0,071535	(1, 1, 1)	3,280339
2016-04	2021-03	0,085162	(1, 1, 1)	2,576677
2016-05	2021-04	0,082187	(1, 1, 1)	9,414731
2016-06	2021-05	0,163316	(1, 1, 1)	8,016069
2016-07	2021-06	0,177702	(1, 1, 1)	5,22557
2016-08	2021-07	0,210843	(1, 1, 1)	7,842903
2016-09	2021-08	0,154897	(1, 1, 1)	14,54523
2016-10	2021-09	0,307243	(1, 1, 1)	16,73045
2016-11	2021-10	0,461631	(1, 1, 2)	18,24687
2016-12	2021-11	0,406132	(1, 1, 2)	28,22498
2017-01	2021-12	0,396099	(1, 1, 2)	35,7437
2017-02	2022-01	0,719453	(1, 1, 2)	22,46977
2017-03	2022-02	0,766428	(1, 1, 2)	19,42139
2017-04	2022-03	0,941077	(1, 1, 1)	11,66351
2017-05	2022-04	0,858591	(1, 1, 1)	8,185148
2017-06	2022-05	0,901454	(1, 1, 1)	17,21004
2017-07	2022-06	0,933309	(1, 1, 1)	26,03152
2017-08	2022-07	0,764874	(1, 1, 1)	18,00645
2017-09	2022-08	0,651895	(1, 1, 1)	15,36169
2017-10	2022-09	0,613593	(1, 1, 1)	13,4448
2017-11	2022-10	0,734284	(1, 1, 1)	21,6612
2017-12	2022-11	0,62844	(1, 1, 1)	13,78813

Cap. 4

Tabella test ADF svolto sulle serie nella loro interezza

<u>SERIE STORICA</u>	<u>ADF P VALUE</u>	<u>ORD INT</u>
<u>Carbone Spot</u>	<u>0.0004</u>	<u>0</u>
<u>Carbone Futures 5m</u>	<u>0.1844</u>	<u>1</u>
<u>Elettricità</u>	<u>0</u>	<u>0</u>
<u>Gas</u>	<u>0</u>	<u>0</u>
<u>Petrolio Spot</u>	<u>0.1855</u>	<u>1</u>
<u>Petrolio Futures 24m</u>	<u>0.2528</u>	<u>1</u>

Tabella test ADF svolto sulle differenze prime delle serie

Pre break-strutturale

<u>SERIE STORICA</u>	<u>ADF P VALUE</u>	<u>ORD INT</u>
<u>Carbone Spot</u>	<u>0</u>	<u>0</u>
<u>Carbone Futures 5m</u>	<u>0.0202</u>	<u>0</u>
<u>Elettricità</u>	<u>0</u>	<u>0</u>
<u>Gas</u>	<u>0</u>	<u>0</u>
<u>Petrolio Spot</u>	<u>0</u>	<u>0</u>
<u>Petrolio Futures 24m</u>	<u>0</u>	<u>0</u>

Post break-strutturale

<u>SERIE STORICA</u>	<u>ADF P VALUE</u>	<u>ORD INT</u>
<u>Carbone Spot</u>	<u>0.01</u>	<u>0</u>
<u>Carbone Futures 5m</u>	<u>0.003</u>	<u>0</u>

<u>Elettricità</u>	<u>0.0002</u>	<u>0</u>
<u>Gas</u>	<u>0.0065</u>	<u>0</u>
<u>Petrolio Spot</u>	<u>0.02</u>	<u>0</u>
<u>Petrolio Futures 24m</u>	<u>0.01</u>	<u>0</u>

Tabelle VAR

Var con prezzi spot e futures

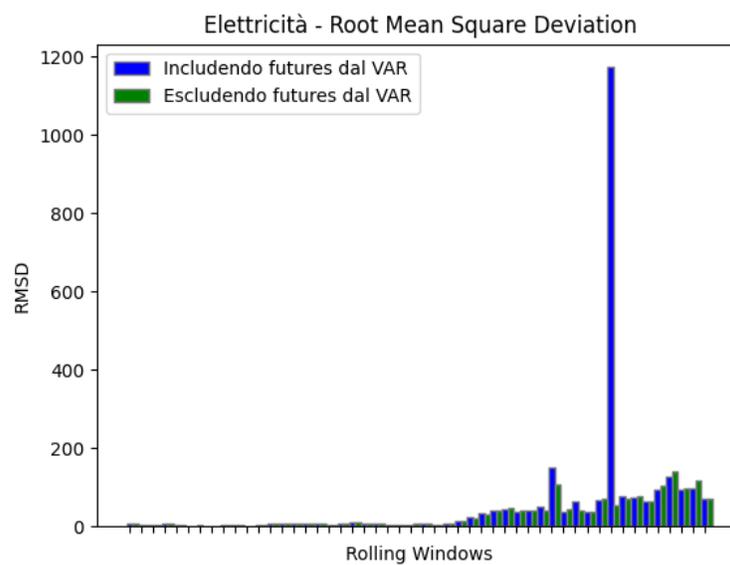
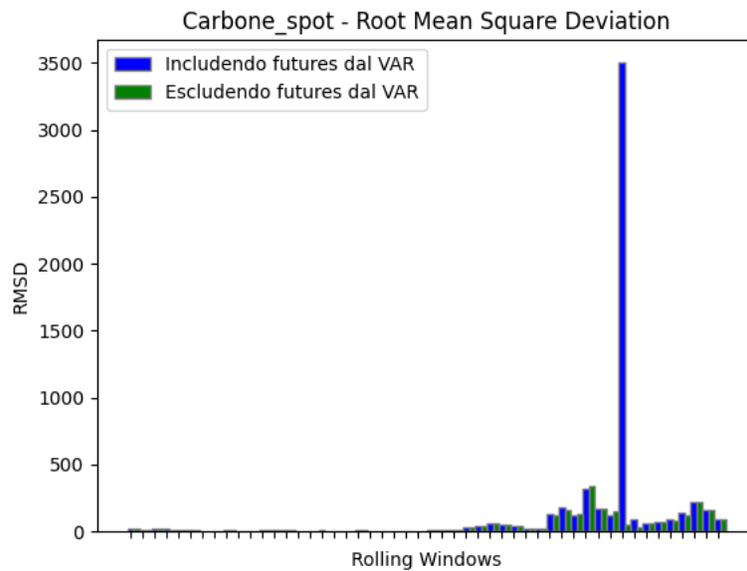
Γ_PERIOD_T	PERIOD_T	d	VAR(p)	D_Carbone	Carbone_fut	SD_Elettrid	RMSD_Gas	D_Petrolio	Petrolio_futu
2013-11	2018-10	1	1	25,24175	22,4325	8,513826	7,84766	15,06125	10,89059
2013-12	2018-11	1	1	15,34292	12,09526	4,902922	8,692913	6,426398	2,386611
2014-01	2018-12	1	1	18,64349	15,14334	2,95372	6,872031	12,78962	6,6478
2014-02	2019-01	1	1	17,95508	17,82708	6,524827	7,73575	7,464189	2,448729
2014-03	2019-02	1	1	11,5673	14,05276	2,840408	4,500804	3,692228	3,705259
2014-04	2019-03	1	1	11,16082	9,048823	1,227861	2,722051	4,215191	3,858561
2014-05	2019-04	1	1	4,54329	6,489123	2,431277	1,978892	11,26334	7,694614
2014-06	2019-05	1	1	4,461012	2,765521	1,161437	2,790157	7,485666	2,990795
2014-07	2019-06	1	1	13,37591	7,822375	2,730105	4,843703	4,180098	2,726705
2014-08	2019-07	1	1	2,804809	3,436753	2,52298	3,551845	2,345772	1,216034
2014-09	2019-08	1	1	3,517574	4,452016	2,252687	3,257834	4,641626	2,637279
2014-10	2019-09	1	1	10,35622	10,16958	4,95951	3,050257	11,00121	3,950714
2014-11	2019-10	1	1	15,63421	15,64893	8,854805	7,653517	17,17668	7,352486
2014-12	2019-11	1	1	8,294917	11,11282	7,469283	7,451007	22,66956	9,791293
2015-01	2019-12	1	1	3,527954	4,394712	5,832918	5,58177	24,0434	9,149799
2015-02	2020-01	1	1	3,036562	2,638554	6,191459	1,737652	19,98117	6,304992
2015-03	2020-02	1	2	8,402986	6,099596	6,940715	3,557094	17,26308	8,263575
2015-04	2020-03	1	2	5,176647	1,854528	4,500163	2,596444	14,22511	5,943545
2015-05	2020-04	1	2	5,739414	5,260755	6,153102	5,153256	13,51369	4,838613
2015-06	2020-05	1	2	8,111759	2,739649	10,22464	7,203334	3,14172	0,845428
2015-07	2020-06	1	2	3,432036	2,97717	7,354663	5,988726	1,724055	1,441953
2015-08	2020-07	1	1	5,855358	4,391138	5,969496	10,04751	4,100321	1,15128
2015-09	2020-08	1	1	5,301479	3,025879	3,92605	5,895543	5,613092	3,859702
2015-10	2020-09	1	1	3,986629	2,951719	2,43963	3,526615	8,361395	3,372691
2015-11	2020-10	1	1	3,862794	3,947252	4,184593	2,001416	7,731502	4,272837
2015-12	2020-11	1	1	14,79788	11,4429	6,724033	6,06247	12,05818	6,78966
2016-01	2020-12	1	1	8,640299	7,972079	3,452634	4,359099	4,588136	4,759672
2016-02	2021-01	1	1	16,32544	10,87411	6,594806	5,91993	3,60891	5,074664
2016-03	2021-02	1	1	33,33887	24,31533	13,64695	15,31931	7,853292	7,220305
2016-04	2021-03	1	1	43,74134	29,21996	22,49979	24,4397	6,419355	5,089164
2016-05	2021-04	1	1	57,20055	33,34133	32,76609	35,47393	10,5047	6,601397
2016-06	2021-05	1	1	52,25365	29,04081	39,56165	37,55381	4,211859	4,080906
2016-07	2021-06	1	1	37,05416	20,19742	44,98937	44,41624	4,678832	2,349539
2016-08	2021-07	1	1	21,7721	11,37364	36,95146	37,65164	7,49566	2,06699
2016-09	2021-08	1	2	22,49399	13,39805	41,17013	32,6793	5,473607	5,158165
2016-10	2021-09	1	2	133,6929	81,01508	51,0129	74,09286	42,42627	21,23724
2016-11	2021-10	1	3	181,7079	53,04681	150,5196	160,688	51,6331	30,84954
2016-12	2021-11	1	1	123,5042	114,8787	38,41055	36,10035	23,92566	14,31339
2017-01	2021-12	1	3	324,6162	230,7719	62,41771	72,54517	61,1926	31,3399
2017-02	2022-01	1	1	169,0754	154,6751	36,71754	33,75153	32,76755	16,93394
2017-03	2022-02	1	1	125,3067	133,7131	67,20212	67,56406	11,62856	5,000862
2017-04	2022-03	1	1	3500,249	2714,031	1173,294	1293,265	628,6027	360,6447
2017-05	2022-04	1	1	89,30575	97,73981	78,34161	65,06503	14,3397	5,223117
2017-06	2022-05	1	1	60,89409	43,12073	72,34189	76,17877	18,1336	6,328335
2017-07	2022-06	1	1	66,98159	49,6252	62,90602	66,14827	17,21148	7,085355
2017-08	2022-07	1	1	94,87042	70,8467	92,58789	71,99685	11,60998	4,1082
2017-09	2022-08	1	1	137,3646	106,2959	127,5757	118,2688	21,61834	12,25736
2017-10	2022-09	1	1	220,2618	177,556	93,09383	102,1733	25,58225	10,55357
2017-11	2022-10	1	1	162,7688	117,7335	97,71721	63,97784	46,39892	17,04519
2017-12	2022-11	1	1	87,55164	84,88434	70,51177	109,4349	14,18652	7,430379

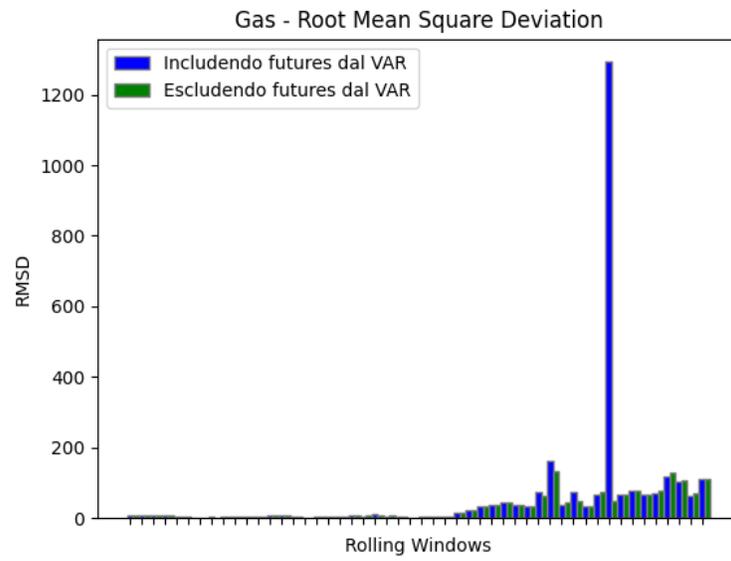
Var con soli prezzi spot

FIRST_PERIOD_ TRAIN	LAST_PERIOD_ TRAIN	d	VAR(p)	RMSD_Carbone _spot	RMSD_Elett ricità	RMSD_Gas	RMSD_Petrolio _spot
2013-11	2018-10	1	1	22,85087	7,704447	7,176062	15,14881
2013-12	2018-11	1	1	14,40166	2,687581	6,368005	6,434695
2014-01	2018-12	1	1	19,13008	4,051495	8,014039	13,27436
2014-02	2019-01	1	1	16,80431	6,523938	7,562583	6,91851
2014-03	2019-02	1	1	10,31692	2,860747	4,291276	4,133044
2014-04	2019-03	1	1	10,92339	0,905437	2,415102	4,42097
2014-05	2019-04	1	1	5,670171	1,265564	2,269675	11,88598
2014-06	2019-05	1	1	3,711479	0,859037	2,383712	6,780278
2014-07	2019-06	1	1	15,16011	3,697492	5,735171	3,687875
2014-08	2019-07	1	1	2,993257	2,786577	3,40452	2,397768
2014-09	2019-08	1	1	3,537139	2,041851	3,449297	4,873986
2014-10	2019-09	1	1	11,71247	5,422344	3,241965	11,04253
2014-11	2019-10	1	1	13,30037	7,215196	6,489222	16,49665
2014-12	2019-11	1	1	8,096446	7,271255	7,303824	22,56251
2015-01	2019-12	1	1	3,759166	5,705555	5,397675	23,37323
2015-02	2020-01	1	1	3,028106	6,450022	1,899801	20,20659
2015-03	2020-02	1	2	6,262251	5,974948	3,448195	19,3089
2015-04	2020-03	1	2	6,172584	4,081977	3,179615	4,196899
2015-05	2020-04	1	2	4,393706	5,838586	4,301986	7,763592
2015-06	2020-05	1	2	11,03683	10,13731	7,328485	6,692223
2015-07	2020-06	1	2	4,093811	8,137521	6,969558	5,034923
2015-08	2020-07	1	1	5,789381	5,694346	9,902919	4,022336
2015-09	2020-08	1	1	5,509174	5,520866	6,652821	5,588054
2015-10	2020-09	1	1	4,127389	2,977935	3,687336	10,10914
2015-11	2020-10	1	1	4,254063	6,018878	2,453987	12,31681
2015-12	2020-11	1	1	14,78696	6,480202	5,968552	11,72207
2016-01	2020-12	1	1	9,161172	4,736698	4,743698	10,58241
2016-02	2021-01	1	1	16,60126	7,170298	6,038322	4,605975
2016-03	2021-02	1	1	33,20289	13,2343	15,22993	5,825952
2016-04	2021-03	1	1	43,31134	20,66773	23,80317	2,486579
2016-05	2021-04	1	1	57,01687	32,14313	35,30206	7,839587
2016-06	2021-05	1	1	52,35841	40,93948	37,89981	5,684814
2016-07	2021-06	1	1	37,17021	46,98075	44,88324	3,66349
2016-08	2021-07	1	1	21,70151	41,95297	38,79229	3,901565
2016-09	2021-08	1	2	22,13376	39,75281	32,82139	4,771506
2016-10	2021-09	1	2	122,7467	39,96448	61,64562	40,95988
2016-11	2021-10	1	2	160,6742	106,5221	131,5777	50,57655
2016-12	2021-11	1	1	134,8781	43,60432	46,07085	22,97014
2017-01	2021-12	1	3	335,9773	40,92114	46,96077	50,02202
2017-02	2022-01	1	1	166,3954	36,47368	33,66464	31,41685
2017-03	2022-02	1	1	152,9744	71,40517	74,74847	14,91329

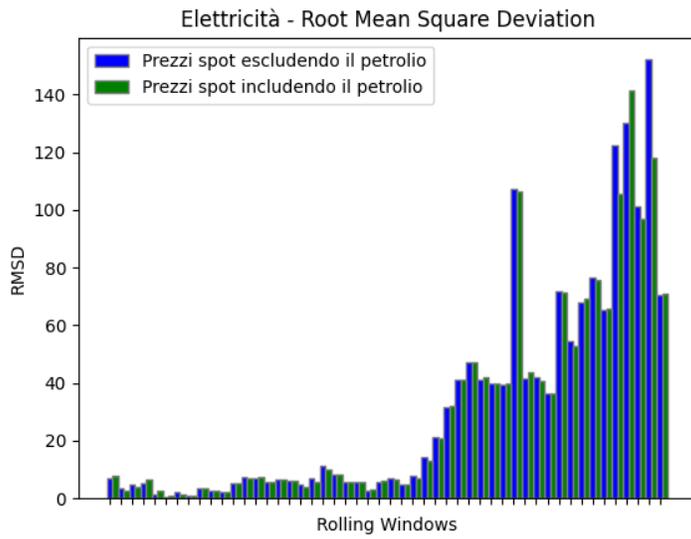
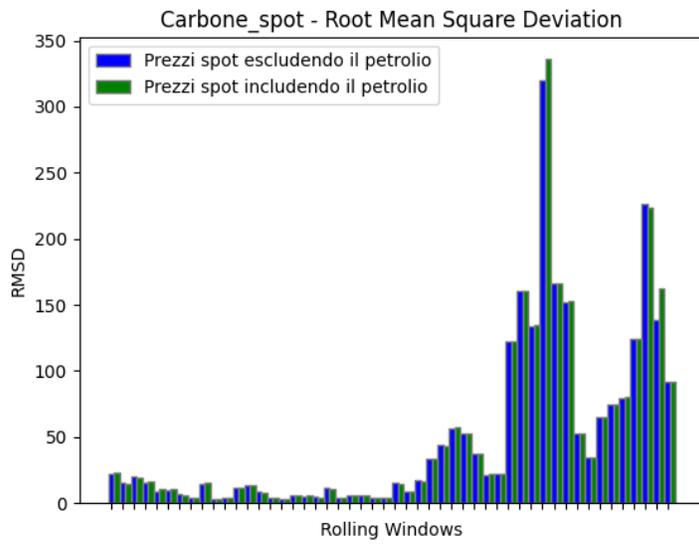
2017-04	2022-03	1	1	52,35791	52,7904	49,91794	25,31955
2017-05	2022-04	1	1	34,54646	69,26062	68,36778	7,95829
2017-06	2022-05	1	1	64,78209	75,67144	78,32026	17,88493
2017-07	2022-06	1	1	74,50229	65,60221	68,5767	23,03223
2017-08	2022-07	1	1	80,53901	105,5978	79,28386	11,49586
2017-09	2022-08	1	1	124,1699	141,2007	128,4182	22,59337
2017-10	2022-09	1	1	223,787	96,9635	105,9981	20,99257
2017-11	2022-10	1	1	162,1802	118,1264	71,61183	50,72608
2017-12	2022-11	1	1	92,1682	70,97339	111,2297	11,92642

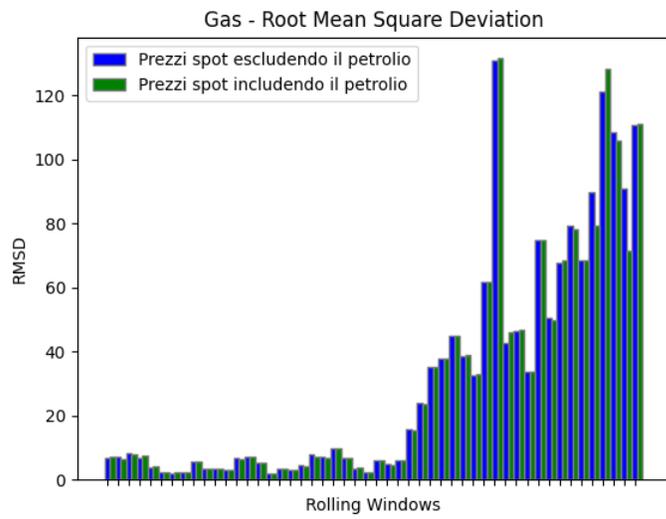
Grafici di confronto tra VAR stimati con e senza prezzi futures





Grafici di confronto tra VAR stimati su prezzi spot con e senza petrolio





Cap. 8

VECM con prezzi spot e nuove variabili

FIRST_PERIOD _TRAIN	LAST_PERIOD _TRAIN	VECM (p)	RAN GO	RMSD_Carbon e_spot	RMSD_Elet tricità	RMSD_ Gas	RMSD_Petroli o_spot
2014-01	2018-12	1	1	24,17862	8,250968	10,329 6	14,18786
2014-02	2019-01	1	1	16,32024	7,632242	8,7042 49	4,144973
2014-03	2019-02	1	1	9,815499	1,752238	3,4861 38	4,502053
2014-04	2019-03	1	1	14,34262	1,436999	3,9144 87	9,860871
2014-05	2019-04	1	1	4,991396	4,312493	3,0240 87	12,07358
2014-06	2019-05	1	2	5,183194	1,779306	2,7118 21	3,271802
2014-07	2019-06	1	2	15,08205	3,14535	6,8738 16	10,23891
2014-08	2019-07	1	1	2,766469	4,666369	3,2935 85	2,022706
2014-09	2019-08	1	1	4,135333	1,896076	3,4986 66	4,486339
2014-10	2019-09	1	1	11,24159	4,235291	2,8325 32	10,45673
2014-11	2019-10	1	1	10,21149	5,450234	4,7145 29	13,91473
2014-12	2019-11	1	1	3,650998	4,651424	3,4823 35	11,68394
2015-01	2019-12	1	1	1,701208	6,338486	3,0890 21	12,69954
2015-02	2020-01	1	1	7,044774	5,833833	1,4829 68	11,32408
2015-03	2020-02	1	1	2,563537	4,79482	1,4412 79	15,70669
2015-04	2020-03	1	1	7,889587	5,874576	2,4672 26	19,57555
2015-05	2020-04	1	2	17,3636	17,12293	15,474 72	48,27639
2015-06	2020-05	1	2	44,39995	31,6698	18,675 14	14,75164
2015-07	2020-06	1	1	3,473539	5,198557	5,6507 03	4,559229
2015-08	2020-07	1	1	3,752222	2,507927	7,3129 01	9,887525
2015-09	2020-08	1	1	4,630458	5,782205	5,4972 12	9,517031

2015-10	2020-09	1	1	3,597685	2,63434	2,9240 03	8,986445
2015-11	2020-10	1	1	4,475738	7,995885	2,9674 57	14,3942
2015-12	2020-11	1	1	16,31442	7,34931	6,5429 09	12,77779
2016-01	2020-12	1	1	8,81099	3,940174	4,2970 1	8,48291
2016-02	2021-01	1	1	16,39769	6,762886	6,2281 21	3,764642
2016-03	2021-02	1	0	31,83933	11,81356	14,436 97	2,761815
2016-04	2021-03	1	0	41,41777	19,52616	22,821 15	2,515792
2016-05	2021-04	1	1	51,45702	28,51717	33,083 64	4,134073
2016-06	2021-05	1	1	37,72241	30,52551	31,314 07	9,466671
2016-07	2021-06	1	0	41,06524	49,31331	46,789 09	4,581581
2016-08	2021-07	1	0	24,74772	45,79841	42,119 43	6,40979
2016-09	2021-08	1	1	22,63669	43,86579	35,062 42	9,093946
2016-10	2021-09	1	0	109,6085	30,71755	55,864 92	27,2794
2016-11	2021-10	1	0	101,9514	71,28662	89,441 47	26,19412
2016-12	2021-11	1	3	299,4212	151,9617	169,02 96	66,70677
2017-01	2021-12	1	2	238,8665	153,5365	173,64 62	39,64716
2017-02	2022-01	1	3	144,173	31,91297	27,987 97	61,46243
2017-03	2022-02	1	2	129,9965	48,02466	50,862 1	8,49702
2017-04	2022-03	1	2	112,529	75,89441	74,198 73	18,4836
2017-05	2022-04	1	3	144,5098	150,1533	125,88 63	67,78001
2017-06	2022-05	1	2	91,30559	65,75593	63,143 1	31,03562
2017-07	2022-06	1	2	83,43917	62,02063	62,380 2	28,16368
2017-08	2022-07	1	3	125,0156	84,21344	62,952 93	10,6557
2017-09	2022-08	1	2	125,1263	99,69589	79,514 2	56,01658
2017-10	2022-09	1	2	209,4072	150,7592	162,89 93	20,94976

2017-11	2022-10	1	1	209,097	102,0982	102,17 54	30,84899
---------	---------	---	---	---------	----------	--------------	----------

VECM solo prezzi spot

FIRST_PERIOD _TRAIN	LAST_PERIOD _TRAIN	VECM (p)	RAN GO	RMSD_Carbon e_spot	RMSD_Elet tricità	RMSD_ Gas	RMSD_Petroli o_spot
2013-11	2018-10	10	3	41,45019	15,40296	9,0915 07	24,94361
2013-12	2018-11	10	4	12,96571	8,835715	3,5333 8	22,2619
2014-01	2018-12	10	4	11,39817	6,967083	3,6361 9	24,36517
2014-02	2019-01	10	4	15,09591	7,990492	6,8356 65	19,38929
2014-03	2019-02	10	4	7,300916	7,166921	5,1385 33	23,60601
2014-04	2019-03	10	4	20,38908	30,79133	14,658 56	40,00818
2014-05	2019-04	10	4	35,38812	16,48238	15,645 12	33,24019
2014-06	2019-05	10	4	60,57647	14,78421	17,849 12	45,56539
2014-07	2019-06	10	3	133,8907	25,56251	99,451 73	54,73157
2014-08	2019-07	10	4	42,37887	10,62413	21,907 59	126,1592
2014-09	2019-08	10	4	71,72008	9,108357	23,990 17	71,00556
2014-10	2019-09	10	3	130,2748	24,08617	24,490 18	60,98869
2014-11	2019-10	10	3	161,526	40,45776	43,942 62	77,49077
2014-12	2019-11	10	3	89,96588	21,94113	20,699 41	42,45956
2015-01	2019-12	10	3	91,94171	22,91198	15,518 73	52,57996
2015-02	2020-01	10	4	19,06933	8,970766	25,598 49	70,26998
2015-03	2020-02	10	3	19,8688	7,939789	12,479 01	3,669148
2015-04	2020-03	10	3	20,59918	15,62087	8,3110 8	5,400164
2015-05	2020-04	10	4	10,13475	14,716	6,9190 46	10,5285
2015-06	2020-05	10	3	139,8733	38,37337	29,269 09	39,88212
2015-07	2020-06	10	4	60,59624	36,22213	16,072 01	21,26415

2015-08	2020-07	10	3	36,48007	18,47005	21,867 08	30,54337
2015-09	2020-08	10	3	33,06716	18,84456	9,3740 53	31,58863
2015-10	2020-09	10	4	22,9363	21,6263	25,888 02	25,17077
2015-11	2020-10	10	4	27,56095	8,180485	7,3742 55	16,32307
2015-12	2020-11	10	4	20,30848	8,247756	5,3345 19	30,86483
2016-01	2020-12	10	4	12,5812	7,368473	4,9259 33	25,86614
2016-02	2021-01	10	4	14,51587	16,71668	16,605 23	9,363676
2016-03	2021-02	10	3	62,04195	20,84859	26,916 6	33,62641
2016-04	2021-03	10	4	56,19727	45,05977	48,807 54	43,97284
2016-05	2021-04	10	4	70,11597	53,12118	62,726 77	49,12735
2016-06	2021-05	10	3	79,49216	24,14378	26,668 78	92,35471
2016-07	2021-06	10	4	44,34658	46,73437	61,879 48	42,87056
2016-08	2021-07	10	4	59,23255	49,63818	62,349 15	37,2909
2016-09	2021-08	10	3	51,74891	21,71646	21,482 47	22,51571
2016-10	2021-09	10	4	172,4318	74,69581	90,592 94	40,57816
2016-11	2021-10	10	4	365,5933	272,5764	313,44 48	44,03207
2016-12	2021-11	10	3	230,7764	29,44873	89,165 33	105,9128
2017-01	2021-12	10	4	1321,518	100,1116	283,59 9	450,6147
2017-02	2022-01	10	4	3525,171	1693,523	739,61 16	1905,9
2017-03	2022-02	10	4	1929,158	618,8285	347,25 49	1167,552
2017-04	2022-03	10	4	292,6371	119,312	76,725 54	78,1711
2017-05	2022-04	10	3	564,9768	417,7187	409,25 11	154,3912
2017-06	2022-05	10	3	799,7442	620,1367	623,70 49	99,27989
2017-07	2022-06	10	3	371,9633	413,2262	377,48 52	270,3218
2017-08	2022-07	10	4	739,1833	133,4236	83,545 47	228,3032

						98,940	
2017-09	2022-08	10	3	435,7289	119,3845	9	137,7818
						501,31	
2017-10	2022-09	10	4	1332,557	403,3185	12	409,5334
2017-11	2022-10	10	3	538,4656	383,3482	360,62	114,3512
						281,13	
2017-12	2022-11	10	4	257,3728	282,1631	51	207,4883

VECM prezzi spot e futures

Γ_PERIOD_T	PERIOD_T	VECM(p)	RANGO	D_Carbone	arbone_fut	SD_Elettrid	RMSD_Gas	D_Petrolio	etrolio_futu
2013-11	2018-10	5	4	4,796782	2,367383	6,834859	7,314746	9,811539	5,558028
2013-12	2018-11	5	3	8,296463	5,069076	6,463699	9,424222	12,09271	5,961652
2014-01	2018-12	5	3	16,4308	10,7768	8,853892	10,87644	13,62463	7,07949
2014-02	2019-01	5	4	12,69891	11,45347	8,620283	9,090267	11,45732	7,353742
2014-03	2019-02	5	3	10,22033	8,038556	4,037501	4,279494	12,82967	9,653033
2014-04	2019-03	5	3	10,19203	7,89656	3,474627	2,473658	14,96441	11,14114
2014-05	2019-04	5	3	20,50513	14,28191	5,725898	5,935148	8,304965	3,240934
2014-06	2019-05	5	3	31,8101	28,90808	10,17552	14,03727	12,76417	14,38987
2014-07	2019-06	5	3	36,29475	29,78101	9,838796	14,2425	22,15697	13,877
2014-08	2019-07	5	3	28,81754	22,29843	3,970706	3,221291	3,110552	7,918276
2014-09	2019-08	5	3	26,60617	22,38163	5,283563	4,694564	3,277089	5,562102
2014-10	2019-09	5	3	37,84143	38,95686	10,92612	14,45464	19,32061	15,69678
2014-11	2019-10	5	3	15,75257	23,05326	8,667898	8,741533	17,91142	10,71966
2014-12	2019-11	5	4	5,533699	10,85827	8,530323	6,251804	13,10614	5,635011
2015-01	2019-12	5	6	24,2177	22,40032	13,51643	17,20481	26,03162	16,30748
2015-02	2020-01	5	5	30,15524	24,67804	13,2162	18,41253	32,30769	19,32897
2015-03	2020-02	5	5	27,79629	23,84452	11,61875	11,68503	30,02043	18,96163
2015-04	2020-03	5	3	18,80975	17,54272	10,2131	6,513109	20,18368	11,45157
2015-05	2020-04	5	3	15,31904	20,24878	10,55924	12,55577	30,96507	19,90113
2015-06	2020-05	5	4	10,02997	2,431259	5,14663	9,605478	7,414885	4,306315
2015-07	2020-06	5	4	11,32347	3,712592	6,740546	8,297129	4,700962	2,582594
2015-08	2020-07	5	5	8,003062	10,05612	10,4668	11,86195	11,14539	7,976572
2015-09	2020-08	5	5	6,860442	9,344776	8,834802	9,708548	8,416318	5,156438
2015-10	2020-09	5	4	18,8362	13,60715	11,51392	9,368332	12,86017	7,216841
2015-11	2020-10	5	4	17,16475	11,94631	13,09811	7,41306	16,39449	6,647678
2015-12	2020-11	5	4	30,83171	19,65889	13,04528	9,887748	11,46013	4,465826
2016-01	2020-12	5	5	17,08253	10,40377	7,963945	5,562261	4,737549	4,071741
2016-02	2021-01	5	6	21,0718	15,55218	6,562352	8,416735	31,476	22,85429
2016-03	2021-02	5	3	55,31707	42,1301	23,22305	21,00507	18,32966	13,09549
2016-04	2021-03	5	4	50,78062	32,94969	25,44847	26,56359	7,923543	6,756176
2016-05	2021-04	5	4	65,42967	36,51551	33,75744	36,69601	5,93088	6,183521
2016-06	2021-05	5	4	28,17568	9,464165	22,96127	22,96336	29,49522	15,37378
2016-07	2021-06	5	4	35,11153	13,63557	39,68413	40,535	18,96496	5,65232
2016-08	2021-07	5	4	28,51985	13,20304	45,0693	41,56607	6,972114	3,408667
2016-09	2021-08	5	3	39,13974	27,30659	62,74301	47,73727	26,35921	9,630643
2016-10	2021-09	5	3	168,0343	106,9912	48,22774	76,43534	53,27673	42,70523
2016-11	2021-10	5	6	585,1845	261,3236	462,7003	489,6216	27,41973	4,962252
2016-12	2021-11	5	4	336,0939	189,1529	171,9453	178,3073	81,85841	61,26171
2017-01	2021-12	5	5	300,4734	142,1992	75,8085	92,43745	213,5623	113,728
2017-02	2022-01	5	4	171,451	130,5979	74,70337	87,06533	75,36845	37,39963
2017-03	2022-02	5	4	141,3023	78,69001	211,4627	180,028	134,9951	64,94963
2017-04	2022-03	5	3	137,9596	85,62095	177,5613	146,7619	192,957	92,71702
2017-05	2022-04	5	3	99,12409	74,05735	92,70189	74,46326	115,686	56,21762
2017-06	2022-05	5	4	118,165	118,1462	124,2725	90,3392	68,30519	26,07439
2017-07	2022-06	5	4	107,4594	62,76985	192,5442	144,7043	160,5853	91,57133
2017-08	2022-07	5	5	323,0657	156,3418	493,2948	417,0133	307,9728	173,3566
2017-09	2022-08	5	4	180,6084	175,577	102,5669	46,49109	280,4115	139,4222
2017-10	2022-09	5	3	422,7773	338,3693	182,9992	185,1743	76,14404	48,5229
2017-11	2022-10	5	4	385,7709	290,2869	210,811	195,457	87,5236	53,62093
2017-12	2022-11	5	3	324,8077	295,7133	52,89495	95,4549	67,97355	24,23315

Confronto diversi VECM mensili stimati

	<u>VECM con tutte le variabili a disposizione (no futures)</u>		<u>VECM con solo i prezzi spot</u>		<u>VECM con solo prezzi spot e futures</u>	
	<u>RMSD medio tra le rolling-window</u>	<u>RMSD medio tra le rolling-window</u>	<u>RMSD medio tra le rolling-window</u>	<u>RMSD medio tra le rolling-window</u>	<u>RMSD medio tra le rolling-window</u>	<u>RMSD medio tra le rolling-window</u>
	<u>Pre break- strutturale</u>	<u>Post break- strutturale</u>	<u>Pre break- strutturale</u>	<u>Post break- strutturale</u>	<u>Pre break- strutturale</u>	<u>Post break- strutturale</u>
<u>Carbone</u>	<u>38.25</u>	<u>343.26</u>	<u>50.78</u>	<u>764</u>	<u>22.97</u>	<u>227.64</u>
<u>Elettricità</u>	<u>17.29</u>	<u>171.67</u>	<u>20.43</u>	<u>338.38</u>	<u>11.78</u>	<u>163.66</u>
<u>Gas naturale</u>	<u>16.27</u>	<u>196.33</u>	<u>22.52</u>	<u>280.01</u>	<u>12.40</u>	<u>152.29</u>
<u>Petrolio</u>	<u>36.15</u>	<u>98.33</u>	<u>39.43</u>	<u>322.00</u>	<u>15.25</u>	<u>116.31</u>

Cap. 10

ECM Elettricità (1 = True)

<u>FIRST_PERIOD_TR</u> <u>AIN</u>	<u>LAST_PERIOD_TR</u> <u>AIN</u>	<u>COINTEGRAZI</u> <u>ONE</u>	<u>SEGNO_ALF</u> <u>A_1</u>	<u>AGGIUSTAME</u> <u>NTO</u>	<u>RMSD_Elettri</u> <u>cità</u>
2014-01	2018-12	1	1	1	1,727487
2014-02	2019-01	1	1	1	0,687391
2014-03	2019-02	1	1	1	0,846046
2014-04	2019-03	1	1	1	1,482333
2014-05	2019-04	1	1	1	1,747906
2014-06	2019-05	1	1	1	2,016653
2014-07	2019-06	1	1	1	2,21853
2014-08	2019-07	1	1	1	2,531319
2014-09	2019-08	1	1	1	2,527794
2014-10	2019-09	1	1	1	2,558547
2014-11	2019-10	1	1	1	2,909868
2014-12	2019-11	1	1	1	2,775221
2015-01	2019-12	1	1	1	2,845501
2015-02	2020-01	1	1	1	2,996946

2015-03	2020-02	1	1	1	2,755542
2015-04	2020-03	1	1	1	2,031527
2015-05	2020-04	1	1	1	1,989347
2015-06	2020-05	1	1	1	2,039341
2015-07	2020-06	1	1	1	2,148097
2015-08	2020-07	1	1	1	2,267621
2015-09	2020-08	1	1	1	2,313041
2015-10	2020-09	1	1	1	2,523763
2015-11	2020-10	1	1	1	1,188098
2015-12	2020-11	1	1	1	2,586024
2016-01	2020-12	1	1	1	2,69819
2016-02	2021-01	1	1	1	2,203004
2016-03	2021-02	1	1	1	2,788312
2016-04	2021-03	1	1	1	3,598505
2016-05	2021-04	1	1	1	4,097175
2016-06	2021-05	1	1	1	5,730176
2016-07	2021-06	1	1	1	6,552259
2016-08	2021-07	1	1	1	7,585708
2016-09	2021-08	1	1	1	9,357695
2016-10	2021-09	1	1	1	10,13451
2016-11	2021-10	1	1	1	8,371427
2016-12	2021-11	1	1	1	3,709047
2017-01	2021-12	1	1	1	3,039984
2017-02	2022-01	1	1	1	10,74317
2017-03	2022-02	1	1	1	11,53397
2017-04	2022-03	1	1	1	12,72659
2017-05	2022-04	1	1	1	25,1513
2017-06	2022-05	1	1	1	28,02021
2017-07	2022-06	1	1	1	27,75592
2017-08	2022-07	1	1	1	28,78739
2017-09	2022-08	1	1	0	26,21527
2017-10	2022-09	1	1	0	20,16639
2017-11	2022-10	1	1	0	11,34373

ECM Gas naturale (1 = True)

FIRST_PERIOD_TR AIN	LAST_PERIOD_TR AIN	COINTEGRAZIO NE	SEGNO_ALFA _1	AGGIUSTAMEN TO	RMSD_G as
2014-01	2018-12	1	1	1	9,950729
2014-02	2019-01	1	1	1	10,33814
2014-03	2019-02	1	1	1	8,788796
2014-04	2019-03	1	0	0	5,540279
2014-05	2019-04	1	0	0	3,348062
2014-06	2019-05	1	0	0	1,758717

2014-07	2019-06	1	0	0	1,243293
2014-08	2019-07	1	1	1	1,913632
2014-09	2019-08	1	1	1	2,633824
2014-10	2019-09	1	1	1	2,799756
2014-11	2019-10	1	1	1	3,79509
2014-12	2019-11	1	1	1	4,26424
2015-01	2019-12	1	1	1	3,860606
2015-02	2020-01	1	1	1	2,580615
2015-03	2020-02	1	1	1	1,707222
2015-04	2020-03	1	1	1	2,490104
2015-05	2020-04	1	1	1	3,121569
2015-06	2020-05	1	1	1	4,139348
2015-07	2020-06	1	1	1	5,549088
2015-08	2020-07	1	1	1	7,441243
2015-09	2020-08	1	1	1	6,745237
2015-10	2020-09	1	1	1	5,286628
2015-11	2020-10	1	1	1	4,206797
2015-12	2020-11	1	1	1	4,757095
2016-01	2020-12	1	1	1	4,871981
2016-02	2021-01	1	1	1	4,604591
2016-03	2021-02	1	1	1	7,556856
2016-04	2021-03	1	1	1	13,59602
2016-05	2021-04	1	1	1	21,37175
2016-06	2021-05	1	1	1	24,75327
2016-07	2021-06	1	1	1	35,75612
2016-08	2021-07	1	1	1	36,41195
2016-09	2021-08	1	1	1	34,63841
2016-10	2021-09	1	1	1	28,82469
2016-11	2021-10	1	1	1	28,81905
2016-12	2021-11	1	1	1	30,8936
2017-01	2021-12	1	0	0	92,02706
2017-02	2022-01	1	1	1	46,05194
2017-03	2022-02	1	1	1	42,42647
2017-04	2022-03	1	1	1	44,23535
2017-05	2022-04	1	1	1	46,84679
2017-06	2022-05	1	1	1	61,42627
2017-07	2022-06	0	1	1	66,99284
2017-08	2022-07	0	1	1	47,98719
2017-09	2022-08	0	1	1	25,05012
2017-10	2022-09	1	1	1	28,0328
2017-11	2022-10	0	1	1	21,62033

ECM Petrolio (1 = True)

FIRST_PERIOD_T RAIN	LAST_PERIOD_T RAIN	COINTEGRAZI ONE	SEGNO_ALF A_1	AGGIUSTAME NTO	RMSD_Petrolio_ spot
2014-01	2018-12	1	1	1	2,22381
2014-02	2019-01	0	1	1	2,597316
2014-03	2019-02	1	1	1	2,525058
2014-04	2019-03	1	1	1	3,778262
2014-05	2019-04	1	1	1	2,859874
2014-06	2019-05	1	1	1	4,473795
2014-07	2019-06	1	1	1	5,78645
2014-08	2019-07	1	1	1	8,460346
2014-09	2019-08	1	1	1	8,598081
2014-10	2019-09	1	1	1	7,40131
2014-11	2019-10	1	1	1	9,884058
2014-12	2019-11	1	1	1	8,795954
2015-01	2019-12	1	1	1	5,987888
2015-02	2020-01	1	1	1	4,904074
2015-03	2020-02	1	1	1	4,912307
2015-04	2020-03	1	1	1	7,170285
2015-05	2020-04	1	1	1	4,38534
2015-06	2020-05	1	1	1	5,518999
2015-07	2020-06	1	1	1	4,176233
2015-08	2020-07	1	1	1	2,787823
2015-09	2020-08	1	1	1	1,890529
2015-10	2020-09	1	1	1	2,139739
2015-11	2020-10	1	1	1	3,316772
2015-12	2020-11	1	1	1	3,307187
2016-01	2020-12	1	1	1	3,986992
2016-02	2021-01	1	1	1	3,500463
2016-03	2021-02	1	1	1	4,689621
2016-04	2021-03	1	1	1	2,361039
2016-05	2021-04	1	1	1	1,26006
2016-06	2021-05	1	1	1	1,652402
2016-07	2021-06	1	1	1	3,023761
2016-08	2021-07	1	1	1	3,308293
2016-09	2021-08	1	1	1	3,069776
2016-10	2021-09	1	1	1	4,150902
2016-11	2021-10	1	1	1	4,415788
2016-12	2021-11	1	1	1	5,005915
2017-01	2021-12	1	1	1	6,71608
2017-02	2022-01	1	1	1	7,905573
2017-03	2022-02	1	1	1	7,568789

2017-04	2022-03	1	1	1	4,77778
2017-05	2022-04	1	1	1	5,591402
2017-06	2022-05	1	1	1	2,950333
2017-07	2022-06	1	1	1	4,193824
2017-08	2022-07	1	1	1	4,801375
2017-09	2022-08	1	1	1	3,68928
2017-10	2022-09	1	1	1	3,970223
2017-11	2022-10	1	1	1	4,571008

ECM Carbone termico (1 = True)

FIRST_PERIOD_T RAIN	LAST_PERIOD_T RAIN	COINTEGRAZI ONE	SEGNO_ALF A_1	AGGIUSTAME NTO	RMSD_Carbone_ spot
2014-01	2018-12	1	1	1	4,038754
2014-02	2019-01	1	1	1	3,367441
2014-03	2019-02	1	1	1	2,584127
2014-04	2019-03	1	1	1	2,97508
2014-05	2019-04	1	1	1	1,836199
2014-06	2019-05	1	1	1	1,657385
2014-07	2019-06	1	1	1	2,26807
2014-08	2019-07	1	1	1	1,4259
2014-09	2019-08	1	1	1	1,354746
2014-10	2019-09	1	1	1	1,395555
2014-11	2019-10	1	1	1	1,645079
2014-12	2019-11	1	1	1	2,111509
2015-01	2019-12	1	1	1	1,60588
2015-02	2020-01	1	1	1	1,853595
2015-03	2020-02	1	1	1	2,411202
2015-04	2020-03	1	1	1	2,808572
2015-05	2020-04	1	1	1	3,134947
2015-06	2020-05	1	1	1	3,971656
2015-07	2020-06	1	1	1	3,451368
2015-08	2020-07	1	1	1	3,494039
2015-09	2020-08	1	1	1	4,351564
2015-10	2020-09	1	1	1	5,00935
2015-11	2020-10	1	1	1	5,372395
2015-12	2020-11	1	1	1	7,028727
2016-01	2020-12	1	1	1	7,616293
2016-02	2021-01	1	1	1	9,899617
2016-03	2021-02	1	1	1	11,93608
2016-04	2021-03	1	1	1	14,19937
2016-05	2021-04	1	1	1	17,8541
2016-06	2021-05	1	1	1	12,76457
2016-07	2021-06	1	1	1	17,01686
2016-08	2021-07	1	1	1	26,92588

2016-09	2021-08	1	1	1	36,25182
2016-10	2021-09	1	1	1	28,44551
2016-11	2021-10	1	1	1	24,07161
2016-12	2021-11	1	1	1	27,40859
2017-01	2021-12	1	1	1	36,05681
2017-02	2022-01	1	1	1	40,62044
2017-03	2022-02	1	1	1	49,03316
2017-04	2022-03	1	1	1	27,45042
2017-05	2022-04	1	1	1	28,78618
2017-06	2022-05	1	1	1	31,50411
2017-07	2022-06	1	1	1	35,00093
2017-08	2022-07	1	1	1	33,67298
2017-09	2022-08	1	1	1	20,3003
2017-10	2022-09	1	1	1	19,44361
2017-11	2022-10	1	1	1	17,73166

