



Corso di Laurea in Economia e Management

Cattedra di Statistica applicata all'economia ed Econometria

L’Impatto della Guerra Russo-Ucraina
sul Prezzo del Gas Italiano:
Un’Analisi Econometrica

Prof.ssa Giorgia Rivieccio

Leonardo De Gaetano Matr 284811

RELATORE

CANDIDATO

Anno Accademico 2024/2025

INDICE

INTRODUZIONE	3
CAPITOLO 1: La Crisi Energetica Europea	5
1.1 Evoluzione ed importanza del mercato energetico	5
1.1.1 Il ruolo strategico del gas naturale in Europa e in Italia.....	5
1.1.2 Dinamiche dei prezzi del gas: analisi storica e recente	7
1.1.3 Rilevanza attuale del tema nel sistema economico italiano	12
1.2 Gli effetti del conflitto Russia-Ucraina.....	17
1.2.1 Il conflitto Russia-Ucraina: Implicazioni geopolitiche ed economiche	17
1.2.2 Impatto economico dei conflitti internazionali.....	20
1.2.3 Ragioni teoriche e importanza di uno studio econometrico	22
1.3 Riflessioni critiche e sviluppi della ricerca	24
1.3.1 Analisi degli studi inerenti.....	24
1.3.2 Originalità e innovazione proposte.....	26
1.3.3 Implicazioni attese per la politica economica ed energetica	28
CAPITOLO 2: Fondamenti teorici della ricerca.....	31
2.1 Modello di regressione semplice	31
2.1.1 Modello Regressivo Semplice AR (1).....	31
2.1.2 Autocorrelazione e Funzione di Autocorrelazione (ACF)	34
2.1.3 Analisi della bontà del modello: il coefficiente di determinazione R^2	38
2.2 Analisi delle serie temporali.....	43
2.2.1 – Il Test Augmented Dickey-Fuller (ADF)	43
2.2.2 – Teoria dei Break Strutturali	45
2.2.3 – Il Test di Chow per la Verifica dei Break Strutturali	49
2.3 MIDAS (Mixed Data Sampling)	51
2.3.1 Modello MIDAS particolare utilizzato per questo studio	53
CAPITOLO 3: Analisi econometrica dello shock geopolitico del 2022.....	55
3.1 Analisi della serie storica dei prezzi del gas in Italia (2007-2024)	55
3.1.1 Evoluzione dei prezzi del gas in Italia: tendenze e shock di mercato	55
3.1.2 Analisi della Distribuzione dei Prezzi del Gas: Statistiche descrittive e Box Plot.....	56
3.2 Applicazione di modelli Autoregressivi.....	59
3.2.1 Modello AR(1)	59
3.2.2 Valutazione della Capacità Esplicativa e della qualità del Modello AR(1)	60
3.2.3 Confronto tra valori reali e stimati della serie storica dei prezzi del Gas.....	62
3.3 Ricerca e analisi dei break strutturali.....	63

3.3.1 Test F per identificazione dei break	63
3.3.2 Verifica significatività del break: Chow test.....	65
3.3.3 Confronto della Distribuzione dei Prezzi del Gas: Prima e Dopo il Break Strutturale (2021).....	66
3.3.4 Giustificazione Statistica dell'Analisi del Break.....	68
3.4 L'indice di instabilità politica: composizione e analisi	69
3.4.1 L'indice di Stabilità politica e assenza di violenza/terrorismo.....	69
3.4.2 Ponderazione dell'indice per il PIL dei paesi considerati	71
3.4.3 Analisi dell'Andamento del nuovo indice ponderato	72
3.4.4 Analisi comparata degli andamenti delle due variabili	74
3.5 instabilità politica e prezzi del gas in europa: applicazione del modello midas	76
3.5.1 Regressione MIDAS nel caso specifico della ricerca.....	76
3.5.2 Applicazione della regressione MIDAS	77
3.5.3 Interpretazione dei risultati del modello	82
CONCLUSIONI.....	86
BIBLIOGRAFIA e SITOGRADIA:	89
Appendice: script R	93

INTRODUZIONE

Il mercato del gas naturale negli ultimi due decenni ha assunto un ruolo fondamentale all'interno del panorama energetico globale, divenendo un indicatore cruciale nelle dinamiche di offerta e domanda, delle tensioni geopolitiche e delle evoluzioni normative riguardanti l'economia mondiale. In un ambiente sempre più instabile, è vitale per analisti, responsabili delle politiche monetarie e operatori dell'industria energetica comprendere le motivazioni delle variazioni dei prezzi del gas naturale, per poterne prevedere i rischi sistematici ed elaborare strategie di risposta adeguate.

L'analisi delle serie storiche dei prezzi del gas naturale assume pertanto primaria importanza nel comprendere le dinamiche di mercato e rilevare segnali precoci di instabilità economica, frequentemente causati da fattori esogeni. Il presente lavoro di ricerca si propone di studiare l'evoluzione dei prezzi del gas naturale dal 2007 fino al primo semestre del 2024, concentrandosi in particolar modo sull'individuazione di potenziali rotture strutturali, dovute a shock esterni. Per raggiungere tale scopo, verranno utilizzate tecniche econometriche avanzate, che permetteranno di studiare l'evoluzione dei prezzi in funzione degli avvenimenti esogeni che verranno individuati. Il valore aggiunto di questa analisi risiede nella capacità di separare le fluttuazioni di prezzo dovute a fattori interni, e quindi legate alle dinamiche del mercato, da quelle generate da fattori esterni.

Questa distinzione risulta essenziale per una migliore comprensione della capacità di adattamento del mercato del gas naturale e per lo sviluppo di strumenti di politica economica volti a stabilizzare al meglio il mercato energetico. I risultati dell'analisi, infatti, potranno fornire spunti preziosi sia per l'ideazione di normative più adatte e mirate, sia per la formulazione di strategie di gestione dei rischi da parte dei governi. In un periodo in cui le questioni legate all'energia sono strettamente collegate alla sicurezza economica e politica, uno studio di questo genere arricchisce il dibattito sulle prospettive di stabilità e sostenibilità del sistema energetico globale.

Nel capitolo primo verrà illustrato il contesto geopolitico ed economico generale, analizzando il mercato energetico europeo dell'ultimo decennio, con particolare attenzione al mercato del gas nel contesto italiano. Successivamente verrà svolta l'analisi

del conflitto tra Russia e Ucraina in funzione del mercato energetico europeo, sottolineando l'impatto stravolgente della guerra su quest'ultimo. Infine sarà fatta un'analisi della letteratura inerente all'argomento, evidenziando i punti di contatto e i miglioramenti che questo studio si propone di attuare.

Nel capitolo successivo, verrà invece fornita una spiegazione teorica delle tecniche statistiche ed econometriche che il lavoro andrà ad utilizzare nella parte operativa di ricerca per cercare di raggiungere gli obiettivi preposti.

Il capitolo terzo invece sarà quello inerente al reale obiettivo della tesi. In questo verranno applicati tutti gli strumenti e i modelli econometrici descritti nel secondo capitolo. In particolare verrà analizzata la serie storica dei prezzi del gas Italiani dal 2007 al 2024, tale serie sarà successivamente confrontata e studiata insieme a un indice di instabilità politica, per ricercare corrispondenze negli andamenti e possibili influenze dell'indice sulla serie. Per trovare ciò verrà usato il modello regressivo avanzato MIDAS, grazie al quale si potrà perseguire l'obiettivo dello studio, senza intaccare nella perdita di dati ed informazioni fondamentali, dovuta alla differenza di frequenza dei dati delle due serie.

CAPITOLO 1: La Crisi Energetica Europea

1.1 Evoluzione ed importanza del mercato energetico

Negli ultimi decenni, il settore energetico è diventato sempre più importante nelle dinamiche economiche mondiali, trasformandosi in un punto chiave sia per la sicurezza delle nazioni che per la stabilità dell'economia generale. In questo complesso contesto, si è abbattuta la grande crisi energetica innescata dal conflitto tra Russo-Ucraino, che ha messo in luce la fragilità e le debolezze Europee ed Italiane riguardo le forniture di gas naturale dall'esterno, spingendo verso un dibattito serrato e controverso sull'importanza della transizione energetica, della diversificazione delle fonti e dell'autonomia strategica. Questo sottocapitolo esamina le evoluzioni recenti del mercato del gas, ponendo particolare attenzione agli effetti sui prezzi, sulla produzione e più in generale sull'intera economia Europea ed Italiana.

1.1.1 Il ruolo strategico del gas naturale in Europa e in Italia

Il gas naturale rappresenta l'elemento principale dei processi produttivi dell'industria europea, in particolare per quanto riguarda il settore chimico e metallurgico. La sua scarsità infatti, potrebbe portare ad una diminuzione della capacità produttiva delle economie più vulnerabili, che dipendono molto dalle importazioni di gas estero. Nel 2020, l'Unione Europea era dipendente dal gas naturale importato per l'84%, con oltre il 40% di tali importazioni provenienti dalla Russia. In Italia, le debolezze infrastrutturali e l'elevata dipendenza dal gas russo rendono il paese fortemente suscettibile a interruzioni di fornitura. Un blocco totale delle forniture russe potrebbe causare una diminuzione del Pil fino al 6% (cfr. Di Bella, 2022).

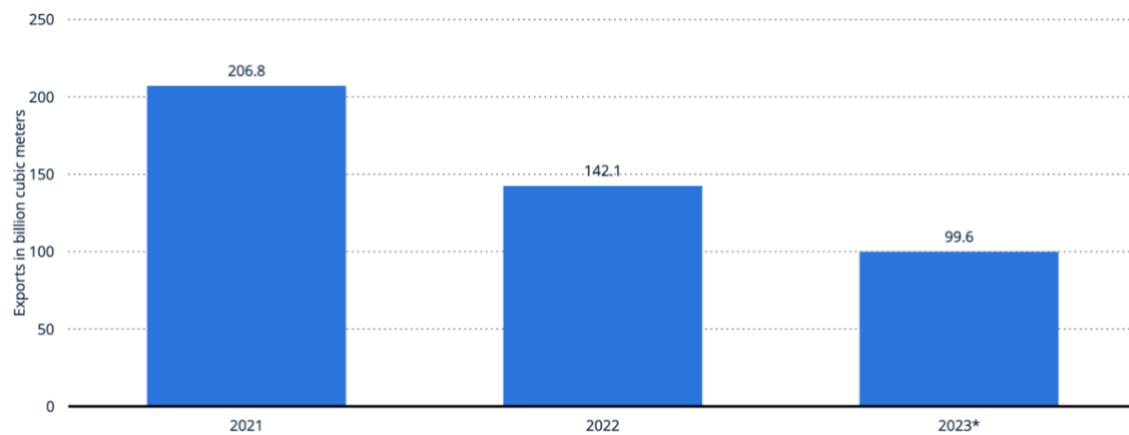
Lo scoppio della guerra in Ucraina ha rappresentato un'imponente sfida per l'economia globale, compromettendo la crescita generale e alimentando l'inflazione. Poiché la Russia è uno dei principali produttori ed esportatori di petrolio e gas naturale a livello mondiale, il conflitto ha provocato un forte aumento dei prezzi dell'energia. L'Europa, infatti, è dipendente dalla Russia per circa il 40% del gas naturale e per il 25% del petrolio. Ne è conseguito un incremento straripante dei prezzi, che ha ulteriormente alimentato

l'inflazione e incrementato i costi per famiglie e imprese. I prezzi del gas naturale sono saliti del 20% subito dopo lo scoppio della guerra, raggiungendo livelli circa sei volte maggiori in confronto a quelli registrati all'inizio del 2021. Questo radicale incremento ha avuto un impatto negativo sulla domanda nei settori industriali ad alta intensità energetica (cf. Tank, 2022).

Nel 2022, il 33% del consumo totale di gas nei paesi UE era coperto da importazioni via gasdotto dalla Russia. Tuttavia, nel 2023, tale quota è diminuita fino a scendere sotto il 10%, con il gas naturale liquefatto (GNL) proveniente da USA e Qatar che ha superato le quantità russe. Il GNL ha assunto quindi un ruolo predominante nel mercato europeo, con flussi giornalieri nel 2023 sette volte superiori a quelli del gas russo. Delle recenti analisi di scenari modellizzati indicano che entro il 2026 l'espansione del GNL e gli impegni dell'UE per la decarbonizzazione renderanno il gas russo praticamente irrilevante dal punto di vista economico, contribuendo a ristabilire l'equilibrio nel mercato del gas (cf. Chyong e Henderson, 2024).

Dal 2021 al 2023, le esportazioni di gas naturale tramite gasdotto dalla Russia hanno subito un violento calo, scendendo da 207 a circa 99 miliardi di metri cubi (figura 1.1). Questo crollo è stato principalmente influenzato dal conflitto Russo-Ucraino e dalle sanzioni imposte ai danni della Russia da parte dell'Europa. Tuttavia, la Russia è riuscita a ridurre parzialmente l'impatto di questa perdita, incrementando le esportazioni verso i paesi orientali, con la Cina che è divenuta il principale acquirente per le sue forniture energetiche. Anche il GNL ha acquisito un'importanza crescente, con circa 39 miliardi di metri cubi esportati nel 2023 tramite i progetti Yamal LNG e Sakhalin-2, diretti sia verso l'Europa che verso l'Asia (cf. Statista, 2024).

Figura 1.1: Quantità di gas esportato dalla Russia (2021-2023).



Fonte: statista (2023), <https://www.statista.com/statistics/1227908/russia-gas-export-volume/>

1.1.2 Dinamiche dei prezzi del gas: analisi storica e recente

Dall'inizio del conflitto in Ucraina nel febbraio 2022, le dinamiche relative ai prezzi del gas in Europa sono cambiate in modo significativo fino a maggio 2025. La guerra ha segnato una marcata frattura rispetto al periodo precedente in cui l'Europa era fortemente dipendente dalle forniture energetiche russe, dando inizio a una graduale trasformazione verso una maggiore diversificazione delle fonti e ad una rinnovata attenzione alla sicurezza energetica nel continente. Prima dell'inizio delle ostilità, oltre il 40% del gas naturale importato in Europa veniva dalla Russia, principalmente tramite gasdotti che passavano per l'Ucraina. Questa forte dipendenza ha reso l'Europa particolarmente vulnerabile alle conseguenze del conflitto.

Per comprendere pienamente la portata di questa trasformazione, è necessario analizzare l'evoluzione storica del sistema di determinazione del prezzo del gas in Europa. Fino agli anni '90, il mercato era gestito tramite contratti a lungo termine indicizzati ai prezzi del petrolio, in particolare con clausole rigide e forniture vincolate con la Russia. La liberalizzazione del mercato europeo del gas ha affermato un sistema basato su snodi commerciali, come il *Title Transfer Facility* (TTF) nei Paesi Bassi, dove i prezzi si formano attraverso l'interazione diretta tra domanda e offerta. Questo modello ha

aumentato la trasparenza del mercato, ma anche la loro esposizione a shock esterni, accrescendo la volatilità nei momenti di crisi.

Già dalla seconda metà del 2021, prima dello scoppio della guerra, i prezzi spot sul mercato TTF manifestavano segnali di elevata instabilità. Tra luglio e ottobre, il prezzo del gas naturale è aumentato da circa 30 ad oltre 90 €/MWh, ben oltre la media storica del biennio precedente, ciò a causa della riduzione dei flussi importati dalla Russia, del rallentamento delle forniture globali post pandemiche e delle difficoltà di riempimento degli stoccataggi europei. Tale aumento, che ha preceduto l'invasione, ha reso fin da subito un'evidente fragilità nell'equilibrio energetico europeo, segnando l'inizio di un meccanismo di rialzo strutturale dei prezzi.

Con l'inizio dell'invasione nel febbraio 2022, la situazione è rapidamente peggiorata. Le preoccupazioni del mercato riguardanti possibili interruzioni nelle forniture hanno generato un aumento dell'incertezza nei mercati energetici, comportando effetti negativi immediati sui prezzi. Il TTF ha raggiunto un livello senza precedenti di 198,56 €/MWh in determinate giornate di scambio, con incrementi superiori al 20% in sole 24 ore. Questi aumenti rappresentavano le aspettative negative riguardo la sicurezza delle infrastrutture di trasporto, vulnerabili a bombardamenti e attacchi missilistici, che potevano portare ad un potenziale blocco totale dei flussi energetici dalla Russia.

Durante l'anno 2022, sebbene non ci sia stata un'interruzione completa delle forniture, il costo del gas ha registrato un incremento di cinque volte. L'Europa ha investito circa 1.000 miliardi di dollari in energia, cifra doppia rispetto a quella del 2019. In parallelo, la Russia ha tratto beneficio dai prezzi elevati, con Gazprom (principale azienda produttrice ed esportatrice di gas naturale russo) che, nonostante il calo dei volumi esportati, ha aumentato le sue entrate di circa 70 miliardi di dollari. Si prevede che, anche nell'eventualità in cui vi sia un'interruzione totale delle esportazioni, le perdite mensili per Mosca si aggireranno intorno ai 7 miliardi di dollari, una somma ritenuta sostenibile in relazione agli obiettivi politici perseguiti attraverso il conflitto.

La notevole instabilità riscontrata nei mercati dell'energia non può essere attribuita esclusivamente a dinamiche economiche, ma è stata significativamente impattata da elementi geopolitici, strategici e psicologici. Le previsioni sui costi sono state influenzate

dalle scelte politiche dell'Unione Europea, dalle strategie di riduzione dell'uso energetico e dalla quantità di scorte disponibili. Inoltre, le dinamiche speculative alimentate dall'incertezza sulla durata del conflitto e dalla difficoltà di sostituire rapidamente le forniture russe hanno amplificato pressioni al rialzo, distorcendo ulteriormente il funzionamento dei mercati.

Nel corso del 2023, a causa della continua crisi, l'Unione Europea ha accelerato l'applicazione della propria strategia di diversificazione. Le importazioni di gas naturale liquefatto (GNL) dagli Stati Uniti, dal Qatar e dalla Norvegia hanno registrato un notevole incremento, abbassando la percentuale di gas russo importato a meno del 10%. Tuttavia, il gas naturale liquefatto comporta spese maggiori e una logistica più intricata, necessitando investimenti onerosi in terminal portuali e infrastrutture di rigassificazione. La competizione globale per il gas naturale liquefatto, specialmente con i mercati asiatici, ha contribuito a mantenere elevata l'instabilità dei costi, evidenziando chiaramente quanto sia lungo e complesso il percorso verso l'autosufficienza energetica.

Nel 2024, in un contesto di conflitto persistente e di continue tensioni nei mercati, l'Unione Europea ha annunciato un programma per l'eliminazione totale dell'importazione di gas russo entro il 2027, raggiungibile tramite il divieto di nuovi contratti a partire dal 2025 e la graduale interruzione di quelli già in essere. Le disposizioni contrattuali *take-or-pay* hanno reso difficile la riuscita completa del piano, costringendo numerose aziende europee a continuare a versare pagamenti per gas che non viene più fornito fisicamente. Tuttavia, l'iniziativa ha consolidato la direzione strategica dell'Unione per quanto riguarda la sovranità energetica, sottolineando al contempo le fratture interne tra le nazioni maggiormente vulnerabili e quelle più inclini a un distacco deciso dalla Russia.

Il primo gennaio 2025, l'Ucraina ha ufficialmente cessato il transito del gas russo mediante il proprio territorio, negando di estendere l'accordo con Gazprom. La decisione ha avuto ripercussioni dirette sui paesi più dipendenti dal gas russo come Austria, Slovacchia e Moldova, che ancora erano legati da tale rottura. Nonostante fosse in parte previsto, questo blocco ha evidenziato la vulnerabilità dell'attuale sistema di approvvigionamento europeo e ha rivelato che la resilienza guadagnata non fosse ancora adeguata a mitigare tutti i rischi.

In questo periodo storico le ricadute macroeconomiche sono state profonde. Secondo Eurostat l'inflazione ha superato il 7,5% nell'eurozona già a marzo 2022, con forti pressioni su famiglie e imprese. Il Fondo Monetario Internazionale ha indicato che le economie europee si trovano sull'orlo della recessione, mentre la Banca Centrale Europea deve trovare un equilibrio tra l'aumento dei tassi d'interesse e la salvaguardia della crescita economica. L'Unione Europea ha implementato misure temporanee, come la riduzione dell'obbligo di riempimento degli stocaggi all'83% per l'inverno del 2025, al fine di contenere l'effetto inflazionario e il suo impatto sul consumatore finale.

Il conflitto Russo-Ucraino ha dunque rappresentato una svolta epocale nella storia del mercato energetico europeo. L'andamento dei prezzi del gas non è più riconducibile a semplici logiche di domanda e offerta, ma è il risultato di un intreccio complesso di fattori geopolitici, macroeconomici e strutturali. L'esperienza acquisita nel periodo 2022-2025 ha evidenziato in modo inequivocabile che la sicurezza energetica non può più essere considerata un aspetto secondario legato a fattori economici, bensì deve essere integrata come un elemento fondamentale della strategia politica ed economica dell'Unione Europea.

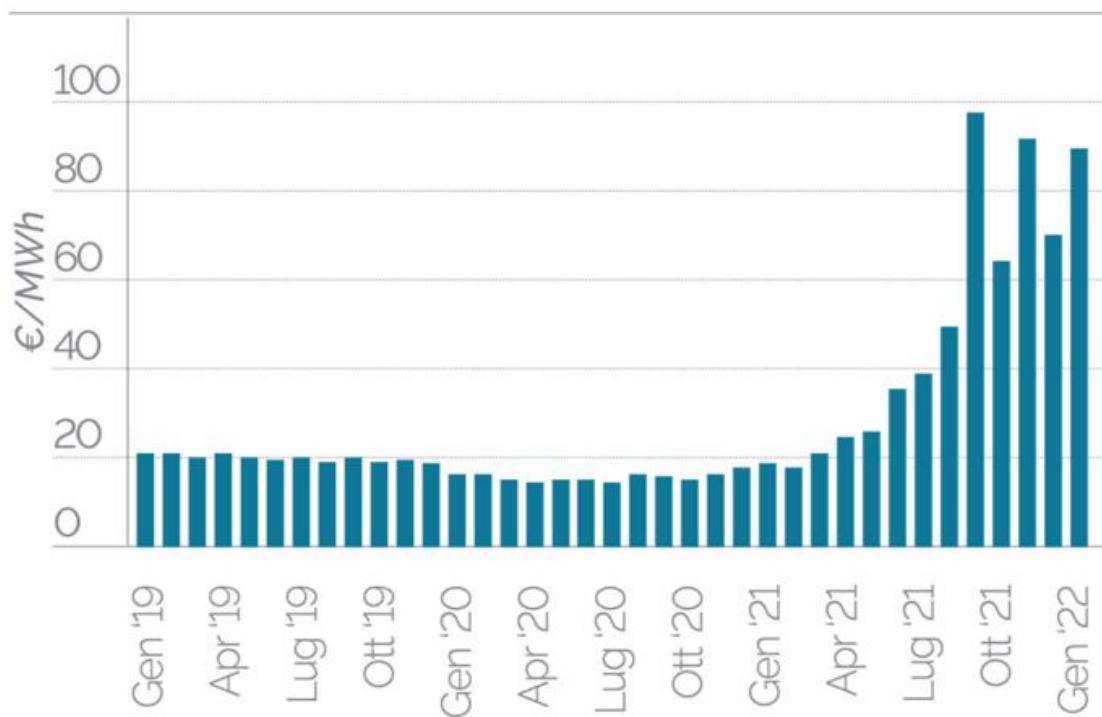
L'andamento dei prezzi spot del gas naturale nel mercato TTF, come mostra il grafico fornito (Figura 1.2), presenta una chiara illustrazione delle tendenze rilevate. Nel biennio compreso tra gennaio 2019 e l'estate del 2021, i prezzi hanno mantenuto una stabilità relativa, variando tra i 10 e i 20 €/MWh. Tuttavia, dalla seconda metà del 2021 si osserva una netta ed improvvisa inversione di tendenza con un aumento significativo che si nota già da aprile, e che continua ad accelerare nei mesi successivi.

Il grafico rileva un notevole aumento tra luglio e ottobre 2021, con un picco che supera i 90 €/MWh. Questo incremento anticipa la crisi in Ucraina, riflettendo le tensioni e le preoccupazioni che precederono l'effettivo scoppio della guerra. Nonostante gennaio 2022 evidensi una lieve diminuzione rispetto al massimo raggiunto, i valori restano comunque quadruplicati rispetto alle medie dei due anni precedenti, segni di una trasformazione strutturale nel sistema di determinazione dei prezzi.

Questo andamento crescente non solo quantifica l'impatto delle pressioni geopolitiche e speculative, ma ritrae anche l'esposizione dell'Europa ai rischi di approvvigionamento,

non gestiti con strumenti adeguati di bilanciamento interno. Inoltre, dimostra che la crisi energetica non è scaturita solo dall'invasione della Russia, ma ha avuto un processo di maturazione progressivo, culminato in concomitanza con la crisi militare e politica dell'est Europa.

Figura 1.2: prezzi spot del gas naturale in Europa (2019-2022)



Fonte: ISPI, <https://www.isponline.it/it/pubblicazione/il-piano-ue-per-dire-basta-al-gas-russo-208064>

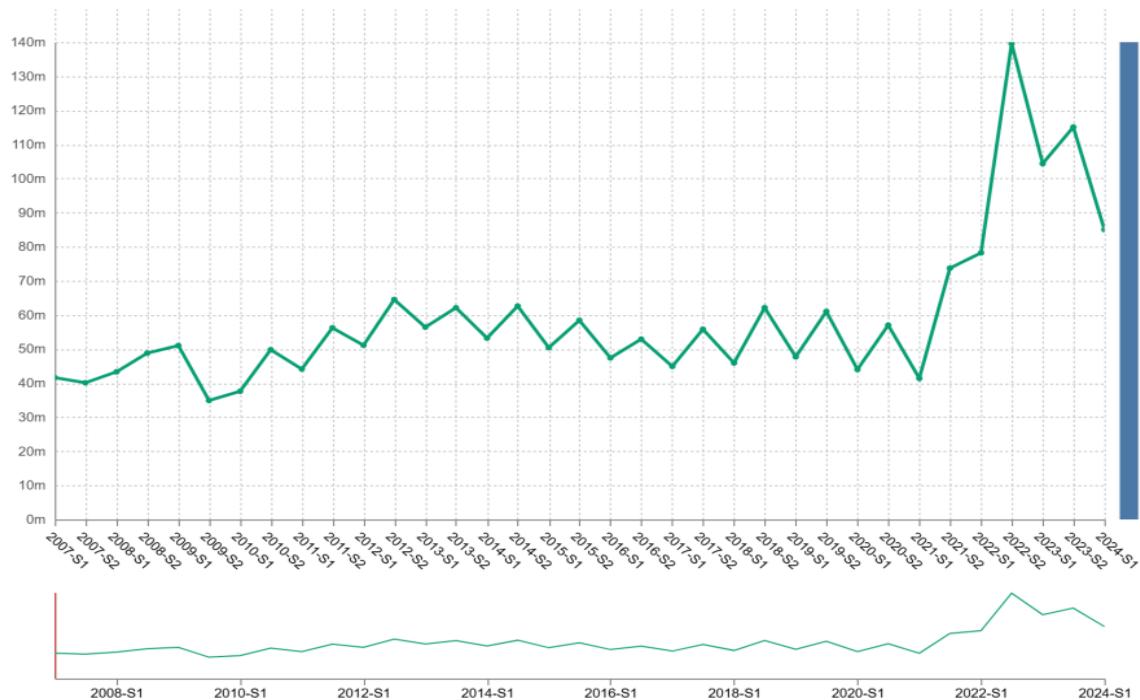
1.1.3 Rilevanza attuale del tema nel sistema economico italiano

Il conflitto tra Russia e Ucraina ha messo in luce in modo drammatico la vulnerabilità dell'economia italiana in relazione alla sicurezza energetica, evidenziando come il gas naturale sia un elemento cruciale nelle dinamiche macroeconomiche del Paese. Storicamente, l'Italia ha basato il proprio fabbisogno energetico su una forte dipendenza dal gas, il quale rappresenta circa il 45% della produzione elettrica nazionale (cf. Frilingou et al. , 2023). Fino all'inizio del conflitto, la Russia era la principale fonte di approvvigionamento, coprendo il 43% delle importazioni di gas totali (cf. Frilingou et al. , 2023).

Le conseguenze economiche di questo scenario si sono manifestate in modo immediato e si sono espansse rapidamente. La crisi dei prezzi energetici ha portato a un aumento dell'inflazione, a una contrazione della produzione industriale nei settori a maggior fabbisogno energetico e ad un incremento dei costi per le famiglie (cf. Frilingou et al. , 2023). Per rispondere a tale scenario, il governo italiano si è visto costretto ad adottare misure emergenziali di sostegno, oltre a rivedere con urgenza la propria strategia energetica nazionale.

La figura sottostante (figura 1.3) mostra l'andamento temporale dei prezzi del gas Italiani su base semestrale, a partire dal 2007 fino al primo semestre del 2024. Il grafico evidenzia una crescita relativamente stabile fino al 2020, seguita da un marcato aumento tra il 2021 e il 2022, conseguenza diretta dell'inasprirsi delle tensioni politiche, con un picco significativo nel 2022-S2.

Figura 1.3 Grafico di sequenza della serie storica dei prezzi semestrali del gas in Italia (2007-2024)



Fonte: Eurostat,

https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/nrg_pc_202/default/line?lang=en&category=nrg.nrg_price.nrg_pc

Il tema acquista ancor maggiore rilevanza alla luce delle evidenze emerse dallo studio di Zakeri et al. (2023), che quantifica, attraverso un’analisi econometrica basata su dati orari reali dei mercati elettrici europei, il ruolo predominante del gas naturale nella formazione dei prezzi dell’elettricità. In particolare, nel 2021, il gas ha determinato il prezzo dell’elettricità per oltre l’80% delle ore in Italia, contro una media europea del 39%, rendendo il sistema elettrico italiano dipende dal mercato del gas e di conseguenza altamente esposto alla volatilità del mercato del gas (cf. Zakeri et al., 2023).

Questa esposizione è amplificata da due fattori di rischio:

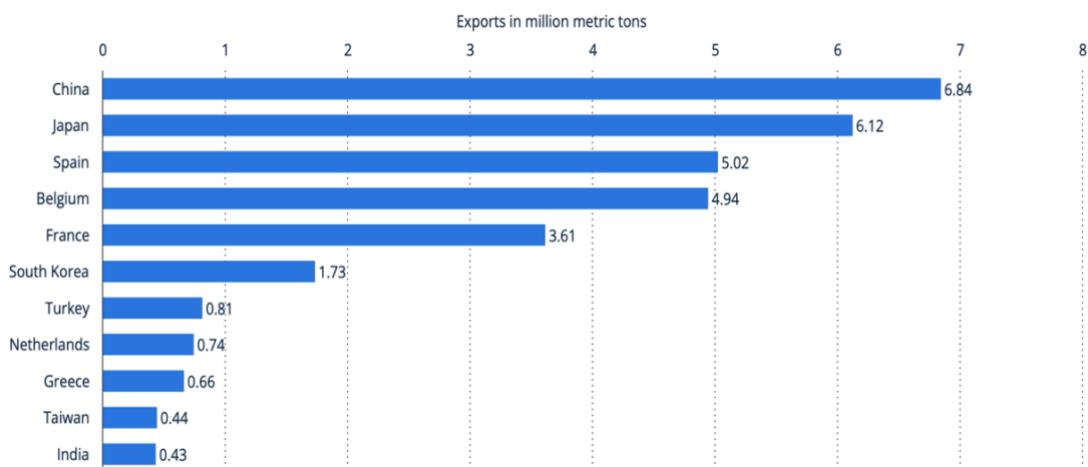
- Il rischio geopolitico, derivante dall’instabilità dei Paesi fornitori di gas e dalla dipendenza da infrastrutture internazionali (cf. Frilingou et al., 2023).

- Il rischio economico, legato alle fluttuazioni dei prezzi del gas e ai tassi di cambio, che influenzano direttamente il costo dell'elettricità per imprese e consumatori (cf. Zakeri et al., 2023).

Nonostante una crescente quota di energia rinnovabile nel *mix* produttivo (oltre il 35% nel 2022), la struttura del mercato elettrico europeo è strutturato in modo che il prezzo sia spesso determinato dalla fonte più costosa accettata nel mercato orario, che in Italia è frequentemente il gas naturale (cf. Zakeri et al., 2023). Questo significa che anche un uso relativamente contenuto del gas può avere un effetto sproporzionato sul prezzo medio dell'elettricità.

A questo si aggiunge la problematica della transizione energetica e del rischio di continua dipendenza dalle fonti fossili. Le attuali scelte politiche, come gli investimenti in rigassificatori e i nuovi contratti per il gas liquefatto (LNG), se non accompagnate da un autentico potenziamento delle energie rinnovabili e delle infrastrutture di rete, potrebbero solamente portare ad un consolidarsi della dipendenza a lungo termine da fonti non rinnovabili (cf. Frilingou et al. , 2023). In quest'ottica, il grafico che segue (Figura 1.4) illustra come alcuni Paesi europei, tra cui Francia, Spagna, Belgio e Paesi Bassi, abbiano già avviato importazioni dirette di LNG dalla Russia, contribuendo così, seppur indirettamente, a prolungare l'utilizzo di gas fossile in Europa.

Figura 1.4: Importazioni di LNG dalla Russia nel 2023, per territorio.



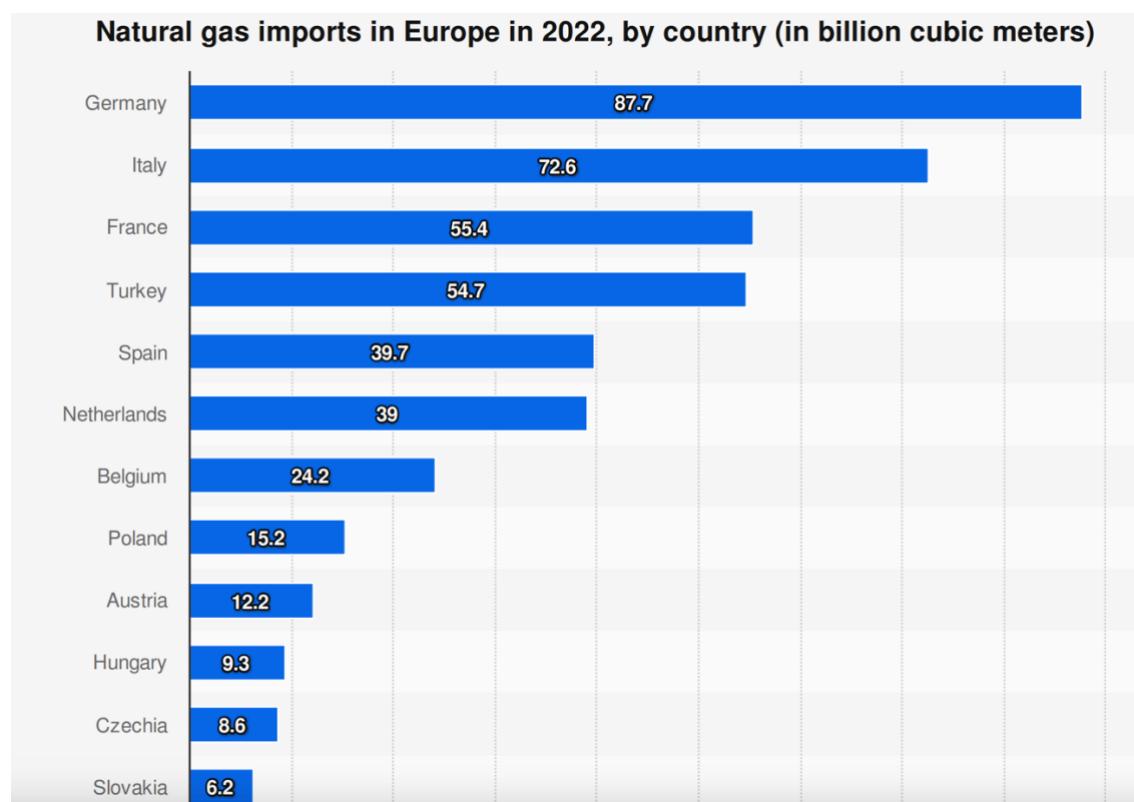
Fonte: statista (2025). <https://www.statista.com/search/?q=imported+LNG+from+russia&p=1>

Infine, la ricerca di Zakeri et al. (2023) mette in luce un altro paradosso, infatti, benché il gas rappresenti solo il 18% della produzione elettrica Europea, è responsabile della formazione dei prezzi nel 39% delle ore. Questo squilibrio rappresenta una distorsione strutturale del mercato e una sfida per le politiche pubbliche mirate a una transizione equa e resiliente.

In questo complicato scenario, il gas naturale emerge come l'elemento centrale nel sistema energetico italiano, assumendo un'importanza economica sistematica da cui deriva la politica industriale, il welfare sociale e la sostenibilità ambientale.

Nel 2022, l'Europa ha continuato a fare ampio affidamento sulle importazioni di gas naturale, con la Germania e l'Italia in cima alla lista per volumi assoluti (grafico 1.5). Secondo i dati di Eurostat, la Germania ha importato circa 87,7 miliardi di metri cubi di gas, seguita dall'Italia con 72,6 miliardi (cf. Eurostat via Statista, 2025). Questi dati confermano l'importanza strategica del gas nel *mix* energetico dei principali paesi europei e spiegano in parte le gravi conseguenze economiche del conflitto tra Russia e Ucraina. L'elevato grado di dipendenza dalle forniture estere, in particolare da parte della Russia, ha esposto l'intero sistema economico dell'UE a sfide rilevanti, come oscillazioni dei prezzi, crisi di approvvigionamento e ripercussioni gravi a livello industriale, sociale e politico.

Figura 1.5: Quantità di gas naturale importato in Europa nel 2022, per paese.



Fonte: statista (2022). <https://www.statista.com/statistics/332218/gas-trade-imports-in-selected-countries-in-europe/>

1.2 Gli effetti del conflitto Russia-Ucraina

In questo sottoparagrafo verranno spiegati ed analizzati gli effetti sui mercati europei e sulla stabilità economica della guerra in Ucraina, mettendo in luce le cause della guerra, le sue conseguenze dirette e quelle indirette a breve ed a lungo termine. Questa analisi preliminare permetterà di comprendere maggiormente le dinamiche dei prezzi del gas sopra descritte.

1.2.1 Il conflitto Russia-Ucraina: Implicazioni geopolitiche ed economiche

Il conflitto tra Russia e Ucraina, ufficialmente iniziato il 24 febbraio 2022, rappresenta il più grave evento bellico nel continente europeo dopo la Seconda guerra mondiale. Le motivazioni dichiarate dalla Russia per giustificare l'invasione includono l'intento di demilitarizzare il paese e proteggere le popolazioni filorusse nelle regioni dell'est Europa e dell'Asia (cf. Shinde, 2022). Tuttavia, un'analisi geopolitica più approfondita mette in luce dinamiche di potere più complesse e ramificate, che s'intrecciano al ruolo strategico della Russia come potenza energetica e con le crescenti tensioni con l'Occidente riguardanti la sfera d'influenza post-sovietica (cf. Khudaykulova et al., 2022).

L'aspetto geopolitico del conflitto è indissolubilmente connesso alla posizione strategica sui mercati della Russia, che si colloca come il secondo esportatore mondiale di gas naturale e il terzo per il petrolio. Questa significativa rilevanza energetica si traduce nella risposta delle potenze occidentali, che hanno attuato sanzioni economiche senza precedenti, sia per la rapidità con cui sono state adottate che per il coordinamento a livello globale (cf. Khudaykulova et al. , 2022). Il sistema bancario russo è stato escluso dal circuito SWIFT, le riserve estere della banca centrale sono state congelate ed è stato imposto un embargo progressivo sulle esportazioni di energia, tecnologia e capitali. Queste misure hanno prodotto effetti immediati sull'economia russa, con una svalutazione del Rublo maggiore del 25%, un aumento dei tassi di interesse e una recessione del PIL che ha superato il 15% nel 2022 (cf. Khudaykulova et al. , 2022).

Dal punto di vista economico globale, il conflitto ha generato innumerevoli shock sistematici. L'aumento dei prezzi delle materie prime energetiche ha raggiunto il suo apice, con il prezzo del petrolio Brent che ha sfiorato i 171 \$/barile a marzo 2022, contribuendo a una forte inflazione a livello mondiale. In Europa, dove la dipendenza dalle importazioni di gas russo è elevata, si è verificata una crisi energetica senza precedenti, con ripercussioni significative sulla competitività industriale e sul potere d'acquisto dei consumatori (cf. Shinde, 2022). L'Unione Europea importa circa il 40% del proprio fabbisogno di gas dalla Russia e, per fronteggiare questa situazione, ha dovuto velocizzare la diversificazione delle fonti energetiche, adottando misure straordinarie come il *price cap*, gli stocaggi obbligatori e gli acquisti congiunti.

Anche l'impatto sulla sicurezza alimentare è stato estremamente negativo. Russia e Ucraina insieme forniscono circa il 30% delle esportazioni globali di grano e una percentuale elevata di mais, orzo e fertilizzanti. La guerra ha interrotto la produzione, la logistica e le esportazioni agricole, provocando un aumento vertiginoso dei prezzi dei beni alimentari di base e intensificando l'insicurezza alimentare, in particolare nei Paesi a basso reddito (cf. Shinde, 2022;). I dati provenienti dal portale IFPRI evidenziano una notevole volatilità nei prezzi di riso, mais, cotone e soia, il che potrebbe avere ripercussioni negative sulla produzione agricola e sul consumo interno.

Dal punto di vista della finanza pubblica, il conflitto ha reso necessaria una revisione drastica dei bilanci europei: la Commissione UE ha stimato un impatto aggiuntivo sulla spesa pubblica pari all'1% del PIL a causa dell'attuazione di misure per contenere i prezzi, dei supporti diretti alle famiglie, degli investimenti per la sicurezza energetica e dell'aumento dei budget militari (cf. Khudaykulova et al., 2022). L'incertezza ha indotto anche le banche centrali a rivedere le loro politiche monetarie, con conseguenze gravose per il credito, la crescita e la stabilità finanziaria.

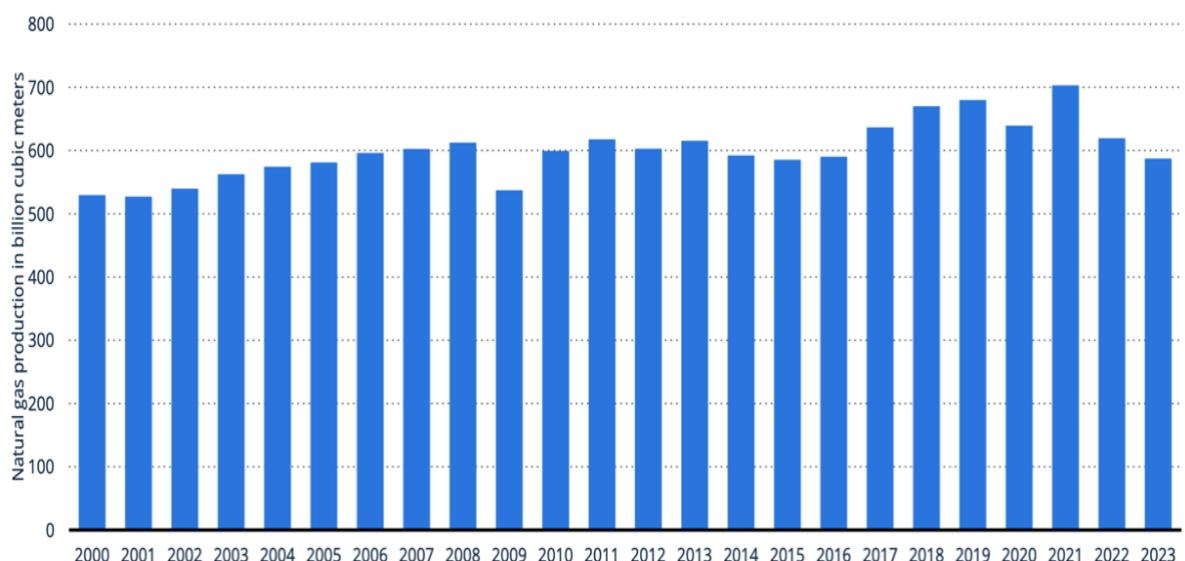
Il conflitto ha generato un effetto domino a livello globale, caratterizzato da una crescente volatilità dei mercati, interruzioni nelle catene di approvvigionamento, incremento dei costi di produzione, crisi energetica, con l'inflazione e le turbolenze geopolitiche che sono arrivate a colpire economie anche non direttamente coinvolte nel conflitto. Anche se alcune economie, come quella indiana, potrebbero ottenere benefici marginali dal punto

di vista delle esportazioni agricole o di fonti di energia, le conseguenze rimangono prevalentemente negative per la crescita globale, con una stima di riduzione di almeno l'1% nel tasso di espansione del PIL mondiale (cf. IMF, 2022).

La Russia vanta le maggiori riserve di gas naturale al mondo, disponendo di oltre 44. 000 miliardi di metri cubi accertati nel 2023 (CF Statista, 2024). La produzione nazionale ha superato i 586 miliardi di metri cubi nello stesso anno, collocando il Paese come il secondo produttore mondiale dopo gli Stati Uniti (Figura 1.6).

Questa produzione è principalmente concentrata nel distretto federale degli Urali, in particolare nella regione di Yamalo-Nenets, dove si trovano i principali giacimenti e le infrastrutture essenziali. Tale abbondanza di risorse, non solo rappresenta un pilastro fondamentale dell'economia russa, ma funge anche da potente leva geopolitica nei confronti dei paesi importatori europei.

Figura 1.6: produzione di gas naturale russo (2000-2023).



Fonte: statista (2023). <https://www.statista.com/statistics/265335/natural-gas-production-in-russia-since-1998/>

1.2.2 Impatto economico dei conflitti internazionali

I conflitti internazionali, in particolare quando coinvolgono potenze economiche o regioni strategiche, generano effetti economici di vasta portata che si manifestano a diversi livelli: locale, regionale e globale. Questi impatti si diffondono attraverso canali diretti, come la distruzione delle infrastrutture e la perdita di capitale umano, e indiretti, che riguardano l'interruzione delle attività commerciali, l'instabilità finanziaria, le crisi energetiche e l'erosione della fiducia nei mercati.

Secondo Khudaykulova et al. (2022), il conflitto tra Russia e Ucraina ha causato effetti economici senza precedenti, sia per la rapidità sia per l'ampiezza delle sanzioni imposte a livello globale. Tra le conseguenze più indicative vi è la recessione in Russia, con un calo del PIL stimato tra il -12,5% e il -16,5% nel 2022, un'elevata inflazione in Europa e il disordine delle catene di approvvigionamento nei settori energetico e alimentare a livello mondiale (cf. Khudaykulova et al., 2022).

Uno dei principali aspetti da considerare è la dipendenza energetica dell'Europa dal gas russo. Nel 2019, le importazioni di petrolio e gas dalla Russia ammontavano a circa 200 miliardi di euro (cf. Pisani-Ferry, 2022). L'embargo ha provocato uno shock nell'offerta, con un aumento significativo dei prezzi e notevoli difficoltà logistiche nel diversificare le fonti di approvvigionamento. Il gas, in particolare, presenta una bassa elasticità e un'alta dipendenza da infrastrutture specifiche, rendendo così l'Unione Europea vulnerabile (cf. Khudaykulova et al. , 2022).

La guerra comporta inevitabilmente una trasformazione dei bilanci pubblici. Secondo le stime, la semplice riduzione della dipendenza energetica dalla Russia costerà all'Unione Europea più di 100 miliardi di euro. Questi costi saranno suddivisi tra nuove forniture, infrastrutture, coordinamento logistico e la ricostituzione delle scorte (cf. Khudaykulova et al. , 2022; Commissione Europea, 2022).

Il conflitto ha portato a un deprezzamento del rublo e a una fuga di capitali dalla Russia, oltre alla sospensione delle attività commerciali con partner internazionali. Ha generato shock inflazionistici e razionamenti in Europa, contribuendo a una crisi alimentare globale, aggravata dall'interruzione delle esportazioni agricole da Russia e Ucraina. Questo ha portato anche a un aumento del debito pubblico, necessario per sostenere

misure fiscali espansive e incrementare la spesa militare (CF Khudaykulova et al. , 2022; FMI, 2022).

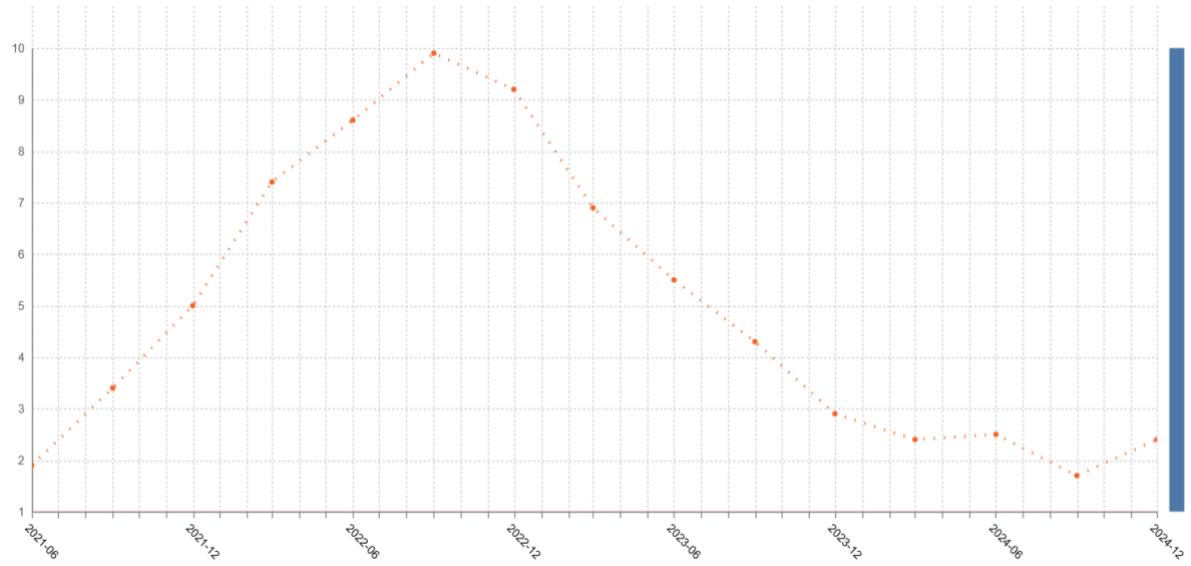
Secondo Liadze et al. (2022), il conflitto ha portato a una perdita stimata dell'1% del PIL globale, accompagnata da un'erosione strutturale della fiducia negli scambi internazionali. In particolare, l'Italia ha dovuto affrontare uno shock energetico, con evidenti ripercussioni su inflazione, consumi e competitività industriale. Questo evidenzia quanto le interdipendenze geopolitiche possano compromettere la stabilità macroeconomica (cf. Liadze et al. , 2022).

L'analisi converge su tre punti fondamentali:

- I conflitti internazionali generano effetti economici severi e asimmetrici, che vanno oltre i confini degli Stati coinvolti.
- Le economie più esposte, come quelle europee, subiscono shock che richiedono risposte di politica economica, fondate su evidenze quantitative.
- La modellizzazione econometrica e multisettoriale è fondamentale per anticipare, comprendere e mitigare questi impatti in modo efficace.

La figura sottostante (Figura 1.7) mostra l'andamento mensile dell'indice armonizzato dei prezzi al consumo (HICP) espresso come tasso di variazione annuale, dal 2021 al 2024. Come anticipato si osserva un rapido incremento dell'inflazione fino a un picco di circa il 10% verso la fine del 2022, seguito da una progressiva discesa nel corso del 2023 e 2024.

Figura 1.7: HICP, dati mensili (tasso di variazione annuale).



Fonte: eurostat,

https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/explore/all/all_themes?lang=en&display=list&sort=category

1.2.3 Ragioni teoriche e importanza di uno studio econometrico

L'adozione di un approccio empirico econometrico per esaminare gli effetti della crisi energetica e del conflitto tra Russia e Ucraina sul sistema economico italiano risponde alla necessità di analizzare fenomeni complessi, caratterizzati da interconnessioni tra variabili macroeconomiche, energetiche e geopolitiche. Le fluttuazioni continue nei prezzi del gas naturale, unite alla storica dipendenza dell'Italia da fonti fossili estere, hanno reso evidente l'importanza di strumenti analitici capaci di quantificare, prevedere e interpretare gli impatti di shock esogeni sull'economia.

Uno studio di tipo econometrico consente di distinguere gli effetti legati alla struttura produttiva (cambiamenti settoriali) da quelli associati all'efficienza energetica, utilizzando tecniche di decomposizione degli effetti, come l'*Index Decomposition Analysis*, e modelli dinamici, come l'ARDL (*Auto-Regressive Distributed Lag*). Questo approccio, adottato da Ullah nel 2019 per analizzare l'intensità elettrica in Pakistan,

evidenzia che i prezzi del gas e del petrolio hanno un impatto significativo sull'efficienza energetica, mentre i prezzi regolamentati dell'elettricità si rivelano spesso inadeguati nel modificare i comportamenti di consumatori e imprese (cf. Ullah et al. , 2019).

Nel contesto italiano, dove il gas naturale funge da indice marginale che fissa il prezzo dell'elettricità in oltre l'80% delle ore (cf. Zakeri et al., 2023), uno studio econometrico può contribuire a:

- quantificare l'impatto della volatilità del gas sui prezzi dell'energia;
- identificare effetti di sostituzione tra gas, elettricità e fonti rinnovabili;
- misurare l'effetto degli shock sui consumi e sull'inflazione.

Inoltre, strumenti come il MIDAS (*Mixed Data Sampling*) si rivelano particolarmente adatti per analizzare sistemi in cui le variabili disponibili seguono frequenze temporali diverse, come indicatori macroeconomici mensili e annuali. Questa tecnica consente di modellare in modo efficace le dinamiche complesse dei mercati post-2022, caratterizzati da alta volatilità e shock improvvisi, permettendo di isolare le variabili determinanti attraverso regressioni dinamiche e metodi di normalizzazione statistica robusti.

La combinazione di approcci statistici e teorici è quindi essenziale per rispondere alle sfide emerse dopo crisi energetica. Come evidenziato da Frilingou (2023), l'Italia si trova di fronte a un dilemma strategico, infatti, vorrebbe garantire la sicurezza energetica a breve termine senza però compromettere gli obiettivi di transizione ecologica promessi all'UE. Solo un'analisi quantitativa rigorosa può guidare le scelte di politica economica nel bilanciamento tra investimenti in gas e sviluppo delle fonti rinnovabili.

Lo studio econometrico si rivela dunque cruciale, perché permette di valutare gli effetti di politiche energetiche in situazioni ad alta incertezza, consentendo la distinzione tra effetti strutturali e temporanei, fornendo strumenti di previsione utili per la pianificazione strategica e valorizzando l'evidenza empirica nell'elaborazione di riforme regolatorie e industriali.

1.3 Riflessioni critiche e sviluppi della ricerca

In questa sezione verranno delineati i presupposti teorici e metodologici che hanno ispirato la presente ricerca. Saranno quindi analizzati alcuni studi che per contenuti e approcci statistici, hanno rappresentato un punto di partenza cruciale per lo sviluppo delle riflessioni critiche, dell'impostazione e degli obiettivi di questo lavoro. Inoltre verrà spiegato in cosa questo studio vuole distinguersi, migliorando ed espandendo gli studi precedenti, per ottenere conclusioni più valide e precise.

1.3.1 Analisi degli studi inerenti

Recenti ricerche hanno esaminato l'impatto economico della guerra tra Russia e Ucraina, presentando osservazioni significative per capire le interazioni economiche e geopolitiche che hanno coinvolto l'Europa e l'Italia negli ultimi anni. Un'attenta analisi degli studi precedenti, che condividono argomenti simili, ma differiscono nei temi specifici, negli obiettivi e nei metodi econometrici utilizzati, è cruciale per chiarire il contesto di questa ricerca. Questi lavori, sebbene si concentrino su aspetti diversi da quelli su cui si focalizza la presente ricerca, come l'inflazione, la fluttuazione dei mercati finanziari o la valutazione del rischio, attraverso il confronto e l'analisi critica forniscono elementi di base preziosi per approfondire le connessioni tra eventi geopolitici e tendenze economiche, creando punti di partenza efficaci per l'investigazione condotta in questo studio.

Il lavoro di Bassotto intitolato “Impatto degli shock energetici sull'inflazione: un'indagine della situazione odierna, utilizzando il modello PVAR”, esplora l'inflazione provocata dagli shock energetici, concentrandosi sull'Unione Europea. L'autore adotta un modello PVAR (*Panel Vector Autoregression*), una metodologia utile per esaminare le relazioni dinamiche tra variabili macroeconomiche utilizzando dati panel, che si riferiscono a più unità osservate in differenti periodi. Questa scelta metodologica consente di analizzare come i prezzi dell'energia e l'inflazione interagiscano nel tempo, considerando le differenze economiche e demografiche tra i vari paesi. Bassotto conclude che, sebbene gli aumenti dei costi energetici abbiano avuto un impatto statisticamente rilevante, esso risulta relativamente limitato sull'inflazione, che viene quindi influenzata da molte altre variabili esterne, con effetti più pronunciati sui consumatori non domestici. Tuttavia,

l’alta volatilità dei dati successivi al Covid e alla guerra in Ucraina ha reso i risultati meno solidi, sottolineando l’importanza di politiche economiche più flessibili e adattabili (cf. Bassotto L., 2024).

L’analisi di Cecchetti nel suo lavoro “Effetto dell’incremento dell’inflazione sulla previsione delle varianze di aziende dei settori finanziario ed energetico” si focalizza sull’inflazione generata dal conflitto tra Russia e Ucraina e la sua influenza sulla volatilità finanziaria delle grandi imprese energetiche europee. Per quest’analisi, viene utilizzato il modello GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*), che è ampiamente adottato per descrivere la volatilità condizionale nelle serie temporali finanziarie. Questo modello si presta particolarmente bene a rappresentare fenomeni di *clustering* della volatilità, ovvero periodi in cui si alternano fasi caratterizzate da alta volatilità, situazione comune nei mercati colpiti da eventi geopolitici. La scelta di utilizzare modelli GARCH è giustificata dalla loro capacità di adattarsi alle variazioni temporali della varianza e dalla possibilità di includere varianti asimmetriche, che considerano come gli shock negativi possano avere effetti diversi rispetto a quelli positivi. La ricerca dimostra che l’incremento dell’inflazione successiva alla guerra ha avuto un impatto significativo sulla volatilità delle aziende esaminate, rendendo indispensabile un continuo miglioramento dei modelli predittivi (cf. Cecchetti G., 2024).

Un’altra analisi, presentata da De Vidi nel suo lavoro “Analisi delle performance del *Value at Risk* in tempi di instabilità geopolitica: Il caso della guerra in Ucraina”, adotta una prospettiva diversa, concentrandosi sull’affidabilità del *Value at Risk* (VaR) durante l’intenso periodo di instabilità geopolitica derivante dal conflitto in Ucraina. Il VaR è un metodo di valutazione del rischio finanziario che prevede la massima perdita possibile di un portafoglio, con un certo grado di fiducia, in un periodo specifico. Questo strumento è comunemente utilizzato nel settore finanziario per monitorare i rischi di mercato. De Vidi utilizza il metodo delle varianze e covarianze per calcolare il VaR, che presume che i rendimenti degli investimenti seguano una distribuzione normale. Questa metodologia è stata selezionata per la sua facilità di calcolo, sebbene presenti limitazioni in situazioni di forte asimmetria e instabilità, come quella del caso specifico della guerra. Infatti i risultati del VaR evidenziato che durante il primo anno di conflitto, il modello ha

sottovalutato le perdite di alcuni asset, dimostrando la necessità di integrare strategie di *backtesting* e approcci più solidi (cf. De Vidi R. , 2024).

1.3.2 Originalità e innovazione proposte

La presente tesi mira a fornire un apporto originale alla discussione economica, relativa agli effetti degli shock geopolitici. A differenza di ricerche precedenti che si focalizzano su aspetti generali dell'instabilità economica o su conseguenze indirette del conflitto, questo studio si propone di valutare l'effetto diretto della guerra sulla variazione dei prezzi del gas in Italia, adottando un approccio empirico, causale e specifico. L'innovazione principale risiede nell'impiego del modello econometrico MIDAS, che affronta una delle problematiche più significative nell'analisi economica attuale: la gestione di dati con frequenze temporali diverse. I prezzi del gas, forniti su base semestrale, verranno collegati a un indicatore d'instabilità politica in Europa, ponderato secondo il PIL di ogni nazione considerata, disponibile su base annuale, senza necessità di utilizzare tecniche d'interpolazione o di sacrificare informazioni per rendere omogenee le serie, evitando così la perdita di informazioni cruciali per capire al meglio la relazione tra le due variabili.

Questo metodo consente di superare le limitazioni di altri modelli esaminati in precedenza nella letteratura. A differenza dell'analisi dell'impatto degli shock energetici sull'inflazione nell'Unione Europea (cf. Bassotto, 2024), questa ricerca si rivolge allo specifico contesto nazionale Italiano, evitando la dispersione che può derivare dall'esame di dati panel eccessivamente variabili. Inoltre, mentre il lavoro citato si concentra sull'effetto dei costi energetici sulle dinamiche inflazionistiche, questa tesi offre una prospettiva differente, iniziando dalla guerra e dall'instabilità politica per spiegare i movimenti dei prezzi del gas, riconoscendo la variabile geopolitica come la causa principale dell'innalzamento dei prezzi piuttosto che un mero fattore di contesto. Inoltre, il modello PVAR richiede, per sua stessa natura, l'impiego di variabili con frequenze omogenee, costringendo quindi a operazioni sui dati che possono compromettere la qualità delle stime (cf. Bassotto, 2024). Al contrario, l'utilizzo del MIDAS permette di

conservare le frequenze naturali delle variabili, offrendo una rappresentazione più accurata e fedele del fenomeno analizzato.

Anche in relazione all’analisi del legame tra inflazione e fluttuazione dei titoli azionari di imprese nei settori energetico e finanziario, questo studio propone un perfezionamento sia metodologico che contenutistico. L’analisi citata si avvale di modelli GARCH, che, sebbene siano utili per esaminare la dinamica della volatilità nei mercati finanziari, si basano su un’ipotesi robusta: quella in cui la volatilità è esclusivamente influenzata da fattori interni alla serie, cioè che la varianza sia una funzione del passato della stessa variabile (cf. Cecchetti, 2024). Al contrario, in questo lavoro, si esplora una causa esogena e strutturale, come i conflitti armati, e si analizza come ciò influisca sul comportamento di un mercato reale, in particolare quello del gas, evitando di limitarsi ai soli asset finanziari. Inoltre, i modelli GARCH non sono ideali per l’analisi di dati con diverse frequenze, un limite che il modello MIDAS riesce a superare naturalmente. Quest’approccio consente una comprensione più chiara e precisa del rapporto tra eventi politici e reazioni economiche, in termini di prezzo.

Infine, rispetto alla ricerca che utilizza il *Value at Risk* per stimare le perdite in un portafoglio durante periodi di instabilità, il presente studio presenta un chiaro passo avanti analitico. Il VaR è uno strumento che aiuta a misurare il rischio potenziale associato a un portafoglio finanziario sia in situazioni normali che di stress, ma ha una base statistica rigida e si concentra maggiormente sulla valutazione retrospettiva del rischio piuttosto che sulla comprensione delle cause (cf. De Vidi, 2024). In contrasto, l’approccio di questo lavoro intende dimostrare una connessione causale tra l’instabilità geopolitica e una variabile reale che ha effetto diretto sull’economia e sulla vita quotidiana delle famiglie, come il costo del gas. Inoltre, mentre la ricerca di De Vidi si limita a esaminare l’efficacia di un tradizionale strumento predittivo in situazioni straordinarie, questo studio suggerisce un nuovo modello analitico, adattabile e più consono alla struttura dei dati attuali.

Ciò che rende unica questa tesi è la sua attitudine ad affrontare un tema cruciale per l’economia europea e italiana, come l’instabilità del mercato energetico, utilizzando uno strumento analitico che valorizza le differenze temporali dei dati e permette di identificare con maggior precisione il legame tra causa (guerra) ed effetto (prezzi). L’impiego del

modello MIDAS rappresenta un’innovazione nei lavori legati al conflitto russo-ucraino e consente di unire gli aspetti geopolitici e macroeconomici all’interno di un’unica cornice quantitativa, evitando semplificazioni strutturali che possano comprometterne l’affidabilità. L’intento non è soltanto quello di dimostrare che la guerra ha avuto un impatto sul mercato del gas, ma anche di misurare questo impatto nel tempo, fornendo una base empirica preziosa per le politiche energetiche e le future strategie di mitigazione del rischio.

1.3.3 Implicazioni attese per la politica economica ed energetica

L’analisi presentata in questo lavoro si propone di valutare in maniera quantitativa l’impatto del conflitto tra Russia e Ucraina sui costi del gas in Italia. L’obiettivo della ricerca non si ferma solamente all’interpretazione dei recenti fenomeni economici, ma cerca anche di offrire un supporto per decisioni strategiche nel settore politico, energetico e macroeconomico. In un panorama globale caratterizzato da crescente instabilità internazionale, è fondamentale sviluppare modelli che connettano la dimensione geopolitica con quella economica, per garantire una governance politico- economica efficace.

Guardando alla politica economica, si percepisce l’urgenza di potenziare gli strumenti per la previsione e la reazione agli shock esterni. Se, come intende dimostrare questa ricerca, l’instabilità politica e militare può provocare aumenti repentini e consistenti nei costi energetici, allora le politiche monetarie e fiscali devono necessariamente includere indicatori di rischio geopolitico e variabili esterne nelle loro analisi previsionali. Questo è anche il tema affrontato nello studio di Lyudmila Shtefan (2023), il quale evidenzia che l’immediata decisione di un governo di mobilitare risorse finanziarie, mantenere la stabilità della valuta e finanziare l’economia è cruciale per il successo e la ricostruzione di un’economia stabile dopo un conflitto internazionale di questa portata. Di conseguenza, una politica economica valida deve andare oltre la gestione interna dei cicli economici, considerando anche le conseguenze sistematiche di eventi esterni di grande impatto (cf. Lyudmila S., 2023).

Nel settore dell'energia, i risultati attesi da questa analisi evidenziano in modo ulteriore la fragilità strutturale dei paesi che dipendono fortemente dalle importazioni di gas, specialmente da regioni geopoliticamente instabili come la Russia. L'urgenza di diversificare le fonti di approvvigionamento e di accelerare la transizione energetica emerge chiaramente dai dati e dall'analisi causale che questa tesi intende presentare. La guerra ha infatti intensificato la necessità per l'Unione Europea di variare le proprie fonti energetiche e di diminuire la dipendenza dal gas russo, evidenziando le debolezze dell'attuale catena logistica energetica. Questa prova empirica rafforza l'importanza di politiche pubbliche focalizzate sulla resilienza energetica, sulla sicurezza nazionale e sulla stabilità dei prezzi (cf. Darmayadi e Megits, 2023).

Oltre a considerare l'aspetto pratico delle politiche, questa ricerca propone anche un'innovazione metodologica grazie all'utilizzo del modello MIDAS. Questo modello, in grado di gestire serie temporali a frequenza mista, si rivela uno strumento analitico particolarmente efficace per analizzare gli effetti di eventi geopolitici in tempo reale. Infatti, il MIDAS consente di combinare dati quotidiani (come i prezzi del gas) con variabili di natura mensile o trimestrale (come gli indicatori di instabilità politica), fornendo così un'analisi di alto livello riguardante fenomeni complessi. Un modello simile potrebbe essere utilizzato anche a livello istituzionale per migliorare le capacità di previsione e risposta della pubblica amministrazione.

In conclusione, questo studio si colloca all'interno di un panorama globale in cui l'attenzione sugli effetti che i conflitti armati hanno sull'economia reale è sempre più cruciale per prendere le decisioni politiche ed economiche corrette. Il conflitto tra Russia e Ucraina porterà a cambiamenti significativi nel settore del commercio energetico, incrementando l'insicurezza tra i consumatori Europei e influenzando direttamente i costi e la logistica di approvvigionamento. Questa situazione, ulteriormente complicata dall'appena precedente uscita dalla crisi pandemica, richiede alle autorità pubbliche decisionali un veloce aggiornamento delle politiche di sicurezza energetica e macroeconomica. (cf. Bodan ,2023).

Questa tesi contribuisce non solo all'approfondimento accademico, ma anche all'elaborazione di strumenti pratici per la formulazione di politiche economiche ed

energetiche più adattive, informate e capaci di rispondere a scenari di crisi. Il modello proposto, grazie all'integrazioni di più dimensioni temporali e geopolitiche in modo innovativo, fornisce un esempio concreto di come la ricerca possa fornire opportunità di miglioramento per la reale operatività delle istituzioni.

CAPITOLO 2: Fondamenti teorici della ricerca

2.1 Modello di regressione semplice

Per introdurre i fondamenti teorici dietro all'analisi che verrà svolta nel capitolo terzo, questa sezione andrà a spiegare quali strumenti statistici ed econometrici di base saranno utilizzati per l'analisi e la modellazione della serie storica originale dei prezzi del gas Italiani dal 2007 al 2024.

2.1.1 Modello Regressivo Semplice AR (1)

Il modello autoregressivo di ordine 1, noto come AR (1), rappresenta una delle strutture fondamentali utilizzate per l'analisi delle serie storiche. Questo modello descrive un processo dinamico in cui il valore corrente di una serie temporale dipende linearmente dal valore immediatamente precedente, con l'aggiunta di un termine di errore stocastico. Un'autoregressione esprime quindi la media condizionata di una serie temporale Y_t in funzione dei suoi ritardi. Nel caso specifico dell'AR (1), la regressione utilizza solo un ritardo di Y in tale aspettativa condizionata. Il modello può essere scritto come:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + u_t \quad (1)$$

Dove β_0 è l'intercetta, ovvero il termine costante del modello che rappresenta il valore medio di Y_t quando l'effetto dell'auto-correlazione Y_{t-1} e dell'errore u_t è nullo. Mentre β_1 è il Coefficiente autoregressivo, il cuore del modello AR (1) e misura quanto il valore passato Y_{t-1} influisce sul valore attuale Y_t . Infine vi è u_t , un termine di errore stocastico, spesso modellato come rumore bianco, ossia una sequenza di variabili casuali indipendenti e identicamente distribuite con media zero e varianza costante.

In termini concettuali, il modello AR (1) può essere interpretato come una regressione lineare semplice in cui la variabile esplicativa è rappresentata dal valore passato della stessa serie. Analogamente al modello di regressione lineare classico $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + u_i$, qui l'attuale valore della serie dipende linearmente dal valore immediatamente

precedente. Tuttavia, rispetto alla semplice regressione statica, il modello AR (1) introduce una dimensione dinamica, implicando autocorrelazione seriale e una memoria di breve periodo del processo.

La natura della dipendenza è determinata dal valore del coefficiente β_1 :

- Se $\beta_1=0$ non vi è alcuna dipendenza temporale e la serie è un rumore bianco puro.
- Se $\beta_1=1$ la serie è un *random walk* (non stazionaria).
- Se $\beta_1<0$ la serie tende a oscillare attorno alla media.
- Se $0<\beta_1<1$ c'è dipendenza positiva, ma con effetto che si attenua nel tempo.

Il valore assoluto di β_1 influisce sulla stazionarietà del processo:

- Se $|\beta_1|<1$, la serie è stazionaria e tenderà a tornare alla propria media dopo shock temporanei.
- Se $|\beta_1|\geq 1$, la serie è non stazionaria, e può variare nel tempo.

Per ottenere i due coefficienti β_0 e β_1 è necessario stimarli mediante i minimi quadrati (OLS), analogamente a quanto si fa nella regressione lineare classica, ma utilizzando una nuova variabile $y-e$ per usarla come regressore per catturare l'effetto della variabile Y_{t-1} . Andiamo quindi a creare la forma matriciale della OLS, il modello diventerà:

$$Y = X\beta + u \quad (2)$$

Dove le matrici di Y , X , β , u sono composte da:

$$Y = \begin{matrix} Y_2 \\ \vdots \\ Y_t \end{matrix}$$

$$X = \begin{matrix} 1 & Y_1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & Y_{t-1} \end{matrix}$$

$$\beta = \begin{matrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{matrix}$$

$$u = \begin{matrix} u_2 \\ \vdots \\ u_t \end{matrix}$$

Formula base OLS:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (3)$$

Questa formula fornisce le stime dei coefficienti $\widehat{\beta}_0$ e $\widehat{\beta}_1$.

Ne consegue che la previsione basato sul modello AR (1) dell'equazione è:

$$\widehat{Y_{t+1,T}} = \widehat{\beta}_0 + \widehat{\beta}_1 Y_T \quad (4)$$

Dove i parametri $\widehat{\beta}_0 + \widehat{\beta}_1$ sono stimati utilizzando i dati fino al tempo T. Mentre l'errore di previsione è dato da: $\widehat{Y_{t+1}} - \widehat{Y_{t+1,T}}$

Il modello AR (1) è particolarmente utile in situazioni dove si desidera modellare l'evoluzione temporale di una variabile che mostra memoria visibile di breve periodo. È infatti in grado di catturare dinamiche semplici di persistenza verso la media, ed è solitamente usato come punto di partenza in modelli più complessi. La sua struttura elementare lo rende inoltre ottimo per introdurre concetti fondamentali dell'analisi delle serie temporali, come la stazionarietà, l'autocorrelazione e l'importanza del processo innovativo u_t , che in questo caso non rappresenta semplicemente un errore, ma l'elemento generativo principale della dinamica della serie.

2.1.2 Autocorrelazione e Funzione di Autocorrelazione (ACF)

Definizione di Autocorrelazione

L'autocorrelazione, nota come correlazione seriale, misura il livello di correlazione tra i valori della serie temporale separati da un certo intervallo di tempo specifico, denominato lag, che misura quanto un'osservazione in un determinato momento sia correlata con un'altra osservazione a una distanza temporale specifica.

Matematicamente, l'autocorrelazione al lag k per una serie temporale Y_t è definita come:

$$\rho_k = \frac{Cov(Y_t, Y_{t-k})}{\sqrt{Var(Y_t) \cdot Var(Y_{t-k})}} \quad (5)$$

dove:

- $Cov(Y_t, Y_{t-k})$ indica la Covarianza tra Y_t e Y_{t-k} , ovvero quanto queste variabili variano insieme rispetto alle loro medie.
- $Var(Y_t)$ rappresenta la varianza di Y_t , indicando la dispersione di Y_t intorno alla media
- $Var(Y_{t-k})$ è la varianza di Y_{t-k} , rappresenta la dispersione di Y_{t-k} intorno alla media
- $\sqrt{Var(Y_t) \cdot Var(Y_{t-k})}$ serve a standardizzare la covarianza per ottenere un valore compreso tra 1 e -1

Un valore positivo di ρ_k indica una correlazione diretta, mentre un valore negativo indica una correlazione inversa.

Per poter successivamente stimare l'ACF è necessario rappresentare il coefficiente di autocorrelazione al lag k attraverso la seguente formula campionaria:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=k+1}^T (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2} \quad (6)$$

Dove:

- Y_t = valore osservato della serie al tempo t
- \bar{y} = media campionaria
- k = lag (ritardo)
- T = numero totale di osservazioni

Questa espressione rappresenta il coefficiente di autocorrelazione calcolato, che quantifica la forza della relazione lineare tra i valori della serie distanziati di k periodi.

I coefficienti $\hat{\rho}_k$ costituiscono i punti della funzione di autocorrelazione (ACF), che mostra come la dipendenza tra le osservazioni della serie varia al crescere del lag. Nel grafico ACF, ciascun valore $\hat{\rho}_k$ viene rappresentato come una barra verticale, consentendo un'immediata visualizzazione delle dipendenze seriali presenti nei dati.

Un ulteriore elemento chiave nella valutazione del modello è l'analisi dei residui, che deve confermare l'assenza di struttura non modellata. Nella creazione di un modello ben costruito, i residui devono comportarsi come rumore bianco, ovvero, devono essere indipendenti, avere media zero e varianza costante nel tempo. Le funzioni ACF (autocorrelazione) e PACF (autocorrelazione parziale) dei residui sono quindi strumenti essenziali per diagnosticare eventuali errori di specificazione. Picchi significativi in queste funzioni indicano che il modello lascia struttura autocorrelata residua, suggerendo la necessità di riformulare il modello, per esempio includendo lag addizionali o variabili esplicative omesse.

Funzione di Autocorrelazione (ACF)

La funzione di autocorrelazione (ACF) rappresenta graficamente i valori di autocorrelazione per diversi lag k. Questo strumento è essenziale nell'analisi delle serie temporali per identificare *pattern*, *trend* e stagionalità.

Interpretando un grafico ACF possiamo osservare:

- Decadimento graduale: un lento decadimento delle autocorrelazioni suggerisce la presenza di una tendenza persistente nella serie.
- Picchi regolari: la presenza di picchi a intervalli regolari può indicare una stagionalità.
- Assenza di autocorrelazione significativa: se tutte le autocorrelazioni rientrano entro i limiti di significatività, la serie è considerabile come rumore bianco.

L'analisi dell'autocorrelazione è quindi cruciale per:

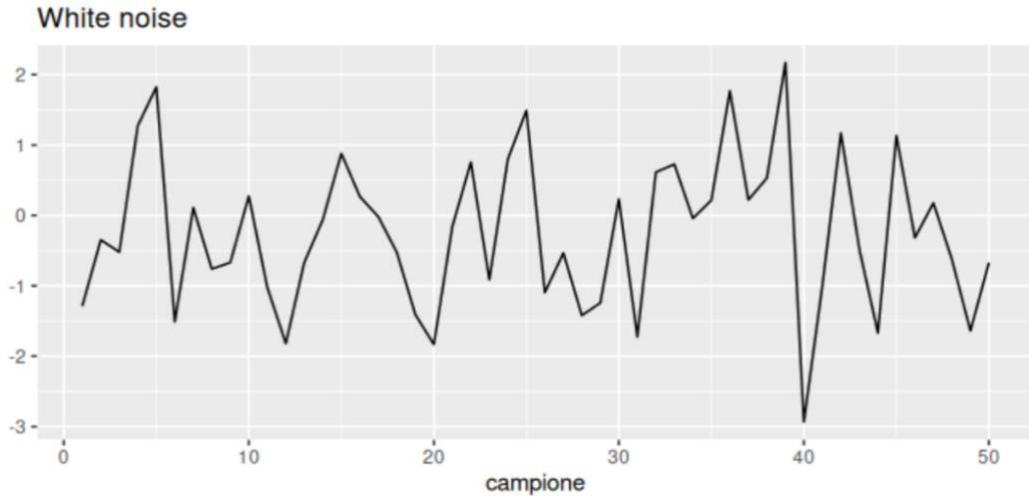
- Identificare la struttura della serie, determinando se la serie presenta dipendenze temporali.
- Selezionare il modello appropriato, ad esempio, un decadimento graduale dell'ACF può suggerire l'uso di un modello AR (autoregressivo), mentre un taglio netto dopo un certo lag può indicare un modello MA (media mobile).
- Verificare l'adeguatezza del modello, infatti, dopo aver adattato un modello, l'analisi dell'ACF dei residui può aiutare a valutare se le dipendenze temporali sono state adeguatamente catturate.

Le serie storiche che non presentano alcuna struttura di autocorrelazione sono definite come *white noise*, ovvero sequenze di osservazioni indipendenti, con media nulla e varianza costante. Una variabile u_t è detto white noise (rumore bianco) se soddisfa queste tre condizioni:

- $E(u_t) = 0$, ovvero che la media dei residui è uguale a 0
- $Var(u_t) = \sigma^2$, cioè che la varianza dei residui sia costante
- $Cov(u_t, u_k) = 0$ per ogni $t \neq k$, che significa che non ci sia autocorrelazione

Nella Figura 2.1 è raffigurata una rappresentazione simulata di una serie *white noise*, caratterizzata da una sequenza apparentemente casuale e priva di pattern prevedibili.

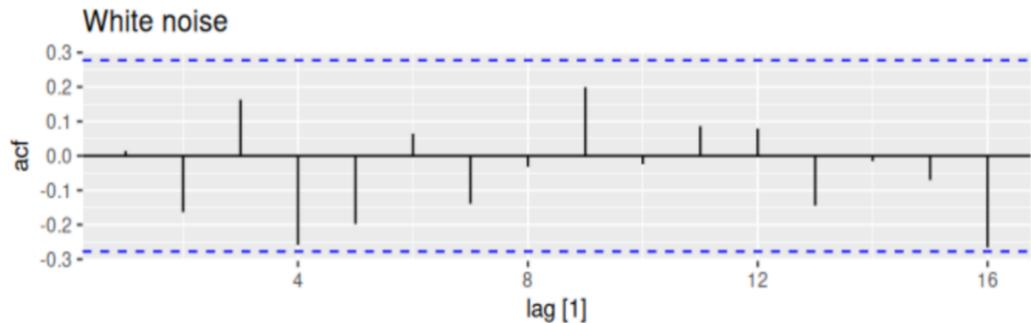
Figura 2.1: esempio di serie white noise



Fonte: Previsione: principi e pratica (III ediz.)- Rob J Hyndman e George Athanasopoulos

Per valutare formalmente la natura di *white noise* di una serie, si utilizza l’analisi della sua funzione di autocorrelazione (ACF). Come illustrato nella Figura 2.2, in una serie *white noise* ci si aspetta che tutti i coefficienti di autocorrelazione siano statisticamente non significativi, ossia vicini allo zero. Naturalmente, considerando la variabilità campionaria, alcuni coefficienti potrebbero non essere esattamente nulli.

Figura 2.2: esempio di autocorrelazione con coefficienti non significativi.



Fonte: Previsione: principi e pratica (III ediz.) - Rob J Hyndman e George Athanasopoulos

Per verificare se la serie sia compatibile con un *white noise*, solitamente si considera un intervallo di confidenza del 95% per i coefficienti campionari dell'autocorrelazione.

Questo intervallo è approssimamene dato da: $\pm \frac{2}{\sqrt{T}}$

dove T è la lunghezza della serie.

Se almeno il 95% dei coefficienti dell'ACF stimati rientra entro questi limiti, si può concludere che la serie non presenta autocorrelazione significativa ed è quindi compatibile con un *white noise*.

2.1.3 Analisi della bontà del modello: il coefficiente di determinazione R^2

Dopo aver stimato i parametri del modello, bisogna valutarne la capacità esplicativa, ovvero quanto correttamente questo riesca a spiegare i dati osservati. Tra gli strumenti principali utilizzati per tale scopo c'è il coefficiente di determinazione R^2 , una misura sintetica della bontà dell'adattamento del modello ai dati.

Per quel che riguarda il modello AR (1), il coefficiente R^2 quantifica la frazione della varianza totale della variabile dipendente Y_t spiegata dalla sua componente deterministica, ovvero Y_t e Y_{t-1} .

Formalmente R^2 si definisce come:

$$R^2 = \frac{ESS}{TSS} = 1 - \frac{SSR}{TSS} \quad (7)$$

Dove:

- TSS (*total sum of squares*) è la somma dei quadrati: $\sum_t (Y_t - \bar{Y})^2$
- ESS (*explained sum of squares*) è la parte spiegata dal modello: $\sum_t (\hat{Y}_t - \bar{Y})^2$

- SSR (*sum of squared residuals*) è la somma dei quadrati dei residui:

$$\sum_t(Y_t - \hat{Y}_t)^2 = \sum_t(\hat{u}_t)^2$$

Un valore di R^2 vicino a 1 indica che il modello è in grado di spiegare quasi tutta la variabilità presente nei dati. Viceversa, un valore prossimo a 0 segnala che il modello ha scarsa capacità esplicativa.

Ad esempio, un valore $R^2 = 0.6$ suggerisce che il 60% della varianza di Y_t è spiegata da Y_{t-1} , mentre il restante 40% è attribuibile a fattori aleatori o non inclusi nel modello.

Un altro indicatore importante è l'errore standard della regressione (SER), che rappresenta la deviazione standard del termine di errore stimato. Nel caso OLS, è dato da:

$$SER = \sqrt{\frac{SSR}{n - 2}} \quad (8)$$

Il SER fornisce una misura della dispersione dei valori osservati intorno alla retta stimata e, quindi, della precisione delle previsioni del modello. In presenza di un valore del SER elevato, anche se R^2 è alto, le previsioni possono essere incerte.

Affinché il coefficiente R^2 e le stime dei parametri ottenute siano interpretabili correttamente, è necessario che siano rispettate alcune assunzioni chiave:

1. Che la media condizionata dell'errore sia nulla: $E(u_t | Y_{t-1})$
2. Che vi Indipendenza e identica distribuzione delle osservazioni
3. Che non vi siano *outlier* significativi, che potrebbero distorcere la stima di β_1 e di conseguenza influenzare R^2

Queste condizioni fondamentali, analoghe a quelle della regressione lineare classica, sono particolarmente delicate nei modelli AR, dove la dipendenza temporale può complicare l'analisi, portando a sottostimare o sovrastimare la bontà del modello.

Inoltre, l' R^2 ha un grande limite, infatti, tende ad aumentare sempre quando si aggiungono nuove variabili, anche se queste sono irrilevanti. Questa è la ragione principale per il quale spesso si utilizza l' R^2 corretto.

L' R^2 corretto (*adjusted R²*) è il coefficiente di determinazione corretto che tiene conto del numero di variabili esplicative (k) e del numero di osservazioni (n), penalizzando l'aggiunta di regressori inutili. Si può sintetizzare con la seguente formulazione:

$$R_{adj}^2 = 1 - \left(\frac{1-R^2}{n-k-1} \right) (n-1) \quad (9)$$

Dove:

- n: numero di osservazioni,
- k: numero di variabili indipendenti (intercetta esclusa)
- R^2 : il coefficiente normale.

L'utilizzo di questo coefficiente di determinazione corretto risulta particolarmente utile quando si intende penalizzare le variabili statisticamente meno utili. Inoltre, è più performante nel confronto tra modello con diverso numero di regressori. Viene quindi utilizzato per valutare l'efficacia reale del modello, tenendo conto della complessità di quest'ultimo.

Come studiato da Pierce (1979), il coefficiente R^2 in un modello AR (1) può risultare elevato non tanto perché il modello catturi efficacemente la dinamica della serie, ma piuttosto perché la variabile presenta autocorrelazione seriale intrinseca. In questo caso, un valore elevato di R^2 riflette più la persistenza storica del processo che la qualità informativa del modello stimato.

Ad esempio, in un semplice AR (1) con coefficiente β_1 elevato, la varianza di Y_t può essere spiegata quasi interamente da Y_{t-1} , anche se non vi è alcuna reale struttura causale oltre la dipendenza automatica. Questo rende l' R^2 una misura potenzialmente ingannevole nel contesto delle serie storiche.

Per correggere questo *bias*, nel contesto delle serie temporali autoregressive, Pierce propone una misura alternativa, l' R^{*2} , che corregge il coefficiente R^2 in modo tale da eliminare l'effetto spurio dell'autocorrelazione della serie, che da sola potrebbe spiegare molta varianza anche senza l'aiuto di regressori reali.

La formulazione teorica è:

$$R^{*2} = 1 - \frac{SS_{y|y^*}}{SS_y} \quad (10)$$

Dove:

- SS_y è la somma totale dei quadrati della serie
- $SS_{y|y^*}$ rappresenta la varianza residua dopo aver eliminato l'effetto autoregressivo

Quando R^{*2} risulta vicino allo zero significa che quasi tutta la varianza spiegata dal modello è dovuta alla dinamica interna della serie e non alle variabili indipendenti. Se invece l' R^{*2} è più elevato questo indica che le variabili esplicative hanno un contenuto informativo significativo, anche al netto della memoria seriale della serie. Quindi l' R^{*2} è una misura di qualità più robusta ed efficiente per le serie temporali autoregressive, soprattutto quando interessa valutare se le variabili indipendenti hanno un reale potere esplicativo sulla serie.

Lo studio di Ozili (2023) fornisce un ulteriore approfondimento teorico, consigliando di non interpretare R^2 come misura assoluta di qualità, ma piuttosto come uno strumento da analizzare diversamente in funzione del contesto in cui viene applicato. Negli ambiti sociali ed economici, dove i dati sono spesso incompleti o imperfetti, anche un valore compreso tra 0.10 e 0.50 può essere considerato accettabile se il modello è teoricamente fondato e statisticamente robusto.

Ozili sottolinea come l'eccessiva attenzione ad un valore elevato di R^2 possa distorcere l'intero processo di ricerca empirica, inducendo i ricercatori a prediligere modelli

eccessivamente specificati, affetti da multicollinearità o *overfitting*, a scapito della validità teorica e dell'innovazione statistica. Viene quindi sottolineato che un modello con basso R^2 può comunque essere statisticamente rilevante, se fornisce evidenza di relazioni significative tra le variabili chiave. Per questa ragione, l'autore invita a integrare l'analisi dell' R^2 con altri indicatori, come l' R^2 corretto, l'errore standard, i valori di t dei coefficienti, e la verifica dei residui.

Dal punto di vista prettamente operativo, quindi, l'uso del coefficiente di determinazione deve essere accompagnato da una riflessione più ampia, infatti, in presenza di modelli dinamici o autoregressivi, è necessario adottare misure correttive, mentre in ambito sociale è fondamentale interpretare l' R^2 come parte di una valutazione complessiva del modello.

Dunque, la valutazione della bontà del modello auto regressivo prevede un approccio che sia critico e integrato. Il coefficiente R^2 , pur essendo uno strumento utile, deve essere contestualizzato e analizzato rispetto alla struttura del modello, all'andamento della serie, al significato economico dei coefficienti e alla qualità diagnostica dei residui. L'utilizzo congiunto di più strumenti di qualità come R^2 , R^{*2} , test di significatività, e ACF/PACF dei residui rappresenta la condizione fondamentale per poter considerare un modello ben adattato ai dati, teoricamente valido e affidabile per fini di previsione.

2.2 Analisi delle serie temporali

Le serie storiche, soprattutto quelle riguardanti variabili economiche, richiedono un'attenta analisi. Per poterle lavorare infatti bisogna testare la loro stazionarietà ed eventualmente ricercare break strutturali che ne caratterizzano l'andamento. Una volta svolte queste analisi la serie dovrà poi essere modellata per poterla utilizzare efficacemente in dei modelli econometrici.

2.2.1 – Il Test Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Nel contesto delle analisi delle serie temporali, un passaggio preliminare e imprescindibile riguarda la verifica della stazionarietà delle variabili oggetto di studio. Una serie è definita stazionaria se le sue caratteristiche statistiche, come media, varianza e covarianza, rimangono costanti nel tempo. In termini formali, una serie Y_t si definisce stazionaria se:

- $E(Y_t) = \mu$, per ogni t : la media è costante nel tempo
- $Var(Y_t) = \sigma^2$, per ogni t : la varianza è costante
- $Cov(Y_t, Y_{t-k}) = \gamma_k$: la covarianza dipende solo dal lag k e non dal tempo t

La verifica della stazionarietà riveste un ruolo critico nella modellizzazione econometrica poiché, in assenza di essa, l'utilizzo delle tecniche di regressione può generare risultati spuri. Tali risultati appaiono significativi dal punto di vista statistico, ma non riflettono relazioni economiche reali, come dimostrato dagli studi di Granger e Newbold (1974).

Per indagare la presenza di radici unitarie, che sono espressione di non stazionarietà, uno degli strumenti più consolidati in letteratura statistica è il test “Augmented Dickey-Fuller” (ADF), proposto da Dickey e Fuller tra il 1979 e il 1981.

Struttura e formulazione del test ADF

Il test ADF estende il classico Dickey-Fuller includendo nel modello anche ritardi della prima differenza della serie, al fine di neutralizzare l'eventuale autocorrelazione seriale dei residui. La specifica generale è la seguente:

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \delta Y_{t-1} + \gamma_1 \Delta Y_{t-1} + \gamma_2 \Delta Y_{t-2} + \cdots + \gamma_{p-1} \Delta Y_{t-p-1} + u_t \quad (11)$$

Dove:

- $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$: differenza prima della serie
- β_0 : termine costante
- δ : coefficiente chiave del test → testa la presenza di radice unitaria
- γ_i : coefficienti di aggiustamento per l'autocorrelazione nei residui
- p: numero di ritardi delle differenze (lag)
- u_t : errore, si assume white noise

L'ipotesi nulla del test è:

- $H_0: \delta = 0 \rightarrow$ la serie presenta una radice unitaria, ossia è non è stazionaria;

Mentre quella alternativa risulta:

- $H_1: \delta < 0 \rightarrow$ la serie è stazionaria.

Il numero di lag p viene generalmente selezionato tramite criteri informativi (come AIC o BIC), o mediante l'analisi dell'autocorrelazione dei residui.

Un esempio dell'importanza dell'ADF test nella trasformazione delle serie storiche in stazionarie, lo troviamo nell'analisi empirica condotta da Mushtaq (2011). In questo studio l'ADF è stato applicato a due variabili macroeconomiche dell'economia indiana: il Prodotto Interno Lordo pro capite (PIL) e la spesa per consumi finali pro capite, nel periodo 1980–2009.

L'analisi ha evidenziato che, entrambe le variabili studiate risultavano non stazionarie. I risultati della statistica t ottenuti (rispettivamente pari a 7.64 per il PIL e 8.20 per i consumi) erano ampiamente superiori al limite critico previsto, il che ha portato a rifiutare l'ipotesi nulla. Procedendo con la prima differenziazione, le due serie continuavano a non risultare stazionarie, sebbene i valori t calcolati si fossero avvicinati ai valori critici ricercati. Solo dopo la seconda differenziazione entrambi gli indicatori mostrarono di esser diventate stazionarie. In questa fase, i valori t ottenuti risultavano

significativamente inferiori al limite critico fissate all'1%, consentendo così di respingere l'ipotesi nulla e concludere che le serie fossero integrate di ordine due.

La validità empirica di questi risultati è stata ulteriormente rafforzata dal confronto con il metodo grafici dello *scatter plot*, il quale mostrava una definita propensione crescente nei dati iniziali e l'assenza di questa conformazione dopo l'applicazione della seconda differenziazione. Questo riscontro grafico conferma la trasformazione delle serie in stazionarie solo dopo due passaggi di differenziazione.

Nonostante la sua ampia e comune applicazione, il test ADF presenta alcune limitazioni metodologiche:

- Ha bassa potenza statistica in campioni ridotti, ciò può portare a non rifiutare l'ipotesi nulla anche quando la serie è in realtà stazionaria;
- È molto sensibile alla scelta dei lag, infatti, un numero non adeguato di ritardi può comportare conclusioni errate;
- Non è robusto ai break strutturali, il test assume costanza nei parametri e per questa ragione la presenza di shock esogeni o cambiamenti di regime può falsare i risultati;
- Si basa su assunzioni forti sui residui, è infatti necessario che gli errori siano indipendenti e omoschedastici, con distribuzione normale.

2.2.2 –Teoria dei Break Strutturali

Nel contesto dell'analisi delle serie storiche, i cosiddetti break strutturali (cambiamenti strutturali) rappresentano discontinuità non trascurabili riguardanti caratteristiche statistiche fondamentali nella creazione di modelli regressivi per analisi econometriche. Tali discontinuità possono riguardare la media, la varianza, la struttura di correlazione o le relazioni condizionate di regressione nel tempo. L'eventuale presenza di break viola

l’assunto fondamentale della stazionarietà, su cui si basano la maggior parte dei modelli econometrici per le serie storiche. La loro identificazione costituisce pertanto una fase diagnostica imprescindibile in qualsiasi ricerca econometrica.

Il concetto di cambiamento strutturale trova origine nella letteratura sulla qualità dei processi industriali (Page, 1954), ma ha mostrato un’applicazione sistematica in ambito economico a partire dagli anni Ottanta, grazie al contributo degli scritti di Perron (1989) e Bai (1998). Da un punto di vista statistico, un break può essere modellato come una variazione parametrica delle serie storiche nel tempo, la cui posizione (nota o ignota) suddivide il periodo di osservazione in due o più sotto regimi ben distinti e autonomi.

La rilevanza economica dei break strutturali è duplice. In primo luogo, la presenza di tali discontinuità può invalidare i test di radice unitaria (come l’ADF) generando erroneamente non stazionarietà apparente in dati che presentano invece stazionarietà per tratti omogenei. In secondo luogo, non tenere conto dei break può compromettere l’efficienza e l’affidabilità dei parametri stimati da modelli econometrici dinamici, come ARIMA, GARCH o modelli strutturali multi equazione.

Dal punto di vista teorico, sono due gli approcci principali che sono stati sviluppati per trattare la problematica dei break nelle serie storiche dipendenti: uno basato su metodi non parametrici come il CUSUM (*Cumulative Sum*), e l’altro su approcci parametrici fondati su modelli esplicativi (es. ARMA o GARCH). Il primo approccio, introdotto inizialmente per dati indipendenti, è stato adattato per catturare instabilità nel valore atteso, nella varianza o nella struttura di autocorrelazione anche in presenza di dipendenza della serie. Le versioni moderne di CUSUM, debitamente modellate mediante stime della varianza di lungo periodo, permettono di rilevare cambiamenti anche in processi autoregressivi.

L’ipotesi nulla nei test per break strutturali assume generalmente stabilità parametrica lungo tutto l’orizzonte temporale considerato, mentre l’ipotesi alternativa indica la possibilità di uno o più punti di netto cambiamento dell’andamento della serie. Una volta rifiutata l’ipotesi nulla, il problema si sposta sull’identificazione e sulla stima del tempo esatto, ovvero in corrispondenza di quale osservazione il break ha avuto luogo. A tal

proposito, i metodi di massimizzazione del *log-likelihood* a segmenti, proposti da Bai e Perron, consentono di localizzare i break ed anche di stimarne il numero.

Nell'ultimo decennio, la ricerca ha inoltre riposto l'attenzione su una questione particolarmente delicata: la distinzione tra break strutturali e forme di dipendenza di lungo periodo o processi con radice unitaria. Infatti, questi fenomeni inducono un decadimento lento nell'autocorrelazione e, nell'analisi di campioni finiti, possono portare a comportamenti osservabili molto simili. Lo scritto di Aue e Horváth (2012) propone un piano metodologico completo per la discriminazione tra break nella media, dipendenza di lungo periodo e non stazionarietà, basandosi su combinazioni di test tipo CUSUM e *bridge processes* (ponti di *Brownian motion*). Tali strumenti sono risultati specificatamente efficaci nella separazione dei fenomeni, soprattutto in presenza di uno o più break centrali o simmetrici.

Anche l'identificazione di break multipli è stata ampiamente studiata. I lavori sui modelli segmentati, nei quali la serie viene divisa in tratti localmente stazionari, sono ora affrontati mediante approcci penalizzati (es. criteri di Schwarz modificati o uso del BIC), per stimare contemporaneamente sia il numero che la posizione dei break. Inoltre, l'evoluzione recente della letteratura sui break ha introdotto versioni sequenziali e bayesiane per l'individuazione online dei break, adatte a contesti di monitoraggio real-time come nei mercati finanziari.

Dunque, i break strutturali rappresentano una sfida metodologica rilevante nell'analisi delle serie storiche. La loro mancata o errata analisi comporta stime distorte, inferenze fuorvianti e decisioni predittive errate. Per queste motivazioni, l'analisi attenta delle variazioni strutturali è oggi una componente imprescindibile di qualunque applicazione di modellizzazione temporale.

Una più recente evoluzione nella letteratura sui break strutturali ha spostato l'attenzione delle ricerche dalla semplice rilevazione del punto di break alla sua effettiva implicazione nei modelli previsivi. In particolare, Altansukh e Osborn (2022) propongono un approccio che cerca di andare oltre la classica assunzione del singolo punto di break stimato. Essi evidenziano infatti, come un'imprecisione nella stima della data del break possa

compromettere l'efficacia generale dei modelli previsionali, in particolare in campioni limitati o in presenza di varianza non costante.

Per ovviare a questa problematica, viene introdotto l'utilizzo di intervalli di confidenza per la data di rottura, al posto di un singolo punto stimato. Questi intervalli, ottenuti tramite metodi come quelli di Bai (1997) o Eo e Morley (2015), consentono di modellare le previsioni sulle diverse finestre temporali possibili, incorporando in tal modo l'incertezza sulla posizione precisa del punto di rottura. L'intuizione di fondo è che in presenza di break piccoli o incertezza elevata, il peso delle osservazioni dovrebbe essere modulato sulla base della loro distanza dal potenziale punto di cambiamento.

Questa strategia si rivela particolarmente performante quando i break sono di minor entità, non osservabili direttamente o coinvolgono solamente la varianza e non anche i coefficienti. In tali situazioni, tecniche più robuste come la combinazione di previsioni basata su insiemi di break, risultano migliori rispetto a strategie basate su finestre post-break fisse.

Dal punto di vista metodologico, lo studio propone anche un meccanismo di tipo *stepwise* che verifica quali coefficienti realmente cambiano al punto di break stimato. In presenza di cambiamenti selettivi nei parametri del modello, viene consigliata una nuova stima vincolata del modello, mantenendo costanti gli altri coefficienti stabili e ricalcolando solo quelli che subiscono variazioni significative. Questo approccio consente di diminuire l'errore quadratico medio di previsione, soprattutto in quei casi dove solo una parte del modello è soggetta a instabilità.

Un'ulteriore innovazione rilevante riguarda la gestione di break non simultanei tra media e varianza. A differenza della maggior parte della letteratura classica, che assume che media e varianza cambino congiuntamente, Altansukh e Osborn prevedono scenari realistici in cui il break nella varianza si verifichi in anticipo, in ritardo, o anche in assenza di un break reale nei coefficienti. In questi casi, l'utilizzo di inferenza eteroschedastica robusta di permette di ottenere stime più stabili e previsioni più accurate.

2.2.3 – Il Test di Chow per la Verifica dei Break Strutturali

Nell’ambito applicativo dell’econometria, l’ipotesi di stabilità strutturale dei parametri all’interno di un modello di regressione rappresenta una condizione critica per la validità dell’inferenza. In presenza di cambiamenti nel comportamento economico, shock esogeni o modifiche istituzionali, i parametri di regressione possono subire variazioni significative. Per testare formalmente l’esistenza di tali variazioni, note come break strutturali, uno degli strumenti più utilizzati è il Test di Chow, introdotto da Gregory Chow nel 1960.

Il Chow Test è un test di significatività congiunta, ideato per verificare se i parametri stimati in due sottocampioni di una regressione lineare sono statisticamente equivalenti. L’ipotesi nulla del test afferma che non vi è alcun cambiamento nella relazione tra la variabile dipendente e i regressori in corrispondenza di un determinato punto di break identificato a priori.

Le ipotesi sono:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 : \text{nessun break, stessi coefficienti}$$

$$H_1: \beta_1 \neq \beta_2 : \text{presenza di break, cambiamento nei coefficienti}$$

Dove β_1 e β_2 rappresentano i vettori dei coefficienti stimati rispettivamente prima e dopo il punto di break.

Per eseguire il Chow test è necessario suddividere il campione in due sottoperiodi, basandosi su un break point noto o stimato precedentemente, ad esempio un semestre o anno specifico in cui si sospetta un cambiamento strutturale.

Il procedimento richiede l’esecuzione di tre regressioni lineari OLS:

- Una regressione sull’intero campione per ottenere il residual sum of squares totale (RSS_p);
- Una regressione sul primo sottocampione (pre-break), con somma residua dei quadrati RSS_1
- Una regressione sul secondo sottocampione (post-break), con RSS_2

La statistica del test si costruisce confrontando la capacità esplicativa del modello globale (senza break) con quella dei modelli separati. La formula della statistica F è la seguente:

$$F = \frac{\frac{RSS_p - (RSS_1 + RSS_2)}{k}}{\frac{RSS_1 + RSS_2}{n_1 + n_2 - 2k}} \quad (12)$$

dove:

- RSSp : somma dei quadrati dei residui della regressione sull'intero campione
- RSS1 e RSS2 : somma dei quadrati dei residui dei due sottocampioni
- k: numero di parametri stimati (inclusa l'intercetta)
- n_1, n_2 : numerosità dei due sottocampioni

Sotto l'ipotesi nulla, la statistica F segue una distribuzione di Fisher F con $n_1 + n_2 - 2k$ gradi di libertà. Se il valore della statistica supera la soglia critica associata al livello di significatività prescelto (5-10%) si rifiuta l'ipotesi nulla, concludendo che si è verificato un break strutturale nei coefficienti della regressione.

Il test di Chow permette di rilevare se un evento noto (ad esempio una crisi finanziaria, un cambiamento di politica monetaria, una guerra) ha determinato una modifica nella struttura economica rappresentata dal modello. In questo senso, il test risulta molto adatto all'analisi di politiche economiche, alla valutazione di riforme e alla verifica di discontinuità causali in contesti sperimentali.

Un'applicazione classica, ideata da Lee (2008), riguarda le rappresentazioni di *regression-discontinuity* nella valutazione di possibili interventi educativi. In tali contesti, il Chow test ha sottolineato discrepanze nei coefficienti tra studenti sopra e sotto una predeterminata soglia di punteggio per l'ammissione a programmi di eccellenza, suggerendo quindi un impatto significativo della policy.

Tuttavia, la letteratura ha anche messo in evidenza alcune limitazioni del test di Chow. In particolare, come appurato da Hackl & Westlund (1991), il test è non robusto alla presenza di autocorrelazione nei residui, condizione frequente negli andamenti delle serie storiche. In questi casi, l'utilizzo della versione tradizionale del test può portare a risultati distorti o poco affidabili. Inoltre, il Chow test prevede che il punto di break sia noto a priori: tale assunzione non è sempre realistica, soprattutto in contesti di ricerca esplorativa o in assenza di shock chiaramente identificabili. In alternativa, sono stati proposti test più flessibili come quelli basati su CUSUM, MOSUM o criteri di Bai-Perron, che permettono di stimare con un approccio endogeno la posizione dei break.

Nonostante queste limitazioni, il Chow test rappresenta tutt'oggi uno strumento valido e comunemente utilizzato per valutare discontinuità strutturali note a priori, soprattutto in contesti economici-finanziari in cui è possibile ipotizzare in anticipo un cambiamento nelle relazioni tra variabili.

2.3 MIDAS (Mixed Data Sampling)

In ambito econometrico, l'analisi delle serie storiche spesso si confronta con la sfida di combinare dati raccolti a frequenze temporali differenti. Ad esempio, variabili macroeconomiche come il PIL o l'inflazione sono generalmente disponibili su base trimestrale o mensile, mentre indicatori finanziari, come tassi d'interesse e prezzi degli asset, sono osservati quotidianamente o con frequenze ancora più elevate. Tradizionalmente, per gestire questa discrepanza, viene fatto ricorso all'aggregazione dei

dati ad alta frequenza, tramite un’interpolazione dei dati, così da uniformarli alla frequenza più bassa, con il rischio però di perdita di informazioni preziose al fine della ricerca che si vuole effettuare.

Per sovvertire queste problematiche di perdita dei dati, sono stati introdotti dei modelli che riescono a utilizzare dati a frequenze temporali differenti senza intaccare nella perdita di vitali informazioni. I modelli MIDAS sono uno delle più recenti scoperte della ricerca di Eric Ghysels. Questi rappresentano un’importante innovazione per quanto riguarda l’utilizzo di dati a frequenza mista in un modello.

L’equazione base del modello è:

$$y_t = \alpha + \sum_{k=0}^K \theta_k x_{t-k}^{(h)} + \varepsilon_t \quad (13)$$

Dove:

- y_t è la variabile dipendente a bassa frequenza
- α è l’intercetta del modello
- $x_{t-k}^{(h)}$ sono le osservazioni passate della variabile esplicativa ad alta frequenza, con $h =$ numero di osservazioni
- θ_k sono i coefficienti da stimare e rappresentano l’effetto di $x_t^{(h)}$ standard
- ε_t è l’errore del modello

Il seguente modello permette di prevedere una variabile economica osservata con dati a bassa frequenza (mensile o trimestrale), sfruttando le informazioni contenute nei dati di variabili esplicative misurate a frequenza più elevata (settimanali o giornalieri).

Tra le funzioni principali del MIDAS troviamo l’integrazione delle frequenze che consente di evitare l’aggregazione dei dati ad alta frequenza che comporta la perdita di informazioni utili. Inoltre garantisce una previsione più tempestiva, ideale per attività di

nowcasting, dove si cerca di prevedere variabili ancora non disponibili usando indicatori ad alta frequenza aggiornati.

I modelli MIDAS offrono diversi vantaggi rispetto ai metodi tradizionali:

- Utilizzo completo dell'informazione: consentono di sfruttare pienamente i dati ad alta frequenza senza necessità di aggregazione.
- Efficienza econometrica: grazie alla riduzione del numero di parametri da stimare attraverso funzioni di pesatura parametrizzate, migliorano le stime.
- Flessibilità: possono essere estesi a modelli non lineari, multivariati e integrati grazie all'uso di tecniche di *machine learning*.
- Applicabilità al *nowcasting*: sono particolarmente utili per il *nowcasting*, ovvero la previsione del presente o del futuro prossimo, utilizzando dati disponibili in tempo reale.

Il modello MIDAS trova applicazione in numerosi contesti economici e finanziari. Dal punto di vista Macroeconomico consente previsioni del PIL, dell'inflazione e dell'occupazione utilizzando indicatori settimanali o giornalieri. Anche per quanto riguarda l'ambito finanziario è molto utilizzato

per le previsioni della volatilità mensile dei mercati con l'utilizzo di rendimenti giornalieri o orari. Tale modello è stato anche usato dalle banche centrali per la politica monetaria, infatti, viene utilizzato per monitorare in tempo reale l'evoluzione di variabili economiche chiave, che fungono da base per le decisioni di politica monetaria. In sintesi, La sua capacità di sfruttare tutta la ricchezza informativa fornita dai dati ad alta frequenza lo rende particolarmente utile in un contesto economico in cui la tempestività dell'informazione è sempre più cruciale.

2.3.1 Modello MIDAS particolare utilizzato per questo studio

Nel modello MIDAS utilizzato in questo studio, verrà aggiunta alla normale equazione del MIDAS una dummy, corrispondente al break strutturale (individuato applicando gli

strumenti sopra descritti), con valore 0 o 1 a seconda che l'osservazione considerata sia rispettivamente prima o dopo la data del break.

L'equazione del modello MIDAS che verrà utilizzato è la seguente:

$$y_t = \alpha + \beta_1 D_t + \sum_{k=0}^K \theta_k x_{t-k}^{(h)} + \sum_{k=0}^K y_k (D_t \cdot x_{t-k}^{(h)}) + \varepsilon_t \quad (14)$$

Dove:

- D_t è una dummy che vale 0 prima del break e 1 dopo il break.
- $x_t^{(h)}$ è la variabile indipendente.
- Il coefficiente θ_k rappresenta l'effetto standard di $x_t^{(h)}$
- y_k rappresenta la variazione dell'effetto dopo il break, cioè quando $D_t = 1$.

Questa struttura permette di modellare in modo parsimonioso l'effetto delle variabili ad alta frequenza sulla variabile dipendente, evitando la proliferazione dei parametri che si avrebbe includendo numerosi lag non vincolati.

La scelta del modello MIDAS è motivata dalla necessità di modellare effetti ritardati e non immediati, compatibili con meccanismi di trasmissione graduali tra contesto politico e mercato energetico.

CAPITOLO 3: Analisi econometrica dello shock geopolitico del 2022

3.1 Analisi della serie storica dei prezzi del gas in Italia (2007-2024)

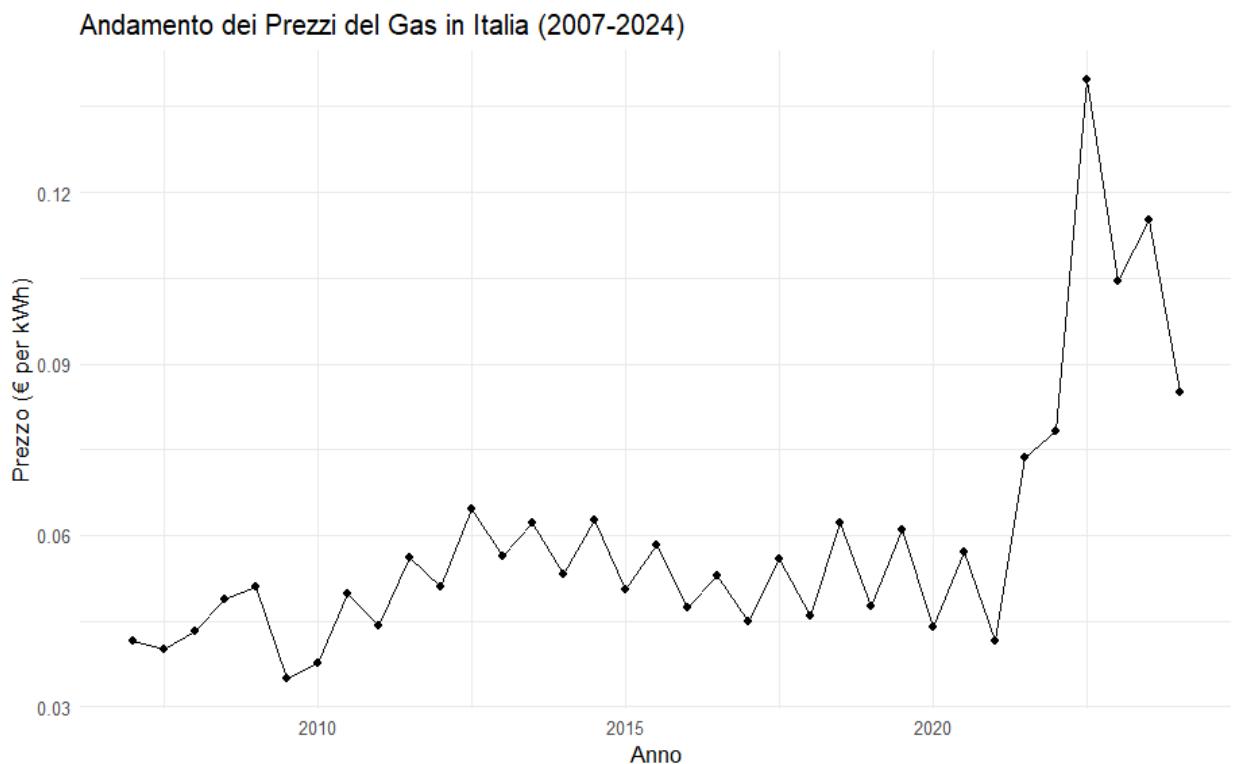
In questo studio verrà analizzato l'andamento storico dei prezzi del gas in Italia su base semestrale, con l'obiettivo di evidenziare tendenze di lungo periodo, shock di mercato e le caratteristiche della serie. Attraverso modelli regressivi, si vuole comprendere la struttura dinamica dei prezzi e la loro sensibilità a eventi esogeni, in particolare la serie verrà analizzata in funzione del conflitto russo-ucraino e della conseguente crisi energetica.

3.1.1 Evoluzione dei prezzi del gas in Italia: tendenze e shock di mercato

Il grafico sottostante (figura 3.1) illustra l'andamento dei prezzi del gas in Italia dal 2007 al 2024 (in euro per kWh). Si osserva che generalmente vi è una tendenza crescente nel lungo periodo, con significative fluttuazioni semestrali, verosimilmente dovute all'utilizzo maggiore del gas nei periodi invernali. Un aspetto particolarmente rilevante è il marcato aumento dei prezzi tra il 2021 e il 2022, che riflette gli effetti della crisi energetica globale, alimentata dall'invasione Russa ai danni Ucraini e dalla conseguente riduzione delle forniture di gas esportate verso l'Europa. Dopo il picco del 2022, si registra una graduale discesa dei prezzi, sebbene questi rimangano su livelli superiori rispetto al periodo precedente la crisi.

Nel complesso, il grafico evidenzia la forte sensibilità del mercato del gas agli shock esterni, con forti oscillazioni legate a fattori geopolitici e dinamiche di mercato globali.

Figura 3.1. Grafico dell'andamento dei Prezzi del Gas In Italia (2007-2024)



Fonte: elaborazione personale dei dati Eurostat su R-Studio

3.1.2 Analisi della Distribuzione dei Prezzi del Gas: Statistiche descrittive e Box Plot

L’analisi delle statistiche descrittive evidenzia una notevole variabilità nella serie, con il prezzo minimo sensibilmente inferiore rispetto a quello massimo, che è quasi quattro volte più elevato. La media, pari a 0.05892, supera la mediana (0.05290), segnalando una lieve asimmetria positiva della distribuzione, ovvero una tendenza verso valori più alti all’interno del campione. La deviazione standard, pari a 0.0223, indica un discreto grado di dispersione attorno alla media, suggerendo che i prezzi hanno registrato fluttuazioni significative durante il periodo analizzato.

Statistiche descrittive

Period	Price_Euro_per_kwh
Length:35	Min. :0.03490
Class :character	1st Qu.:0.04540
Mode :character	Median :0.05290
	Mean :0.05892
	3rd Qu.:0.06210
	Max. :0.13960

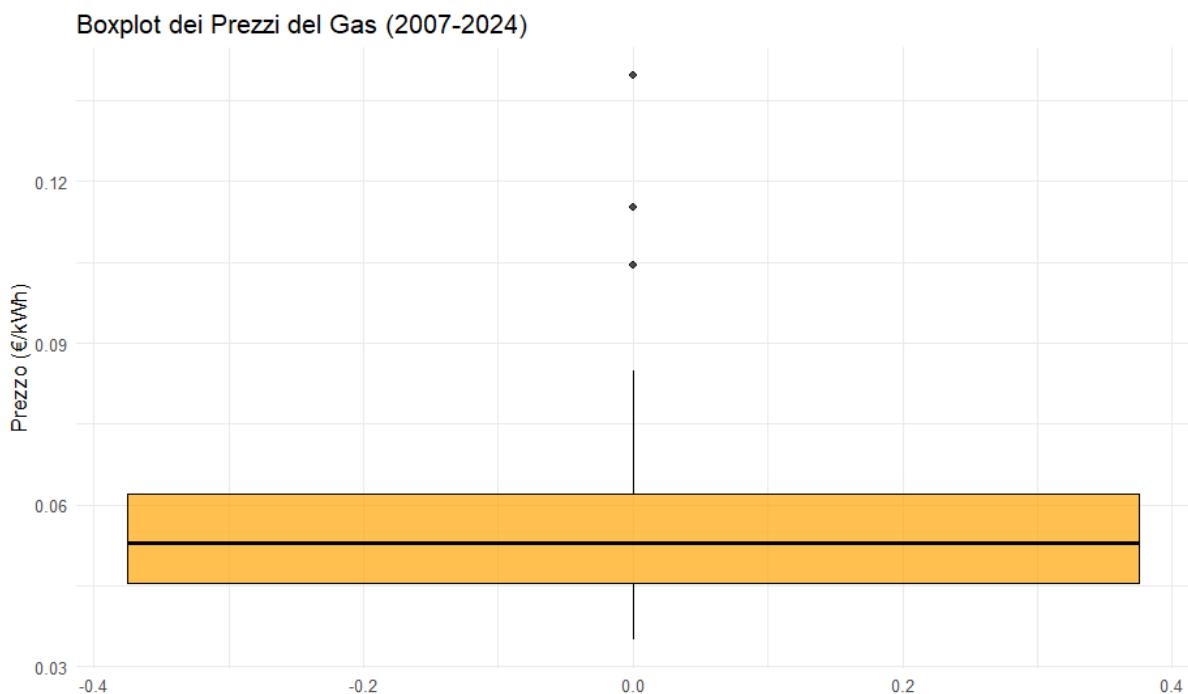
Standard deviation: 0.0222654

Il *box plot* sottostante (figura 3.2) rappresenta il primo e il terzo quartile (25%-75% dei dati). La mediana dei prezzi del gas si trova attorno a 0.06 €/kWh, indicando che il 50% dei prezzi si distribuisce intorno a questo valore. Il range interquartile evidenzia che la maggior parte dei prezzi è compresa tra 0.05 €/kWh e 0.07 €/kWh, suggerendo un'apparente stabilità dei prezzi per un lungo periodo, verosimilmente fino all'inizio delle tensioni internazionali della seconda parte del 2021.

Il baffo inferiore si estende fino a circa 0.035 €/kWh, indicando i prezzi più bassi registrati, mentre il baffo superiore raggiunge circa 0.08 €/kWh, mostrando che il limite superiore della distribuzione risulta molto maggiore a quello inferiore. Gli *outlier*, visibili come punti isolati al di sopra della scatola, rappresentano prezzi anomali e picchi improvvisi. Questi *outlier* segnalano periodi di forte aumento del prezzo del gas, il quale studio costituisce il principale obiettivo della tesi.

Il valore massimo osservato supera 0.12 €/kWh, un picco che corrisponde agli aumenti dei prezzi registrati nel periodo 2022-2023.

Figura 3.2 Boxplot dei prezzi del gas (2007-2024)



Fonte: elaborazione personale su R-Studio

3.2 Applicazione di modelli Autoregressivi

Per iniziare l'analisi si propone l'applicazione di un modello autoregressivo semplice. La sua analisi risulta infatti preziosa per comprendere al meglio le particolarità intrinseche delle serie storica, che risultano fondamentali per il continuo della ricerca.

3.2.1 Modello AR (1)

Applicando un modello AutoRegressivo AR (1) per l'analisi dei prezzi semestrali del gas in Italia si osservano le seguenti stime dei coefficienti:

Coefficients:

	ar1	intercept
	0.6888	0.0594
s.e.	0.1213	0.0082

Equazione del modello:

$$P_t = 0.0594 + 0.6888 \times P_{t-1} + \varepsilon_t \quad (15)$$

0.6888 → coefficiente autoregressivo (AR1): indica che circa il 69% del prezzo attuale dipende dal prezzo del semestre precedente.

0.0594 → intercetta: rappresenta il valore medio di crescita indipendente dal periodo precedente.

Dall'equazione si evince che i prezzi del gas mostrano una certa dipendenza temporale, ma non totale, quindi c'è persistenza, ma anche una tendenza a muoversi.

3.2.2 Valutazione della Capacità Esplicativa e della qualità del Modello AR (1)

R² del modello AR (1): 0.474

Il valore di R² del modello AR (1) stimato è pari a 0.474, il che indica che circa il 47,4% della variabilità dei prezzi del gas in Italia nel periodo analizzato (2007–2024) è spiegata dalla propria dinamica passata. Questo suggerisce che il modello cattura quasi la metà della struttura interna della serie. Tuttavia, resta una porzione significativa di variabilità non spiegata (52,6%), che potrebbe essere dovuta a shock esterni, cambiamenti strutturali o dinamiche non lineari.

Diventa fondamentale quindi valutare la bontà del modello stimato AR (1) attraverso un'analisi dettagliata dei residui. Questa operazione consente di verificare se il modello riesce a catturare in modo efficace la struttura temporale della serie storica oppure se esistono ancora pattern non spiegati.

Le figure riportate sotto (figura 3.4) presentano tre elementi chiave:

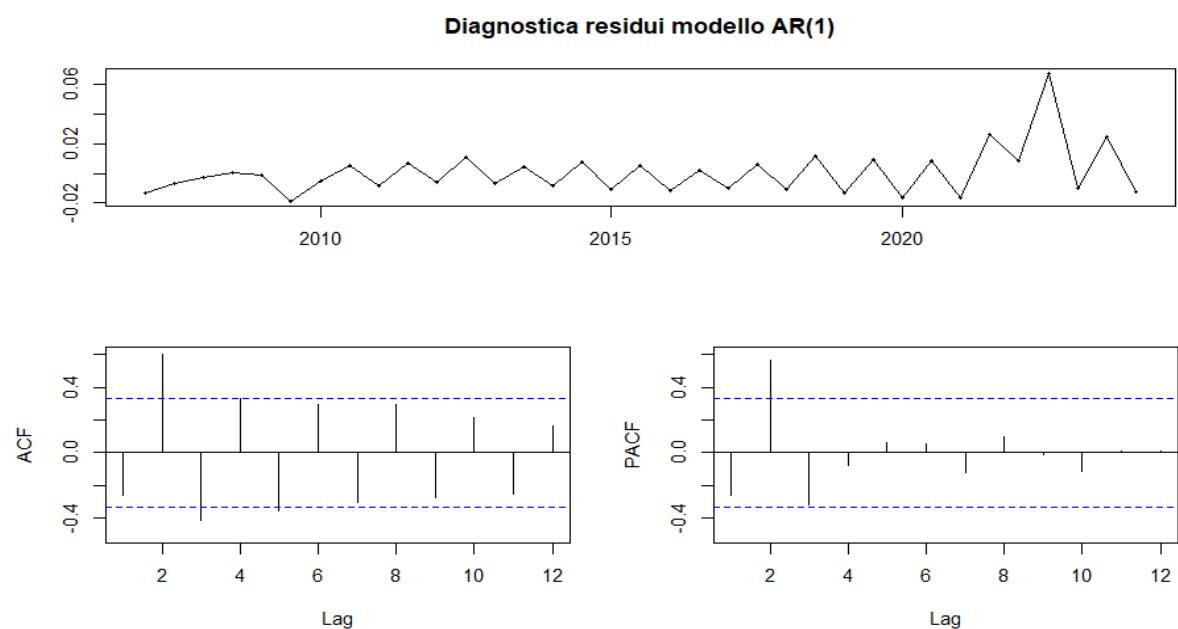
1. **Grafico di sequenza della serie storica dei residui:** nel grafico rappresentato in alto si osserva l'andamento dei residui, ovvero la differenza tra i valori osservati e quelli stimati dal modello. I residui non mostrano trend evidenti, suggerendo che il modello abbia correttamente rimosso la componente deterministica. Tuttavia, si nota un aumento della volatilità a partire dal 2020, verosimilmente legato allo shock esogeni della crisi energetica scaturita dalla guerra tra Russia e Ucraina.
2. **ACF (Autocorrelation Function):** il grafico in basso a sinistra mostra l'autocorrelazione semplice dei residui. L'assenza di barre significative al di fuori delle bande blu (intervalli di confidenza al 95%) indica che i residui non presentano forte autocorrelazione. Solo il primo *lag* mostra un valore leggermente

maggiori, ma comunque entro limiti accettabili. Questo suggerisce che il modello ha rimosso in modo efficace la dipendenza temporale presente nei dati.

3. **PACF (Partial Autocorrelation Function)**: nel grafico in basso a destra si osserva l'autocorrelazione parziale, che conferma quanto visto nell'ACF. Anche qui, il primo *lag* è leggermente più elevato, ma non abbastanza da compromettere la validità del modello. I successivi ritardi mostrano valori prossimi allo zero.

Nel complesso, l'analisi diagnostica evidenzia che il modello AR (1) fornisce una buona rappresentazione della dinamica dei prezzi del gas nel periodo analizzato. I residui sono distribuiti in modo soddisfacente, non mostrano autocorrelazione significativa e non presentano *pattern* sistematici non spiegati. Tuttavia, permangono segnali di maggiore variabilità nella parte finale della serie, che rende quindi necessario un implemento dell'analisi.

Figura 3.4. Diagnostica residui modello AR (1)



Fonte: elaborazione personale su R-Studio

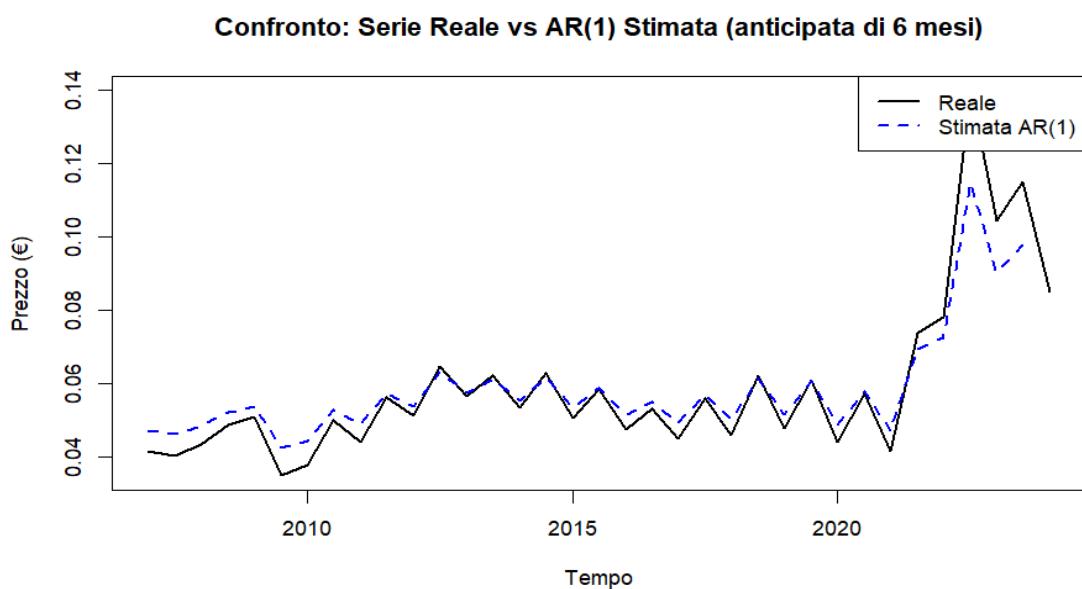
3.2.3 Confronto tra valori reali e stimati della serie storica dei prezzi del Gas

Il grafico riportato (figura 3.5) confronta l'andamento dei prezzi reali del gas (linea nera) con quelli stimati dal modello AutoRegressivo AR (1) (linea rossa). Si nota che, fino al 2021, il modello riesce a seguire in maniera soddisfacente l'andamento dei dati, cogliendo bene le dinamiche di fondo e mantenendo una buona aderenza alla serie reale.

Tuttavia, a partire dal 2021–2022, in corrispondenza dell'impennata improvvisa dei prezzi, probabilmente dovuta a fattori esterni, il modello non riesce a rappresentare correttamente il picco repentino e tende a sottostimare la crescita. Questo fenomeno è tipico dei modelli AR semplici, che si basano solo sull'inerzia della serie e non sono in grado di anticipare shock esogeni o cambiamenti strutturali improvvisi.

Nel complesso, il modello AR (1) appare utile per descrivere la dinamica di fondo della serie, ma non è adatto a prevedere eventi eccezionali o cambi di regime. Questo conferma quanto indicato anche dall' R^2 relativamente contenuto (0.474).

Figura 3.5. confronto andamento dei prezzi reali con quello stimato dal modello AR (1)



Fonte: elaborazione personale su R-Studio

3.3 Ricerca e analisi dei break strutturali

Per migliorare l'analisi, viene effettuato il Test di Fluttuazione F (QF Test) per verificare la stabilità del modello di regressione nel tempo. Se il modello è stabile, la relazione tra la variabile dipendente (prezzo del gas) e la variabile indipendente (anno) rimane costante nel corso del tempo. Tuttavia, se emergono break strutturali, ciò indica che la relazione tra le due variabili cambia in determinati periodi, e quindi questi devono essere analizzati separatamente. Viene quindi eseguito questo test per identificare i punti di rottura nei prezzi del gas, senza fissare un anno specifico a priori.

3.3.1 Test F per identificazione dei break

L'Asse X (Time) rappresenta il tempo su una scala relativa normalizzata tra 0 e 1, dove 0 corrisponde all'inizio della serie e 1 alla fine della serie. I valori sull'asse delle ascisse riflettono quindi gli anni della serie temporale normalizzati. L'Asse Y (F-statistics) misura la significatività dei cambiamenti strutturali. Valori più alti indicano una maggiore probabilità di andare incontro a un break strutturale. La Linea Orizzontale (soglia critica) rappresenta la soglia di significatività del test. Ogni volta che la curva oltrepassa questa soglia, si è in presenza di un cambiamento strutturale significativo nel prezzo del gas.

Osservando l'evoluzione della curva (figura 3.6), la statistica F rimane bassa nei primi periodi, indicando una certa stabilità iniziale. Intorno al 60%-70% della serie (dopo il 2020), la curva inizia a crescere, segnalando un primo leggero cambiamento strutturale. Dopo l'80% della serie (dopo il 2021-2022), la crescita diventa esponenziale, evidenziando un forte break strutturale.

Il test mostra che il modello di regressione era stabile fino al 2020, mentre superato l'inizio del 2021, i prezzi del gas hanno subito un cambiamento significativo. Il forte incremento nella parte finale della curva suggerisce che il mercato del gas ha subito uno shock importante.

Identificazione dei punti di rottura nel seguente modo:

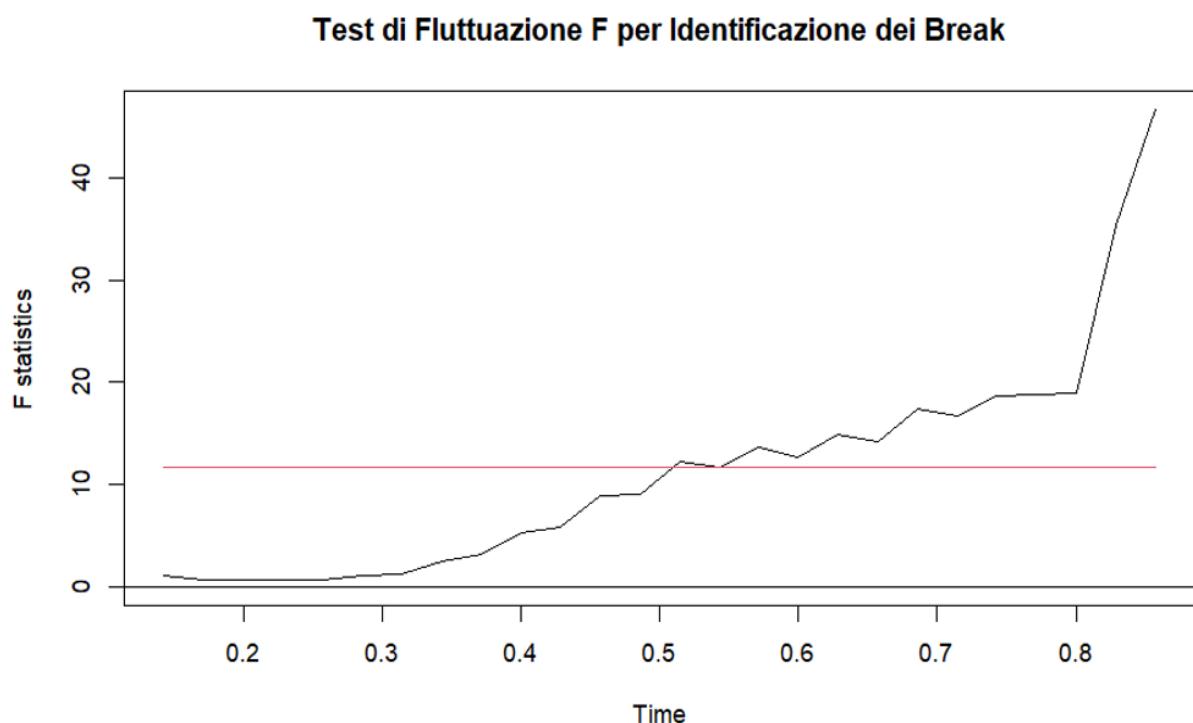
Breakpoints at observation number:

30

Corresponding to breakdates:
0.8285714

L'analisi viene completata utilizzando il test F per identificare gli eventuali punti di break nella serie temporale. Si osserva che il punto di rottura è localizzato al 30° punto della serie temporale, corrispondente al secondo semestre del 2021. Ciò implica che la relazione tra le variabili prima di questo punto potrebbe essere diversa rispetto a quella verificatosi successivamente, suggerendo un cambiamento significativo nel comportamento del mercato del gas a partire da tale momento. Ciò apre alla possibilità di dover creare due sotto periodi della serie originale per riuscire a spiegare pienamente l'andamento generale dei prezzi del gas in Italia.

Figura 3.6. Test per l'identificazione del break strutturale.



Fonte: Elaborazione personale su R-Studio

3.3.2 Verifica significatività del break: Chow test

Ora che, grazie al Test di Fluttuazione F (QF Test), è stato identificato un *breakpoint* ottimale, può essere applicato il Chow Test per verificare se il cambiamento strutturale è statisticamente significativo.

```
Chow test
```

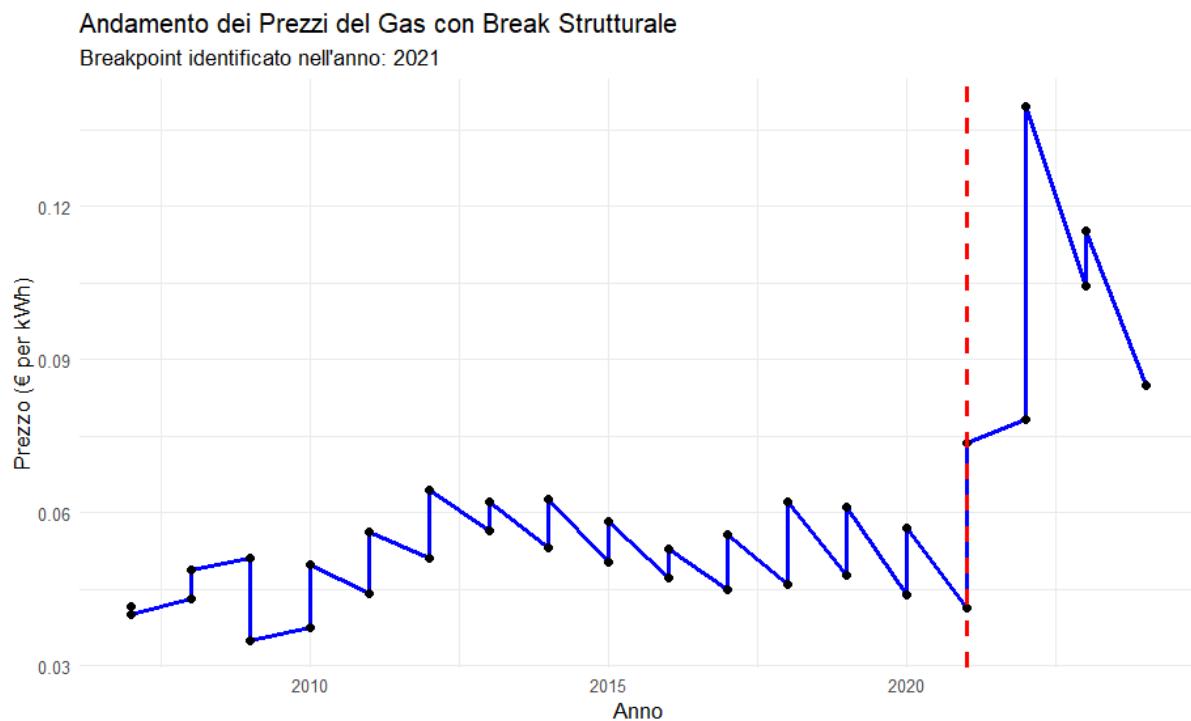
```
data: Prezzo ~ Anno  
F = 23.306, p-value = 6.64e-07
```

```
Chow test
```

Il break strutturale identificato dal QF Test al 30° punto della serie (corrispondente al 2021, figura 3.7) è confermato dal Chow Test. La relazione tra l'Anno e il Prezzo del gas subisce un cambiamento significativo proprio in corrispondenza di questo punto (tra il 2021 e il 2022). I prezzi prima e dopo il punto di rottura seguono dinamiche ben distinte, suggerendo che non debbano essere trattati come un'unica serie storica, ma due separate.

Questo risultato implica che, dopo il secondo semestre del 2021, si è verificato un cambiamento radicale nel comportamento dei prezzi del gas. Pertanto, è confermato che sarà necessario modellare separatamente i due periodi e non utilizzare un unico modello per tutta la serie temporale, bensì creare due distinti. La raffigurazione grafica dell'andamento dei prezzi (Figura 3.7), con il punto di rottura evidenziato da una linea rossa, conferma visivamente il forte cambiamento che si riscontra dopo il break.

Figura 3.7 Evidenza del Break Strutturale identificato



Fonte: Elaborazione personale su R-Studio

3.3.3 Confronto della Distribuzione dei Prezzi del Gas: Prima e Dopo il Break Strutturale (2021)

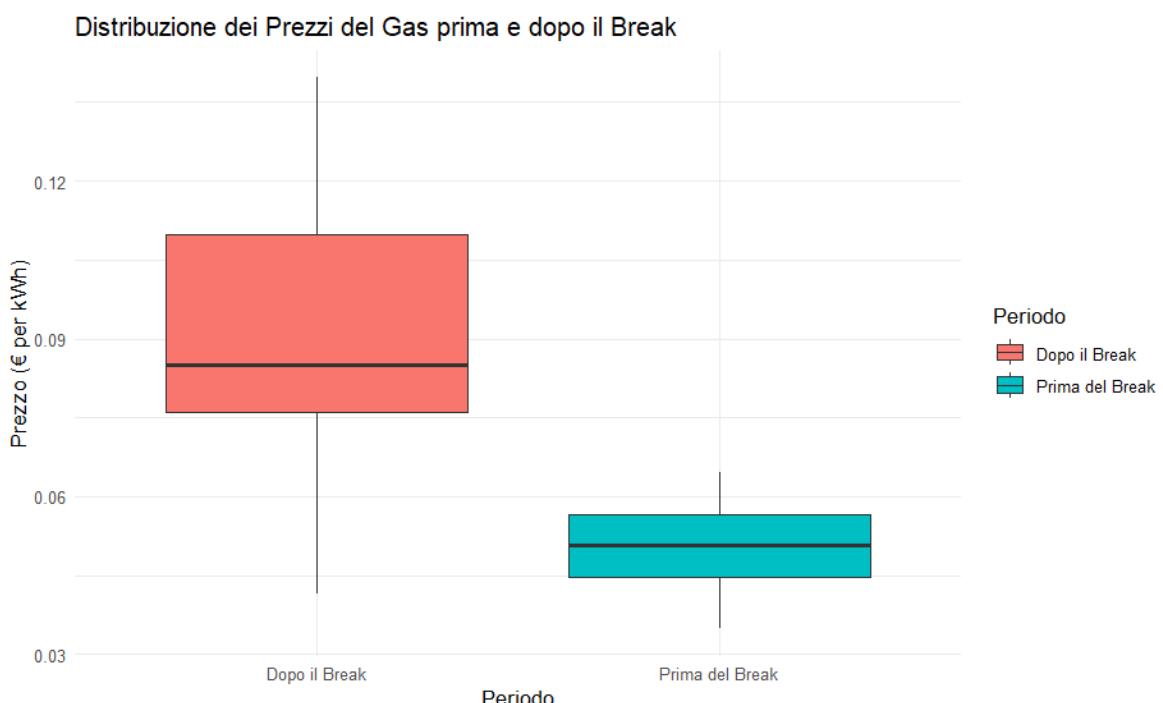
Il *box plot* sottostante (figura 3.8) confronta la distribuzione dei prezzi del gas prima e dopo il break strutturale identificato dal Chow Test, evidenziando due periodi chiaramente distinti: il periodo antecedente al break (azzurro), rappresentante i prezzi del gas fino al 2021, e il periodo dopo il break (rosso), che ricopre i prezzi dal 2021 in poi.

La mediana (linea nera all'interno della scatola) prima del break è circa 0.06 €/kWh, mentre successivamente al break la mediana quasi raddoppia, raggiungendo circa 0.09 €/kWh. Questo evidenzia un significativo aumento strutturale dei prezzi dopo il 2021. L'espansione della variabilità (Range Interquartile, IQR) evidenzia un notevole aumento

delle fluttuazioni dei prezzi dopo il 2021, suggerendo una maggiore e crescente instabilità del mercato. Prima del punto di rottura, il range interquartile è stretto, indicando una bassa variabilità e prezzi relativamente stabili. Mentre dopo, il *box* diventa molto più ampio, indicando un aumento della volatilità e oscillazioni più ampie nei prezzi. Nel periodo che precede il break, i prezzi sono confinati in un intervallo ristretto, senza valori estremamente volatili. Post-break invece, si osservano prezzi molto elevati che superano i 0.12 €/kWh, un chiaro segnale di eventi straordinari nel mercato, che, se considerati nel contesto della serie, rappresenterebbero *outlier*.

In conclusione, il break strutturale è chiaramente evidenziato dal grafico. I prezzi prima e dopo il 2021 seguono dinamiche completamente diverse. La volatilità è aumentata significativamente, portando a oscillazioni di prezzo molto più marcate. Si conclude che il mercato del gas ha subito un cambiamento drastico tra il 2021 e il 2022, stabilizzandosi successivamente su livelli più alti, segnalando un cambiamento strutturale legato a fattori economici e geopolitici.

Figura 3.8: Boxplot delle distribuzioni del Prezzi del Gas prima e dopo il break



Fonte: Elaborazione personale su R-Studio

3.3.4 Giustificazione Statistica dell'Analisi del Break

Al fine analizzare il comportamento dei prezzi del gas in Italia, è stato applicato un modello ARIMA classico (p,d,q) sia alla serie completa (2007–2024) che su quella prima del break (2007–2021). Il valore di $d=1$, ovvero la necessità di una differenziazione per ottenere stazionarietà, è stato determinato attraverso il test di Dickey-Fuller, che indicava la non stazionarietà della serie originaria.

Il confronto tra i modelli stimati ha evidenziato che, una volta rimosso il segmento successivo al break del 2022, la serie antecedente il break risulta più semplice da modellare e statisticamente più efficace. Il modello ARIMA (1,1,0), stimato sulla serie pre-break, ha infatti meno parametri rispetto al modello ARIMA (3,1,0) della serie completa, ma ottiene metriche di errore migliori (RMSE, MAE, MAPE) e residui sufficientemente puliti.

Questo conferma che la presenza del break introduce una discontinuità che rende la serie meno stabile e più complessa da analizzare. Di conseguenza, lo studio del break non solo è giustificato, ma necessario, in quanto consente di isolare due regimi distinti nel comportamento dei prezzi.

Nel periodo post-break, invece, il test non ha restituito alcun risultato valido: il valore Dickey-Fuller è NA e il *p-value* è NA. Questo accade perché il numero di osservazioni nel sottoperiodo è troppo ridotto per eseguire una regressione affidabile.

3.4 L'indice di instabilità politica: composizione e analisi

Dopo un'accurata analisi econometrica dell'andamento dei prezzi del gas in Italia, è emerso un evidente shock che cambia fortemente la dinamica precedente dei dati. Questo break strutturale appare fortemente associato a fattori esogeni, in particolare è associabile al conflitto tra Russia e Ucraina, iniziato nel febbraio 2022. L'invasione infatti, ha generato turbolenze sui mercati energetici globali, interrompendo forniture chiave e alterando profondamente le aspettative e i comportamenti degli attori economici.

3.4.1 L'indice di Stabilità politica e assenza di violenza/terrorismo

Al fine di comprendere meglio le determinanti dello shock e di giustificare l'andamento sul piano empirico, viene sviluppato un modello econometrico che mette in relazione i prezzi del gas con indicatori istituzionali e geopolitici rilevanti. In particolare, sarà integrato nel modello l'indice di stabilità politica e assenza di violenza/terrorismo (stimata) della World Bank riferito ai paesi europei.

L'indicatore “Political Stability and Absence of Violence/Terrorism”, elaborato dalla World Bank, rappresenta una delle sei dimensioni fondamentali dei Worldwide Governance Indicators (WGI). Questo indice misura la percezione della probabilità che un governo venga destabilizzato o rovesciato attraverso mezzi incostituzionali o violenti, inclusi terrorismo, conflitti civili, problemi sociali e altri eventi di natura socio-politica che minacciano la stabilità istituzionale.

L'indice assume valori compresi tra -2.5 e +2.5, dove punteggi elevati indicano maggiore stabilità politica, mentre valori minori o negativi riflettono una situazione più instabile o rischiosa. La costruzione dell'indice si basa su un ampio insieme di fonti (più di trenta) tra cui “Freedom House”, “Economist Intelligence Unit”, “World Economic Forum”, “Global Insight” e altri istituti di analisi del rischio politico. Questi enti raccolgono dati e informazioni da sondaggi, valutazioni di esperti, interviste e analisi qualitative, che

vengono poi sintetizzati attraverso metodi statistici bayesiani per fornire una stima annuale dell’indice standardizzata per ciascun paese.

L’utilizzo di questo indicatore è particolarmente rilevante nei modelli economici poiché la stabilità politica è un potente fattore esogeno in grado di influenzare sia le decisioni di investimento che l’andamento dei mercati, tra cui anche quello dell’energia. Il decremento di stabilità, dovuto a fatto esterni, corrisponde all’instabilità e porta a un incremento del rischio percepito, influenza i flussi commerciali, altera la politica economica e mina le relazioni internazionali. In contesti come quello europeo, dominato da forti interconnessioni commerciali, un episodio di instabilità in un singolo paese può generare effetti domino su tutta l’area.

Nel contesto specifico di questa ricerca, l’indice in esame verrà impiegato per analizzare e giustificare l’andamento dei prezzi del gas in Italia, con attenzione particolare al break strutturale verificatosi nell’ultimo semestre del 2021, in concomitanza con l’inizio della guerra Russo-Ucraina. Questo evento ha avuto un impatto diretto e significativo sulla stabilità del mercato energetico europeo, determinando una marcata riduzione dell’indice sopra descritto e un conseguente aumento dell’instabilità politica.

Per sottolineare il nesso causale tra gli eventi geopolitici e le variabili economiche, e per rendere più intuitiva la lettura dei risultati, nella restante parte dell’analisi si farà riferimento all’indice con la denominazione di “*indice di instabilità politica*”. Questa scelta consentirà di evidenziare in modo più chiaro il significato attribuito all’indice nel presente studio: un valore elevato sarà interpretato come rappresentativo di maggiore stabilità politica, mentre il suo decrescere segnalerà un aumento dell’instabilità, con ricadute negative sul mercato energetico e, in questo caso particolare, sui prezzi del gas Italiani.

3.4.2 Ponderazione dell'indice per il PIL dei paesi considerati

Per rendere l'indicatore di instabilità politica descritto sopra più rappresentativo dell'intero sistema economico europeo, è stato costruito un nuovo indice composito europeo di instabilità politica, ponderando i valori nazionali dell'indice in base al PIL di ciascun paese. Questa ponderazione trova metodologicamente giustificazione dal fatto che le economie più grandi esercitano un'influenza maggiore sull'equilibrio complessivo dell'area. Usare il PIL come peso consente quindi di integrare non solo la dimensione politica, ma anche quella economica e sistemica, offrendo un indicatore sintetico più robusto per l'analisi econometrica.

In sintesi, l'indice di instabilità politica, ponderato per il PIL, rappresenta una variabile chiave per la corretta interpretazione delle tensioni geopolitiche recenti e il loro impatto sul mercato del gas in Europa. Il suo inserimento in un modello econometrico consente di cogliere l'effetto delle dinamiche politico-istituzionali sui prezzi dell'energia, contribuendo a spiegare la portata e la natura dello shock osservato negli ultimi 3 anni.

L'obiettivo è quindi quello di ottenere un indice sintetico annuo che rappresenti il livello di instabilità politica complessiva dell'Europa nel periodo di tempo rilevante ai fini del nostro studio, quello da noi precedentemente considerato, ovvero dal 2007 al 2023, tenendo conto del peso economico relativo di ciascun paese. A tal fine, viene combinato l'indicatore “Political Stability and Absence of Violence/Terrorism” della World Bank con il PIL (GDP, current US\$) dei paesi europei.

Calcolo del nuovo indice

Per ogni anno, viene calcolato il peso economico relativo di ciascun paese come:

$$W_{i,t} = \frac{GDP_{i,t}}{\sum_{j=1}^N GDP_{j,T}} \quad (16)$$

Dove: $w_{i,t}$ è il peso del paese i nell'anno t e N è il numero totale di paesi europei considerati. Questi valori riflettono quanto ogni paese “pesa” sull'economia europea in quell'anno.

Viene completato il calcolo dell'indice composito europeo come segue:

L'indice di instabilità politica dell'Europa per l'anno t , indicato come I_t^{EZ} è dato da una media ponderata:

$$I_t^{EZ} = \sum_{i=1}^N w_{i,t} \cdot S_{i,t} \quad (17)$$

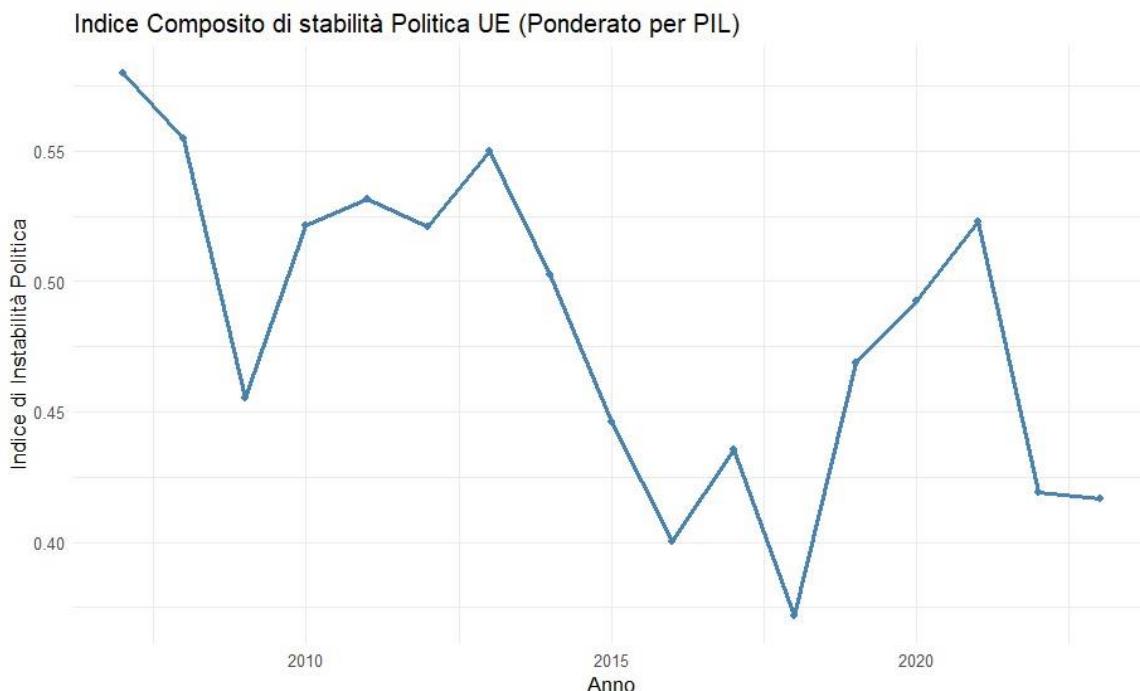
Dove ogni valore dell'indice dell'instabilità politica dei vari paesi $S_{i,t}$ è moltiplicato per il peso del corrispondente PIL. La somma dei pesi è pari a 1 per ogni anno $\rightarrow \sum_{j=1}^N w_{i,t} = 1$

3.4.3 Analisi dell'Andamento del nuovo indice ponderato

Il grafico sottostante (figura 3.9) mostra l'evoluzione dell'indice sopra costruito di instabilità politica Europeo ponderato per il PIL, calcolato annualmente dal 2007 al 2023. L'indice è una media ponderata in base al PIL dei paesi europei, in modo da dare maggior peso alle economie più grandi.

L'asse delle ascisse riporta gli anni, mentre l'asse delle ordinate misura il livello dell'indice, dove valori più alti indicano maggiore stabilità politica percepita, mentre i valori inferiori riflettono maggiore instabilità o rischio politico. Dalla visione del grafico è possibile suddividere la serie in 5 periodi distinti ognuno caratterizzato da eventi geopolitici ed economici che ne hanno influenzato l'andamento.

Figura 3.9 Andamento dell'indice composito di instabilità politica.



Fonte: Elaborazione personale su R-Studio

Periodo 2007–2009: caduta post-crisi

In questo primo periodo, l'indice scende significativamente tra il 2007 e il 2009, passando da circa 0.58 a 0.46. Questo è coerente con la crisi finanziaria globale iniziata nel 2008 con lo scandalo dei mutui subprime, che ha avuto un impatto rilevante sulle economie europee, generando turbolenze sociali e politiche.

Recupero parziale (2010–2013)

L'instabilità percepita diminuisce (l'indice sale), riflettendo una fase di stabilizzazione post-crisi, pur tuttavia senza tornare ai livelli pre-2008. Il picco del 2013 (0.55) segna un massimo relativo nel periodo.

Discesa continua (2014–2017): crisi migratoria, terrorismo, populismi

Successivamente al recupero degli anni antecedenti, si rileva un forte calo dell'indice, fino a circa 0.40 nel 2017. Questo periodo coincide con eventi critici: in primis la Crisi

migratoria del 2015, poi gli attentati terroristici in Europa con la conseguente crescita di movimenti euroskepticisti e populisti.

Rimbalzo nel 2018–2021

A partire dal 2018, l'andamento torna ad essere crescente, segnalando una riduzione temporanea della percezione di instabilità, questa risposta positiva è probabilmente legata alla risposta coordinata alla pandemia e a una fase di minore tensione politica interna nei grandi paesi.

Crollo post-2021: guerra Russia-Ucraina

La fine del 2021 e l'inizio del 2022 segna una caduta netta dell'indice, da quasi 0.5 a poco sopra 0.42. Questo riflette l'impatto diretto della guerra in Ucraina, che ha al contempo aumentato l'incertezza geopolitica, polarizzato la politica interna di molti paesi europei e accresciuto la percezione del rischio a livello sistematico. Nel 2023 l'indice permane a questo minimo, confermando una persistenza della tensione.

3.4.4 Analisi comparata degli andamenti delle due variabili

Relazione visiva tra le due serie

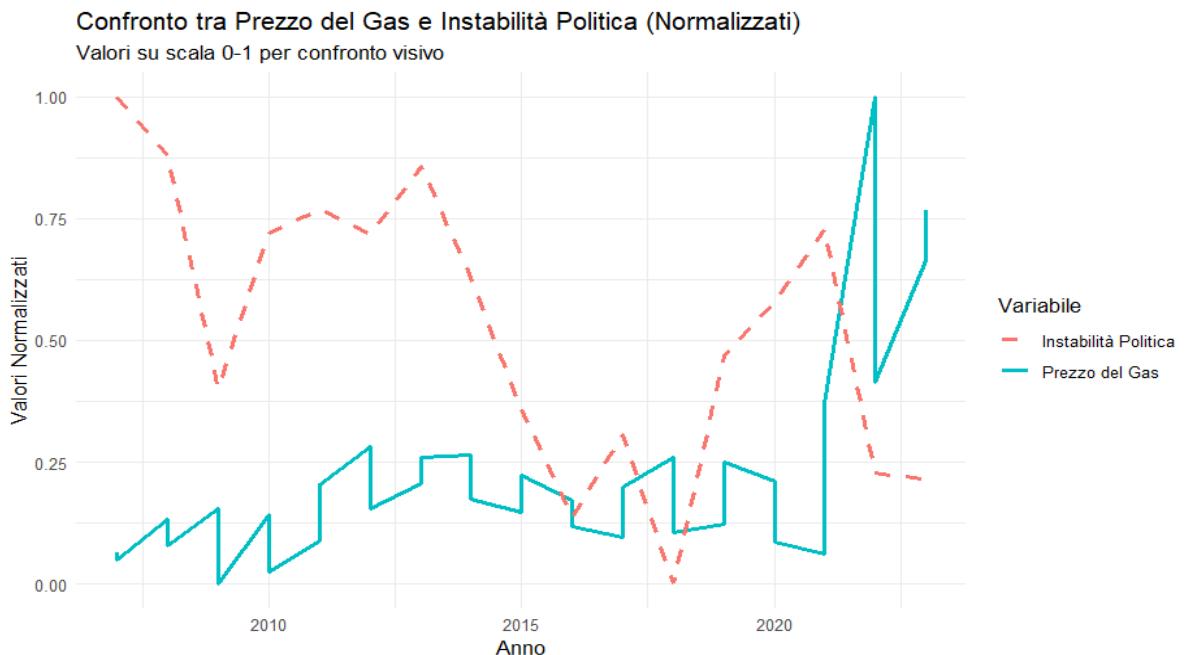
Il grafico sotto raffigurato (figura 3.10) rappresenta l'andamento comparato tra il prezzo medio del gas in Italia e l'indice composito di instabilità politica nell'UE, entrambi normalizzati su scala da 0 a 1 per consentire un confronto visivo diretto, nonostante le differenze di scala e unità di misura.

La linea azzurra indica l'andamento del prezzo del gas, mentre la linea rossa tratteggiata rappresenta l'instabilità politica ponderata per PIL.

L'analisi visiva mostra che non esiste una sovrapposizione perfetta tra instabilità e prezzi del gas, ma si osservano potenziali ritardi (lag) o effetti indiretti. Ad esempio, il picco nei

prezzi del gas non coincide con un picco analogo negativo dell'instabilità politica, suggerendo che altri fattori abbiano avuto un ruolo diretto.

Figura 3.10 Confronto degli andamenti delle due serie analizzate



Fonte: elaborazione personale su R-Studio

Come osservato in precedenza, nel grafico dell'instabilità politica abbiamo individuato 5 periodi distinti, ognuno segnato da determinati avvenimenti. Questi, tuttavia, non hanno alcuna relazione con l'andamento dei prezzi del gas in Italia trattandosi di accadimenti di tipo politico e sociale senza impatto diretto sui mercati energetici. Fa eccezione l'ultimo avvenimento, ovvero l'invasione Russa ai danni dell'Ucraina, al quale sono corrisposti sia l'abbassamento immediato dell'indice di instabilità politica sia lo shock nell'andamento prezzi del gas in Italia analizzato precedentemente.

Lo shock dell'inizio 2022 tuttavia è chiaramente visibile nella curva dei prezzi, ma solo parzialmente riflesso nell'indice di instabilità. È per ciò plausibile che l'instabilità politica abbia influito sull'andamento del gas in modo non lineare o ritardato.

3.5 Instabilità politica e prezzi del gas in Europa: applicazione del modello MIDAS

Il grafico comparato precedentemente analizzato suggerisce la necessità di analisi quantitative più strutturate per isolare l'effetto dell'instabilità politica al netto dello shock geopolitico. In questo sotto paragrafo si andrà quindi a costruire un modello econometrico che riesca a evidenziare l'effetto dell'indice di instabilità sulla serie storica dei prezzi del gas Italiani: il modello MIDAS.

3.5.1 Regressione MIDAS nel caso specifico della ricerca

Per stimare in modo più preciso l'effetto dell'instabilità politica sul prezzo del gas in Italia, verrà adottata una regressione MIDAS (*Mixed Data Sampling*). Tale modello econometrico è particolarmente performante quando si intende modellare la relazione tra variabili osservate a frequenze temporali differenti, nel caso analizzato, infatti, il prezzo del gas è disponibile su base semestrale, mentre l'indice composito di instabilità politica è costruito su base annuale.

L'applicazione della regressione MIDAS serve quindi a raggiungere l'esigenza metodologica di integrare informazioni provenienti da dati osservati a diversa frequenza senza ricorrere ad artifici di interpolazione, che potrebbero condurre a distorsioni nei risultati. Inoltre, questa tecnica consente di stimare in modo diretto e flessibile l'effetto potenzialmente ritardato dell'instabilità politica sui prezzi del gas. Riuscendo inoltre a tenere presente che i mercati energetici potrebbero reagire con un ritardo agli shock geopolitici, per effetto di decisioni politiche, regolatorie e di adattamento contrattuale, posticipate agli shock, dovute a dinamiche legate alle aspettative degli operatori.

Nella costruzione del modello verrà inoltre inclusa una variabile dummy che assume valore 1 per tutte le osservazioni successive al secondo semestre del 2021, data dell'inizio della guerra tra Russia e Ucraina. La dummy ha la funzione di catturare l'effetto strutturale dello shock esogeno derivante dal conflitto, che ha avuto un effetto diretto sulle dinamiche del mercato energetico europeo, sia dal lato dell'offerta di forniture da parte della Russia, sia su quello della domanda e delle aspettative visto l'aumento dell'incertezza e la percezione di rischio politico.

L'impostazione scelta permette quindi non solo di ricercare e spiegare una relazione significativa tra instabilità politica e prezzi del gas, ma anche di comprendere come questa relazione sia variata in seguito allo shock geopolitico del 2022. Attraverso l'utilizzo di lag semestrali dell'indice di instabilità, il modello riuscirà a valutare l'intensità e la distribuzione temporale degli effetti, identificando l'eventuale presenza di ritardi nella trasmissione delle variazioni di prezzo.

3.5.2 Applicazione della regressione MIDAS

Nel modello MIDAS utilizzato in questo lavoro (descritto teoricamente nel paragrafo 2.3.1), la variabile dipendente Y_t sarà rappresentata dalle differenze logaritmiche del prezzo semestrale del gas, mentre la variabile indipendente $X_t^{(h)}$ cattura il livello di instabilità politica, misurato su base annuale. Il break strutturale è fissato al secondo semestre del 2021. L'equazione base del modello MIDAS che verrà utilizzato è quindi la seguente:

$$y_t = \alpha + \beta_1 D_t + \sum_{k=0}^K \theta_k x_{t-k}^{(h)} + \sum_{k=0}^K y_k (D_t \cdot x_{t-k}^{(h)}) + \varepsilon_t \quad (18)$$

Dove:

- D_t è una dummy che vale 0 prima del break e 1 dopo il break.
- $x_t^{(h)}$ è la variabile indipendente, in questo caso specifico, l'instabilità politica.
- Il coefficiente θ_k rappresenta l'effetto standard di $x_t^{(h)}$
- y_k rappresenta la variazione dell'effetto dopo il break, cioè quando $D_t = 1$.

Risultati del modello MIDAS

Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.2991	-0.1652	0.0000	0.1848	0.4112

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	-0.1202	0.4611	-0.261	0.79691
D_t	-2.2699	1.7594	-1.290	0.21102
x_lag0	-0.2614	1.2677	-0.206	0.83864
x_lag1	1.7930	1.6585	1.081	0.29192
x_lag2	-1.9465	1.6591	-1.173	0.25385
x_lag3	0.6648	1.2183	0.546	0.59102
Dx_lag0	7.6686	3.4652	2.213	0.03810 *
Dx_lag1	-7.8622	3.6265	-2.168	0.04180 *
Dx_lag2	10.1438	3.5098	2.890	0.00876 **
Dx_lag3	-4.2573	3.3242	-1.281	0.21426

Signif. codes:	0 ‘***’	0.001 ‘**’	0.01 ‘*’	0.05 ‘.’
	0.1 ‘ ’	1		

Residual standard error: 0.2289 on 21 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.4296, Adjusted R-squared: 0.1851

F-statistic: 1.757 on 9 and 21 DF, p-value: 0.1377

Con un $R^2 = 0.4296$ il modello spiega circa il 43% della variabilità totale delle variazioni di prezzo del gas; tuttavia il suo valore aggiustato scende al 18.5%, indicando che la qualità del modello, pur accettabile, è contenuta una volta tenuto conto del numero di regressori.

Il test F con $F = 1.757$ e $p = 0.1377$ mostra che il modello non è statisticamente significativo nel suo complesso al livello del 5%. Tuttavia, alcuni coefficienti individuali risultano significativi, in particolari quelli successivi al break.

Equazione stimata:

$$\begin{aligned}
y_t = & -0.1202 - 2,2699D_t - 0.2614 \cdot x_t^{(h)} + 1,7930 \cdot x_{t-1}^{(h)} - 1.9465 \cdot \\
& x_{t-2}^{(h)} + 0.6648 \cdot x_{t-3}^{(h)} + 7.6686 \cdot D_t \cdot x_t^{(h)} - 7.8622 \cdot D_t \cdot x_{t-1}^{(h)} + 10.1438 \cdot \\
& D_t \cdot x_{t-2}^{(h)} - 4.2573 \cdot D_t \cdot x_{t-3}^{(h)} + \\
& \varepsilon_t
\end{aligned} \tag{19}$$

Interpretazione dei coefficienti

1. Coefficiente α (Intercept):

- **Valore stimato:** -0.1202
- **Interpretazione:** Rappresenta il valore atteso della variazione percentuale tra un semestre e l'altro del prezzo del gas prima del break e in assenza di instabilità politica.

2. Coefficiente β_1 (D_t):

- **Valore stimato:** -2.2699
- **Interpretazione:** Indica la differenza media nella variazione semestrale del prezzo del gas tra il periodo precedente e posteriore al punto di break, indipendentemente dall'instabilità politica. Il valore è negativo, ma non statisticamente significativo, il che suggerisce che il solo passaggio al periodo post-guerra non ha comportato una variazione media significativa del prezzo del gas

3. Coefficienti θ_k (x_lag0 a x_lag3):

- **Valori stimati:** Tutti non significativi ($p > 0.2$)
- **Interpretazione:** Come era stato previsto dalle analisi precedenti, nel periodo prima del break, l'instabilità politica non ha un impatto statisticamente significativo sulle variazioni tra un semestre e l'altro dei prezzi del gas.

4. Coefficienti y_k (Dx_lag0 a Dx_lag3):

Valori stimati:

- **Dx_lag0** = +7.6686 ($p < 0,05 \rightarrow *$ significativo)
- **Dx_lag1** = -7.8622 ($p < 0,05 \rightarrow *$ significativo)
- **Dx_lag2** = +10.1438 ($p < 0,01 \rightarrow **$ altamente significativo)
- **Dx_lag3** = -4.2573 (non significativo)

Interpretazione dettagliata:

- **Dx_lag0 (+7.6686):** Dopo il break strutturale, l'aumento dell'instabilità politica nel semestre corrente è associato a un incremento immediato e significativo della variazione del prezzo del gas.
- **Dx_lag1 (-7.8622):** Un aumento dell'instabilità nel semestre precedente è associato a una riduzione significativa della variazione del prezzo del gas, che va a bilanciare l'incremento precedente. Questo probabilmente riflette una risposta politica immediata dei governi e dell'UE al mancato rifornimento di gas Russo, con l'attuazione di interventi correttivi di mercato nel tentativo di ristabilire un equilibrio sui mercati energetici.
- **Dx_lag2 (+10.1438):** l'instabilità osservata un anno prima ha un effetto ritardato molto significativo sulle variazioni semestrali del prezzo del gas facendolo nuovamente crescere. Ciò evidenzia come le politiche di contenimento dei danni sopra descritte non siano riuscite a riequilibrare i mercati energetici a lungo termine.
- **Dx_lag3 (Non significativo):** L'instabilità di un anno e mezzo fa non ha un effetto statisticamente significativo, suggerendo che l'impatto dell'instabilità politica si esaurisce col passare del tempo, plausibilmente grazie a politiche volte a riequilibrare il mercato

Il modello mostra che, dopo il break del secondo semestre 2021:

- L'effetto inizialmente positivo dell'instabilità politica sulle variazioni di prezzo (lag 0) riflette l'impatto immediato dell'inaspettata invasione Russa ai danni dell'Ucraina. Questo evento ha portato al blocco dei flussi di approvvigionamento di gas russo, da cui l'Europa dipendeva, ciò ha alimentato pressioni al rialzo sui mercati energetici.
- A sei mesi di distanza (lag 1), l'effetto si inverte, diventando negativo. Questo può essere interpretato come la reazione delle istituzioni europee e dei governi nazionali, che hanno attuato misure straordinarie di stabilizzazione. Questi interventi hanno contribuito ad equilibrare temporaneamente i prezzi.
- Superato l'anno (lag 2), però, l'effetto torna ad essere fortemente positivo. Ciò indica che le tensioni geopolitiche non si sono risolte, ma anzi si sono radicate, trasformando una crisi acuta in una crisi strutturale. Il prolungarsi del conflitto ha inasprito i rapporti energetici, consolidando la rottura con la Russia e generando una nuova instabilità sistemica nei mercati energetici europei.

Questa dinamica evidenzia l'importanza di considerare gli effetti temporali differenziati dell'instabilità politica sui prezzi del gas. Non si osserva quindi un cambio strutturale autonomo nei prezzi, senza l'interazione con l'instabilità politica.

Il modello MIDAS con dummy consente quindi di cogliere la dinamica temporale dell'effetto dell'instabilità politica sulle variazioni dei prezzi del gas. Prima del break, tale instabilità non mostra effetti significativi. Dopo il break del secondo semestre 2021, si osserva un impatto inizialmente positivo, legato a un aumento dell'instabilità politica rilevato nell'anno precedente. A distanza di 6 mesi, si manifesta invece un effetto negativo, con il crescere dei prezzi probabilmente mitigato da misure politiche calmieranti. Infine, a distanza di 1 anno, l'effetto torna a essere fortemente positivo, con il peggiorare della crisi geopolitica europea. Il modello permette quindi di distinguere chiaramente tra effetti differiti di breve e medio periodo.

3.5.3 Interpretazione dei risultati del modello

Al fine di analizzare la relazione tra l'instabilità politica europea e le variazioni dei prezzi del gas in Italia, è stato stimato un modello MIDAS (Mixed Data Sampling) con l'introduzione di una dummy strutturale D_t che assume valore 1 a partire dal secondo semestre del 2021, in corrispondenza dello shock geopolitico ed energetico individuato precedentemente, che ha colpito l'economia Europea. La variabile dipendente è rappresentata dai prezzi semestrali del gas, nel modello rappresentati come le differenze logaritmiche, mentre la variabile indipendente è l'indice composito di instabilità politica europea, originariamente annuale ma interpolato su base semestrale. La struttura del modello consente di distinguere l'effetto dell'instabilità prima e dopo il break strutturale, mediante l'interazione tra la dummy e la variabile indipendente ad 1 ritardo.

Il modello ha evidenziato una performance statistica solida solamente dopo l'introduzione del break. I risultati, infatti, mostrano con chiarezza che prima del secondo semestre del 2021 l'instabilità politica non ha avuto un impatto statisticamente significativo sulle variazioni dei prezzi del gas; infatti, nessuno dei coefficienti associati ai lag della variabile indipendente (lag0 e lag3) è significativo. Ciò suggerisce che, nel periodo pre-crisi, l'instabilità politica percepita non influenzava in modo sistematico la dinamica dei prezzi, probabilmente per l'assenza di forti crisi energetiche e grazie alla capacità del mercato di assorbire le fluttuazioni politiche senza conseguenze sui prezzi finali dell'energia.

Il quadro cambia radicalmente dopo il break strutturale. I coefficienti delle interazioni tra la dummy D_t e i lag della variabile di instabilità (Dx_lag) evidenziano variazioni significative nell'effetto della politica sull'andamento dei prezzi. In particolare, il coefficiente associato a Dx_lag0 (instabilità nel semestre corrente) è 7.6686 ed è statisticamente significativo ($p < 0.05$). Questo suggerisce che, dopo il secondo semestre 2021, un aumento dell'instabilità politica ha comportato un effetto immediato e marcato di aumento della variazione dei prezzi del gas, probabilmente in risposta a shock geopolitici improvvisi e alla reazione dei mercati all'aggravarsi del contesto internazionale.

Il coefficiente Dx_lag1, pari a -7.8622 ($p < 0.05$), mostra che l'instabilità politica osservata sei mesi prima è associata a una riduzione significativa delle variazioni di

prezzo del gas. Tal effetto, in apparenza contro intuitivo, riflette le misure correttive adottate dai governi e dalle istituzioni europee per contenere la crisi energetica, come tetti ai prezzi, accordi con fornitori alternativi e piani di razionalizzazione della domanda.

A distanza di un anno, l'effetto s'inverte nuovamente. Il coefficiente Dx_lag2 è, infatti, pari a +10.1438 ($p < 0.01$), e suggerisce un chiaro effetto ritardato di rimbalzo: dopo la fase di contenimento iniziale, l'instabilità politica è tornata ad avere un impatto positivo e significativo sulle variazioni di prezzo, probabilmente per effetto di tensioni accumulate, difficoltà nella piena sostituzione delle forniture Russe e rincari strutturali nei mercati globali del gas.

Il coefficiente Dx_lag3, seppur negativo (-4.2573), non risulta significativo, indicando che l'effetto dell'instabilità politica si concentra prevalentemente entro i dodici mesi successivi all'evento politico e tende ad attenuarsi nel medio periodo, quando le misure di stabilizzazione producono un nuovo equilibrio.

Il coefficiente della dummy D_t non interagita è pari a -2.2699 e non è statisticamente significativo. Questo risultato suggerisce che, non si osserva un salto strutturale autonomo nelle variazioni prezzi del gas dovuto esclusivamente al cambio di regime post secondo semestre 2021. Da qui concludiamo che la discontinuità osservata nei prezzi è spiegata più dall'instabilità politica e meno da una rottura diretta nella serie dei prezzi stessi.

Il grafico seguente (figura 3.11), mostra l'effetto stimato dell'instabilità politica sulle variazioni dei prezzi del gas, distinguendo tra effetti antecedenti al break, ovvero prima del secondo semestre 2021, rappresentati in azzurro, ed effetti post-break, dopo il secondo semestre 2021, in rosso. Sull'asse delle ordinate vediamo i coefficienti stimati dal modello MIDAS, mentre sull'asse delle ascisse ci sono i lag (in semestri). Le barre verticali nere rappresentano l'intervallo di confidenza (± 1 errore standard), che indica la precisione e la significatività statistica dei coefficienti.

Durante il Periodo Precedente al break (azzurro), Tutti i coefficienti (lag 0, 1, 2, 3) sono vicini a zero, e le barre di errore includono lo zero. Ciò significa che l'instabilità politica non ha esercitato effetti significativi sulle variazioni dei prezzi del gas prima del secondo

semestre del 2021. Questo conferma che in condizioni di “normalità energetica”, la politica non influenzava direttamente i prezzi.

Al contrario, nel periodo post-break (rosso), il Lag 0, mostra un coefficiente positivo e statisticamente significativo, come indicato dalla barra d’errore che non include lo zero. Ciò suggerisce che una maggiore instabilità politica ha un impatto immediato al rialzo sulle variazioni di prezzo del gas, confermando l’elevata reattività dei mercati a shock geopolitici.

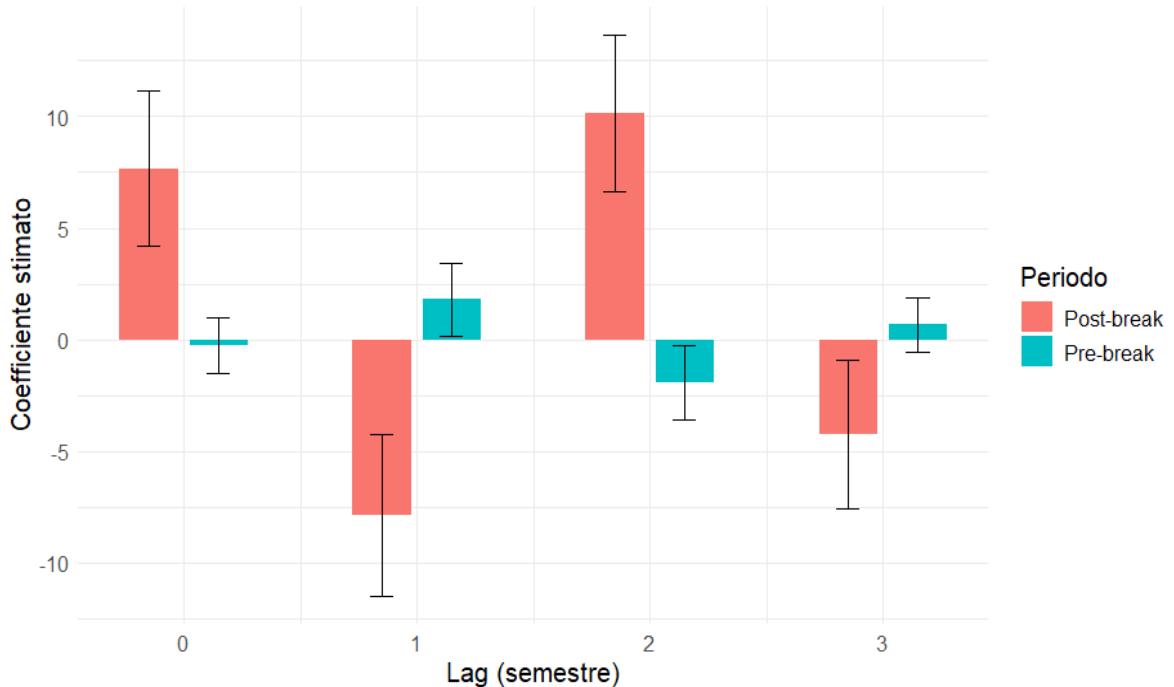
Inoltre, il Lag 1 pari a circa –8 è anch’esso significativo. Questo effetto, già evidenziato nell’analisi soprastante, indica che a sei mesi di distanza dallo scoppio della guerra si osserva una riduzione nelle variazioni prezzi, verosimilmente a seguito di interventi di contenimento messi in atto dai governi e dall’UE.

Il Lag 2, mostra invece un coefficiente positivo molto alto e altamente significativo. Questo evidenzia un effetto ritardato di rimbalzo, secondo cui le tensioni politiche non risolte si trasformano nel tempo in nuove pressioni sui prezzi, che non riescono ad essere gestite correttamente

Infine, il Lag 3 presenta un coefficiente negativo, ma non significativo, come indicato dalle barre d’errore che attraversano lo zero. Questo suggerisce che, trascorsi 18 mesi, l’effetto diretto dell’instabilità politica tende ad attenuarsi, forse perché i mercati hanno già assorbito o compensato lo shock originario.

Figura 11. Grafico degli effetti dell'instabilità politica sulle variazioni dei prezzi del gas Italiani

Effetti dell'instabilità politica sulle variazioni percentuali del prezzo del gas



Fonte: Elaborazione personale su R-Studio

CONCLUSIONI

La ricerca condotta in questo lavoro ha analizzato l’evoluzione della serie storica dei prezzi del gas Italiani semestrali, partendo dal 2007 fino 2024, focalizzandosi sull’impatto della guerra Russo-Ucraina nelle forti variazioni di prezzo. L’obiettivo centrale del presente studio è stato quello di comprendere le dinamiche base dell’andamento della serie storica dei prezzi, di trovare eventuali cambiamenti strutturali significativi ed infine valutare quanto l’instabilità politica proveniente dal conflitto tra Russia e Ucraina abbia impattato sulla loro evoluzione, tramite l’utilizzo di modelli econometrici avanzati.

L’analisi è stata svolta in diverse fasi che hanno gradualmente implementato e migliorato lo studio per raggiungere le conclusioni ricercate. Inizialmente è stata fatta un’analisi descrittiva e grafica della serie storica dei prezzi del gas Italiani semestrali dal 2007 al 2024, che ha confermato la presenza di valori anomali associati alla fine del 2021, in concomitanza con l’inizio delle tensioni geopolitiche. Per spiegare la dinamica dei prezzi precedente alla crisi è stato utilizzato un modello autoregressivo semplice AR (1), che ha affermato la necessità di ulteriori analisi per spiegare i valori della serie post 2021. Per questa ragione si è proceduto attuando un QF test per identificare eventuali break strutturali nella serie. Il break è stato individuato alla 30° osservazione, corrispondente al secondo semestre del 2021, e tramite il Chow Test è risultato significativo, segnando un marcato cambiamento nell’andamento della serie, evidenziando la necessità di dividere la serie originale in due sotto periodi per un’analisi più precisa.

Successivamente per capire maggiormente l’impatto della guerra sui prezzi del gas, si è creato un indice di instabilità politica Europeo ponderato per il PIL dei diversi paesi, come indice rappresentativo delle tensioni geopolitiche crescenti. Lo studio è continuato con un’analisi comparata tra la serie storica dei prezzi del gas semestrali e quella del nuovo indice di instabilità annuale, dal quale è emersa una possibile correlazione tra i due andamenti nel periodo successivo al 2021.

Per capire la vera relazione tra la serie e l’indice, si è fatto ricorso all’utilizzo di un metodo econometrico avanzato capace di utilizzare dati a diversa frequenza temporale come quelli delle due variabili in esame, il modello MIDAS. L’utilizzo di tale modello con l’aggiunta di una dummy corrispondente all’osservazione di break, ha permesso di

individuare i reali effetti dell’instabilità politica derivanti dalla guerra sul prezzo del gas Italiano.

L’analisi ha mostrato come nel periodo tra il 2007 e il 2021 non vi è stata alcuna correlazione tra l’instabilità politica ed il prezzo del gas, mentre, in seguito all’invasione Russa, dalla fine del 2021 in poi la crescita dell’instabilità geopolitica nel continente Europeo ha portato a un forte shock nei mercati energetici.

I risultati del MIDAS hanno sottolineato come immediatamente dopo lo scoppio del conflitto l’indice di instabilità ha avuto un effetto positivo significativo sui prezzi del gas, portandoli a una crescita esponenziale. Nei sei mesi successivi invece, grazie a politiche Europee volte a cercare di riequilibrare i mercati energetici, vi è stato un momentaneo riabbassamento del prezzo del gas. Decrescita che però si è rilevata solamente temporanea perché, a distanza di 1 anno dallo scoppio delle tensioni, l’innalzamento costante dell’instabilità ha avuto nuovamente un effetto fortemente positivo e significativo sul prezzo de gas, portandolo al suo apice. Per concludere il modello indica che a distanza di 18 mesi è stato trovato un nuovo equilibrio su livelli di prezzo maggiori di quelli pre-guerra, evidenziando che l’instabilità politica non ha impattato significativamente sui prezzi.

Il presente studio ha ottenuto risultati che suggeriscono spunti operativi potenzialmente efficaci per quanto concerne le politiche pubbliche ed economiche. Infatti, in primo luogo, il forte effetto positivo iniziale dell’instabilità politica sui mercati energetici ne sottolinea la loro vulnerabilità e volatilità, facendo emergere la necessità di rafforzare la capacità di risposta immediata agli shock geopolitici esterni, perseguitabile tramite l’introduzione di sistemi di allerta precoce e meccanismi automatici di stabilizzazione dei prezzi. Inoltre, analizzando l’effetto ritardato dell’indice di instabilità sui prezzi del gas, si evince come una pianificazione energetica a lungo termine risulti fondamentale per evitare ulteriori shock energetici, servono quindi piani di transizione energetica, basati su diversificazione delle fonti, indipendenza strategica, e investimenti in energie rinnovabili. In aggiunta, questo squilibrio dei mercati energetici Europei per lungo periodo ha messo in luce la mancanza di coordinazione tra i governi dei paesi UE e data la natura sistemica del mercato del gas, creare e rafforzare una governance Europea integrata diventa fondamentale per gestire le crisi e minimizzare gli effetti negativi.

In conclusione l’elaborato presenta una solida base per la comprensione del rinnovato contesto energetico europeo, e offre spunti teorici e strumenti analitici replicabili per futuri studi in materia di sicurezza energetica e rischi geopolitici. Infatti l’integrazione di variabili geopolitiche nei modelli econometrici previsivi, in particolare in momenti di crisi, migliorano l’accuratezza delle previsioni.

BIBLIOGRAFIA e SITOGRADIA:

- AA Energy. (2022). *Natural gas prices hit record levels as Russia-Ukraine war rages.* <https://www.aa.com.tr/en/energy/natural-gas/natural-gas-prices-hit-record-levels-as-russia-ukraine-war-rages/34766>
- Alper, C. E., Fendoglu, S., & Saltoglu, B. (n.d.). *MIDAS volatility forecast performance under market stress.*
- Altansukh, O., & Osborn, D. R. (2022). *Using structural break inference for forecasting time series.* Empirical Economics.
- Aue, A., & Horváth, L. (2012). *Structural breaks in time series.* Journal of Time Series Analysis.
- Bai, J., & Perron, P. (1998). *Estimating and testing linear models with multiple structural changes.* Econometrica.
- Bassotto, L. (2023/2024). *Impatti degli shock energetici sull'inflazione: un'indagine della situazione odierna, utilizzando il modello PVAR.*
- Bodan, K. (2023). *Understanding the Effects of the Russia-Ukraine Conflict on the Global Economy.*
- Cecchetti, G. (2023/2024). *Effetto dell'incremento dell'inflazione sulla previsione delle varianze di aziende dei settori finanziario ed energetico.*
- Chyong, C., & Henderson, J. (2024). *Quantifying the Economic Value of Russian Gas in Europe.*
- Darmayadi, D., & Megits, P. (2023). *The impact of the Russia-Ukraine war on the European Union.*
- De Vidi, R. (2023/2024). *Analisi delle performance del Value at Risk in tempi di instabilità geopolitica: Il caso della guerra in Ucraina.*
- Di Bella, G., et al. (2022). *Natural Gas in Europe: The Potential Impact of Disruptions to Supply.*
- ECIU. (2024). *Two years of Russia's war on Ukraine: The gas crisis, price rises, and energy security.* <https://eciu.net/insights/2024/two-years-of-russias-war-on-ukraine-the-gas-crisis-price-rises-and-energy-security>

Eo, Y., & Morley, J. (2015). *Likelihood-ratio-based confidence sets for the timing of structural breaks*. Quantitative Economics.

Frilingou, N. (2023). *Navigating through an energy crisis: Challenges and progress towards electricity decarbonisation, reliability, and affordability in Italy*.

Ghysels, E., Kvedaras, V., & Zemlys-Balevičius, V. (n.d.). *Mixed data sampling (MIDAS) regression models*.

Granger, C. W. J., & Newbold, P. (1974). *Spurious regressions in econometrics*. Journal of Econometrics.

https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/explore/all/all_themes?lang=en&display=list&sort=category

https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/nrg_pc_202/default/line?lang=en&category=nrg.nrg_price.nrg_pc

<https://www.ispionline.it/it/pubblicazione/il-piano-ue-per-dire-basta-al-gas-russo-208064>

<https://www.machinelearningplus.com/time-series/augmented-dickey-fuller-test/>
(Machine Learning Plus, n.d.)

https://sjmiller8182.github.io/LearningTS/build/autoregressive_models.html
(Learning Time Series by S. J. Miller, 2023)

<https://www.statista.com/search/?q=imported+LNG+from+russia&p=1>

<https://www.statista.com/statistics/1227908/russia-gas-export-volume/>

<https://www.statista.com/statistics/265335/natural-gas-production-in-russia-since-1998/>

<https://www.statista.com/statistics/332218/gas-trade-imports-in-selected-countries-in-europe/>

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (3rd ed.). OTexts. <https://otexts.com/fppit/>

Khudaykulova, M. (2022). *Economic Consequences and Implications of the Ukraine-Russia War*.

Kyiv Independent. (2025). *European gas prices rise after Russian gas transit through Ukraine halts*. <https://kyivindependent.com/european-gas-prices-rise-after-russian-gas-transit-through-ukraine-halts/>

- Lee, D. S. (2008). *Randomized experiments from non-random selection in U.S. House elections*. Journal of Econometrics.
- Liadze, I. (2022). *The economic costs of the Russia-Ukraine conflict*.
- Magrin, C. (2016). *Mixed data sampling regression: Aspetti metodologici e applicativi* (Tesi di laurea magistrale). Università Ca' Foscari Venezia.
- Mushtaq, R. (2011). *Augmented Dickey Fuller Test*. SSRN.
- Ozili, P. K. (2023). *The Acceptable R-square in Empirical Modelling for Social Science Research*. SSRN.
- Page, E. S. (1954). *Continuous inspection schemes*. Biometrika.
- Pierce, D. A. (1979). *R² measures for time series*. Journal of the American Statistical Association.
- Pisani-Ferry, J. (2022). *Fiscal support and monetary vigilance: Economic policy implications of the Russia-Ukraine war for the European Union*.
- Reuters. (2024). *What happens when Russian gas supply to Europe via Ukraine ends*. <https://www.reuters.com/business/energy/what-happens-when-russian-gas-supply-europe-via-ukraine-ends-2024-12-31/>
- Reuters. (2025). *Russia halts gas exports to Europe via Ukraine*. <https://www.reuters.com/business/energy/russia-halts-gas-exports-europe-via-ukraine-2025-01-01/>
- ScienceDirect. (2023). *Economic impact of the Russia-Ukraine war*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988323006114>
- Shinde, V. H. (2022). *Russia–Ukraine War: Economic Impact Assessment*.
- Shtefan, L. (2023). *A broad experience of monetary policy of central banks during the war*.
- Stock, J. H., & Watson, M. W. (n.d.). *Introduzione all'econometria*.
- T. Rowe Price. (2022). *Russia-Ukraine war will bring Europe to brink of recession*. <https://www.troweprice.com/financial-intermediary/it/it/thinking/articles/2022/q2/russia-ukraine-war-will-bring-europe-to-brink-of-recession.html>
- Tank. (2022). *Economic Impact of Russia–Ukraine War*.

Ullah, S. (2019). *Testing the relationship between globalization and carbon dioxide emissions in Pakistan: Does environmental Kuznets curve exist?*

Zakeri, B. (2023). *The role of natural gas in setting electricity prices in Europe.*

Appendice: script R

```
# Caricamento dati

library(readr)

df <- read_csv("C:/Users/msacc/Downloads/prezzi_gas_italia.csv")

head(df)

str(df)

# Riassunto statistico generale

summary(df$Prezzo)

sd(df$Prezzo, na.rm = TRUE)

# Grafico dell'andamento

install.packages("ggplot2")

library(ggplot2)

ggplot(df, aes(x = Anno, y = Prezzo)) +
  geom_line(color = "black", size = 0.8) +
  geom_point(color = "black", size = 2) +
  labs(title = "Andamento dei Prezzi del Gas in Italia (2007-2024)",
       x = "Anno",
       y = "Prezzo (€ per kWh)") +
  theme_minimal()

# Creazione box plot

ggplot(df, aes(y = Prezzo)) +
```

```

geom_boxplot(fill = "orange", color = "black", alpha = 0.7) +
  labs(title = "Boxplot dei Prezzi del Gas (2007-2024)",
       y = "Prezzo (€/kWh)") +
  theme_minimal()

# Caricamento pacchetti

library(forecast)
library(tseries)

# Creazione serie temporale semestrale

ts_prezzo <- ts(df$Prezzo, start = c(2007, 1), frequency = 2)

# Stima AR (1)

modello_ar1 <- arima(ts_prezzo, order = c(1, 0, 0))
summary(modello_ar1)

# Grafico diagnostico dei residui

tsdisplay(residuals(modello_ar1), main = "Diagnistica residui modello AR(1)")

# Estrazione valori stimati dal modello AR(1)

valori_stimati <- fitted(modello_ar1)

# Calcolo R2

r2 <- 1 - (var(residuals(modello_ar1)) / var(ts_prezzo))

```

```

cat("Pseudo R2 del modello AR(1):", round(r2, 3), "\n")

# Estrazione valori stimati anticipati di 1 periodo

valori_stimati_anticipati <- c(fitted(modello_ar1)[-1], NA)

valori_stimati_ts <- ts(valori_stimati_anticipati, start = start(ts_prezzo),
frequency = frequency(ts_prezzo))

# Confronto tra serie reale e serie stimata

plot(ts_prezzo, type = "l", col = "black", lwd = 2,
      main = "Confronto: Serie Reale vs AR(1) Stimata (anticipata di 6 mesi)",
      ylab = "Prezzo (€)", xlab = "Tempo")

lines(valori_stimati_ts, col = "blue", lwd = 2, lty = 2)

legend("topright", legend = c("Reale", "Stimata AR(1)"),
       col = c("black", "blue"), lty = c(1, 2), lwd = 2)

# caricamento pacchetti

install.packages("strucchange")

library(strucchange)

ls("package:strucchange")

# Modello di regressione

qf_test <- Fstats(Prezzo ~ Anno, data = df)

summary(qf_test)

# Grafico del test di fluttuazione

```

```

plot(qf_test, main = "Test di Fluttuazione F per Identificazione dei Break")

# Identificazione punti di break
breakpoints(qf_test)

# Controllo anno corrispondente all'osservazione 30
breakpoint <- df$Anno[30]
print(paste("Breakpoint identificato nell'anno:", breakpoint))

# Divisione dataset in due sottoinsiemi prima e dopo il break
df1 <- df[1:30, ]    # Dati prima del breakpoint (es. fino al 2021)
df2 <- df[(30 + 1):nrow(df), ] # Dati dopo il breakpoint (es. dal 2022 in poi)

# Creazione modelli di regressione separati per i due periodi
model1 <- lm(Prezzo ~ Anno, data = df1)
model2 <- lm(Prezzo ~ Anno, data = df2)

# Chow Test sul punto identificato
chow_test <- sctest(Prezzo ~ Anno, type = "Chow", point = 30, data = df)
print(chow_test)

# Rappresentazione grafica della seire con break
library(ggplot2)
ggplot(df, aes(x = Anno, y = Prezzo)) +

```

```

geom_line(color = "blue", size = 1) +
geom_point(color = "black", size = 2) +
geom_vline(xintercept = breakpoint, color = "red", linetype = "dashed", size
= 1) +
labs(title = "Andamento dei Prezzi del Gas con Break Strutturale",
subtitle = paste("Breakpoint identificato nell'anno:", breakpoint),
x = "Anno",
y = "Prezzo (€ per kWh)") +
theme_minimal()

# Distribuzione dei prezzi del gas prima e dopo il break

df$Periodo <- ifelse(df$Anno < breakpoint, "Prima del Break", "Dopo il Break")

ggplot(df, aes(x = Periodo, y = Prezzo, fill = Periodo)) +
geom_boxplot() +
labs(title = "Distribuzione dei Prezzi del Gas prima e dopo il Break",
x = "Periodo",
y = "Prezzo (€ per kWh)") +
theme_minimal()

# Serie temporali per i due periodi

df_pre_break <- df[1:30, ]      # Prime 30 osservazioni

df_post_break <- df[31:nrow(df), ] # Il resto

ts_pre_break <- ts(df_pre_break$Prezzo, start = c(min(df_pre_break$Anno), 1),
frequency = 2)

ts_post_break <- ts(df_post_break$Prezzo, start = c(min(df_post_break$Anno),
1), frequency = 2)

```

```

# modello ARIMA serie completa

library(forecast)

library(tseries)

mod_arima_completo <- auto.arima(ts_prezzo, d = 1, seasonal = FALSE)

summary(mod_arima_completo)

# modello ARIMA serie pre break

mod_arima_pre <- auto.arima(ts_pre_break, d = 1, seasonal = FALSE)

summary(mod_arima_pre)

# caricamento dell'indice di instabilità politica ponderata per il PIL

install.packages("readxl")

library(readxl)

data                                         <-
read_excel("C:/Users/msacc/Downloads/Indice_Instabilita_UE_Ponderato.xlsx")

# Grafico dell'andamento dell'indice creato

ggplot(data, aes(x = Year, y = Composite_Instability_Index)) +
  geom_line(color = "steelblue", size = 1.2) +
  geom_point(color = "steelblue") +
  labs(
    title = "Indice Composito di stabilità Politica UE (Ponderato per PIL)",
    x = "Anno",

```

```

y = "Indice di Instabilità Politica"
) +
theme_minimal()

# Caricamento pacchetti

library(readr)
library(readxl)
library(dplyr)
library(ggplot2)

# Importazione file

gas <- read_csv("C:/Users/msacc/Downloads/prezzi_gas_italia.csv")
instab <-
read_excel("C:/Users/msacc/Downloads/Indice_Instabilita_UE_Ponderato.xlsx")

# Pulizia e unione dei dati

colnames(instab)[colnames(instab) == "Year"] <- "Anno"

gas <- gas[, c("Anno", "Prezzo")]

instab <- instab[, c("Anno", "Composite_Instability_Index")]

df_merge <- merge(gas, instab, by = "Anno")

head(df_merge)

# Normalizzazione indicatori

df_merge <- df_merge %>%

```

```

mutate(
  Prezzo_norm = (Prezzo - min(Prezzo)) / (max(Prezzo) - min(Prezzo)),
  Instabilita_norm = (Composite_Instability_Index -
  min(Composite_Instability_Index)) /
  (max(Composite_Instability_Index) - min(Composite_Instability_Index))
)

# Grafico delle due serie normalizzate
ggplot(df_merge, aes(x = Anno)) +
  geom_line(aes(y = Prezzo_norm, color = "Prezzo del Gas"), size = 1.2) +
  geom_line(aes(y = Instabilita_norm, color = "Instabilità Politica"), size =
  1.2, linetype = "dashed") +
  labs(
    title = "Confronto tra Prezzo del Gas e Instabilità Politica
(Normalizzati)",
    subtitle = "Valori su scala 0-1 per confronto visivo",
    y = "Valori Normalizzati",
    x = "Anno",
    color = "Variabile"
  ) +
  theme_minimal()

# Installazione e caricamento pacchetti
install.packages("midasr")
install.packages("dplyr")
install.packages("ggplot2")

```

```

library(midasr)

library(dplyr)

library(ggplot2)

# Caricamento dei dati

dati <- read.csv("C:/Users/msacc/Downloads/dati_midas.csv")

# Calcolo del logaritmo e della differenza logaritmica del prezzo

dati <- dati %>%
  mutate(
    log_Prezzo = log(Prezzo),
    dlog_Prezzo = c(NA, diff(log_Prezzo))
  )

# creazione della dummy del break strutturale (30ª osservazione)

dati$D_t <- ifelse(1:nrow(dati) >= 30, 1, 0)

# Numero di lag da considerare

K <- 3

# Creazione dei lag dell'indice e delle interazioni con D_t

dati <- dati %>%
  mutate(
    x_lag0 = lag(Composite_Instability_Index, 0),
    x_lag1 = lag(Composite_Instability_Index, 1),

```

```

x_lag2 = lag(Composite_Instability_Index, 2),
x_lag3 = lag(Composite_Instability_Index, 3),
Dx_lag0 = D_t * x_lag0,
Dx_lag1 = D_t * x_lag1,
Dx_lag2 = D_t * x_lag2,
Dx_lag3 = D_t * x_lag3

)

# Rimozione delle righe con valori mancanti
dati_midas <- na.omit(dati)

# Definizione della formula del modello MIDAS
formula_midas <- dlog_Prezzo ~ D_t + x_lag0 + x_lag1 + x_lag2 + x_lag3 +
Dx_lag0 + Dx_lag1 + Dx_lag2 + Dx_lag3

# Stima del modello
modello_midas <- lm(formula_midas, data = dati_midas)

# Sommario del modello
summary(modello_midas)

# Estrazione dei coefficienti e degli errori standard
coefs <- tidy(modello_midas)

```

```

# Selezione dei coefficienti relativi ai lag

coefs_lag <- coefs %>%
  filter(grepl("x_lag|Dx_lag", term)) %>%
  mutate(
    Lag = as.numeric(gsub("[^0-9]", "", term)),
    Tipo = ifelse(grepl("Dx_lag", term), "Post-break", "Pre-break")
  )

# Grafico degli effetti dell'instabilità sulle variazioni di prezzo

ggplot(coefs_lag, aes(x = Lag, y = estimate, fill = Tipo)) +
  geom_col(position = position_dodge(width = 0.6), width = 0.5) +
  geom_errorbar(aes(ymin = estimate - std.error, ymax = estimate + std.error),
                position = position_dodge(width = 0.6), width = 0.2) +
  labs(
    title = "Effetti dell'instabilità politica sulle variazioni percentuali
    del prezzo del gas",
    x = "Lag (semestre)",
    y = "Coefficiente stimato",
    fill = "Periodo"
  ) +
  theme_minimal() +
  theme(
    text = element_text(size = 13),
    plot.title = element_text(face = "bold", hjust = 0.5)
  )

```