



Università
Ca' Foscari
Venezia

Corso di Laurea Magistrale
in Economia e finanza

Tesi di Laurea

**“The Environmental Kuznets
Curve Theory”:
il caso americano**

Relatore

Ch. Prof. Domenico Sartore

Correlatore

Ch. Prof. Davide Raggi

Laureanda

Jessica Rossi
Matricola 882493

Anno Accademico

2021 / 2022

Sommario

Abstract	I
Introduzione	1
Capitolo 1: “The Environmental Kuznets Curve Theory”	4
1.1 L’origine della EKC	4
1.2 Il concetto dell’EKC.....	8
1.3 Specificazione dell’equazione teorica	15
Capitolo 2: Revisione nella letteratura della EKC	17
2.1 Review sulle forme funzionali utilizzate per l’EKC	17
2.2. Review dei modelli empirici nel caso americano	23
2.3 Critica alla teoria EKC.....	27
Capitolo 3: Analisi empirica sulla presenza dell’EKC negli Stati Uniti	31
3.1 Introduzione al modello di stima	31
3.2 Analisi descrittiva	34
3.3 Specificazione del modello	54
3.4 Futuro virtuale e previsione del modello	77
3.5 Stima e analisi previsionale del benchmark.....	84
3.6 Confronto tra modelli empirici	90
3.7 Relazione di lungo periodo e di breve periodo	95
Conclusione	104
Riferimenti.....	107

Abstract

Il presente elaborato ha come fine quello di approfondire il concetto legato all'“Environmental Kuznets Curve Theory” (o “EKC Theory”), analizzandone l'origine, il postulato, i punti di forza e di debolezza. Si andrà, inoltre, ad evidenziare come la replicazione empirica della teoria attraverso modelli econometrici abbia determinato conclusioni eterogenee sulla validità o esistenza della teoria stessa.

La teoria *EKC* sostiene che, nonostante la crescita economica nelle sue fasi iniziali determini un rapido deterioramento della qualità ambientale, quest'ultima dimensione tenderà a rallentare fino al raggiungimento di un punto di svolta. In questo elaborato è stata poi condotta un'analisi di stima di un modello *ADL* (o *Autoregressive Distributed Lag*) volto a verificare la presenza dell'*EKC* per gli *Stati Uniti* nel periodo campionario dal 1973 al 2021. La strategia utilizzata sfrutta la procedura *a due passi di Engle-Granger*, che permette di determinare l'equazione statica e l'equazione di breve periodo (o dinamica) attraverso la componente *ECM* (o *Error Correction Mechanism*). Infine, attraverso la capacità previsiva del modello specificato, la dinamica di aggiustamento della variabile endogena rispetto all'incremento unitario di ciascuna variabile esogena e il legame lineare tra le emissioni di CO_2 e il singolo regressore, sarà possibile fornire una verifica empirica che escluda, o meno, la possibile esistenza della *EKC* per gli Stati Uniti nel periodo campionario prescelto.

Introduzione

Negli ultimi decenni il cambiamento climatico è progressivamente diventato un tema di forte interesse e preoccupazione. Questo fenomeno attuale sta dimostrando di avere forti impatti sia sull'ambiente che sulla vita di ogni essere vivente presente sulla Terra. L'incremento delle temperature, siccità, fenomeni atmosferici estremi, perdita di biodiversità, sono alcuni degli effetti che si stanno riscontrando con sempre maggiore frequenza. La preoccupazione di un peggioramento nelle condizioni ambientali coinvolge indistintamente ogni Paese, ogni governo, ogni persona. Il problema sempre meno reversibile sta spronando ricercatori, istituti e policy-maker al fine di contenere e contrastare il degrado ambientale. Molti Paesi industriali come Stati Uniti, Cina, India, classificati come grandi inquinatori di gas serra, hanno la responsabilità di proteggere il globo (World Bank, 2010). L'impegno individuale e il coordinamento a livello internazionale di questi Stati, e non solo, è fondamentale per contrastare la crescita delle emissioni di CO₂, causa principale del *Global Warming*. Gli Stati Uniti rappresentano uno dei maggiori emettitori di gas serra e rivestono un ruolo fondamentale nella compagine economica e sociale globale. Stante questa centralità, l'intervento degli USA nel contrastare il fenomeno del cambiamento climatico deve essere un'attività prioritaria. Secondo la World Population Review (2022) prodotta dall'US Census Bureau e l'IMF, gli Stati Uniti si posizionano al primo posto tra le maggiori economie in termini di PIL nominale, come riportato graficamente nella Figura 1. La crescita economica e la prosperità sono influenzate da un'ampia gamma di fattori, in particolare gli investimenti nell'istruzione della forza lavoro, la produzione, le risorse naturali e l'imprenditorialità.

GDP, 1900 to 2018

GDP adjusted for price changes over time (inflation) and price differences between countries – it is measured in international-\$ in 2011 prices.

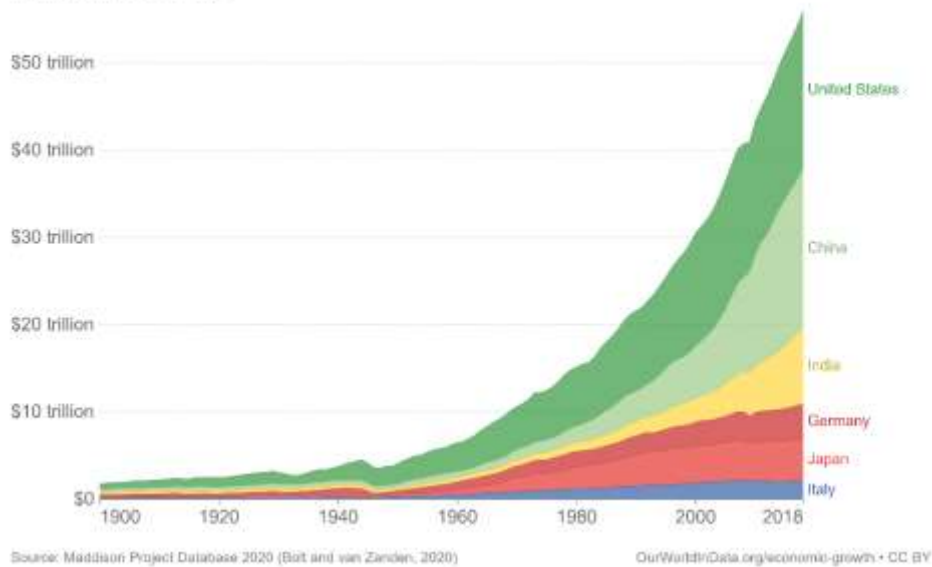


Figura 1: Confronto del Prodotto Interno Lordo nel caso di alcune potenze economiche mondiali¹

Analogamente, il primato detenuto a livello economico riflette un qualità ambientale non ottimale. Come riportato dall'*U.S. Energy Information Administration*, o EIA, nel 2020 la pandemia di COVID-19 ha colpito in modo sostanziale l'economia statunitense e mondiale, i mercati energetici e le emissioni di anidride carbonica. Le emissioni totali di CO₂ degli Stati Uniti sono diminuite dell'11% nel 2020, ovvero di 570 milioni di tonnellate (MMmt) rispetto al 2019. Ad aver determinato in larga misura questo declino è stata la crisi sanitaria²: una ridotta richiesta di consumo di prodotti petroliferi (come benzina per motori e carburanti per jet), una minore domanda di combustibili per il riscaldamento (l'inverno del 2020 è stato particolarmente caldo), una diminuzione dell'attività industriale statunitense e la conseguente recessione economica, hanno provocato una storica riduzione delle emissioni di CO₂ nel 2020 nel Paese. L'entità del calo delle emissioni di questo inquinante è sceso a livelli che non si raggiungevano dagli anni Ottanta ma, nonostante tale contesto, gli Stati

¹ Maddison Project Database, version 2020. Bolt, Jutta and Jan Luiten van Zanden (2020), "Maddison style estimates of the evolution of the world economy. A new 2020 update".

² Il settore dei trasporti ha registrato il calo maggiore, con emissioni in calo del 15% (290 MMmt). Le emissioni del settore residenziale sono diminuite nel 2020 del 6% (57 MMmt). Sebbene le persone siano rimaste a casa più spesso l'anno scorso, le temperature invernali più calde della media hanno comportato una domanda di riscaldamento inferiore alla media, che ha portato a una diminuzione complessiva delle emissioni. Le emissioni del settore commerciale sono diminuite del 12% (100 MMmt) nel 2020 a causa del calo dell'attività edilizia commerciale determinato dalle restrizioni di blocco e dall'aumento del lavoro da casa. Le emissioni industriali di CO₂ sono diminuite dell'8% (120 MMmt) a seguito della diminuzione dell'attività industriale statunitense (U.S. Energy Information Agency, 2020)

federali americani vengono classificati come una delle maggiori regioni per emissioni annue di CO₂ (Figura 2).

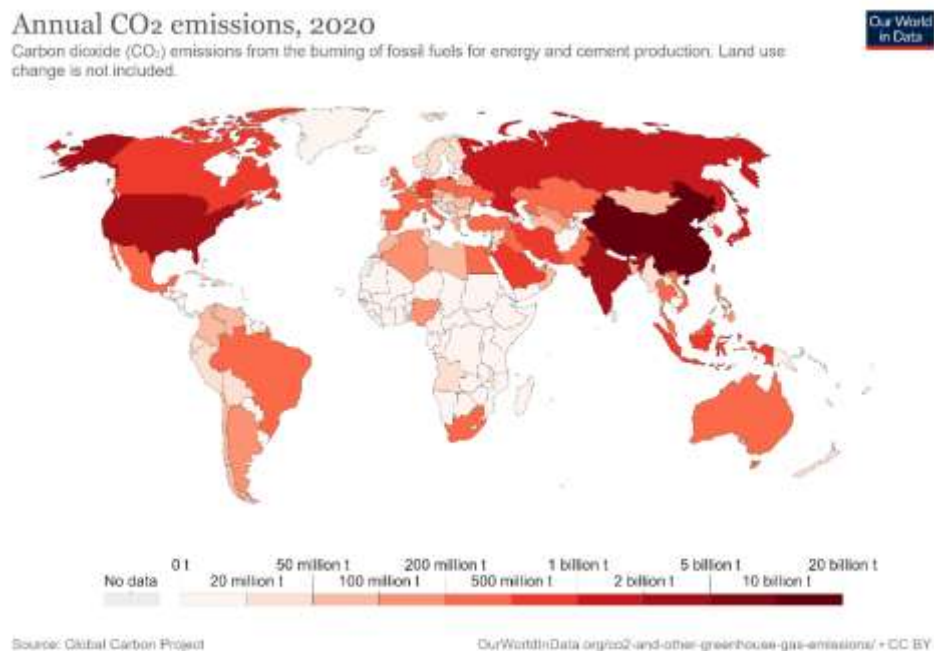


Figura 2: Emissioni annue di CO₂ nel 2020³

Questa breve panoramica riguardante gli Stati Uniti ha il fine di anticipare le due dimensioni cardine oggetto della cosiddetta “Environmental Kuznets Curve Theory”, che sarà approfondita nelle sezioni successive. Il concetto alla base di tale teoria analizza per un singolo Paese la relazione tra lo sviluppo economico (rilevato dal Prodotto Interno Lordo di un Paese) e il degrado ambientale (riconosciuto da indicatori d’inquinamento, come le emissioni), sostenendo che la prima abbia un impatto inizialmente positivo sulla seconda, seguito da un’inversione di tendenza di tale legame.

Nelle sezioni successive viene discusso come la teoria EKC abbia avuto origine, il postulato sostenuto ed alcuni caratteri di debolezza della teoria stessa. In seguito, viene data evidenza di come la replicazione empirica della teoria attraverso modelli econometrici abbia determinato conclusioni eterogenee sulla validità o esistenza della teoria stessa. Infine, viene indagata la presenza di EKC nel caso americano, attraverso la procedura *a due passi di Engle-Granger* e il meccanismo di correzione degli errori (ECM).

³ Global Carbon Project. (2021). Supplemental data of Global Carbon Project 2021 (1.0) [Data set]. Global Carbon Project. <https://doi.org/10.18160/gcp-2021>.

Capitolo 1: “The Environmental Kuznets Curve Theory”

1.1 L'origine della EKC

L'origine di questa teoria è attribuibile a quanto sostenuto dal premio Nobel Simon Smith Kuznets che ne ha teorizzato le fondamenta. Premiato «*per la sua interpretazione empirica della crescita economica*» e per aver analizzato il legame della “*struttura sociale, economica e del processo di sviluppo*»⁴, Simon Kuznets nel 1955 approfondì come la transizione nazionale e la variazione del reddito impattino i processi socioeconomici, politici e legislativi. In particolare, la disuguaglianza sociale è un tema che nel corso della storia umana ha sempre avuto una qualche centralità, proprio perché riconducibile allo stato in cui ciascun uomo conduce la propria vita (Lanski, 2013). Al concetto di disuguaglianza sociale possono essere ricondotte parole come “potere” o “prestigio” di un individuo, ma l'elemento che ne permette tangibilità e misurazione è il livello di reddito e la relativa distribuzione. Kuznets negli anni Cinquanta ha osservato ed analizzato il fenomeno, traendo come conclusione che la disuguaglianza di reddito ha una relazione a forma di U invertita rispetto allo sviluppo economico (Nielsen F. &, 1997). Egli dimostra infatti che la disparità nel reddito aumentava nella stessa direzione rispetto alla crescita economica, e, al raggiungimento di un punto di picco, la relazione si stabilizzava fino ad invertirne la rotta. Ritenuta empiricamente robusta e ben documentata come indicato da (Lindert, 1985), la cosiddetta “Teoria della curva di Kuznets” riconosce l'esistenza di una relazione tra disuguaglianza sociale e sviluppo, in cui la distribuzione della prima muta a seconda della composizione della struttura economica. In particolare, l'avvio di una crescita più o meno esponenziale in Paesi a bassi livelli di reddito provoca delle spaccature in termini di distribuzione della ricchezza: tanto più elevata è la velocità di sviluppo tanto più complessa sarà la distribuzione *equa* della ricchezza stessa (Roy Chowdhury, 2012). La distribuzione di reddito della popolazione totale in questo semplice modello dovrebbe quindi essere individuata come la distribuzione combinata dei redditi tra la popolazione rurale e quella urbana (Kuznets, 1955). Pertanto, l'eterogeneità dipende principalmente dalla dimensione del settore primario e secondario che compongono la struttura economica. In altre parole, il fenomeno nella sua fase iniziale può essere descritto come segue: a bassi livelli di reddito, la composizione della struttura

⁴ The Sveriges Riksbank Prize in Economic Sciences in Memory of Alfred Nobel 1971. <https://www.nobelprize.org/prizes/economic-sciences/1971/summary/>

economica si caratterizza prettamente da attività rurali capaci di coinvolgere la maggior parte della forza lavoro. Al contrario, il settore secondario in questa tipologia di società è relativamente contenuto, ma è esattamente nelle zone urbane dove si assiste ad un livello più elevato nella disparità di reddito. A parità di condizioni, Kuznets⁵ sostiene che la disuguaglianza nella distribuzione di reddito della popolazione urbana è più marcata, in quanto in tali aree vi è una maggiore eterogeneità delle condizioni economico-sociali in cui vivono gli individui (ad esempio, in tali condizioni si possono ritrovare sia soggetti indigenti che ricchi industriali).

In altri termini, l'evidenza suggerisce che la disparità di reddito pro capite nella popolazione urbana, rispetto a quello della popolazione rurale, si amplifica in quanto la produttività in tali aree cresce più rapidamente rispetto a quelle agricole (Kuznets, 1955). A questo punto, l'impulso dettato dalla fase di industrializzazione ed urbanizzazione di una società, si traduce nell'avvio di un processo di spostamento della popolazione dalle zone rurali a quelle urbane. Lo *shift* che si genera dalla progressiva crescita delle prime, provoca un incremento nella disparità di distribuzione della ricchezza, determinata dal fatto che solo una frazione, crescente, di lavoratori ottiene maggiori redditi da queste attività⁶. Il potenziale del settore moderno attrae la forza lavoro dal settore tradizionale e, in questo modo, l'avvicinamento della popolazione verso le zone urbane porta un peggioramento nella distribuzione del reddito. Riconoscendo quindi l'esistenza di un legame positivo tra la disuguaglianza di reddito e il livello di urbanizzazione e, in aggiunta, considerata la relazione positiva tra quest'ultima dimensione e lo sviluppo economico, ci si attende che una società sviluppata sia capace di attenuare la disparità di reddito.

La stabilizzazione e riduzione dell'eterogeneità nella distribuzione del reddito si raggiunge a certi livelli di sviluppo economico, come sostenuto dalla teoria. Si crea però un contrasto nel legame esistente tra disuguaglianza di reddito, urbanizzazione e sviluppo economico. Inizialmente vi è, infatti, una relazione positiva tra le tre dimensioni: nei Paesi con livelli bassi di reddito l'urbanizzazione segue l'incremento dello sviluppo economico e con ciò si genera un effetto positivo anche sulla disuguaglianza di ricchezza. L'effetto attrattivo delle zone urbane tende però a stabilizzarsi al raggiungimento di certi standard socio-economici. In questo modo, l'influenza positiva che l'urbanizzazione ha sulla disuguaglianza di ricchezza

⁵ Kuznets, S. (1955). *Economic Growth and Income Inequality*. *The American Economic Review*, Vol. 45, No. 1, 1-28.

⁶ Gallup, JL (2012). C'è una curva di Kuznets. Università statale di Portland, 575-603. <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.703.1103&rep=rep1&type=pdf>

viene oscurata dall'effetto negativo⁷ che lo sviluppo economico determina su quest'ultima, al superamento di un punto d'inversione riconosciuto dalla teoria della curva di Kuznets.

Il grado di disuguaglianza che si crea dalla differenza tra il settore agricolo e quello secondario viene definito "*sector dualism*" (o *Dualismo settoriale*), fortemente sostenuto da Kuznets ed altri ricercatori⁸, in quanto nozione capace di spiegare la forma del modello ad U invertita. Considerando alcuni dati cross-nazionali, l'impatto del *dualismo settoriale* nella disuguaglianza è maggiore a livelli di sviluppo economico relativamente bassi (Nielsen F. &, 1997). Le popolazioni in società sviluppate come gli Stati Uniti subiscono una minore influenza dal dualismo settoriale, in quanto il settore agricolo non è più rappresentativo di una sostanziale frazione della forza lavoro.

Il premio Nobel condusse le proprie analisi solo su tre Paesi, quali Stati Uniti, Regno Unito e Germania, assumendo l'ipotesi secondo cui la ricchezza generata da attività rurali fosse più equamente distribuita, seppur minore, rispetto a quella generata dalle attività industriali. A partire dalla seconda metà del Ventunesimo secolo, la pubblicazione dell'elaborato "*Economic Growth and Income Inequality*" (Kuznets, 1955), destò l'interesse di molti ricercatori dando avvio ad un'ampia indagine che supportasse o criticasse la teoria. Molti sono stati gli studi volti a confermare o rigettare l'esistenza di una curva ad U invertita tra crescita economica e disuguaglianza di reddito, ma la limitatezza e la difficile comparabilità dei dati disponibili ha reso complesse tali analisi. Un problema fondamentale è stato quello di riuscire a costruire serie comparabili tra Paesi che fossero rappresentative della distribuzione del reddito. Ad esempio, l'introduzione del coefficiente di Gini sicuramente ha dato la possibilità di ampliare la sfera di analisi, in quanto tale indicatore è volto a misurare il grado di disuguaglianza in termini di distribuzione del reddito delle famiglie in un Paese. Si tratta di un coefficiente che può assumere valore tra 0 e 1: tanto più omogenea è la distribuzione di reddito, tanto più basso sarà il valore dell'indice di Gini e, al contrario, quanto più eterogenea sarà la distribuzione, tanto più alto sarà il suo valore. Se il reddito fosse distribuito in modo perfettamente uguale, l'indice assumerebbe valore pari a 0, altrimenti valore pari a 1⁹. Ad esempio, (Thornton, 2001) riconosce l'esistenza di "una relazione tra disparità di reddito e tasso di crescita del GDP (in termini reali)", utilizzando il coefficiente di Gini come misura di disuguaglianza per un panel di 96 paesi sviluppati e in via di sviluppo.

7 Nielsen, F., & Alderson, A. S. (1997). The Kuznets curve and the great U-turn: income inequality in US counties, 1970 to 1990. *American Sociological Review*, 12-33.

8 (Dawson, 1997); (Lydall, 1977), (Lecaillon J., 1984), (Nielsen, 1994).

9 Gini Index coefficient - distribution of family income - The World Factbook (cia.gov).

Il risultato suggerisce che il legame tra le due variabili corrisponda ad una curva ad U invertita, come ipotizzato da Kuznets.

Partendo da quanto sviluppato nel lavoro di Simon Kuznets, il quale dimostrò che la forma della relazione tra sviluppo economico e disuguaglianza di reddito si muove con una curva a forma di U rovesciata, i rinomati economisti Gene Grossman e Alan Krueger hanno coniato il termine EKC per identificare il rapporto tra sviluppo economico e degrado ambientale (Franklin, 2012).

1.2 Il concetto dell'EKC

Con l'introduzione della fonte a partire dalla quale ha avuto origine il postulato, è di fondamentale importanza approfondire quanto sostenuto dalla Environmental Kuznets Curve Theory. L'idea secondo cui lo sviluppo economico sia necessario per tendere al mantenimento e miglioramento della qualità ambientale, venne per la prima volta proposta dallo studio di Grossman e Krueger in merito al potenziale impatto del NAFTA a ridosso degli anni Novanta. La teoria si basa sull'ipotesi secondo cui esiste una relazione ad U invertita tra crescita economica e degrado ambientale. In particolare, il legame tra queste due dimensioni può essere scomposto in tre canali d'impatto come è stato individuato Grossman & Krueger¹⁰ (1991), che esprimono la tipologia di effetto che la crescita economica determina sulla qualità ambientale. Gli autori distinguono i tre diversi meccanismi utili a giustificare come la variazione della prima dimensione, la quale nel sopracitato studio è individuata dal commercio e da investimenti esteri, impatti il grado di inquinamento e il tasso di sfruttamento delle risorse naturali. Infatti si identificano:

- i. l' *effetto di scala*;
- ii. l' *effetto di composizione*;
- iii. l' *effetto di tecnica*.

Il primo, (i) l'effetto di scala, si determina durante gli stadi iniziali della crescita di un Paese, il quale si trova a dover sostenere un'espansione economica fortemente estensiva incrementando il livello di output della produzione e lo sfruttamento di risorse naturali. L'espansione repentina nella scala delle attività economiche provoca un incremento della domanda di risorse naturali, che a sua volta si traduce nell'impiego diretto ed indiretto di queste ultime nei processi di produzione. Il meccanismo che viene innescato genera un incremento del livello di sfruttamento delle risorse, della produzione e una contestuale crescita dell'inquinamento e dei rifiuti industriali. Il focus principale che caratterizza questa fase è la ricerca di un livello di reddito sempre maggiore ed è in questo scenario che l'elasticità al reddito della domanda di qualità ambientale è bassa e, con essa, anche il livello di consapevolezza ambientale è basso. In altre parole, Stern (1998)¹¹ suggerisce che un

¹⁰ Grossman, G. M., & Krueger, A. B. (1991). Environmental impacts of a North American free trade agreement.

¹¹ Sarkodie, S. A. (2018). The invisible hand and EKC hypothesis: what are the drivers of environmental degradation and pollution in Africa?. *Environmental Science and Pollution Research*, 25(22), 21993-22022.

aumento della crescita economica di un Paese ha un effetto monotono sul degrado ambientale, vale a dire che più un Paese aumenta la propria produttività economica, più l'ambiente si deteriora a causa della crescente domanda di risorse naturali per soddisfare l'offerta richiesta. L'impatto di questo effetto è osservabile principalmente nelle economie in cui il settore primario (agricoltura) e secondario (industriale e manifatturiero) hanno maggior rilievo. L'effetto di scala, quindi, predomina negli stadi iniziali della fase di transizione da attività del settore primario ad industriale.

La creazione di valore raggiunge successivamente un frangente in cui la consapevolezza e la capacità umana sono in grado di poter migliorare l'abbattimento dei costi, tra cui quelli legati allo sfruttamento delle risorse ambientali. Le società che hanno raggiunto un livello di industrializzazione avanzato sono portate all'attivazione di nuovi meccanismi in grado di influenzare la struttura dell'economia e le tecnologie utilizzate nei processi produttivi, passando dall'industria pesante a quella dei servizi. A loro volta, i Paesi in via di sviluppo saranno soggetti ad un impulso volto al settore industriale.

L'aumento del reddito porta un Paese ad affrontare una trasformazione che è propria dei due effetti definiti (ii) "*Composition effect*" e (iii) "*Technique Effect*" e, come sostenuto da Copeland & Taylor (2004), tali effetti individuano rispettivamente un aggiustamento della struttura dell'economia *pollution-intensive* rispetto al PIL e lo sviluppo di nuove tecnologie avanzate e "pulite". Come specificato da Garetti & Taisch (2012), la peculiarità dell'effetto di composizione rispetto al (i) e (iii) risiede nel fatto che esso può avere connotazione sia positiva che negativa. L'impatto che la crescita economica determina sul degrado ambientale dipende dalla direzione verso cui l'economia stessa si evolve: lo spostamento da un ambiente rurale ad uno urbano o da attività agricole a industriali, come quella legata alla produzione di cemento o di energia, modifica la composizione dell'economia inducendo un aumento del consumo di energia e delle emissioni di CO₂. Al contrario, il cambiamento strutturale spiegato dal passaggio dell'industria ad alta intensità energetica all'industria dei servizi, porta ad una riduzione dello sfruttamento ambientale e ad un miglioramento della qualità. Le risorse naturali sempre più limitate, rappresentano il trampolino di lancio per implementare cambiamenti strutturali nei processi produttivi. Galor e Tsiddon (1996) sostengono, infatti, che una distribuzione ineguale del capitale sotto forma di reddito possa originariamente essere una condizione preliminare, affinché si verifichino investimenti nel capitale umano, mentre in seguito la conoscenza accumulata diminuisce in modo che la disuguaglianza cali nel lungo termine.

Infine, l'ultimo canale individuato dalla teoria EKC è il cosiddetto (iii) "Effetto di tecnica", il quale riflette il cambiamento tecnologico e l'innovazione nei metodi utilizzati all'interno dei processi produttivi. In genere, tale stadio si manifesta nel momento in cui l'economia diventa più matura ed inizia gradualmente ad avere una struttura ad alta intensità di conoscenza, piuttosto che ad alta intensità di capitale. Gli investimenti economici iniziano quindi a rivolgersi verso attività di ricerca e sviluppo, portando alla sostituzione di tutte quelle tecnologie obsolete e meno efficienti e determinando una diminuzione delle emissioni per unità di output prodotta. Inoltre, si precisa che l'efficiamento ambientale non coinvolge esclusivamente i processi produttivi di tipo "pollution-intensive" e le tecnologie, ma persino qualsiasi altro elemento impattante la struttura economica, come ad esempio la regolamentazione.

Riassumendo, l'effetto di scala rileva l'aumento dell'inquinamento all'aumentare delle dimensioni dell'economia; l'effetto di composizione si riferisce allo *shift* nella struttura produttiva di una società in cui si verifica il passaggio da attività agricole ad attività industriali e dei servizi, con una conseguente riallocazione delle risorse; infine, il rapporto inquinamento-reddito dipende altrettanto dalle tecniche di produzione. Un miglioramento dell'effetto della tecnica, può ridurre la quantità di emissioni inquinanti per unità di produzione. L'interdipendenza tra la crescita economica e il degrado ambientale viene quindi caratterizzata dai tre effetti sopra indicati, per mezzo dei quali ci si attende che il fenomeno dell'EKC assuma teoricamente un andamento grafico come quello mostrato nella *Figura 3*:

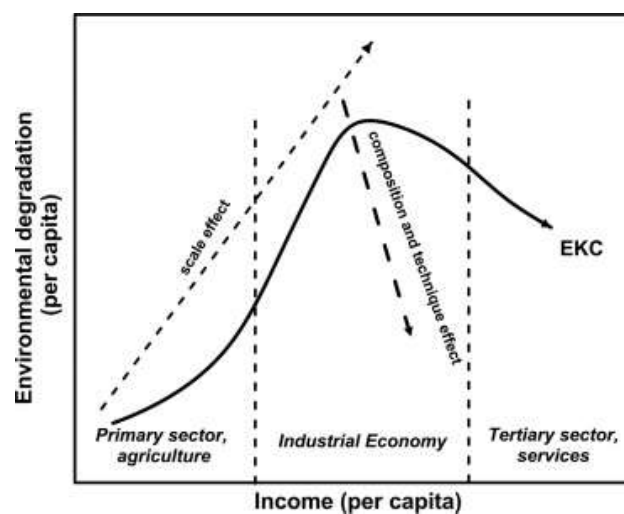


Figura 3: Andamento teorico della relazione tra sviluppo economico e degrado ambientale ¹²

¹² Kaika, D., & Zervas, E. (2013). The Environmental Kuznets Curve (EKC) theory—Part A: Concept, causes and the CO2 emissions case. *Energy policy*, 62, 1392-1402.

Numerosi autori come Shafik and Bandyopadhyay (1992), De Bruyn et al. (1998), Dinda et al. (2000), Hettige et al. (2000) affermano che l'andamento della curva ambientale di Kuznets sia guidato principalmente dai cambiamenti strutturali e il progresso tecnico. Fenomeni come la transizione economica strutturale, miglioramento tecnologico e l'aumento della spesa pubblica per la ricerca e lo sviluppo in ambito ambientale, sono considerati determinanti per definire la natura del rapporto tra crescita economica e qualità ambientale: quanto più queste forze sono integrate all'interno di un Paese, tanto più alto è il grado di protezione esercitato sull'ambiente stesso. Lo scenario descritto, però, si manifesta soltanto nel momento in cui il livello di reddito raggiunto risulta sufficientemente dignitoso da permettere ad un individuo di ampliare il proprio spettro di scelta, maturando una maggiore consapevolezza anche sul tema ambientale. Ciò non è osservabile nelle fasi di forte espansione economica, in quanto un rapido tasso di crescita può provocare una riduzione della qualità ambientale se, ad esempio, le emissioni prodotte superano la velocità con cui le stesse vengono assimilate dall'ambiente. In tale contesto, alla potenziale incapacità dell'ambiente di rigenerarsi si somma la preferenza dell'individuo di raggiungere un livello di reddito più alto e dignitoso, nonostante ciò possa andare a discapito della tutela ambientale. Panayotou (1997) e Torras & Boyce (1998) sostengono che il miglioramento della qualità ambientale attraverso la crescita del reddito, tuttavia, non sia automatico ma dipenda dalle politiche e dalle istituzioni. È importante considerare che il grado di deterioramento ambientale si genera con velocità maggiore rispetto ai cambiamenti sociali, in quanto questi ultimi sono processi adattivi molto lenti. La ragione risiede nel fatto che gli stessi siano rappresentati da cambiamento di preferenze e abitudini delle persone, dalle norme e dai regolamenti. Tanto "più veloce è il cambiamento economico (e il corrispondente cambiamento ambientale), maggiore è probabilmente il divario rispetto ai cambiamenti sociali¹³". Questa crescita non simultanea genera distorsioni che difficilmente possono essere sanate con particolare velocità, soprattutto nei contesti a basso livello di reddito. L'intervento normativo tardivo rispetto all'espansione di settori come quelli ad alta intensità di inquinamento porta, però, ad una crescita del reddito ed a un incontrollato sfruttamento ambientale. Infatti, l'efficienza ambientale, intesa come emissioni o grado di sfruttamento di risorse per unità prodotta, è un fattore suscettibile di manipolazione politica. Ad esempio, i

¹³ Panayotou, T. (1997). Demystifying the environmental Kuznets curve: turning a black box into a policy tool. *Environment and development economics*, 2(4), 465-484.

sussidi energetici¹⁴ possono impedire una riduzione del consumo energetico e, a parità di altre condizioni, generare un aumento delle emissioni e del degrado ambientale. Similmente, una normativa assente o insufficiente favorisce comportamenti a favore di uno sfruttamento incontrollato di risorse naturali quali la pesca e le foreste¹⁵. Come suggerito da Esty & Porter (2005), il controllo dell'inquinamento è un obiettivo che subentra con lo sviluppo, ma durante gli stadi iniziali della crescita la povertà è ritenuta una priorità per i policy-makers¹⁶.

L'effetto che si genera è, quindi, un aumento positivo della ripidità della curva ambientale di Kuznets, che può essere contenuto attraverso una responsabile e sofisticata struttura normativa capace di dirigere verso un percorso di crescita più sostenibile, minimizzando il danno ambientale e mantenendo il rischio catastrofe ad un livello sicuro¹⁷.

Sotto un altro punto di vista, la teoria dell'EKC può essere spiegata come un fenomeno che è influenzato dall'entità delle forze che governano il mercato, e quindi sul livello dei prezzi. Infatti, a causa dell'intervento umano nei processi naturali, nel tempo si sono rilevate criticità come l'inquinamento ambientale, la scarsità d'acqua e i cambiamenti climatici, considerati da sempre come i principali sintomi del degrado ambientale (Gyamfi, et al., 2021). L'emergere di tali criticità porta a riconoscere il concetto di meccanismo di *autoregolamentazione endogena del mercato per le risorse naturali*, che è fondamentale per una crescita economica sostenibile. Secondo questo assunto, durante la fase iniziale della crescita economica, viene attribuita maggiore rilevanza ai settori primario (agricoltura) e secondario (industriale e manifatturiero) e, pertanto, le risorse naturali vengono sottoposte ad un elevato livello di sfruttamento. La limitatezza e un aumento dell'impiego che superi la velocità con cui l'ambiente è in grado di rigenerare tali risorse, porta ad una crescente scarsità delle materie prime impiegate nei processi produttivi, e un contestuale aumento del *prezzo*. Per limitare l'incremento dei costi di approvvigionamento ed essere capace di sostenere il livello di offerta di beni e servizi, il settore industriale e manifatturiero reagisce tendendo verso un rinnovo di tecnologie che siano meno inquinanti e più efficienti¹⁸. Questo

¹⁴ I *sussidi energetici* rappresentano misure incentivanti volte al contenimento dei prezzi per i consumatori di energia al di sotto dei livelli di mercato, o per i produttori rispettivamente al di sopra, ovvero riducono i costi per i consumatori e produttori.

¹⁵ Panayotou, T. (1997). Demystifying the environmental Kuznets curve: turning a black box into a policy tool. *Environment and development economics*, 2(4), 465-484.

¹⁶ Esty, D. C., & Porter, M. E. (2005). National environmental performance: an empirical analysis of policy results and determinants. *Environment and development economics*, 10(4), 391-434.

¹⁷ Bhattarai, M., & Hammig, M. (2004). Governance, economic policy, and the environmental Kuznets curve for natural tropical forests. *Environment and Development Economics*, 9(3), 367-382.

¹⁸ Duflo, J. R., Sutherland, J. W., Dornfeld, D., Herrmann, C., Jeswiet, J., Kara, S., ... & Kellens, K. (2012). Towards energy and resource efficient manufacturing: A processes and systems approach. *CIRP annals*, 61(2), 587-609.

adattamento avviene durante le fasi successive della crescita economica ed è anche responsabile del miglioramento della qualità ambientale. Pertanto, è possibile affermare che il meccanismo di mercato e l'adattamento tecnologico che si genera, sono elementi determinanti della forma dell'EKC.

1.2.1 Elasticità al reddito della domanda di qualità ambientale

Il concretizzarsi di una riduzione del degrado e del livello di sfruttamento ambientale dipende dall'emergere di attività, processi, decisioni che intervengono sull'efficientamento delle tecnologie e che portano cambiamenti strutturali nell'economia. Da un lato, i redditi più elevanti consentono una maggiore spesa pubblica verso infrastrutture per la tutela ambientale, e dall'altro le normative ambientali guidano la spesa del settore privato verso un impiego maggiore di tecnologie sostenibili. La crescita del Prodotto Interno Lordo genera i presupposti per il miglioramento della qualità ambientale aumentando così la domanda e mettendo a disposizione le risorse per soddisfarla. In quest'ottica la curva EKC può essere letta in termini di domanda di qualità ambientale e offerta di misure per raggiungerla. La forma della Environmental Kuznets Curve può, quindi, essere spiegata da un punto di vista della composizione dei consumi: al raggiungimento di uno standard di vita sufficientemente elevato, *Selden e Song (1994)* sostengono come varia la quota di reddito destinato ai *privilegi ambientali*¹⁹, e quindi, in tal senso, la disponibilità a destinare parte della propria ricchezza verso beni e servizi più *green* aumenta in percentuale maggiore rispetto al reddito (Roca, 2003). Pertanto, l'eventuale inversione di traiettoria (al ribasso) del degrado ambientale può determinarsi attraverso cambiamenti nella composizione della produzione, dei consumi e, quindi, dell'elasticità della domanda di qualità ambientale (Rothman, 1998). In altre parole, nelle diverse fasi della crescita di un Paese si genera una mutazione nelle preferenze dei consumatori le quali possono assumere due diverse connotazioni: diretta ed indiretta. Nel primo caso, l'effetto diretto si traduce nell'adattamento della composizione della struttura economica al mutare della domanda di beni e servizi più *environmental-friendly*; nel secondo caso, invece, la struttura economica viene influenzata dalla sfera regolamentare che, con l'introduzione ed applicazione di tasse, tariffe, sussidi e norme, si adegua alla crescente consapevolezza ambientale degli individui.

¹⁹ Nel contesto dell'economia ambientale, un servizio o privilegio ambientale può includere l'accesso all'aria pulita o all'acqua pulita, o la qualità di qualsiasi altro bene ambientale che possa ridurre gli effetti negativi sulla salute dei residenti o aumentare il loro benessere economico.

Quindi, come sostengono Rees, 1995, Daly, 1996 e Duchin (1998), "la maggior parte del degrado ambientale può essere ricondotto al comportamento dei consumatori sia direttamente, attraverso attività come lo smaltimento dei rifiuti o l'utilizzo di automobili, sia indirettamente attraverso le attività di produzione intraprese per soddisfarli". Solamente nell'ipotesi in cui sia presente una domanda di certi beni e servizi, essi saranno altrettanto prodotti, acquistati, venduti e scambiati a livello transfrontaliero.

Rimarcando quanto affermato da Rothman (1998), gli stadi della crescita economica possono quindi essere contraddistinti in termini di diversa elasticità al reddito della domanda di qualità ambientale. Nella fase iniziale l'elasticità di domanda di qualità ambientale è molto bassa, in quanto perseguire livelli di reddito maggiori necessita di un livello di sfruttamento e degrado ambientale crescente. Nelle fasi successive, se sostenuti da un cambiamento strutturale, l'incremento del reddito, un migliore tenore di vita e una maggiore preoccupazione al tema ambientale diventano i presupposti necessari affinché l'elasticità possa aumentare. Lo *shift* strutturale si determina in una duplice accezione: da un lato si sostituiscono le tecnologie più obsolete con altre più verdi ed efficienti, dall'altro lato i policy-maker formulano nuove politiche di protezione ambientale. In questo modo, l'aumento dell'elasticità e la contestuale risposta di industrie e governi influenzano il miglioramento della qualità ambientale, e quindi la forma dell'EKC²⁰.

²⁰ Carson, R. T., Jeon, Y., & McCubbin, D. R. (1997). The relationship between air pollution emissions and income: US data. *Environment and Development Economics*, 2(4), 433-450.

1.3 Specificazione dell'equazione teorica

A partire dal concetto alla base della teoria EKC, si afferma che la relazione tra livello di inquinamento e crescita economica è generalmente positiva. Negli stadi di crescita in cui il reddito è maggiore, si verifica tuttavia un graduale cambiamento in termini di composizione della struttura economica, di sviluppo di settori a più alta intensità d'informazione (settore dei servizi o terziario) e di innovazione tecnologica. Questo comporta la nascita di una crescente domanda di qualità ambientale. Il risultato teorico all'aumentare del reddito individua un rallentamento dello sfruttamento ambientale e della produzione di emissioni di inquinanti, fino a osservarne un declino. A determinati livelli, il legame tra degrado ambientale e crescita economica si inverte, diventando negativo. In letteratura è disponibile un'ampia varietà di studi ed analisi volti a verificare la presenza di una Curva Ambientale di Kuznets in uno o più Paesi, su diversi livelli territoriali e temporali e integrando nell'analisi dimensioni differenti (di cui verrà trattato nel *Capitolo 2: Revisione nella letteratura della EKC*). Nonostante le diverse possibili combinazioni e risultati ottenibili, la teoria si fonda su un'equazione di base che verrà definita “*standard*” o “*convenzionale*”, di seguito riportata:

$$1) \quad C_{it} = \alpha_i + \beta_1 Y_{it} + \beta_2 Y_{it}^2 + \beta_3 Y_{it}^3 + \varepsilon_{it}$$

In cui C_{it} è la dimensione di degrado ambientale solitamente individuata come la produzione di emissioni o d'impronta ecologica, Y_{it} rappresenta il Prodotto Interno Lordo ed è presente nelle sue tre connotazioni (lineare, quadratica e cubica), i sono le sezioni trasversali (come ad esempio il Paese a cui la variabile si riferisce), t , la serie temporale; α_i , il termine costante; β , i coefficienti, e ε_{it} , il termine di errore standard. All'equazione 1) si affiancano in letteratura ulteriori forme funzionali che prevedono l'inclusione di regressori aggiuntivi, contraddistinte con il termine X_{it} nell'equazione 2).

$$2) \quad C_{it} = \alpha_i + \beta_1 Y_{it} + \beta_2 Y_{it}^2 + \beta_3 Y_{it}^3 + X_{it} + \varepsilon_{it}$$

Il modello rappresentato nell'equazione 2) è utile per poter ottenere diverse forme funzionali specifiche dall'associazione di crescita economica-emissioni CO₂, ad esempio. Shahbaz & Sinha (2019) e Dinda (2004) riassumono le possibili combinazioni che si possono generare a seconda del segno attribuito ai singoli β dell'equazione:

a. $\beta_1=\beta_2=\beta_3=0$; nessuna relazione tra crescita e degrado ambientale;

- b. $\beta_1 > 0, \beta_2 = \beta_3 = 0$; mostra una relazione lineare monotonicamente crescente, indicando che l'aumento dei redditi è associato all'aumento dei livelli di emissioni, generando quindi una relazione lineare tra crescita e degrado ambientale;
- c. $\beta_1 < 0, \beta_2 = \beta_3 = 0$; svela una relazione lineare monotonicamente decrescente del degrado ambientale;
- d. $\beta_1 > 0, \beta_2 < 0, \beta_3 = 0$** ; rivela una relazione quadratica a forma di U invertita tra crescita e degrado ambientale;
- e. $\beta_1 < 0, \beta_2 > 0, \beta_3 = 0$; relazione positiva a forma di U tra crescita e degrado ambientale;
- f. $\beta_1 > 0, \beta_2 < 0, \beta_3 > 0$; individua un polinomio cubico, che rappresenta la figura a forma di N tra crescita e degrado ambientale;
- g. $\beta_1 < 0, \beta_2 > 0, \beta_3 < 0$; relazione a forma di N invertita tra crescita e degrado ambientale.

Nonostante esistano diverse possibili forme, la combinazione generalmente condivisa ed in linea con la teoria EKC è quella riportata al punto d) tra quelle sopra esposte, e il punto di svolta nella rappresentazione di questa curva ad U invertita si ottiene ponendo la derivata uguale a zero, restituendo quindi: $Y_{it} = -\beta_1 / 2 \beta_2$. Diversi sono gli autori che hanno cercato di valutare la relazione tra inquinamento ambientale e reddito. I risultati empirici di Hettige et al. (1992), Cropper e Griffiths (1994), Selden e Song (1994), Grossman e Krueger (1995) e Martinez-Zarzoso e Bengochea-Morancho (2004)²¹ sono coerenti con l'ipotesi EKC. Tuttavia, un reddito nazionale più elevato non giustifica necessariamente maggiori sforzi per contenere le emissioni di inquinanti. A questo punto, risulta importante specificare il fatto che molti studi siano stati condotti integrando alle due dimensioni della formula "standard" ulteriori variabili, con lo scopo di individuare e stimare un modello in grado di cogliere più informazioni possibili. Infatti, per ottenere una maggiore robustezza nelle stime, recenti analisi hanno avviato una fase di studi in cui si valutano forme funzionali alternative, attraverso l'inclusione di nuove variabili esogene e l'applicazione di diversi metodi econometrici (Esteve & Tamarit, 2012). È per questa ragione che negli anni il modello convenzionale è stato ampliato, in quanto la formula "convenzionale" dell'EKC può essere esposto ad omissione di fattori ed informazioni importanti.

²¹ Ang, J. B. (2007). CO2 emissions, energy consumption, and output in France. *Energy policy*, 35(10), 4772-4778.

Capitolo 2: Revisione nella letteratura della EKC

2.1 Review sulle forme funzionali utilizzate per l'EKC

Gli anni Novanta danno avvio ad uno sviluppo crescente di studi volti ad indagare l'esistenza di una relazione a forma di U invertita tra reddito e qualità ambientale, tra i quali si rimanda ai lavori pionieristici di Holtz-Eakin e Selden (1992), Shafik (1994) e Grossman e Krueger (1995). Elementi come CO₂, o anidride carbonica, SO₂, o diossido di zolfo, e impronta ecologica, rappresentano indicatori inquinanti generalmente condivisi in letteratura, in quanto simbolici del livello di qualità ambientale. Si reputa, infatti, che tali dimensioni siano *proxy* utili al fine di cogliere la relazione dinamica tra ambiente e crescita economica nelle fasi di sviluppo di un Paese (Larson et al., 2012). In letteratura è riconosciuta la presenza dell'EKC per indicatori ambientali che, in genere, comportino costi a livello locale a breve termine, come ad esempio, SPM e SO₂. Al contrario, esiste una parziale difficoltà nel riconoscere tale condizione nei casi di inquinanti che comportino costi a livello globale e più a lungo termine, come ad esempio le scorte accumulate di rifiuti e la CO₂. A questo proposito, i lavori di Holtz-Eakin e Selden (1995), Dinda (2001), Robers e Grimes (1997), de Bruyn et al.(1998), Dinda et al. (2000), evidenziano la non significatività della curva nel caso delle emissioni di CO₂²². Nonostante l'ampia varietà di possibili indicatori utilizzabili nell'approfondire la relazione tra GDP e degrado, è opportuno specificare che sono tre le forme funzionali riconosciute dalla letteratura. Vale a dire che si rileva una certa coerenza con la Teoria EKC nelle analisi che adottano forme equazionali di tipo: lineare, quadratico (U invertita) o cubico (a forma di N). La revisione che verrà affrontata nei paragrafi successivi approfondisce le tipologie funzionali rilevate in letteratura, al fine di evidenziare le casistiche in cui variabili convenzionali e non²³ siano in grado di individuare l'esistenza di una relazione tra GDP ed emissioni di CO₂.

²² Dinda, S. (2004). Environmental Kuznets curve hypothesis: a survey. *Ecological economics*, 49(4), 431-455.

²³ Con forma "convenzionale" si fa riferimento all'equazione in cui viene inclusa una variabile d'inquinamento come variabile dipendente e il valore in forma lineare, quadratica e cubica del GDP pro capite come variabile indipendente.

2.1.1 Forma funzionale lineare

La struttura equazionale lineare rappresenta la forma funzionale più semplice. Tale tipologia di relazione rilevabile tra GDP ed emissioni di CO₂, viene approfondita da ricercatori come Shafik e Bandyopadhyay, (1992) e Shafik (1994), i quali esplorano la relazione sostenuta dalla EKC utilizzando come variabile dipendente diversi indicatori di qualità ambientale. L'accessibilità ad acqua potabile, il livello di servizi igienici urbani, il livello di particolato sospeso (SPM), di SO₂, di CO₂, e il tasso di deforestazione, sono alcune tra le variabili endogene impiegate nei due studi sopra-indicati. La regressione su dati di pannello viene eseguita per 149 Paesi su un arco temporale che va dal 1960 al 1990 per ciascuna variabile ambientale indicata. In tali ricerche si approfondisce il tipo di relazione applicando distintamente i tre modelli: lineare, quadratico e cubico. A partire dallo studio condotto per la variabile CO₂, il risultato individua un graduale rallentamento delle emissioni di carbonio per unità di reddito nel corso del tempo ma senza rilevare un miglioramento. Ciò potrebbe essere giustificato dal fatto che il *global warming* sia diventato un tema di forte interesse solo in anni più recenti e, solo in seguito, la crescente preoccupazione abbia stimolato lo sviluppo di attività e nuove tecnologie più *green*. Inoltre, in tali studi la forma lineare assorbe tutto il potere esplicativo, nonostante la versione quadratica e quella cubica risultino lievemente significativi²⁴. È necessario precisare, però, che la forza esplicativa del reddito nella sua forma lineare nell'equazione di stima dell'EKC può non essere sufficientemente significativa per l'individuazione di una forma ad U invertita, indipendentemente dall'adozione di ulteriori variabili esplicative nel modello. Infatti, Shi (2003), Richmond e Kaufmann (2006) approfondiscono il nesso tra GDP ed emissioni di CO₂, che appare positiva e monotona senza riuscire ad individuare la presenza di un *turning-point*. Anche gli autori De Bruyn et al. (1998) individuano che il parametro β_1 dell'equazione 1), rappresentativo dell'effetto della crescita economica sulle emissioni nel periodo tra il 1960 e il 1993 per 4 Paesi (Paesi Bassi, Germania, Regno Unito Stati Uniti), risulta positivo e significativo in tutti i casi. Queste evidenze suggeriscono chiaramente che la crescita economica ha un'influenza positiva sulla variabile ambientale.

²⁴ Shafik, N. (1994). Economic Development and Environmental Quality: An Econometric Analysis. *Oxford Economic Papers*, 46, 757–773. <http://www.jstor.org/stable/2663498>

2.1.2 Forma funzionale quadratica

La forma funzionale quadratica rappresenta la versione equazionale che per sua costruzione permette di individuare un'eventuale forma ad U invertita.

Uno dei primi studi, che ha adottato la forma quadratica del reddito indagandone il potere esplicativo rispetto ad un inquinante ambientale, fu condotto da Holtz-Eakin e Selden (1995)²⁵. Gli autori applicano il metodo della *panel regression* su 130 Paesi e rilevano nel periodo 1951-1986 la presenza della curva a forma di U invertita. Inoltre, l'analisi individua un punto di inversione a un livello di reddito pro capite pari a \$35,428. Tale livello di reddito, oltre il quale le emissioni inizierebbero a diminuire, risulta in linea con quanto individuato anche da Shafik (1994). Come afferma Jobert et al. (2011), "una revisione concisa e mirata della letteratura rivela che, grazie ai recenti progressi negli strumenti teorici ed empirici, la maggior parte della ricerca è stata diretta ad estendere il framework di base dello studio pionieristico di Grossman e Krueger (1991)" allo scopo di ampliare l'equazione "convenzionale" con una serie di ulteriori variabili.

Suri e Chapman (1998) e Agras e Chapman (1999) integrano il modello quadratico "convenzionale" con variabili di natura commerciale, come le esportazioni e le importazioni, entrambe rapportate alla produzione interna, applicandolo al caso delle Nazioni Unite. Tamazian e Rao (2009) e Panayotou et al. (2000) ottengono dei risultati per i quali viene supportata l'ipotesi EKC e che confermano "l'importanza sia della qualità istituzionale che dello sviluppo finanziario per le prestazioni ambientali".

In linea con quest'ultimi studi, Panayotou (1997) scopre e sottolinea che la qualità delle politiche e delle istituzioni in un Paese è in grado di rallentare il "degrado ambientale a livelli di reddito basso ed accelerarne il miglioramento a livelli di reddito più alti. Politiche incentrate sui diritti di proprietà più sicuri, il consolidarsi di uno stato di diritto e l'applicazione di efficaci contratti e regolamenti ambientali, possono favorire l'appiattimento dell'EKC e la riduzione del costo ambientale al crescere dell'economia"²⁶.

Analogamente, lo sviluppo finanziario può svolgere un ruolo rilevante nelle prestazioni ambientali. Infatti, un maggiore sviluppo del settore finanziario sarebbe in grado di generare una migliore capacità di recupero delle risorse e capitali utili all'attivazione di operazioni e progetti di protezione ambientale, sia nell'ambito del settore pubblico che privato. Ad

²⁵ Shahbaz, M., & Sinha, A. (2019). Environmental Kuznets curve for CO2 emissions: a literature survey. *Journal of Economic Studies*.

²⁶ Tamazian, A., Chousa, J. P., & Vadlamannati, K. C. (2009). Does higher economic and financial development lead to environmental degradation: evidence from BRIC countries. *Energy policy*, 37(1), 246-253.

esempio, Tadesse (2005) e Kumbaroglu et al. (2008) sottolineano che lo sviluppo finanziario permette di stimolare l'innovazione tecnologica, comportando a sua volta una maggiore efficienza nella produttività e la contestuale riduzione di costi, anche di tipo ambientale. Inoltre, è stato riscontrato che, attraverso una migliore governance, lo sviluppo del settore finanziario può stimolare una maggiore performance ambientale (Ravalli et al., 2000), come ad esempio la diffusione sui mercati dei Carbon Credits, o crediti di carbonio. Pertanto, un sistema finanziario ben sviluppato potrebbe essere in grado di fornire impulsi alle imprese per la riduzione delle proprie emissioni di CO₂.

Gli autori York et al. (2003) approfondiscono che il maggior *driver* delle emissioni di CO₂ è rappresentato dalla popolazione, e tale conclusione viene riconosciuta anche rispetto l'altra dimensione ambientale analizzata nello studio, ovvero l'impronta ecologica umana. Al contrario, l'urbanizzazione determina un effetto positivo su entrambe le variabili d'impatto ambientale citate, ma non vi è evidenza di una Environmental Kuznets Curve a forma di U invertita.

Molti esperti attraverso diversi metodi testano empiricamente la relazione tra PIL reale, spesa energetica ed emissioni di CO₂ secondo la nota ipotesi EKC. In genere, si rileva una crescente inclusione del consumo di energia come variabile indipendente per analizzarne la relazione che quest'ultima ha rispetto ad un indicatore inquinante.

Nel caso di Cole et al. (2007), è stata individuata la presenza dell'EKC nel *sample* di riferimento adottando come ulteriore variabile esplicativa l'uso o consumo di energia. L'inclusione nell'equazione di questa variabile è soggetta ad un largo consenso: la sua considerazione si è diffusa in diversi studi empirici come ad esempio in quelli di Acaravci e Ozturk (2010), Apergis e Payne (2010), Albiman et al. (2015), Hatzigeorgiou et al. (2011) e Kuo et al. (2014)²⁷, in quanto riconosciuta come una delle principali cause di inquinamento e quindi capace di spiegare il nesso tra GDP e degrado ambientale (Ozatac, et al., 2017). Anche Xu e Lin (2015) selezionano la popolazione e l'intensità energetica al fine di indagare gli impatti e le potenziali forze trainanti delle emissioni di CO₂ del settore dei trasporti in 30 regioni cinesi, individuando per parte di tali regioni la presenza della Curva Ambientale di Kuznets. Anche i risultati ottenuti da Ang (2007) supportano l'esistenza di una relazione di lungo periodo tra queste variabili (CO₂, consumo di energia e PIL). Riconoscono che la curva EKC a forma di U invertita presenta il proprio punto di inversione ad un livello di reddito pro capite pari a 11,096\$. Il motivo principale che giustifica l'introduzione del consumo di

²⁷ Ozatac, N., Gokmenoglu, K. K., & Taspinar, N. (2017). Testing the EKC hypothesis by considering trade openness, urbanization, and financial development: the case of Turkey. *Environmental Science and Pollution Research*, 24(20), 16690-16701.

energia nel nesso PIL-CO₂, è rappresentato dal fatto che, in primo luogo, il consumo di energia è un determinante chiave delle emissioni di CO₂ e ha un forte impatto sui livelli di inquinamento. In secondo luogo, esiste una relazione diretta tra consumo di energia e sviluppo economico "poiché un aumento della prima porta una variazione positiva nella seconda, impattando il miglioramento della produttività" (Ang, 2007). In altri casi ulteriori si adottano anche dimensioni come il livello del turismo e del commercio internazionale come variabili esogene.

All'elenco delle possibili variabili esplicative aggiuntive che compongono la formula equazionale non convenzionale, si aggiunge la *trade intensity*. Tale dimensione è la risultante del volume totale commerciale, ovvero la somma delle importazioni ed esportazioni, rapportato al GDP. L'intensità commerciale o apertura al mercato viene impiegata in molte analisi di ricerca di EKC, come ad esempio in quelle di Grossman and Krueger (1993), Heil e Selden (2001), Cole (2003), Copeland e Taylor (2004), Jayanthakumaran e Liu (2012) e Suri e Chapman (1998). In tali elaborati si sostiene che l'apertura commerciale influenzi la diminuzione del livello delle emissioni nel momento in cui un Paese migliora la propria competitività commerciale ed efficienza nell'uso di risorse²⁸.

Parallelamente, la letteratura associa a questa variabile anche l'ipotesi di "*pollution heaven*", di cui verrà discusso nella *sezione 2.3 Critica alla teoria EKC. Brevemente*, secondo tale ipotesi l'esistenza della EKC è direttamente attribuibile alla liberalizzazione del commercio e alla globalizzazione. Con questo concetto si sostiene che le industrie *pollution-intensive* tendono a spostarsi dai Paesi sviluppati a quelli in via di sviluppo, poiché in quest'ultimi gli standard ambientali e la regolamentazione sono meno radicati e restrittivi. Purtroppo, l'effetto atteso che la *trade intensity* genera sul degrado ambientale sembra inconcludente, in quanto l'adozione di tale variabile nelle stime restituisce risultati discordanti nella ricerca di EKC, come indicato da Cole (2005).

Nell'indagine della presenza di EKC a livello statale per un pannello di dati costruito su 48 Stati nel periodo 1960-1999, Aldy (2005) include nel membro destro dell'equazione, oltre al GDP e GDP², tre ulteriori variabili di tipo ambientale: la produzione di carbone, il numero di giorni annui in cui la temperatura è stata più calda e in cui è stata fredda ("*Annual cooling degree days*" e "*Annual heating degree days*").

²⁸ Jobert, T., Karanfil, F., & Tykhonenko, A. (2014). Estimating country-specific environmental Kuznets curves from panel data: a Bayesian shrinkage approach. *Applied Economics*, 46(13), 1449-1464.

2.1.3 Forma funzionale cubica

La forma a U rovesciata o l'andamento monotono non sono le uniche possibile rappresentazioni del rapporto tra reddito e degrado ambientale. Alcuni sottolineano che esiste la possibilità di osservare una curva a forma di N, come nel caso di *Opschoor (1990)*, *Grossman e Krueger (1995)*, *Hüttler et al. (1998)* e *Bradford et al. (2000)*. La curva EKC a forma di N è osservabile qualora la relazione esistente rilevi un iniziale deterioramento della qualità ambientale seguito da un successivo miglioramento all'aumentare del reddito – il risultato dell'EKC standard. Al superamento di un certo livello di GDP, questo effetto positivo sulla qualità ambientale svanisce, deteriorandosi nuovamente (Hüttler, et al, 1998). Ciò rende la relazione negativa nella parte centrale della curva un fenomeno transitorio. La specificazione del modello nella forma cubica viene per la prima volta applicata da Moomaw e Unruh (1997), che individuano la presenza di una curva EKC a forma di N per un campione di 16 Paesi nel periodo 1950-1992, senza l'inclusione di variabili esplicative aggiuntive rispetto al GDP. Galeotti e Lanza (1999), partendo dall'equazione cubica *ridotta*, impiegano dati di pannello per i Paesi OECD e individuano un *turning points* delle emissioni di CO₂ a ridosso di un livello di reddito pari a \$15,000 e \$22,000. Anche Taskin e Zaim (2000), mediante una regressione non parametrica su una sezione trasversale di dati riferiti a Paesi a basso ed ad alto livello di reddito, individuano una forma cubica in cui l'efficienza ambientale inizialmente deteriora, si inverte per un reddito pro capite tra \$ 5000 e \$ 12.000, peggiorando nuovamente. Quanto specificato viene riconosciuto nei lavori di de Bruyn e Opschoor (1997), Sengupta (1997) e Canas *et al.*(2003)²⁹. Anche Friedl e Getzner (2003)³⁰ si concentrano sull'indagine dell'EKC per l'Austria nel periodo 1960-1999, e individuano una relazione a forma di N con prove di una rottura strutturale a metà degli anni Settanta legati allo shock del prezzo del petrolio e di ulteriori variabili significative. Inoltre, altri studi come Musolesi et al. (2010), Özokcu e Özdemir (2017), Churchill et al. (2018)³¹ hanno evidenziato la presenza di un'EKC alternativa, ovvero “a forma di N invertita”. In tale particolare contesto, si rileva un iniziale miglioramento della qualità ambientale (e quindi una curva inclinata negativamente), seguito da un inversione di tendenza, sintomo di un peggioramento delle condizioni ambientali, e infine da un nuovo declino all'aumentare dello sviluppo economico.

²⁹ Lipford, J. W., & Yandle, B. (2010). Environmental Kuznets curves, carbon emissions, and public choice. *Environment and Development Economics*, 15(4), 417-438.

³⁰ Galeotti, M., Lanza, A., & Pauli, F. (2006). Reassessing the environmental Kuznets curve for CO₂ emissions: A robustness exercise. *Ecological economics*, 57(1), 152-163.

³¹ Dinda, S. (2004). Environmental Kuznets curve hypothesis: a survey. *Ecological economics*, 49(4), 431-455.

2.2. Review dei modelli empirici nel caso americano

Come illustrato nella sezione precedente, una rilevante quota degli studi ha trovato risultati statisticamente significativi, confermando l'ipotesi EKC per molti inquinanti e altre misure di degrado ambientale. Al superamento dei punti di svolta nell'EKC in termini di livello di reddito pro capite, si presume che la transizione verso il miglioramento della qualità ambientale abbia luogo. In generale, la validità di EKC nel caso degli Stati Uniti è stata ampiamente esaminata declinando diversi determinanti di qualità ambientale in modelli che comprendessero dimensioni ad esempio di tipo energetico, finanziario, commerciale. Quindi, a partire dall'ampliamento dell'equazione "convenzionale" mediante l'inclusione di variabili differenti e l'utilizzo di metodi empirici differenti, ha dato vita ad una forte eterogeneità dei risultati sulla validità dell'EKC presenti in letteratura. Tale varietà viene giustificata dal fatto che, per quanto discussa sia tale teoria, la presenza dell'EKC è indagata partendo da *sample temporali* differenti, ed impiegando dati che per loro *natura* non sempre risultano comparabili, in termini di fonte e misurazione del dato. Altro elemento che enfatizza tale disomogeneità risiede nella diversa *ampiezza geografica* considerata: alcune analisi, infatti, approfondiscono l'analisi partendo da dati riferiti a contesti nazionali, statali, locali, o internazionali.

A partire da quanto appena descritto, anche nel caso americano è evidente che l'adozione nelle analisi empiriche di *modelli econometrici* differenti, porti questo contesto ad amplificarsi ulteriormente. Inoltre, di seguito viene brevemente affrontata una review di alcuni recenti studi che si sono occupati dell'indagine dell'EKC nel contesto degli Stati Uniti: nella **Tabella 1** viene infatti data una breve evidenza degli autori che hanno affrontato questo tema, il contesto geografico e le variabili considerate all'interno del modello econometrico sviluppato. Infine, a partire da ciascuna analisi sotto riportata, si evidenzia l'esito dello studio, ovvero se, a partire dalla combinazione degli elementi precedentemente indicati, gli autori sono stati in grado di rilevare la presenza di una EKC e con quale forma. Si precisa, infine, che nel caso di analisi il cui campione di stima risulti molto ampio, è stata identificata con il simbolo "*" la casistica in cui l'esito a favore della teoria sia stato solo parziale: come nel caso di Aldy (2005) in cui l'evidenza della presenza di una curva ambientale di Kuznets avviene solo per una parte dei 48 Stati americani oggetto di studio.

Da un punto di vista metodologico, emerge che i test *ARDL* e le analisi di *panel data* e *cross sectional* sono le tipologie di stima maggiormente utilizzati negli studi. Sebbene si

stiano scoprendo altre sofisticate tecniche econometriche di analisi, questi tre modelli hanno dimostrato di avere un buon successo ai fini della stima EKC. Purtroppo, anche in queste casistiche gli studi dimostrano risultati contrastanti e non vi è un affermato consenso sulla validità della teoria.

<i>Autori</i>	Variabile endogena; Variabili esplicative	Contesto geografico	Metodo econometrico	Presenza EKC
<i>Agras and Chapman (1999)</i>	Emissioni CO2; GDP, densità della popolazione, commercio, investimenti	Nazioni Unite (1971–1989)	Panel regression	Inverted U-shaped
<i>Aldy (2005)</i>	Emissioni CO2 pro capite; GDP pro capite, Consumo di combustibile fossile, Giorni annui più caldi (o Annual Heating degree days), Giorni Annui più freddi (o Annual cooling degree days)	US State level (1960–1999)	OLS	Inverted U-shaped *
<i>Alper Aslan, Oguz Ocal & Baki Özsolak (2022)</i>	Emissioni CO2; GDP, Investimenti esteri, commercio, consumo energetico	USA (1972–2020)	ARDL	Inverted U-shaped
<i>Andrew Adewale Alola & Ilhan Ozturk (2021)</i>	Emissioni CO2; GDP pro capite, produzione di energia rinnovabile	USA (1984–2017)	ARDL	Inverted U-shaped

<i>Arango Miranda (2020)</i>	Emissioni CO2; GDP, consumo di energia	Paesi NAFTA (1990-2016)	OLS, VECM e Test di causalità di Granger	Inverted U- shaped
<i>Aslan, A., Destek, M.A. & Okumus (2018)</i>	Emissioni CO2 pro capite; GDP reale pro capite	USA (1966-2013)	Bootstrap causality method	Inverted U- shaped
<i>Carson et al (1997)</i>	Greenhouse gases; GDP	US State level (1988–1994)	Regressione Cross sectional	Inverted U- shaped
<i>Cem Isik, Serdar Ongan & Dilek Özdemir (2019)</i>	Emissioni CO2 pro capite; GDP, consumo di energia da fonti rinnovabili, consumo di energia da fonti non rinnovabili, popolazione	US State level (1980-2015)	Stimatore AMG	Inverted U- shaped *
<i>Dogan and Turkekul (2016)</i>	Emissioni CO2 pro capite; GDP, consumo di energia derivante dal petrolio pro capite, popolazione urbana, apertura al mercato, sviluppo finanziario	USA (1960–2010)	ARDL, Test di causalità di Granger	Nessuna evidenza
<i>Eyup Dogan & Berna Turkekul (2016)</i>	Emissioni CO2; GDP, consumo di energia, apertura commerciale, urbanizzazione, sviluppo finanziario	USA (1960–2010)	ARDL, VECM e Test di causalità di Granger	Nessuna evidenza

<i>List & Gallet (1999)</i>	Emissioni pro capite dell'inquinante j (con j = SO ₂ , NO _x); GDP	US State level (1929–1994)	Regressione di dati da pannello	Nessuna evidenza
<i>Mehdi Ben Jebli, Slim Ben Youssef & Ilhan Ozturk (2016)</i>	Emissioni CO ₂ pro capite; GDP, consumo di energia rinnovabile, consumo di energia da fonti non rinnovabili, commercio internazionale	OECD (1980–2010)	OLS, FMOLS e DOLS, Test di causalità di Granger	Inverted U-shaped
<i>Nicholas Apergis, Christina Christou & Rangan Gupta (2017)</i>	Emissioni CO ₂ pro capite; CPI	US State level (1960–2010)	CCE	Inverted U-shaped *
<i>Wang et al. (1998)</i>	Rischio di rifiuti pericolosi; GDP pro capite e altre variabili	US County level	Regressione Cross sectional	Inverted U-shaped

Tabella 1: Review ricerche inerenti l'EKC nel caso americano

2.3 Critica alla teoria EKC

Il modello della curva ambientale di Kuznets ha suscitato reazioni contrastanti da parte di ricercatori e policy-makers, in merito a validità e applicazioni della teoria. La rilevanza del tema che la teoria stessa incorpora è di fondamentale importanza al fine di intervenire nella tutela e difesa della qualità ambientale. Negli anni si è sviluppata una divergenza di visione in letteratura, suddivisa tra ottimisti e scettici. I primi, supportando l'EKC, sostengono che la crescita economica sia in definitiva un elemento positivo per l'ambiente, ne sono un esempio gli studi di Beckerman (1992), Shafik e Bandyopadhyay (1992), Grossman e Krueger (1995) e Lomborg (2001). Nonostante questa risulti dannosa nelle prime fasi di sviluppo, "il migliore – e probabilmente l'unico – modo di cui un Paese dispone per raggiungere uno stato accettabile di qualità ambientale è diventare ricco" (Beckerman, 1992). Trattandosi della prima teoria che approfondisce la relazione tra crescita economica e ambiente, è importante dare rilevanza agli studi affrontati, in quanto utili a individuare possibili linee d'azione o strategie, che potrebbero essere esaminate, adeguate e replicate dai Paesi per ridurre lo sfruttamento ambientale. A questa scuola di pensiero si contrappone quella sezione della letteratura che rileva una serie di falle e raccomanda cautela nell'interpretazione dei risultati (Arrow et al., 1995; Stern et al., 1996; Suri e Chapman, 1998; Rothman, 1998).

Nonostante siano molte le prove empiriche a sostegno della presenza di EKC, una prima argomentazione a sfavore della teoria risiede nel fatto che non esiste alcuno studio capace di rilevare la presenza della curva a forma di U invertita in tutti gli elementi inquinanti esistenti. Infatti, i molteplici tentativi di rilevare quanto indicato non hanno mai restituito esiti soddisfacenti: ad esempio, in un famoso studio di Shafik e Bandyopadhyay, che è stato incorporato nel 1992 nel World Development Report, è stato rilevato che solo due dei dieci diversi indicatori di inquinamento ambientale analizzati hanno confermato la presenza dell'EKC (Stern, 2004). Quindi, nonostante alcuni indicatori di degrado ambientale diminuiscano all'aumentare della crescita economica, la critica sostiene che la rilevazione dell'EKC per sostanze inquinanti non sarà mai esaustiva. Quanto appena considerato è dovuto al fatto che in una società industriale vi è la tendenza a creare inquinanti nuovi, non regolamentati e potenzialmente tossici (Dasgupta, et al., 2006).

Un secondo elemento di dissenso risiede nel *timing* d'intervento. Mentre l'EKC suggerisce che un Paese investirà in pratiche di conservazione una volta che avrà acquisito abbastanza ricchezza e consapevolezza, Mills & Waite (2009) sottolineano che la validità della teoria

potrebbe ottenersi solo nei casi in cui il danno ambientale sia reversibile³². Esiste, quindi, un grande difetto nell'ipotesi di base, in quanto questa considera che le economie possano crescere all'infinito, ma non riconosce che queste ultime siano basate su risorse naturali limitate in un pianeta finito. In altre parole, una volta superati certi limiti ambientali, esiste un forte rischio di essere incapaci di riportare l'ambiente alle sue condizioni originali. La crescita economica potrebbe, dunque, non essere considerata una minaccia se solo ci fosse una dimostrazione che il livello di stress a cui l'ambiente è sottoposto dalle attività di una società risulti diminuito piuttosto che intensificato (Seppälä, et al., 2001). Pertanto, l'approccio "inquina prima e ripara in seguito" è da reputarsi insostenibile.

Inoltre, i critici sollevano un particolare punto di attenzione: i Paesi in via di sviluppo non dovrebbero emulare la crescita intrapresa dagli attuali attori della prosperità economica. Ad oggi, secondo la teoria EKC, le società più moderne e prospere presentano i requisiti necessari per attivare politiche di miglioramento della qualità ambientale. Allo stesso modo, tali società sono anche protagonisti *dell'escalation* del degrado ambientale (Clausen & York, 2008). Parte degli autori critica il fatto che una crescita dei Paesi in via di sviluppo che sacrifichi la protezione dell'ambiente per ambire ad un livello di ricchezza migliore, non sarebbe sostenibile. Viene sottolineato, infatti, che qualora gli Stati più poveri si sforzassero di emulare il percorso di sviluppo economico affrontato da quelli industrializzati, senza prestare attenzione a vincoli ambientali, questo risulterà enormemente controproducente. In altre parole, i Paesi meno sviluppati dovrebbero tendere ad una crescita più sostenibile rispetto a quella intrapresa nel passato dagli attuali Paesi industrializzati. Altrimenti, in tale contesto deriverebbe che le risorse necessarie per mantenere tale crescita cessarono di esistere, portando conseguenze catastrofiche.

In relazione a quanto descritto sopra, è stato approfondito un particolare effetto che può nascere dal legame esistente tra Paesi sviluppati e non: il cosiddetto *Pollution Heaven*. Con tale concetto si possono identificare, in genere, quei Paesi in via di sviluppo le cui condizioni economico-legislative, poco stringenti da un punto di vista ambientale, attirano investimenti da parte dei Paesi industrializzati. Lo *shift* dei capitali dalle regioni ricche a quelle povere viene giustificato dal fatto che le società meno sviluppate non sono in grado di attivare tecniche di tutela dell'ambiente, come ad esempio l'implementazione di tecnologie "green" o meccanismi di monitoraggio delle emissioni di elementi inquinanti. A partire da tale incapacità, i Paesi sviluppati sono portati a dislocare parte delle proprie attività produttive e

³² Mills, J. H., & Waite, T. A. (2009). Economic prosperity, biodiversity conservation, and the environmental Kuznets curve. *Ecological Economics*, 68(7), 2087-2095.

quote di capitali verso quelle regioni in cui il costo ambientale è di conseguenza più basso. In tal senso, i Paesi ricchi possono trasferire le attività *pollution-intensive* riducendo, quindi, il proprio impatto ambientale. L'adozione di tale tecnica è una caratteristica propria degli attuali Paesi industrializzati, che difficilmente potrà essere replicata dai futuri Paesi sviluppati. La ragione risiede nel fatto che non esisteranno altri Paesi in cui questo tipo di operazioni potrà essere trasferito nuovamente. Quindi, nelle condizioni indicate, i Paesi in via di sviluppo dovranno affrontare il complesso compito di ridurre le proprie attività inquinanti, al costo di una minore crescita economica, in quanto non sarà loro possibile esternalizzare tale produzione verso altri Paesi più poveri. Tale concetto quindi si allinea con quanto sopra indicato: gli attuali *developing countries* non potranno seguire il medesimo percorso di sviluppo di quelli industrializzati, poichè saranno assenti le condizioni per farlo. In aggiunta, riflettendo sulla forma attesa della curva ambientale di Kuznets e superato il *turning point* per i Paesi sviluppati, la sezione decrescente potrebbe essere spiegata dalla riduzione del degrado ambientale dovuto alla dislocazione di attività non *environmental-friendly* oltre i confini nazionali.

Infine, nonostante esistano prove empiriche a sostegno della validità della curva ad U invertita, si ritiene che parte della letteratura esistente sia *econometricamente debole*, come sostenuto da Stern (2004). Secondo l'autore in alcuni casi le argomentazioni dell'EKC non reggono su solide basi econometriche. La critica principale riguarda la validità dei dati utilizzati, in quanto le variabili legate a grandezze ambientali sono disomogenei, limitati nella copertura e di qualità contenuta (Stern et al., 1996). Considerata, quindi, la ridotta disponibilità di dataset riferiti a lunghi periodi temporali, i ricercatori sono portati ad utilizzare metodologie basate su dati di pannello, aumentando così il campione di stima. L'elemento che gioca a sfavore di questa scelta metodologica è la presunzione di omogeneità del campione: caratteristica che evidentemente non si presenta. I Paesi variano considerevolmente in termini economici, politici, fattori biofisici e sociali, e a causa dell'eterogeneità delle condizioni le analisi dovrebbero prestare più attenzione ad una singola società (Dinda, 2004). Inoltre, Stern sottolinea che i principali punti deboli associati alle stime econometriche sono l'eteroschedasticità, la distorsione legata a variabili omesse e le criticità relative all'analisi di cointegrazione³³. Per tale ragione, il modello "ridotto" o "convenzionale" presenta un maggiore probabilità che queste condizioni si presentino. L'esplorazione e l'adozione di forme equazionali alternative con una numerosità maggiore

³³ Kaika, D., & Zervas, E. (2013). The environmental Kuznets curve (EKC) theory. Part B: Critical issues. *Energy Policy*, 62, 1403-1411.

di regressori potrebbe ridurre rischi come quelli di regressione spuria (Aslanidis & Iranzo, 2009), soddisfacendo la proprietà di cointegrazione, qualora fossero presenti variabili non stazionarie (Dinda, 2004).

Capitolo 3: Analisi empirica sulla presenza dell'EKC negli Stati Uniti

3.1 Introduzione al modello di stima

Nella corrente sezione si riporta l'analisi affrontata al fine di individuare empiricamente la possibile esistenza della EKC. In particolare, la ricerca di un'eventuale curva a favore della Teoria di Kuznets ambientale viene eseguita considerando come Paese di riferimento gli Stati Uniti, durante il periodo campionario che si sviluppa dal primo trimestre del 1973 al terzo trimestre 2021. Oltre ad un fattore di rilevanza nella compagine globale, la scelta del contesto geografico e del periodo temporale di circa 50 anni, con frequenza trimestrale o *quarterly*, si giustifica dalla disponibilità di dati necessari all'analisi econometrica. Tale ricerca è stata condotta attraverso l'utilizzo del software *E-Views*. Al fine di agevolare la capacità computazionale dello strumento, i dati di ciascuna variabile sono stati sottoposti ad una divisione per 10.000. Pertanto, sia nella fase preliminare che in quella di specificazione del modello vengono incluse le singole serie comprensive di tale trasformazione. Infine, nella sezione *3.4 Futuro virtuale e previsione del modello* si indagherà e confronterà la capacità previsionale del modello di regressione stimato rispetto quella derivante dalla ricostruzione di un benchmark. Il periodo di stima fa riferimento al *sample* 1973Q1-2019Q4, e la finestra temporale dedicata al futuro virtuale verrà individuato a partire dal 2020Q1 fino al 2021Q3.

3.1.1 Scelta delle variabili

La definizione e specificazione del modello oggetto di approfondimento nei paragrafi successivi, ha l'obiettivo di indagare la possibile esistenza di una *Environmental Kuznets Curve* nel caso degli Stati Uniti. Al fine di raggiungere tale obiettivo e quindi sviluppare un'analisi capace di sostenere o rigettare l'ipotesi sostenuta dalla Teoria, vengono specificate di seguito le variabili incluse nel modello ed il relativo significato:

- a) *CO2*: individua la variabile endogena del modello di stima e tale dimensione è rappresentativa delle *emissioni di Diossido di Carbonio, o anidride carbonica*, espressa in milioni di tonnellate;
- b) *COALC*: è la variabile che definisce il *consumo di energia generata dal carbone* ed è espressa in milioni di tonnellate, o *short tons*. Tale grandezza considera la quantità di carbone impiegata in impianti industriali o manifatturieri ad alta o bassa intensità, e in ambito elettrico, residenziale e commerciale;
- c) *NUEC*: identifica la *quantità netta di elettricità generata da centrali nucleari*, ed è riportata in milioni di Kilowatt/ora. Le singole osservazioni vengono misurate come differenza tra la quantità di energia elettrica generata e quella consumata internamente dalle medesime centrali nucleari. I dati di energia netta prodotta sono riferite all'entità generata da reattori che a fine di ogni periodo di osservazione dispongono di una licenza rilasciata dalla *Nuclear Regulatory Commission* o, dal suo predecessore, l'*Atomic Energy Commission*;
- d) *OILC*: è la variabile rappresentativa *del consumo di petrolio* espresso in migliaia di barili al giorno. Si precisa che il consumo di prodotti petroliferi viene indicato dalla EIA, fornitrice del dato, come sinonimo *dell'offerta di prodotti petroliferi*;
- e) *RWEC*: esprime il *consumo di energia generata dal rinnovabile* ed utilizza come unità di misura i BTU³⁴. Tale serie viene prodotta a partire da fonti energetiche di tipo idroelettrico, geotermico, solare, eolico e derivante dalle biomasse. Secondo il metodo di rilevazione del dato, il valore totale del consumo non equivale alla somma dei consumi per ciascuna delle fonti sopra indicate a causa delle presenza di eventuali aggiustamenti applicati;

³⁴ Il *British thermal unit*, o BTU, è un'unità di misura dell'energia, usata nei Paesi anglosassoni, e rappresenta la quantità di calore necessaria per innalzare di 1 °F la temperatura di una libbra d'acqua, a partire da particolari condizioni iniziali.

- f) *POP*: è la variabile rispetto alla quale si individua la *popolazione* ed è espressa in migliaia di unità. Si precisa che il dato identifica il numero di residenti presenti sul suolo americano, i militari ubicati oltre oceano. Il valore finale per singola osservazione è stimato come media tra la numerosità della popolazione al primo giorno di ogni periodo di osservazione e quello successivo;
- g) *IMPO*: rappresenta il *valore reale delle importazioni di beni e servizi* espresso in miliardi di dollari. Il dato è sottoposto ad aggiustamento rispetto al livello di inflazione;
- h) *EXPO*: identifica il *valore reale delle esportazioni di beni e servizi* espresso in miliardi di dollari e, come riportato al punto precedente (g), il dato è sottoposto ad aggiustamento rispetto al livello di inflazione;
- i) *GDP* (e *NETGDP*): esprime il dato relativo al *valore del Prodotto Interno Lordo Reale americano* derivante dai prodotti e servizi generati da soggetti economici localizzati negli Stati Uniti. Il singolo dato è espresso in miliardi di dollari ed aggiustato per il livello di inflazione;
- j) *MKCAP*: è la variabile rappresentativa dello *sviluppo finanziario*, o della *profondità finanziaria del mercato americano*. Le osservazioni sono rilevate a partire dall'indice *Wilshire 5000 Total Market Full Cap Index*, e rappresentano il valore della capitalizzazione di tutte le azioni americane scambiate sul mercato locale. AL termine del primo trimestre 2022, l'indice in oggetto conteneva 3.660 società.

Alcune precisazioni in merito alle variabili menzionate ai punti precedenti. Tutti i dati di natura energetica o ambientale (indicate ai punti a, b, c, d, e) hanno una copertura geografica riferita ai 50 Stati americani e al Distretto di Columbia. La disponibilità delle osservazioni è presente all'interno della banca dati predisposta dell'U.S. Energy Information Administration (EIA)³⁵. Al contrario, tutte le altre variabili sostanzialmente di natura socio-economica (indicate ai punti f, g, h, i, j) sono state ottenute a partire dai *dataset* pubblici della *FRED – Economic Data, St. Louis*³⁶.

Come punto di attenzione, è essenziale precisare il ragionamento retrostante l'inclusione delle variabili ai punti g), h) ed i) all'interno del modello. In particolare, la variabile GDP è per sua natura stimata in parte dalle esportazioni e importazioni di un Paese. La variabile originaria è stata, dunque, inclusa nell'analisi scindendo il valore dalle esportazioni nette e ridenominata come *NETGDP*. L'obiettivo di questa operazione è quello di isolare il potere

³⁵ Dati resi disponibile dall' U.S. Energy Information Agency; <https://www.eia.gov/>

³⁶ Dati resi disponibile della FRED – Economic Data, St. Louis; <https://fred.stlouisfed.org/>

esplicativo di esportazioni e importazioni americane rispetto alle emissioni di CO₂. In altre parole, la nuova variabile è stata stimata come indicato nell'identità 3).

$$3) \quad \text{NETGDP} = \text{GDP} + \text{IMPO} - \text{EXPO}$$

3.2 Analisi descrittiva

3.2.1 Analisi grafica

Un primo passo attraverso cui si ritiene possibile ottenere risultati interessanti, è rappresentato dall'osservazione grafica delle serie scelte per la stima del modello. Nella Figura 4 è riportata la rappresentazione dell'andamento delle variabili nel periodo che si sviluppa dal 1973Q1 al 2019Q4. Rispetto a tale finestra temporale è possibile notare che:

- a) L'andamento delle emissioni di CO₂ negli USA dal 1983 circa ha riscontrato un forte incremento. Questo trend positivo è osservabile fino ai primi anni del nuovo Millennio, a seguito dei quali si denota che la quantità di CO₂ emessa sta incorrendo una graduale diminuzione. Il livello di tale variabile si mantiene comunque superiore a quanto rilevato all'inizio del periodo campionario prescelto;
- b) Tutte le variabili di natura socio-economica assumono un andamento positivo più o meno marcato. Infatti, il livello delle esportazioni (EXPO), delle importazioni (IMPO), del Prodotto Interno Lordo (NETGDP) e della popolazione (POP) seguono un andamento crescente più graduale rispetto alla capitalizzazione di mercato (MKCAP) che, con l'avvento del nuovo secolo, manifesta un'evoluzione molto più marcata.
- c) Nell'ambito delle variabili di tipo energetico, si vuole porre particolare attenzione all'andamento del consumo di carbone (COALC). Si tratta, infatti, dell'unica variabile esogena per la quale è osservabile un declino rilevante. A partire dalla fine del primo decennio degli anni Duemila, la richiesta di questa materia prima sembra essersi ridimensionata notevolmente, mantenendo tuttavia livelli elevati. Tale andamento potrebbe essere legato alla crescente preoccupazione e sensibilità per la tutela ambientale, che si sono tradotte nella stipula di trattati al fine di perseguire tale obiettivo e alla contestuale innovazione tecnologica che negli anni si è sviluppata.

- d) In merito alla materia prima per eccellenza, il petrolio, si osserva che il livello dei consumi negli USA si mantiene all'interno di un certo intervallo, ovvero tra circa 20 mila . Seppur elevata, la crescita nell'uso di questa *commodity* sembra essersi contenuta probabilmente frenata nei periodi in cui si verificarono le maggiori crisi economiche, tra cui si ricordano le crisi energetiche nel 1973 e nel 1979, e la Grande recessione nel 2007-2010.
- e) Le due variabili legate a fonti pulite sono rappresentate dai consumi di energia rinnovabile (RWEC) e nucleare (NUEC). Il loro impiego e la loro diffusione ha nascita relativamente recente rispetto alle due menzionate ai punti c) e d). In entrambi i grafici si denota un andamento positivo nel periodo d'osservazione, nel contempo si rilevano curve con differenti forme: i livelli di consumo di energia nucleare appaiono crescenti con un rallentamento a partire dall'avvento degli anni '00. A questa apparente stabilità del nucleare, si affianca una crescita repentina dei consumi di energia rinnovabile che, nel medesimo contesto, manifesta un forte sviluppo dopo una fase di timida nascita.

Nel tentativo di trarre alcune possibili evidenze dall'andamento grafico delle singole variabili incluse nel modello, è possibile riconoscere che ad un forte declino del consumo di energia prodotta dal carbone, si riscontra una crescita più o meno veloce nei consumi di energia pulita. Pertanto, traspare che la variazione nella composizione delle fonti energetiche possa tradursi in un graduale contenimento e declino delle emissioni di CO₂. Inoltre, a livello grafico è riscontrabile che a fronte di un andamento positivo per tutte le variabili macro-economiche, il livello di emissioni appaia invertirsi dopo il 2005.

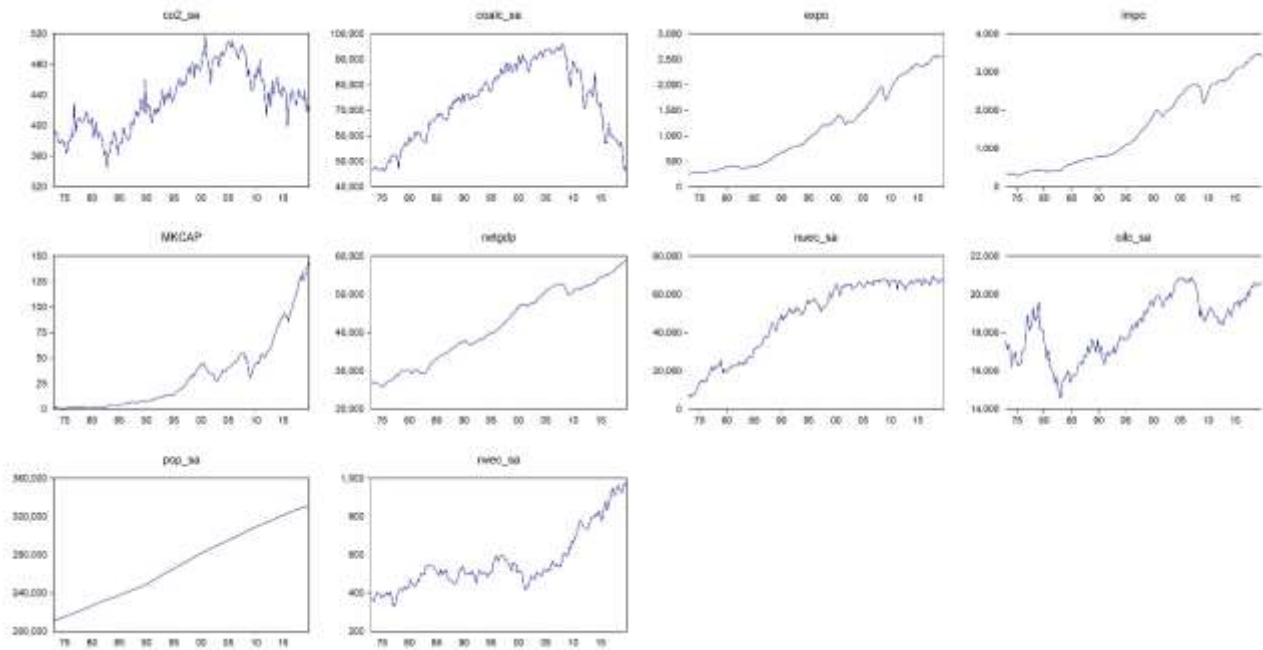


Figura 4: Rappresentazione grafica delle singole variabili incluse nel modello

3.2.2 Analisi correlogrammi, seasonal adjustments e conversioni di frequenza

Per ogni singola variabile inclusa nel modello è stata sottoposta un'analisi dei correlogrammi, al fine di cogliere a priori alcuni elementi tipici, quali l'autocorrelazione semplice (ACF) e autocorrelazione parziale (PACF). In particolare, in questo tipo di valutazione è possibile cogliere due caratteristiche: la stagionalità e la stazionarietà di una serie. La *stagionalità* è un fenomeno osservabile in una serie storica caratterizzato dalla presenza con cadenze regolari di picchi od oscillazioni che si ripetono anno per anno. D'altro canto, la stazionarietà (di cui verrà trattato nel dettaglio nella sezione 3.2.4 *Analisi di integrazione*) è una proprietà che può essere riconosciuta qualora la funzione di autocorrelazione dovesse tendere a zero velocemente, cioè non c'è persistenza elevata nella correlazione tra i valori attuali della serie e quelli lontani nel tempo. In caso contrario, la violazione della stazionarietà sarà individuabile da un andamento che si avvicina allo zero molto lentamente. Il verificarsi di questa seconda casistica provoca un mascheramento della stagionalità, dovuta all'enorme massa di variabilità espressa dalla componente non stazionaria. Per tale ragione, è necessario rimuovere il comportamento non stazionario dalla serie attraverso la procedura della differenziazione. Nonostante l'analisi dei correlogrammi

sia stata affrontata per ciascuna serie del modello, di seguito viene data evidenza delle sole variabili per le quali si è, in seguito, rilevata la presenza di stagionalità (*Tabella 2*).

Variabile	Tipologia	Frequenza	Unità di misura	Sample disponibile	Seasonal adjustment
<i>CO₂</i>	Endogena	Mensile	Milioni di tonnellate	1973-2021	Applicato
<i>COALC</i>	Esogena	Mensile	Milioni di tonnellate	1973-2021	Applicato
<i>NUEC</i>	Esogena	Mensile	Milioni di Kwatt/ora	1973-2021	Applicato
<i>OILC</i>	Esogena	Mensile	Migliaia di barili/giorno	1973-2021	Applicato
<i>RWEC</i>	Esogena	Mensile	Miliardi di BTU	1973-2021	Applicato
<i>POP</i>	Esogena	Mensile	Migliaia di unità	1959-2022	-
<i>IMPO</i>	Esogena	Trimestrale	Miliardi di dollari	1947-2022	-
<i>EXPO</i>	Esogena	Trimestrale	Miliardi di dollari	1947-2022	-
<i>NETGDP</i>	Esogena	Trimestrale	Miliardi di dollari	1947-2022	-
<i>MKCAP</i>	Esogena	Trimestrale	Miliardi di dollari	1970-2022	-

Tabella 2: Riepilogativa della tipologia di dati impiegati per singola variabile

In dettaglio, tutte le serie appaiono non stazionarie ai livelli e per tale ragione si è analizzato l'andamento dell'autocorrelazione, o *ACF*, delle serie differenziate al fine di eliminare la forte dipendenza esistente tra un ritardo e quello precedente. Si precisa che nel caso della popolazione, o *POP*, la differenziazione è stata eseguita due volte in quanto si è individuata la presenza di due radici unitarie. A partire dai correlogrammi riportati nei grafici sottostanti è possibile notare la ciclicità del legame di autocorrelazione dovuto al marcato fenomeno stagionale che influenza i dati. Le rappresentazioni proposte sul lato sinistro per ciascuna serie differenziata denotano la presenza di stagionalità. Ad esempio, in riferimento alla variabile differenziata *D(CO2)* nella *Table 1* (lato sinistro) si può notare una certa ricorrenza alternata ogni 3 e 4 ritardi, contraddistinti dalla presenza di una coppia di istogrammi nella sezione in cui l'*ACF* assume valore negativo. È possibile osservare che per le variabili *D(COALC)*, *D(NUEC)*, *D(POP,2)* il fenomeno della stagionalità è molto più fluido, in quanto dimostrano una continua alternanza ogni 3 lag di *ACF* con valori positivi e negativi, rispettivamente nelle *Table 2*, *Table 4*,

Table 6 (lato sinistro). Al contrario, per *D(OILC)* e *D(RWEC)* nelle *Table 3* e *5* (lato sinistro) si nota una stagionalità meno marcata con ritardi che superano lievemente le *bande di*

Bartlett e, per la prima variabile indicata, l'indicazione più evidente della stagionalità è data da valori significativi di correlazione al ritardo 12 e suoi multipli. A partire dalla sezione di sinistra è necessario depurare la singola serie al fine di eliminare il fenomeno ciclico, in quanto elemento di disturbo ai diversi ritardi. A tal fine, si è applicata la funzionalità di “*Seasonal Adjustment*” di E-views che prevede l'utilizzo del metodo di destagionalizzazione *Tramo/Seats* ³⁷. È evidente che l'applicazione di questo metodo porti la serie ad essere depurata dall'influenza del fenomeno ciclico, in quanto si manifesta un andamento della ACF più pulito e stabile nelle table riportate sul lato destro. A partire da questa fase, tutte le variabili sottoposte all'adeguamento stagionale mediante il metodo *Tramo/Seats* saranno ridenominate con la dicitura [*nome_variabile*]*_SA*. L'eliminazione della stagionalità rende le singole variabili adatte per procedere alla conversione della relativa frequenza, passando da mensile a trimestrale. Nonostante non sia applicata la destagionalizzazione, l'adeguamento delle frequenze viene eseguito anche nel caso della variabile *MKCAP*, in quanto disponibile con periodicità mensile. Si precisa che la conversione della frequenza è stata gestita diversamente a seconda della natura della variabile:

- Alle variabili stock, come *POP* e *CO2*, è stata applicata la conversione in frequenza trimestrale considerando l'ultimo valore del terzo mese, in quanto si tratta di dati che si accumulano;
- Alle variabili flusso, come *COALC_SA*, *OILC_SA*, *NUEC_SA*, *RWEC_SA*, *MKCAP*, è stata applicata la conversione in frequenza trimestrale considerando la media sul trimestre dei valori osservati, per riportare la singola serie ad una granularità coerente.

³⁷ TRAMO-SEATS è un metodo di destagionalizzazione basato su modello sviluppato da Víctor Gómez (Ministerio de Hacienda) e Agustín Maravall (Banco de España) e si compone di due programmi collegati: TRAMO e SEATS;

D(CO2)
 Sample: 1973M01 2021M11
 Included observations: 586

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.050	-0.050	1.4442	0.229
		2 -0.111	-0.114	8.7088	0.013
		3 -0.308	-0.324	64.666	0.000
		4 -0.292	-0.398	115.03	0.000
		5 0.280	0.134	161.48	0.000
		6 -0.011	-0.195	161.56	0.000
		7 0.281	0.143	208.55	0.000
		8 -0.283	-0.332	256.45	0.000
		9 -0.321	-0.353	318.09	0.000
		10 -0.088	-0.429	322.67	0.000
		11 -0.006	-0.485	322.69	0.000
		12 0.851	0.564	757.79	0.000
		13 -0.021	0.113	758.05	0.000
		14 -0.084	0.153	762.30	0.000
		15 -0.317	-0.035	822.93	0.000
		16 -0.284	-0.003	871.57	0.000
		17 0.288	0.037	921.64	0.000
		18 -0.029	-0.107	922.15	0.000
		19 0.286	-0.014	971.94	0.000
		20 -0.266	-0.019	1014.9	0.000
		21 -0.317	0.014	1076.1	0.000
		22 -0.092	-0.112	1081.2	0.000
		23 0.005	-0.139	1081.3	0.000
		24 0.799	0.129	1472.5	0.000
		25 -0.022	-0.033	1472.8	0.000
		26 -0.061	0.050	1475.1	0.000
		27 -0.310	-0.006	1534.4	0.000
		28 -0.278	0.024	1582.0	0.000
		29 0.283	0.013	1631.5	0.000
		30 -0.030	-0.011	1632.0	0.000
		31 0.297	0.047	1686.7	0.000
		32 -0.268	-0.030	1731.3	0.000
		33 -0.309	0.012	1791.0	0.000
		34 -0.096	-0.070	1796.7	0.000
		35 -0.007	-0.128	1796.7	0.000
		36 0.787	0.134	2184.4	0.000

D(CO2_SA)
 Sample: 1973M01 2021M11
 Included observations: 586

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.294	-0.294	50.784	0.000
		2 -0.142	-0.250	62.758	0.000
		3 0.075	-0.059	66.077	0.000
		4 -0.030	-0.067	66.598	0.000
		5 -0.080	-0.119	70.357	0.000
		6 0.083	0.001	74.471	0.000
		7 -0.071	-0.088	77.450	0.000
		8 0.014	-0.026	77.568	0.000
		9 -0.015	-0.064	77.699	0.000
		10 0.038	0.008	78.540	0.000
		11 0.027	0.040	78.986	0.000
		12 0.032	0.067	79.596	0.000
		13 -0.073	-0.023	82.820	0.000
		14 0.017	-0.005	83.001	0.000
		15 -0.031	-0.045	83.593	0.000
		16 -0.008	-0.036	83.634	0.000
		17 0.032	0.008	84.269	0.000
		18 -0.032	-0.040	84.892	0.000
		19 -0.021	-0.037	85.167	0.000
		20 0.068	0.024	88.014	0.000
		21 -0.065	-0.053	90.574	0.000
		22 0.037	0.006	91.397	0.000
		23 0.122	0.130	100.45	0.000
		24 -0.209	-0.127	127.32	0.000
		25 -0.058	-0.147	129.36	0.000
		26 0.153	0.008	143.85	0.000
		27 -0.052	-0.015	145.51	0.000
		28 0.002	0.011	145.52	0.000
		29 0.041	0.002	146.56	0.000
		30 -0.039	-0.013	147.52	0.000
		31 0.046	0.044	148.85	0.000
		32 0.025	0.039	149.23	0.000
		33 -0.039	0.000	150.16	0.000
		34 0.004	-0.000	150.17	0.000
		35 0.029	0.061	150.69	0.000
		36 -0.137	-0.101	162.49	0.000

Table 1: Correlogrammi della serie CO2 differenziata pre-seasonal adjustment (sinistra) e post-seasonal adjustment (destra)

D(COALC)
 Sample: 1973M01 2021M11
 Included observations: 586

D(COALC_SA)
 Sample: 1973M01 2021M11
 Included observations: 586

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob		
		1	0.163	0.163	15.628	0.000			1	-0.186	-0.186	20.320	0.000
		2	-0.256	-0.290	54.160	0.000			2	-0.129	-0.169	30.138	0.000
		3	-0.561	-0.516	240.29	0.000			3	-0.056	-0.123	31.978	0.000
		4	-0.329	-0.393	304.40	0.000			4	0.041	-0.022	32.964	0.000
		5	0.316	0.118	363.52	0.000			5	-0.034	-0.060	33.637	0.000
		6	0.376	-0.060	447.43	0.000			6	0.065	0.045	36.113	0.000
		7	0.322	0.153	509.15	0.000			7	-0.020	-0.006	36.349	0.000
		8	-0.325	-0.252	572.22	0.000			8	-0.001	0.007	36.349	0.000
		9	-0.560	-0.390	759.17	0.000			9	-0.111	-0.111	43.669	0.000
		10	-0.240	-0.314	793.74	0.000			10	-0.019	-0.081	43.884	0.000
		11	0.205	-0.275	818.85	0.000			11	0.147	0.100	56.772	0.000
		12	0.838	0.548	1240.4	0.000			12	0.017	0.041	56.953	0.000
		13	0.180	0.074	1260.0	0.000			13	-0.035	0.020	57.684	0.000
		14	-0.238	0.066	1294.1	0.000			14	-0.068	-0.053	60.458	0.000
		15	-0.546	0.019	1473.7	0.000			15	-0.028	-0.055	60.918	0.000
		16	-0.328	-0.039	1538.8	0.000			16	-0.002	-0.039	60.920	0.000
		17	0.311	0.006	1597.2	0.000			17	0.021	-0.028	61.188	0.000
		18	0.358	-0.129	1674.8	0.000			18	0.004	-0.019	61.198	0.000
		19	0.333	0.005	1742.1	0.000			19	0.077	0.075	64.820	0.000
		20	-0.308	-0.010	1800.0	0.000			20	0.021	0.098	65.087	0.000
		21	-0.547	-0.047	1982.3	0.000			21	-0.095	-0.035	70.629	0.000
		22	-0.238	-0.083	2017.0	0.000			22	-0.007	-0.035	70.655	0.000
		23	0.197	-0.141	2040.7	0.000			23	0.120	0.077	79.502	0.000
		24	0.800	0.194	2433.0	0.000			24	-0.134	-0.129	90.588	0.000
		25	0.175	-0.024	2451.8	0.000			25	-0.057	-0.092	92.581	0.000
		26	-0.223	0.013	2482.4	0.000			26	-0.007	-0.063	92.608	0.000
		27	-0.530	0.007	2655.6	0.000			27	0.036	-0.005	93.416	0.000
		28	-0.322	0.009	2719.7	0.000			28	0.031	0.050	93.994	0.000
		29	0.310	0.061	2779.2	0.000			29	0.032	0.049	94.630	0.000
		30	0.357	-0.006	2858.0	0.000			30	0.022	0.039	94.924	0.000
		31	0.340	0.043	2929.7	0.000			31	0.081	0.102	99.019	0.000
		32	-0.318	-0.062	2992.6	0.000			32	-0.044	0.051	100.22	0.000
		33	-0.525	0.032	3164.1	0.000			33	0.015	0.047	100.37	0.000
		34	-0.237	-0.032	3199.3	0.000			34	0.004	-0.004	100.38	0.000
		35	0.192	-0.069	3222.3	0.000			35	0.082	0.125	104.54	0.000
		36	0.780	0.158	3603.3	0.000			36	-0.172	-0.119	123.05	0.000

Table 2: Correlogrammi della serie COALC differenziata pre-seasonal adjustment (sinistra) e post-seasonal adjustment (destra)

D(OILC)
 Sample: 1973M01 2021M11
 Included observations: 586

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
█	█	1 -0.268	-0.268	42.300	0.000
))	2 0.028	-0.047	42.762	0.000
))	3 -0.047	-0.056	44.087	0.000
))	4 -0.099	-0.136	49.843	0.000
))	5 -0.137	-0.223	60.893	0.000
█	█	6 0.179	0.078	80.009	0.000
))	7 -0.226	-0.204	110.36	0.000
))	8 0.050	-0.121	111.88	0.000
))	9 -0.106	-0.208	118.65	0.000
))	10 0.057	-0.079	120.60	0.000
))	11 -0.043	-0.134	121.71	0.000
█	█	12 0.386	0.283	211.27	0.000
))	13 -0.127	0.064	220.92	0.000
))	14 0.172	0.191	238.79	0.000
))	15 -0.174	-0.031	257.00	0.000
))	16 -0.038	-0.009	257.87	0.000
))	17 -0.037	0.053	258.71	0.000
))	18 0.059	0.028	260.86	0.000
))	19 -0.196	-0.070	284.26	0.000
))	20 0.124	0.006	293.59	0.000
))	21 -0.232	-0.149	326.47	0.000
))	22 0.059	-0.139	328.58	0.000
))	23 0.074	-0.019	331.95	0.000
))	24 0.230	0.085	364.31	0.000
))	25 -0.073	0.001	367.61	0.000
))	26 0.237	0.133	402.04	0.000
))	27 -0.277	-0.067	449.18	0.000
))	28 0.048	0.014	450.59	0.000
))	29 -0.059	-0.016	452.75	0.000
))	30 0.008	-0.001	452.78	0.000
))	31 -0.079	0.040	456.64	0.000
))	32 0.106	0.069	463.63	0.000
))	33 -0.306	-0.118	521.97	0.000
))	34 0.164	-0.017	538.84	0.000
))	35 -0.033	-0.071	539.53	0.000
))	36 0.214	0.057	568.22	0.000

D(OILC_SA)
 Sample: 1973M01 2021M11
 Included observations: 586

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
))	1 -0.060	-0.060	2.1190	0.145
))	2 -0.071	-0.075	5.1335	0.077
))	3 -0.114	-0.125	12.875	0.005
))	4 -0.069	-0.093	15.661	0.004
))	5 -0.032	-0.065	16.268	0.006
))	6 -0.013	-0.052	16.372	0.012
))	7 0.003	-0.033	16.378	0.022
))	8 -0.012	-0.041	16.460	0.036
))	9 0.018	-0.006	16.660	0.054
█	█	10 0.135	0.125	27.534	0.002
))	11 -0.054	-0.041	29.258	0.002
))	12 -0.028	-0.016	29.739	0.003
))	13 0.034	0.058	30.416	0.004
))	14 -0.006	0.009	30.438	0.007
))	15 0.019	0.029	30.646	0.010
))	16 -0.014	0.001	30.771	0.014
))	17 -0.031	-0.024	31.351	0.018
))	18 -0.032	-0.026	31.956	0.022
))	19 -0.020	-0.035	32.209	0.030
))	20 -0.024	-0.063	32.570	0.038
))	21 0.046	0.036	33.844	0.038
))	22 0.010	-0.005	33.910	0.050
))	23 0.044	0.019	35.091	0.051
))	24 -0.034	-0.026	35.811	0.057
))	25 -0.004	-0.005	35.822	0.074
))	26 0.027	0.039	36.287	0.087
))	27 -0.026	-0.013	36.697	0.101
))	28 -0.016	-0.014	36.860	0.122
))	29 -0.049	-0.043	38.373	0.114
))	30 0.024	0.021	38.720	0.132
))	31 0.034	0.014	39.452	0.142
))	32 0.014	0.009	39.579	0.168
))	33 -0.009	-0.011	39.626	0.198
))	34 0.009	0.024	39.679	0.232
))	35 -0.037	-0.035	40.536	0.239
))	36 -0.006	-0.027	40.559	0.276

Table 3: Correlogrammi della serie OILC differenziata pre-seasonal adjustment (sinistra) e post-seasonal adjustment (destra)

D(NUEC)
 Sample: 1973M01 2021M11
 Included observations: 586

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.082	0.082	3.9543	0.047
		2 -0.257	-0.265	42.903	0.000
		3 -0.570	-0.565	234.92	0.000
		4 -0.259	-0.465	274.73	0.000
		5 0.299	-0.136	327.64	0.000
		6 0.438	-0.055	441.75	0.000
		7 0.303	0.173	496.23	0.000
		8 -0.259	0.053	536.09	0.000
		9 -0.574	-0.305	732.79	0.000
		10 -0.224	-0.241	762.87	0.000
		11 0.108	-0.504	769.87	0.000
		12 0.858	0.537	1212.1	0.000
		13 0.093	-0.023	1217.3	0.000
		14 -0.241	0.047	1252.3	0.000
		15 -0.557	-0.053	1439.4	0.000
		16 -0.252	-0.035	1477.9	0.000
		17 0.314	0.039	1537.5	0.000
		18 0.438	0.001	1653.7	0.000
		19 0.295	0.012	1706.5	0.000
		20 -0.264	-0.028	1748.9	0.000
		21 -0.554	0.026	1935.8	0.000
		22 -0.219	-0.090	1965.2	0.000
		23 0.123	-0.079	1974.4	0.000
		24 0.836	0.298	2402.4	0.000
		25 0.079	-0.011	2406.2	0.000
		26 -0.245	0.050	2443.2	0.000
		27 -0.535	0.077	2619.6	0.000
		28 -0.240	0.079	2655.1	0.000
		29 0.305	0.023	2712.7	0.000
		30 0.415	-0.050	2819.4	0.000
		31 0.263	-0.153	2862.4	0.000
		32 -0.254	-0.038	2902.6	0.000
		33 -0.534	-0.013	3080.3	0.000
		34 -0.205	-0.089	3106.5	0.000
		35 0.110	-0.205	3114.1	0.000
		36 0.831	0.188	3547.1	0.000

D(NUEC_SA)
 Sample: 1973M01 2021M11
 Included observations: 586

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.129	-0.129	9.7469	0.002
		2 -0.156	-0.176	24.186	0.000
		3 -0.064	-0.116	26.608	0.000
		4 -0.012	-0.072	26.692	0.000
		5 -0.032	-0.082	27.300	0.000
		6 0.011	-0.033	27.373	0.000
		7 0.068	0.040	30.097	0.000
		8 -0.028	-0.024	30.553	0.000
		9 -0.103	-0.103	36.859	0.000
		10 0.068	0.034	39.624	0.000
		11 0.029	0.009	40.114	0.000
		12 -0.127	-0.129	49.793	0.000
		13 0.032	-0.006	50.419	0.000
		14 -0.000	-0.049	50.419	0.000
		15 -0.022	-0.050	50.707	0.000
		16 -0.027	-0.050	51.139	0.000
		17 0.068	0.020	53.917	0.000
		18 0.086	0.078	58.355	0.000
		19 0.089	0.162	63.132	0.000
		20 -0.054	0.024	64.933	0.000
		21 -0.020	0.022	65.183	0.000
		22 -0.010	0.044	65.247	0.000
		23 0.131	0.173	75.803	0.000
		24 -0.127	-0.098	85.628	0.000
		25 -0.036	-0.032	86.413	0.000
		26 -0.034	-0.066	87.131	0.000
		27 0.075	0.059	90.553	0.000
		28 -0.031	-0.034	91.139	0.000
		29 0.001	-0.015	91.140	0.000
		30 -0.055	-0.070	92.988	0.000
		31 -0.058	-0.032	95.096	0.000
		32 0.040	0.025	96.109	0.000
		33 0.048	0.004	97.515	0.000
		34 0.002	-0.003	97.518	0.000
		35 -0.028	0.011	98.004	0.000
		36 0.038	-0.005	98.926	0.000

Table 4: Correlogrammi della serie NUEC differenziata pre-seasonal adjustment (sinistra) e post-seasonal adjustment (destra)

D(RWEC)
 Sample: 1973M01 2021M11
 Included observations: 586

D(RWE_SA)
 Sample: 1973M01 2021M11
 Included observations: 586

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob		
█	█	1	-0.232	-0.232	31.673	0.000	█	█	1	-0.185	-0.185	20.077	0.000
▬	▬	2	0.041	-0.014	32.660	0.000	█	█	2	-0.205	-0.247	44.810	0.000
▬	▬	3	-0.158	-0.161	47.487	0.000	▬	▬	3	-0.046	-0.153	46.049	0.000
▬	▬	4	-0.179	-0.273	66.406	0.000	▬	▬	4	0.076	-0.025	49.505	0.000
▬	▬	5	0.212	0.114	92.982	0.000	▬	▬	5	0.088	0.066	54.081	0.000
▬	▬	6	-0.255	-0.247	131.73	0.000	▬	▬	6	-0.077	-0.032	57.615	0.000
▬	▬	7	0.178	-0.007	150.58	0.000	▬	▬	7	-0.004	0.018	57.624	0.000
▬	▬	8	-0.217	-0.219	178.62	0.000	▬	▬	8	-0.065	-0.083	60.109	0.000
▬	▬	9	-0.142	-0.343	190.68	0.000	▬	▬	9	0.005	-0.051	60.124	0.000
▬	▬	10	0.106	-0.173	197.37	0.000	▬	▬	10	0.017	-0.036	60.303	0.000
▬	▬	11	-0.163	-0.347	213.30	0.000	▬	▬	11	-0.017	-0.038	60.481	0.000
▬	▬	12	0.675	0.447	487.21	0.000	▬	▬	12	-0.012	-0.029	60.567	0.000
▬	▬	13	-0.168	0.083	504.28	0.000	▬	▬	13	0.011	0.006	60.640	0.000
▬	▬	14	0.085	0.131	508.65	0.000	▬	▬	14	0.019	0.008	60.848	0.000
▬	▬	15	-0.111	0.093	516.05	0.000	▬	▬	15	0.072	0.092	64.005	0.000
▬	▬	16	-0.191	-0.040	538.17	0.000	▬	▬	16	-0.002	0.052	64.008	0.000
▬	▬	17	0.158	-0.122	553.23	0.000	▬	▬	17	-0.102	-0.064	70.314	0.000
▬	▬	18	-0.201	-0.028	577.85	0.000	▬	▬	18	0.062	0.039	72.670	0.000
▬	▬	19	0.165	-0.021	594.30	0.000	▬	▬	19	0.011	-0.016	72.744	0.000
▬	▬	20	-0.189	0.011	615.95	0.000	▬	▬	20	0.008	0.002	72.779	0.000
▬	▬	21	-0.156	-0.061	630.86	0.000	▬	▬	21	-0.081	-0.063	76.776	0.000
▬	▬	22	0.094	-0.080	636.30	0.000	▬	▬	22	0.007	-0.011	76.805	0.000
▬	▬	23	-0.141	-0.138	648.39	0.000	▬	▬	23	0.055	0.024	78.676	0.000
▬	▬	24	0.651	0.268	908.41	0.000	▬	▬	24	-0.051	-0.033	80.262	0.000
▬	▬	25	-0.167	0.017	925.56	0.000	▬	▬	25	0.017	0.011	80.433	0.000
▬	▬	26	0.087	0.091	930.16	0.000	▬	▬	26	0.011	0.026	80.512	0.000
▬	▬	27	-0.140	-0.038	942.30	0.000	▬	▬	27	-0.024	-0.029	80.866	0.000
▬	▬	28	-0.168	-0.030	959.63	0.000	▬	▬	28	0.034	0.025	81.590	0.000
▬	▬	29	0.166	-0.051	976.64	0.000	▬	▬	29	-0.031	-0.037	82.187	0.000
▬	▬	30	-0.208	-0.060	1003.4	0.000	▬	▬	30	0.015	-0.007	82.334	0.000
▬	▬	31	0.202	0.088	1028.8	0.000	▬	▬	31	0.122	0.140	91.561	0.000
▬	▬	32	-0.228	-0.016	1061.1	0.000	▬	▬	32	-0.103	-0.040	98.139	0.000
▬	▬	33	-0.133	0.003	1072.1	0.000	▬	▬	33	-0.011	0.009	98.219	0.000
▬	▬	34	0.093	-0.029	1077.5	0.000	▬	▬	34	0.014	0.006	98.340	0.000
▬	▬	35	-0.128	-0.069	1087.8	0.000	▬	▬	35	0.051	0.034	99.942	0.000
▬	▬	36	0.627	0.151	1334.2	0.000	▬	▬	36	-0.061	-0.048	102.29	0.000

Table 5: Correlogrammi della serie RWEC differenziata pre-seasonal adjustment (sinistra) e post-seasonal adjustment (destra)

D(POP_2)
 Sample: 1973M01 2021M11
 Included observations: 585

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.544	0.544	174.21	0.000	
2	0.128	-0.239	183.89	0.000	
3	0.004	0.071	183.89	0.000	
4	-0.284	-0.437	231.54	0.000	
5	-0.508	-0.208	384.27	0.000	
6	-0.554	-0.351	566.34	0.000	
7	-0.463	-0.164	693.77	0.000	
8	-0.269	-0.200	736.87	0.000	
9	-0.018	-0.075	737.05	0.000	
10	0.196	-0.153	759.94	0.000	
11	0.502	0.308	910.74	0.000	
12	0.681	0.210	1188.7	0.000	
13	0.445	-0.001	1307.4	0.000	
14	0.218	0.114	1336.1	0.000	
15	0.015	-0.048	1336.2	0.000	
16	-0.293	-0.014	1388.0	0.000	
17	-0.482	-0.040	1528.4	0.000	
18	-0.528	-0.075	1697.1	0.000	
19	-0.496	-0.171	1846.3	0.000	
20	-0.310	-0.093	1904.6	0.000	
21	0.004	-0.004	1904.6	0.000	
22	0.246	-0.044	1941.5	0.000	
23	0.496	0.104	2092.0	0.000	
24	0.634	0.097	2338.0	0.000	
25	0.474	0.073	2475.8	0.000	
26	0.262	0.070	2517.8	0.000	
27	0.020	0.049	2518.1	0.000	
28	-0.275	0.022	2564.8	0.000	
29	-0.476	-0.032	2704.7	0.000	
30	-0.523	0.029	2873.8	0.000	
31	-0.465	0.005	3008.0	0.000	
32	-0.306	-0.068	3066.2	0.000	
33	-0.031	-0.041	3066.8	0.000	
34	0.228	-0.056	3099.1	0.000	
35	0.462	-0.015	3232.2	0.000	
36	0.621	0.151	3473.6	0.000	

D(POP_SA_2)
 Sample: 1973M01 2021M11
 Included observations: 585

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.165	0.165	16.021	0.000	
2	-0.340	-0.378	84.231	0.000	
3	0.011	0.181	84.308	0.000	
4	0.053	-0.153	85.941	0.000	
5	-0.046	0.057	87.205	0.000	
6	-0.032	-0.077	87.800	0.000	
7	0.083	0.127	91.901	0.000	
8	0.107	0.032	98.703	0.000	
9	-0.036	-0.004	99.465	0.000	
10	-0.097	-0.051	105.06	0.000	
11	0.022	0.040	105.36	0.000	
12	-0.018	-0.101	105.56	0.000	
13	-0.109	-0.045	112.73	0.000	
14	-0.001	-0.015	112.73	0.000	
15	0.042	-0.030	113.77	0.000	
16	0.010	0.024	113.83	0.000	
17	0.011	0.013	113.91	0.000	
18	-0.016	-0.013	114.07	0.000	
19	-0.059	-0.053	116.15	0.000	
20	-0.002	0.039	116.15	0.000	
21	0.045	0.010	117.38	0.000	
22	0.071	0.088	120.43	0.000	
23	0.056	0.022	122.36	0.000	
24	-0.098	-0.096	128.26	0.000	
25	-0.019	0.070	128.47	0.000	
26	0.098	0.005	134.38	0.000	
27	0.019	0.051	134.61	0.000	
28	0.000	0.014	134.61	0.000	
29	-0.021	-0.050	134.87	0.000	
30	-0.007	0.022	134.90	0.000	
31	0.038	0.015	135.78	0.000	
32	-0.001	0.007	135.78	0.000	
33	-0.035	-0.020	136.54	0.000	
34	0.046	0.055	137.88	0.000	
35	-0.015	-0.065	138.01	0.000	
36	-0.078	0.006	141.82	0.000	

Table 6: Correlogrammi della serie POP differenziata due volte pre-seasonal adjustment (sinistra) e post-seasonal adjustment (destra)

3.2.3 Analisi di distribuzione empirica

L'analisi delle distribuzioni empiriche permette di approfondire se la distribuzione teorica che ha generato la singola serie sia gaussiana. Allo scopo di permettere un miglioramento nella distribuzione di probabilità e, quindi nell'interpretazione di ciascuna variabile, è possibile applicare la trasformazione di tipo logaritmico. In particolare, la trasformata logaritmica applicata sui dati originari è utile alla correzione dell'eventuale asimmetria positiva (asimmetria a destra) nella distribuzione empirica. Infatti, utilizzare questa tipologia di correzione a dati generati da una distribuzione normale, comporterebbe un'asimmetria verso sinistra (distribuzione asimmetrica negativa). Stante queste considerazioni, per ciascuna serie è riportata l'evidenza delle statistiche proprie della distribuzione originaria (*Table 7*). Nella *Table 8* è riscontrabile, invece, l'effetto che la trasformazione logaritmica porta ai dati. Qualora si rilevasse un effetto significativo in direzione della normalità nella distribuzione di una serie trasformata, quest'ultima verrà utilizzata in forma logaritmica nel corso della stima del modello.

La *Table 7* riporta, in aggiunta a particolari specifiche per singola variabile, l'evidenza del test "Jarque-Bera". Il test di Jarque-Bera³⁸ ha come obiettivo quello di verificare l'assunzione di normalità in una serie. Il sistema di ipotesi sottostante prevede come ipotesi nulla (H_0) la normalità della serie e come ipotesi alternativa (H_1) la non normalità della distribuzione. Più precisamente, tale test utilizza due dimensioni quali *skewness* (asimmetria) e *kurtosis* (pesantezza delle code) per valutare la normalità in una serie. Una distribuzione di tale tipologia si caratterizza dalla presenza di simmetria attorno alla media, ad esempio un valore di *skewness* pari a 0 determinerebbe una simmetria perfetta, e da una *kurtosis*³⁹ pari a 3. Nella *Table 8*, inoltre, ciascuna variabile è stata sottoposta indistintamente a trasformazione logaritmica con il fine principale di rendere percepibile l'entità dell'effetto benefico sul test di normalità.

Il passaggio da serie lineare alla forma logaritmica determina una traslazione verso sinistra della *skewness*. L'adattamento che ne consegue può comportare un miglioramento della normalità e quindi dell'asimmetria, a patto che quest'ultima presenti valore positivo nell'asimmetria della serie originale. Ne sono un esempio le variabili *CO2_SA*, *EXPO*, *IMPO*,

³⁸ Il test J-B è largamente utilizzato in quanto capace di sostenere una mole elevata di data-sets, a differenza di altri test meno efficienti (come ad esempio quello di Shapiro-Wilk).

³⁹ La *kurtosis* individua quanti dati sono presenti sulle code della distribuzione o, in altre parole, quanto più i dati si allontanano dalla media, tanto più le code della distribuzione risulteranno pesanti.

POP_SA e *RWEC_SA* in cui la *skewness* assume valore positivo nella *Table 7*. L'applicazione della trasformazione non evidenzia, però, particolari benefici in termini di normalità, confermata dal risultato del test *Jarque-Bera*: ipotizzando un livello di confidenza al 5%, nessuna delle variabili sopra elencate raggiunge un p-value maggiore dello 0,05. Pertanto, il guadagno in termini di normalità non è sufficientemente marcato per procedere con l'applicazione del logaritmo, adeguandone il modello teorico statistico.

Sample: 1973Q1 2021Q3

	CO2_SA	COALC_SA	EXPO	IMPO	NETGDP	NUEC_SA	POP_SA	RWEC_SA
Mean	0.043313	7.162900	0.120798	0.161112	4.246041	4.906973	27.27664	0.057942
Median	0.043435	7.417713	0.118157	0.135821	4.230464	5.595575	27.28114	0.051798
Maximum	0.051718	9.611872	0.258290	0.358959	5.993555	6.961881	33.23649	0.101272
Minimum	0.034496	3.485788	0.024887	0.027707	2.582196	0.580864	21.13737	0.033116
Std. Dev.	0.004105	1.566699	0.077490	0.107472	1.022947	1.945341	3.804040	0.017069
Skewness	0.096764	-0.264871	0.362110	0.307170	-0.067308	-0.733305	0.019371	1.060433
Kurtosis	2.006898	1.909097	1.705789	1.588053	1.625598	2.050890	1.656772	3.041033
Jarque-Bera	8.317603	11.94940	17.87075	19.26445	15.49521	24.79550	14.67181	36.56053
Probability	0.015626	0.002542	0.000132	0.000066	0.000432	0.000004	0.000652	0.000000
Sum	8.445988	1396.765	23.55553	31.41686	827.9780	956.8598	5318.944	11.29869
Sum Sq. Dev.	0.003268	476.1818	1.164905	2.240733	203.0055	734.1645	2807.319	0.056519
Observations	195	195	195	195	195	195	195	195

Table 7: Statistiche descrittive delle variabili in forma lineare

Sample: 1973Q1 2021Q3

	LOG(CO2_SA)	LOG(COALC_SA)	LOG(EXPO)	LOG(IMPO)	LOG(NETGDP)	LOG(NUEC_SA)	LOG(POP_SA)	LOG(RWEC_SA)
Mean	-3.143788	1.942874	-2.366597	-2.109108	1.415302	1.466135	3.296215	-2.886705
Median	-3.136485	2.003871	-2.135738	-1.996416	1.442312	1.721976	3.306196	-2.960409
Maximum	-2.961957	2.262999	-1.353674	-1.024547	1.790685	1.940450	3.503648	-2.289946
Minimum	-3.366905	1.248694	-3.693422	-3.586088	0.948640	-0.543239	3.051042	-3.407746
Std. Dev.	0.095004	0.234527	0.756546	0.805920	0.252386	0.571029	0.141022	0.270634
Skewness	-0.046224	-0.587562	-0.248071	-0.246017	-0.303062	-1.432437	-0.120056	0.639400
Kurtosis	2.018054	2.357801	1.617397	1.575502	1.730208	4.351882	1.681720	2.576717
Jarque-Bera	7.903720	14.57087	17.53170	18.45425	16.08553	81.53509	14.58856	14.74280
Probability	0.019219	0.000685	0.000156	0.000098	0.000321	0.000000	0.000679	0.000629
Sum	-613.0387	378.8604	-461.4864	-411.2760	275.9838	285.8963	642.7619	-562.9075
Sum Sq. Dev.	1.751007	10.67054	111.0382	126.0042	12.35754	63.25837	3.856140	14.20914
Observations	195	195	195	195	195	195	195	195

Table 8: Statistiche descrittive delle variabili in forma logaritmica

3.2.4 Analisi di integrazione

L'analisi di integrazione approfondisce la stazionarietà di una serie, ovvero permette di individuare qualora la distribuzione di probabilità congiunta del processo stocastico che descrive la singola serie storica sia indipendente rispetto al passare del tempo. La violazione di stazionarietà può verificarsi nel caso in cui siano presenti componenti deterministiche, come il *trend*, o a causa della presenza di radici unitarie. In entrambe le fattispecie indicate, il processo stocastico non rispetta l'indipendenza rispetto al tempo, mantenendo pertanto la memoria della sua origine. L'effetto che si ottiene è una persistente autocorrelazione ⁴⁰ anche in prossimità di ritardi molto lontani nel tempo. Altresì, l'inclusione di una variabile non stazionaria in un modello può generare distorsioni nella stima dello stesso. Il test che in letteratura e nell'ambito econometrico viene largamente utilizzato è il test *Augmented-Dickey-Fuller*, o *ADF*, che, attraverso la logica della "regressione aumentata" supporta il seguente sistema di ipotesi:

$$\left\{ \begin{array}{l} H_0: \alpha = 0 \rightarrow \text{presenza radice unitaria} \\ H_1: \alpha < 0 \rightarrow \text{assenza radice unitaria} \end{array} \right.$$

Nel caso in cui il test risulti a favore dell'ipotesi nulla H_0 , allora si accetterebbe la presenza di radice unitaria, al contrario questa verrà rigettata in favore dell'ipotesi alternativa H_1 di assenza di radice unitaria. L'applicazione di questo test è stata eseguita sulle singole variabili, allo scopo di definire laddove il processo stocastico sottostante la distribuzione di probabilità presenti elementi distorsivi. In tale contesto, per riportare la serie ad uno stato stazionario si applica il metodo della differenziazione (4).

$$4) \quad \Delta Y_t = \alpha Y_{t-1}$$

La rappresentazione dei risultati avverrà sulla base dell'esito del test ottenuto, secondo la seguente modalità: per ciascuna variabile si espone il risultato del test ADF ai livelli ed in differenza prima o, all'occorrenza, in differenza seconda. Nel primo caso l'analisi viene effettuata riportando l'esito del test sulla base della significatività della componente deterministica. In altre parole, qualora l'elemento evolutivo risultasse non significativo, sarà data comunque evidenza della serie ai livelli comprensiva della sola costante (c),

⁴⁰ si veda infatti nella sezione 3.2.2 Analisi correlogrammi, seasonal adjustments e conversioni di frequenza, in cui per le serie analizzate è visibile nelle immagini di sinistra la presenza di una forte ACF anche a ritardi lontani.

indipendentemente dal valore di p-value a quest'ultima attribuito. Infine, verrà riportato il risultato della differenziazione laddove il valore della statistica-T abbia evidenziato la presenza di una o più radici unitarie (Prob > 0.05).

Dalla conduzione di tale analisi e come indicato rispettivamente nelle *Table 9 e 10 (lato sinistro)*, si rileva per le variabili ambientali *CO2_SA* e *RWEC_SA* che la regressione del test *ADF* denota la non significatività delle due componenti evolutive. Nonostante il risultato, per completezza si è data comunque evidenza dei risultati ai livelli con l'inclusione della costante, indicata con *c*. All'elemento appena citato viene attribuito rispettivamente un p-value non significativo pari 0.0653 e 0.9870 nel caso delle due serie. Ulteriore elemento d'interesse è rappresentato dal valore della Statistica-T che denota una probabilità superiore al 5% in favore dell'accettazione dell'ipotesi nulla di presenza di radice unitaria.

Null Hypothesis: CO2_SA has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.847027	0.3569
Test critical values:		
1% level	-3.464280	
5% level	-2.876356	
10% level	-2.574746	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(CO2_SA)
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 1973Q3 2021Q3
Included observations: 193 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CO2_SA(-1)	-0.043016	0.023289	-1.847027	0.0663
D(CO2_SA(-1))	-0.285948	0.069404	-4.120037	0.0001
C	0.001879	0.001014	1.853800	0.0653

R-squared	0.109813	Mean dependent var	1.07E-05
Adjusted R-squared	0.100443	S.D. dependent var	0.001381
S.E. of regression	0.001310	Akaike info criterion	-10.42269
Sum squared resid	0.000326	Schwarz criterion	-10.37198
Log likelihood	1008.790	Hannan-Quinn criter.	-10.40215
F-statistic	11.71915	Durbin-Watson stat	2.050042
Prob(F-statistic)	0.000016		

Null Hypothesis: D(CO2_SA) has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-19.00169	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.576999	
5% level	-1.942482	
10% level	-1.615606	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(CO2_SA,2)
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 1973Q3 2021Q3
Included observations: 193 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(CO2_SA(-1))	-1.306443	0.068754	-19.00169	0.0000

R-squared	0.652842	Mean dependent var	-3.46E-06
Adjusted R-squared	0.652842	S.D. dependent var	0.002231
S.E. of regression	0.001315	Akaike info criterion	-10.42549
Sum squared resid	0.000332	Schwarz criterion	-10.40859
Log likelihood	1007.060	Hannan-Quinn criter.	-10.41865
Durbin-Watson stat	2.062133		

Table 9: Test ADF ai livelli (lato sinistro) e in differenza prima (lato destro) per la variabile *CO2_SA*

Null Hypothesis: RWEC_SA has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	0.616353	0.9899
Test critical values:		
1% level	-3.464101	
5% level	-2.876277	
10% level	-2.574704	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(RWEC_SA)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q2 2021Q3
 Included observations: 194 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RWEC_SA(-1)	0.005566	0.009014	0.616353	0.5384
C	8.81E-06	0.000542	0.016268	0.9870
R-squared	0.001975	Mean dependent var	0.000329	
Adjusted R-squared	-0.003223	S.D. dependent var	0.002103	
S.E. of regression	0.002107	Akaike info criterion	-9.476966	
Sum squared resid	0.000852	Schwarz criterion	-9.443276	
Log likelihood	921.2657	Hannan-Quinn criter.	-9.463324	
F-statistic	0.379891	Durbin-Watson stat	2.023616	
Prob(F-statistic)	0.538392			

Null Hypothesis: D(RWEC_SA) has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-13.59370	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.576999	
5% level	-1.942482	
10% level	-1.615606	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(RWEC_SA,2)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q3 2021Q3
 Included observations: 193 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(RWEC_SA(-1))	-0.984572	0.072429	-13.59370	0.0000
R-squared	0.490411	Mean dependent var	1.87E-05	
Adjusted R-squared	0.490411	S.D. dependent var	0.002989	
S.E. of regression	0.002134	Akaike info criterion	-9.456892	
Sum squared resid	0.000874	Schwarz criterion	-9.439987	
Log likelihood	913.5901	Hannan-Quinn criter.	-9.450046	
Durbin-Watson stat	1.991684			

Table 10: Test ADF ai livelli (lato sinistro) e in differenza prima (lato destro) per la variabile RWEC_SA

La variabile COALC_SA è descritta da una serie storica per la quale si rileva la presenza di un trend significativo, come osservabile dalla *Table 11*. L'eliminazione di questa componente evolutiva con il metodo della differenziazione, porta il test *ADF* ad evidenziare la non significatività dell'intercetta e la presenza di radice unitaria. Si è portati, infatti, all'accettazione dell'ipotesi nulla per una Prob > 5%. Analogamente, tale procedura è stata affrontata per le variabili *EXPO* (*Table 12*), *IMPO* (*Table 13*), *NETGDP* (*Table 14*), *OIL_SA* (*Table 15*), rispetto le quali si ottengono le medesime risultanze.

Null Hypothesis: COALC_SA has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 8 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	2.231259	1.0000
Test critical values:		
1% level	-4.008154	
5% level	-3.434167	
10% level	-3.141001	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(COALC_SA)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1975Q2 2021Q3
 Included observations: 186 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
COALC_SA(-1)	0.033106	0.014837	2.231259	0.0269
D(COALC_SA(-1))	-0.171048	0.074047	-2.310005	0.0221
D(COALC_SA(-2))	-0.135605	0.072678	-1.865826	0.0637
D(COALC_SA(-3))	-0.262450	0.077123	-3.403005	0.0008
D(COALC_SA(-4))	-0.062053	0.075706	-0.819661	0.4135
D(COALC_SA(-5))	-0.313993	0.079111	-3.969010	0.0001
D(COALC_SA(-6))	-0.037311	0.079895	-0.467002	0.6411
D(COALC_SA(-7))	-0.222363	0.078066	-2.848384	0.0049
D(COALC_SA(-8))	-0.410244	0.078583	-5.220522	0.0000
C	0.026734	0.091445	0.292351	0.7704
@TREND("1973Q1")	-0.002669	0.000510	-5.229483	0.0000
R-squared	0.238609	Mean dependent var	9.39E-05	
Adjusted R-squared	0.195101	S.D. dependent var	0.267471	
S.E. of regression	0.239965	Akaike info criterion	0.040669	
Sum squared resid	10.07703	Schwarz criterion	0.231439	
Log likelihood	7.217787	Hannan-Quinn criter.	0.117976	
F-statistic	5.484260	Durbin-Watson stat	2.035306	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Null Hypothesis: COALC_SA has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.213937	0.6684
Test critical values:		
1% level	-3.464101	
5% level	-2.876277	
10% level	-2.574704	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(COALC_SA)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q2 2021Q3
 Included observations: 194 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
COALC_SA(-1)	-0.014667	0.012083	-1.213937	0.2263
C	0.105778	0.088714	1.192349	0.2346
R-squared	0.007617	Mean dependent var	0.000534	
Adjusted R-squared	0.002448	S.D. dependent var	0.262363	
S.E. of regression	0.262042	Akaike info criterion	0.169632	
Sum squared resid	13.18388	Schwarz criterion	0.203321	
Log likelihood	-14.45432	Hannan-Quinn criter.	0.183274	
F-statistic	1.473643	Durbin-Watson stat	2.080874	
Prob(F-statistic)	0.226263			

Table 11: Test ADF ai livelli (lato sinistro) e in differenza prima (lato destro) per la variabile COALC_SA

Null Hypothesis: EXPO has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.306825	0.4278
Test critical values:		
1% level	-4.006059	
5% level	-3.433156	
10% level	-3.140406	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(EXPO)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q2 2021Q3
 Included observations: 194 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
EXPO(-1)	-0.047843	0.020740	-2.306825	0.0221
C	0.000364	0.000738	0.493453	0.6223
@TREND("1973Q1")	6.60E-05	2.86E-05	2.310291	0.0219
R-squared	0.027471	Mean dependent var	0.001043	
Adjusted R-squared	0.017287	S.D. dependent var	0.004921	
S.E. of regression	0.004878	Akaike info criterion	-7.792870	
Sum squared resid	0.004545	Schwarz criterion	-7.742336	
Log likelihood	758.9084	Hannan-Quinn criter.	-7.772407	
F-statistic	2.697581	Durbin-Watson stat	1.840153	
Prob(F-statistic)	0.069935			

Null Hypothesis: D(EXPO) has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12.50783	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.576999	
5% level	-1.942482	
10% level	-1.615606	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(EXPO,2)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q3 2021Q3
 Included observations: 193 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(EXPO(-1))	-0.898809	0.071860	-12.50783	0.0000
R-squared	0.448976	Mean dependent var	-2.23E-05	
Adjusted R-squared	0.448976	S.D. dependent var	0.006759	
S.E. of regression	0.005017	Akaike info criterion	-7.746776	
Sum squared resid	0.004833	Schwarz criterion	-7.729871	
Log likelihood	748.5639	Hannan-Quinn criter.	-7.739930	
Durbin-Watson stat	1.980239			

Table 12: Test ADF ai livelli (lato sinistro) e in differenza prima (lato destro) per la variabile EXPO

Null Hypothesis: IMPO has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.636823	0.2646
Test critical values:		
1% level	-4.006059	
5% level	-3.433156	
10% level	-3.140406	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(IMPO)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q2 2021Q3
 Included observations: 194 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
IMPO(-1)	-0.052966	0.020095	-2.636823	0.0091
C	-0.000568	0.001030	-0.551795	0.5817
@TREND("1973Q1")	0.000110	3.82E-05	2.875976	0.0045
R-squared	0.044381	Mean dependent var	0.001667	
Adjusted R-squared	0.034375	S.D. dependent var	0.006640	
S.E. of regression	0.006525	Akaike info criterion	-7.210909	
Sum squared resid	0.008133	Schwarz criterion	-7.160376	
Log likelihood	702.4582	Hannan-Quinn criter.	-7.190447	
F-statistic	4.435243	Durbin-Watson stat	1.821360	
Prob(F-statistic)	0.013098			

Null Hypothesis: D(IMPO) has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12.06809	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.576999	
5% level	-1.942482	
10% level	-1.615606	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(IMPO,2)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q3 2021Q3
 Included observations: 193 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(IMPO(-1))	-0.863557	0.071557	-12.06809	0.0000
R-squared	0.431340	Mean dependent var	2.65E-05	
Adjusted R-squared	0.431340	S.D. dependent var	0.009019	
S.E. of regression	0.006801	Akaike info criterion	-7.138363	
Sum squared resid	0.008880	Schwarz criterion	-7.121458	
Log likelihood	689.8521	Hannan-Quinn criter.	-7.131517	
Durbin-Watson stat	2.000881			

Table 13: Test ADF ai livelli (lato sinistro) e in differenza prima (lato destro) per la variabile IMPO

Null Hypothesis: NETGDP has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.936327	0.1535
Test critical values:		
1% level	-4.006059	
5% level	-3.433156	
10% level	-3.140406	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(NETGDP)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q2 2021Q3
 Included observations: 194 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
NETGDP(-1)	-0.082079	0.027953	-2.936327	0.0037
C	0.218316	0.069993	3.119120	0.0021
@TREND("1973Q1")	0.001503	0.000507	2.965576	0.0034
R-squared	0.044018	Mean dependent var	0.017059	
Adjusted R-squared	0.034008	S.D. dependent var	0.056822	
S.E. of regression	0.055848	Akaike info criterion	-2.917041	
Sum squared resid	0.595718	Schwarz criterion	-2.866507	
Log likelihood	285.9530	Hannan-Quinn criter.	-2.896578	
F-statistic	4.397328	Durbin-Watson stat	2.122730	
Prob(F-statistic)	0.013581			

Null Hypothesis: D(NETGDP) has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-14.00728	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.576999	
5% level	-1.942482	
10% level	-1.615606	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(NETGDP,2)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q3 2021Q3
 Included observations: 193 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(NETGDP(-1))	-1.011442	0.072208	-14.00728	0.0000
R-squared	0.505414	Mean dependent var	0.762974	
Adjusted R-squared	0.505414	S.D. dependent var	845.6453	
S.E. of regression	594.7152	Akaike info criterion	15.61921	
Sum squared resid	67907739	Schwarz criterion	15.63612	
Log likelihood	-1506.254	Hannan-Quinn criter.	15.62606	
Durbin-Watson stat	1.993622			

Table 14: Test ADF ai livelli (lato sinistro) e in differenza prima (lato destro) per la variabile NETGDP

Null Hypothesis: OILC_SA has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.045277	0.1228
Test critical values:		
1% level	-4.006059	
5% level	-3.433156	
10% level	-3.140406	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(OILC_SA)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q2 2021Q3
 Included observations: 194 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
OILC_SA(-1)	-0.089741	0.029469	-3.045277	0.0027
C	0.146453	0.048613	3.012648	0.0029
@TREND("1973Q1")	0.000196	8.38E-05	2.340120	0.0203
R-squared	0.046620	Mean dependent var	0.001288	
Adjusted R-squared	0.036637	S.D. dependent var	0.047000	
S.E. of regression	0.046131	Akaike info criterion	-3.299339	
Sum squared resid	0.406453	Schwarz criterion	-3.248805	
Log likelihood	323.0359	Hannan-Quinn criter.	-3.278877	
F-statistic	4.669921	Durbin-Watson stat	2.185937	
Prob(F-statistic)	0.010469			

Null Hypothesis: D(OILC_SA) has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-16.02678	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.576999	
5% level	-1.942482	
10% level	-1.615606	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(OILC_SA,2)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q3 2021Q3
 Included observations: 193 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(OILC_SA(-1))	-1.142233	0.071270	-16.02678	0.0000
R-squared	0.572241	Mean dependent var	0.000285	
Adjusted R-squared	0.572241	S.D. dependent var	0.071170	
S.E. of regression	0.046547	Akaike info criterion	-3.291529	
Sum squared resid	0.415996	Schwarz criterion	-3.274624	
Log likelihood	318.6326	Hannan-Quinn criter.	-3.284683	
Durbin-Watson stat	2.036423			

Table 15: Test ADF ai livelli (lato sinistro) e in differenza prima (lato destro) per la variabile OILC_SA

Risultati differenti si sono ottenuti per le variabili *MKCAP* e *POP_SA* (Table 16). Per entrambe queste variabili si rileva la non significatività delle rispettive componenti evolutive ai livelli, al contrario il test *ADF* sulle serie differenziate rileva un valore della Statistica-T > 5%. Le probabilità del test per la *MKCAP* e la *POP_SA* risultano rispettivamente pari a 0.5417 e pari a 0.4193: in entrambi i contesti si nota la presenza di una seconda radice unitaria. L'analisi per le variabili *MKCAP* e *POP_SA* evidenzia, pertanto, un ordine di integrazione pari a 2.

In conclusione, l'analisi affrontata in questa sezione ha rilevato la presenza di radice unitaria per tutte le variabili considerate e, in particolare, per quanto riguarda le variabili *POP_SA* e *MKCAP* è stato dimostrato l'ordine di integrazione di ordine 2. Di seguito si riporta un breve riepilogo:

$(CO2_SA) \sim I(1)$, $(RVEC_SA) \sim I(1)$, $(NETGDP) \sim I(1)$, $(IMPO) \sim I(1)$, $(EXPO) \sim I(1)$,
 $(COALC_SA) \sim I(1)$, $(OILC_SA) \sim I(1)$, $(NUEC_SA) \sim I(1)$, $(POP_SA) \sim I(2)$, $(MKCAP) \sim I(2)$

Null Hypothesis: MKCAP has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	5.065057	1.0000
Test critical values:		
1% level	-3.464280	
5% level	-2.876356	
10% level	-2.574746	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(MKCAP)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q3 2021Q3
 Included observations: 193 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
MKCAP(-1)	0.030350	0.005992	5.065057	0.0000
D(MKCAP(-1))	0.274211	0.073231	3.744451	0.0002
C	-2.83E-05	2.86E-05	-0.989827	0.3235
R-squared	0.309889	Mean dependent var	0.000113	
Adjusted R-squared	0.302625	S.D. dependent var	0.000355	
S.E. of regression	0.000296	Akaike info criterion	-13.39619	
Sum squared resid	1.67E-05	Schwarz criterion	-13.34548	
Log likelihood	1295.733	Hannan-Quinn criter.	-13.37566	
F-statistic	42.65906	Durbin-Watson stat	2.027305	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Null Hypothesis: D(MKCAP) has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 4 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.391880	0.5417
Test critical values:		
1% level	-2.577255	
5% level	-1.942517	
10% level	-1.615583	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(MKCAP,2)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1974Q3 2021Q3
 Included observations: 189 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(MKCAP(-1))	-0.045792	0.116852	-0.391880	0.6956
D(MKCAP(-1),2)	-0.538528	0.124414	-4.328500	0.0000
D(MKCAP(-2),2)	-0.386386	0.123524	-3.128011	0.0020
D(MKCAP(-3),2)	-0.264166	0.108697	-2.430304	0.0160
D(MKCAP(-4),2)	-0.334501	0.087152	-3.838154	0.0002
R-squared	0.320293	Mean dependent var	5.93E-06	
Adjusted R-squared	0.305517	S.D. dependent var	0.000367	
S.E. of regression	0.000306	Akaike info criterion	-13.32236	
Sum squared resid	1.72E-05	Schwarz criterion	-13.23660	
Log likelihood	1263.963	Hannan-Quinn criter.	-13.28761	
Durbin-Watson stat	2.039725			

Null Hypothesis: POP_SA has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.091137	0.2486
Test critical values:		
1% level	-3.464280	
5% level	-2.876356	
10% level	-2.574746	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(POP_SA)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q3 2021Q3
 Included observations: 193 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
POP_SA(-1)	-0.000137	6.58E-05	-2.091137	0.0378
D(POP_SA(-1))	0.986669	0.017409	56.67433	0.0000
C	0.004437	0.002183	2.032451	0.0435
R-squared	0.944872	Mean dependent var	0.062436	
Adjusted R-squared	0.944292	S.D. dependent var	0.014490	
S.E. of regression	0.003420	Akaike info criterion	-8.502896	
Sum squared resid	0.002222	Schwarz criterion	-8.452181	
Log likelihood	823.5295	Hannan-Quinn criter.	-8.482358	
F-statistic	1628.259	Durbin-Watson stat	1.901055	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Null Hypothesis: D(POP_SA) has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.684707	0.4193
Test critical values:		
1% level	-2.576999	
5% level	-1.942482	
10% level	-1.615606	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(POP_SA,2)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q3 2021Q3
 Included observations: 193 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(POP_SA(-1))	-0.002645	0.003862	-0.684707	0.4944
R-squared	0.000766	Mean dependent var	-0.000141	
Adjusted R-squared	0.000766	S.D. dependent var	0.003444	
S.E. of regression	0.003443	Akaike info criterion	-8.499787	
Sum squared resid	0.002276	Schwarz criterion	-8.462882	
Log likelihood	821.2295	Hannan-Quinn criter.	-8.492941	
Durbin-Watson stat	1.876303			

Table 16: Test ADF ai livelli (lato sinistro) e in differenza prima (lato destro) per le variabili MKCAP e POP_SA

3.3 Specificazione del modello

In questa sezione viene approfondito il processo di specificazione del modello di regressione uni-equazionale volto a verificare la presenza dell'*Environmental Kuznets Curve* nel caso degli Stati Uniti. Al fine di raggiungere tale obiettivo, l'analisi è affrontata mediante l'utilizzo del metodo di stima *a due passi di Engle-Granger (E-G)*, fortemente legato ai risultati ottenuti nell'analisi di integrazione in precedenza conclusa. A partire da quanto individuato nella sezione corrente, si precisa che una parte limitata delle variabili incluse nel modello si dimostrerà significativa. Dunque, sulla base delle serie storiche che dimostreranno maggiore potere esplicativo rispetto la variabile dipendente, si confermerà o rigetterà la presenza dell'*Environmental Kuznets Curve*.

La procedura *E-G* sfrutta la componente di correzione dell'errore, o ECM, quale punto di giunzione tra la relazione statica e dinamica esistente tra processi stocastici. In aggiunta all'individuazione di tale dimensione *ECM*, questo metodo di stima permette di individuare i coefficienti di breve e di lungo periodo, a partire dai quali è possibile risalire ai quelli di un modello autoregressivo a ritardi distribuiti (o *ADL*). L'ipotesi di partenza è quella di considerare la curva EKC come se fosse descritta da un processo *ADL*, attraverso cui la variabile endogena può essere spiegata come funzione lineare dei suoi valori ritardati e da ulteriori variabili esogene contemporanee e/o ritardate.

Ai fini di mantenere una certa coerenza con quanto disponibile in letteratura senza precludere dall'analisi una delle tre possibili combinazioni della *EKC*, si è deciso di operare come segue. Nelle sezioni successive, infatti, verranno specificati tre ipotesi di modello e, in cui di tali forme, si includerà alternativamente il *NETGDP* come variabile lineare, quadrata o cubica. La ragione sottostante la scelta di non inserire le tre configurazioni del Prodotto Interno Lordo contestualmente nella medesima regressione è legata al fatto che si ritiene che non esista alcun vantaggio informativo in quest'operazione: i dati sono i medesimi in ciascuna connotazione del GDP ne varia solo la dimensione. Il caso lineare, quadrato e cubico sono distinti riportando rispettivamente nei risultati delle stime il *NETGDP1*, *NETGDP2* o *NETGDP3*. Inoltre, allo scopo di rispettare il legame tra *GDP* e le due componenti da questo isolate, verranno allo stesso modo considerate in forma lineare, quadrata o cubica anche le variabili *EXPO* e *IMPO*.

3.3.1 Stima dell'equazione statica e analisi di cointegrazione

La stima dell'equazione statica avviene mediante la considerazione delle sole variabili integrate di ordine uguale o superiore ad uno. L'inclusione di queste variabili permette di definire la relazione di lungo periodo tra le variabili esogene e l'endogena⁴¹. Più precisamente, nella regressione statica le variabili con una sola radice unitaria, quindi $I(d)$ con $d=1$, vengono inserite ai livelli, al contrario, qualora la serie presentasse un numero di radici unitarie superiore, allora verrà differenziata di d volte, in modo tale da restituire un grado di integrazione pari a 1.

La stima dell'equazione statica generale utilizza il metodo *OLS* e sfrutta la correzione *HAC*, proposta da *Newey-West*, per intervenire sulla stima della matrice di varianza e covarianza degli stimatori, in modo tale da ottenere una sua stima consistente in presenza di residui dell'equazione autocorrelati e/o eteroschedastici. Il fattore di correzione agisce quindi sugli standard error e conseguentemente sulle statistiche *T-Student* aumentando la loro efficienza. Come conseguenza si ha anche una strategia di selezione delle variabili esplicative più efficiente. Inoltre, l'inclusione di serie non stazionarie nella regressione statica è giustificata dal fatto l'errore di stima dei parametri, conseguente alla presenza di residui autocorrelati e/o eteroschedastici ha una velocità di convergenza⁴² a zero molto più rapida, all'aumentare della dimensione campionaria, se i processi sono cointegrati. La presenza di radici unitarie è la condizione necessaria per poter disporre di processi cointegrati. La cointegrazione è caso rilevante che si verifica in ambito econometrico quando combinazioni lineari di variabili non stazionarie non risultano integrate dello stesso ordine, ma presentano un ordine di integrazione inferiore a quello delle serie di partenza. La presenza di cointegrazione comporta, quindi, che la velocità di convergenza a zero dell'errore degli stimatori sia più veloce. Tale qualità viene classificata come *proprietà di superconsistenza*.

Una volta ottenuta l'equazione statica generale, è possibile procedere con l'eliminazione dei regressori non significativi. La selezione dei regressori avviene tenendo in considerazione *in primis* le probabilità della statistica-T per singolo regressore, ipotizzando come soglia un *p-value* del 5%. *Avendo utilizzato la stima consistente HAC della matrice di varianza e*

⁴¹ Se fossero state presenti variabili stazionarie, queste non sarebbero state utilizzate per la stima dell'equazione statica.

⁴² Inoltre, la presenza di cointegrazione evita il pericolo di regressione spuria.

covarianza degli stimatori, il valore di R^2 e dei due criteri d'informazione⁴³, quali *AIC* e il *SIC* (o *BIC*) non vengono presi in considerazione in quanto il software EViews li calcola riferiti alla stima non consistente della matrice di covarianza degli stimatori. In particolare, quest'ultimi due esprimono la quantità di informazione persa o guadagnata qualora un dato modello o regressore è considerato per descrivere un certo fenomeno. I coefficienti dell'equazione statica finale sono interpretabili come coefficienti di lungo periodo e, in presenza di cointegrazione delle serie, i residui della statica risulteranno superconsistenti. Infine, il periodo di stima dell'equazione di lungo periodo si sviluppa a partire dal primo trimestre del 1973 al quarto trimestre 2019.

Caso lineare

Nelle *Table 17 e 18* si riportano rispettivamente i dati dell'equazione statica generale (o iniziale) e dell'equazione statica finale. La generazione della seconda è possibile attraverso l'eliminazione graduale di regressori non significativi. La conclusione della procedura di *pulizia* dei regressori non rilevanti nell'equazione statica, porta ad individuarne quattro residuali come variabili esplicative delle emissioni di CO_2 (*Table 18*). In particolare si individua che il *consumo di energia generata dal carbone*, il *consumo di petrolio*, il *valore reale delle importazioni ed esportazioni di beni e servizi* dimostrano una maggiore capacità esplicativa dell'endogena rispetto le serie escluse.

⁴³ Forniscono la misura della distanza tra il modello e la distribuzione teorica dei dati in relazione al numero di parametri stimati. In altre parole, se l'eliminazione di un regressore determina una riduzione del valore dell'*AIC* o *BIC*, questo significa che la distanza informativa tra queste due dimensioni si è ridotta.

Dependent Variable: CO2_SA
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 1973Q2 2019Q4
Included observations: 188 after adjustments
HAC standard errors & covariance (Bartlett kernel, Newey-West fixed bandwidth = 5.0000)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.003874	0.003910	0.990673	0.3231
COALC_SA	0.001576	0.000108	14.53742	0.0000
EXPO	0.018760	0.009627	1.948674	0.0529
IMPO	-0.017524	0.011800	-1.485093	0.1392
D(MKCAP)	0.305528	0.274647	1.112437	0.2674
NETGDP	-0.000196	0.001254	-0.155970	0.8762
NUEC_SA	0.000218	0.000344	0.634761	0.5264
RWEC_SA	-0.015505	0.018523	-0.837070	0.4036
OILC_SA	0.016599	0.001544	10.75284	0.0000
D(POP_SA)	-0.017313	0.015028	-1.152078	0.2508
R-squared	0.954295	Mean dependent var	0.043334	
Adjusted R-squared	0.952060	S.D. dependent var	0.004104	
S.E. of regression	0.000899	Akaike info criterion	-11.14124	
Sum squared resid	0.000149	Schwarz criterion	-10.97279	
Log likelihood	1090.700	Hannan-Quinn criter.	-11.07303	
F-statistic	426.8727	Durbin-Watson stat	1.756720	
Prob(F-statistic)	0.000000	Wald F-statistic	340.7108	
Prob(Wald F-statistic)	0.000000			

Table 17: Equazione statica generale nel caso lineare

Dependent Variable: CO2_SA
Method: Least Squares
Sample: 1973Q1 2019Q4
Included observations: 188
HAC standard errors & covariance (Bartlett kernel, Newey-West fixed bandwidth = 5.0000)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	9.39E-05	0.001918	0.048956	0.9610
COALC_SA	0.001637	5.95E-05	27.50649	0.0000
OILC_SA	0.017633	0.001248	14.12418	0.0000
EXPO	0.019129	0.006516	2.935588	0.0038
IMPO	-0.019680	0.005880	-3.347206	0.0010
R-squared	0.957060	Mean dependent var	0.043457	
Adjusted R-squared	0.956122	S.D. dependent var	0.004098	
S.E. of regression	0.000858	Akaike info criterion	-11.25692	
Sum squared resid	0.000135	Schwarz criterion	-11.17084	
Log likelihood	1063.150	Hannan-Quinn criter.	-11.22204	
F-statistic	1019.702	Durbin-Watson stat	1.745013	
Prob(F-statistic)	0.000000	Wald F-statistic	779.1318	
Prob(Wald F-statistic)	0.000000			

Table 18: Equazione statica finale nel caso lineare

La serie dei residui generata attraverso *E-views* a partire dall'equazione statica finale è rappresentata graficamente in blu nella *Table 19*, e alla quale viene assegnato il nome di componente *ECM*, o meccanismo di correzione degli errori.

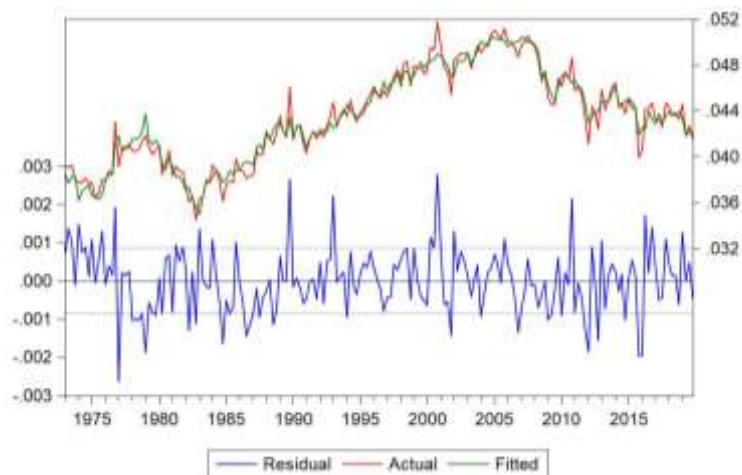


Table 19: Serie dei residui ECM generata dall'equazione statica finale

È di rilevante importanza verificare che la serie dei residui sia stazionaria, e quindi integrata di ordine 0, al fine di rilevare e sfruttare la proprietà di *cointegrazione* di processi stocastici. La *cointegrazione* è individuabile se, a partire dalla combinazione lineare tra variabili, viene generata una serie il cui ordine di integrazione è inferiore a quello delle variabili di partenza. Pertanto, si procede a verificare la stazionarietà della componente *ECM* attraverso il test *ADF*. Infatti, nella *Table 20* si riporta una probabilità della Statistica-T del test pari a 0, comportando pertanto all'accettazione dell'ipotesi nulla di assenza di radice unitaria. A fronte di quanto ottenuto, le serie *COALC_SA*, *OILC_SA*, *EXPO*, *IMPO* e *CO2_SA* sono *cointegrate*.

Null Hypothesis: ECM1 has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12.04588	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.577387	
5% level	-1.942536	
10% level	-1.615571	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(ECM1)
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 1973Q2 2019Q4
Included observations: 187 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ECM1(-1)	-0.875116	0.072649	-12.04588	0.0000
R-squared	0.438223	Mean dependent var	-6.34E-06	
Adjusted R-squared	0.438223	S.D. dependent var	0.001125	
S.E. of regression	0.000843	Akaike info criterion	-11.31400	
Sum squared resid	0.000132	Schwarz criterion	-11.29672	
Log likelihood	1058.859	Hannan-Quinn criter.	-11.30700	
Durbin-Watson stat	2.029768			

Table 20: Esito test ADF per la serie dei residui ECM nel caso lineare

Caso quadratico

Per quanto riguarda la configurazione quadratica, i dati corrispondono ai medesimi impiegati nella stima della regressione statica e componente ECM del caso lineare. Come anticipato, si sono sostituite le variabili *NETGDP*, *IMPO* ed *EXPO* con la relativa versione elevata al quadrato. In questa seconda ipotesi di analisi, viene eseguita la medesima procedura di stima della regressione statica finale, da cui si evidenzia una prima differenza: le variabili significative che caratterizzano la regressione di lungo periodo sono variate. Infatti, nell'equazione statica finale (Table 22) residuano tre regressori, non più quattro come nel caso precedente, come variabili esplicative delle emissioni di CO₂, ovvero: il *consumo di energia generata dal carbone*, il *consumo di petrolio*, il *valore reale delle importazioni di beni e servizi*.

Dependent Variable: CO2_SA
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q2 2019Q4
 Included observations: 187 after adjustments
 HAC standard errors & covariance (Bartlett kernel, Newey-West fixed bandwidth = 5.0000)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.001211	0.002879	0.420469	0.6747
COALC_SA	0.001634	0.000114	14.26653	0.0000
EXPO2	0.031338	0.023844	1.314300	0.1904
IMPO2	-0.020722	0.027047	-0.766143	0.4446
D(MKCAP)	0.360987	0.365938	0.986471	0.3252
NETGDP2	-2.43E-05	0.000155	-0.157347	0.8752
NUEC_SA	-0.000109	0.000283	-0.384861	0.7008
RWEC_SA	-0.000947	0.017715	-0.053452	0.9574
OILC_SA	0.016803	0.001634	10.28416	0.0000
D(POP_SA)	0.011410	0.012811	0.890625	0.3743
R-squared	0.956390	Mean dependent var	0.043480	
Adjusted R-squared	0.954172	S.D. dependent var	0.004096	
S.E. of regression	0.000877	Akaike info criterion	-11.18824	
Sum squared resid	0.000136	Schwarz criterion	-11.01545	
Log likelihood	1056.100	Hannan-Quinn criter.	-11.11822	
F-statistic	431.2953	Durbin-Watson stat	1.730387	
Prob(F-statistic)	0.000000	Wald F-statistic	337.2681	
Prob(Wald F-statistic)	0.000000			

Table 21: Equazione statica generale nel caso quadratico

Dependent Variable: CO2_SA
 Method: Least Squares
 Sample: 1973Q1 2019Q4
 Included observations: 188
 HAC standard errors & covariance (Bartlett kernel, Newey-West fixed bandwidth = 5.0000)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.002464	0.001461	1.686140	0.0935
COALC_SA	0.001555	6.53E-05	23.79784	0.0000
OILC_SA	0.016436	0.000989	16.62656	0.0000
IMPO2	-0.011204	0.003465	-3.233837	0.0014
R-squared	0.954832	Mean dependent var	0.043457	
Adjusted R-squared	0.954095	S.D. dependent var	0.004098	
S.E. of regression	0.000878	Akaike info criterion	-11.21695	
Sum squared resid	0.000142	Schwarz criterion	-11.14809	
Log likelihood	1058.393	Hannan-Quinn criter.	-11.18905	
F-statistic	1296.550	Durbin-Watson stat	1.659015	
Prob(F-statistic)	0.000000	Wald F-statistic	857.1539	
Prob(Wald F-statistic)	0.000000			

Table 22: Equazione statica finale nel caso quadratico

La serie dei residui generata attraverso *E-views* a partire dalla statica finale, è rappresentata graficamente in colore blu nella *Table 23*, e assume il nome di componente ECM.

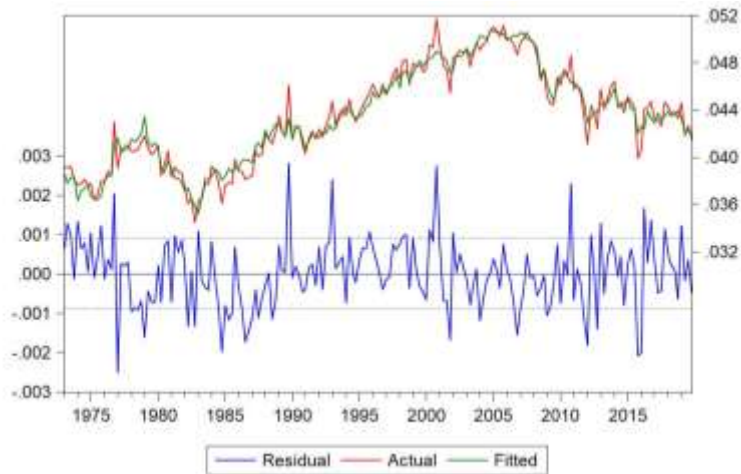


Table 23: Serie dei residui ECM generata dall'equazione statica finale

Come evidenziato nella *Table 24*, si riporta l'evidenza del test *ADF* che verifica la presenza di radice unitaria per la componente *di correzione dell'errore*. Si nota che la probabilità della Statistica-T porta all'accettazione dell'ipotesi nulla di assenza di radice unitaria, comportando, quindi, che *COALC_SA*, *OILC_SA*, *IMPO* e *CO2_SA* sono *cointegrate*.

Null Hypothesis: ECM2 has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-11.51314	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.577387	
5% level	-1.942536	
10% level	-1.615571	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(ECM2)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q2 2019Q4
 Included observations: 187 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ECM2(-1)	-0.831554	0.072227	-11.51314	0.0000

R-squared	0.416091	Mean dependent var	-6.08E-06
Adjusted R-squared	0.416091	S.D. dependent var	0.001125
S.E. of regression	0.000859	Akaike info criterion	-11.27529
Sum squared resid	0.000137	Schwarz criterion	-11.25801
Log likelihood	1055.240	Hannan-Quinn criter.	-11.26829
Durbin-Watson stat	2.047337		

Table 24: Esito test ADF per la serie dei residui ECM nel caso quadratico

Caso cubico

Per quanto riguarda la forma cubica, i dati corrispondono ai medesimi impiegati nella stima della regressione statica e componente *ECM* del caso lineare e quadratico. Pertanto, nella costruzione della regressione si sono sostituite le tre variabili nella versione elevata al cubo, ovvero *NETGDP3*, *IMPO3*, *EXPO3*. Affrontando l'eguale procedura di stima dell'equazione statica finale mediante l'eliminazione di regressori non significativi, si evidenzia una prima differenza: le variabili esplicative delle emissioni di CO₂ (*Table 26*) risultano in questo caso essere il *consumo di energia generata dal carbone*, il *consumo di petrolio*, il *valore reale del prodotto interno lordo americano elevato al cubo (al netto di esportazioni e importazioni)*. Si noti che il caso cubico è il primo a rilevare la presenza nell'equazione di lungo periodo della dimensione *NETGDP3*, similmente a quanto teorizzato per la *Curva Ambientale di Kuznets*.

Dependent Variable: CO2_SA
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 1973Q2 2019Q4
Included observations: 187 after adjustments
HAC standard errors & covariance (Bartlett kernel, Newey-West fixed bandwidth = 5.0000)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.001277	0.002971	0.429857	0.6678
COALC_SA	0.001650	0.000151	10.90132	0.0000
EXPO3	0.065534	0.076036	0.861880	0.3899
IMPO3	-0.011467	0.068931	-0.166353	0.8681
D(MKCAP)	0.385732	0.379468	1.016509	0.3108
NETGDP3	-9.45E-06	1.93E-05	-0.489508	0.6251
NUEC_SA	-9.44E-05	0.000219	-0.431837	0.6664
RWEC_SA	-0.000768	0.018021	-0.042615	0.9661
OILC_SA	0.016593	0.001600	10.37006	0.0000
D(POP_SA)	0.014905	0.012825	1.162159	0.2467
R-squared	0.956087	Mean dependent var	0.043480	
Adjusted R-squared	0.953854	S.D. dependent var	0.004096	
S.E. of regression	0.000880	Akaike info criterion	-11.18132	
Sum squared resid	0.000137	Schwarz criterion	-11.00854	
Log likelihood	1055.454	Hannan-Quinn criter.	-11.11131	
F-statistic	428.1883	Durbin-Watson stat	1.721140	
Prob(F-statistic)	0.000000	Wald F-statistic	319.1689	
Prob(Wald F-statistic)	0.000000			

Table 25: Equazione statica generale nel caso cubico

Dependent Variable: CO2_SA
 Method: Least Squares
 Sample: 1973Q1 2019Q4
 Included observations: 188
 HAC standard errors & covariance (Bartlett kernel, Newey-West fixed bandwidth = 5.0000)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.002242	0.001575	1.423579	0.1563
COALC_SA	0.001612	5.80E-05	27.78978	0.0000
OILC_SA	0.016502	0.001048	15.74757	0.0000
NETGDP3	-8.20E-06	2.65E-06	-3.093719	0.0023
R-squared	0.954764	Mean dependent var		0.043457
Adjusted R-squared	0.954027	S.D. dependent var		0.004098
S.E. of regression	0.000879	Akaike info criterion		-11.21546
Sum squared resid	0.000142	Schwarz criterion		-11.14660
Log likelihood	1058.253	Hannan-Quinn criter.		-11.18756
F-statistic	1294.529	Durbin-Watson stat		1.651916
Prob(F-statistic)	0.000000	Wald F-statistic		845.5510
Prob(Wald F-statistic)	0.000000			

Table 26: Equazione statica finale nel caso cubico

La serie dei residui generata attraverso E-views a partire dalla statica finale, è rappresentata graficamente (in blu) nella *Table 27*, e assume il nome di componente ECM.

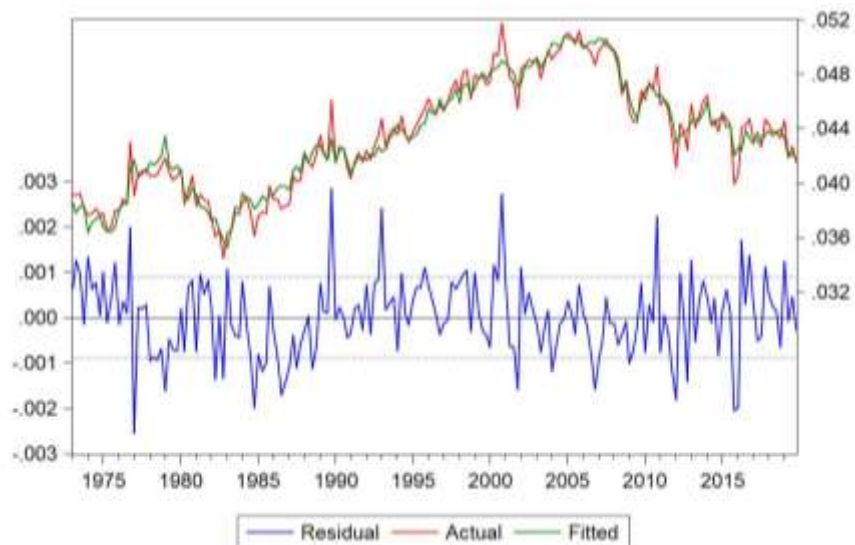


Table 27: Serie dei residui ECM generata dall'equazione statica finale

È di rilevante importanza quindi verificare la stazionarietà della serie dei residui al fine di sfruttare la proprietà di *cointegrazione* di processi stocastici. Di seguito si riporta l'esito del test *ADF* (Table 28) che rileva una probabilità della Statistica-T < 0.05, pertanto *COALC_SA*, *OILC_SA*, *IMPO* e *CO2_SA* sono *cointegrate*.

Null Hypothesis: ECM3 has a unit root
 Exogenous: None
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-11.47159	0.0000
Test critical values:		
1% level	-2.577387	
5% level	-1.942536	
10% level	-1.615571	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(ECM3)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q2 2019Q4
 Included observations: 187 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
ECM3(-1)	-0.827568	0.072141	-11.47159	0.0000

R-squared	0.414341	Mean dependent var	-4.92E-06
Adjusted R-squared	0.414341	S.D. dependent var	0.001123
S.E. of regression	0.000860	Akaike info criterion	-11.27509
Sum squared resid	0.000137	Schwarz criterion	-11.25781
Log likelihood	1055.221	Hannan-Quinn criter.	-11.26809
Durbin-Watson stat	2.051960		

Table 28: Esito test *ADF* per la serie dei residui *ECM* nel caso cubico

3.3.2 Stima dell'equazione dinamica in forma ECM

Individuata l'equazione statica e verificata la *cointegrazione* delle variabili per tutte e tre le ipotesi di modello, è dunque possibile procedere al secondo passo della procedura di *Engle-Granger*, che prevede la stima di un'equazione dinamica in forma *ECM*. La regressione, che verrà anche in questo caso distinta per singola forma dell'EKC, viene determinata a partire dall'inserimento di tutte le variabili esogene contemporanee e ritardate, e dall'endogena ritardata. Il numero di ritardi deve essere sostanzialmente coerente con la frequenza trimestrale delle serie, al fine di permettere la conclusione del ciclo annuale. Per tale ragione pertanto ogni variabile verrà ritardata fino a 4 periodi, in quanto si necessita di tale numero di trimestri per completare un anno. Contrariamente a quanto previsto per l'equazione statica, ogni singola variabile è inserita nell'equazione dinamica nella sua forma stazionaria. Ciò significa che ciascuna serie deve essere sottoposta a differenziazione. Le variabili riconosciute come $I(1)$ entrano nella regressione in differenza prima, al contrario, le dimensioni di *POP_SA* e *MKCAP* sono differenziate due volte in quanto integrate di ordine 2. Si precisa che in tale equazione di breve periodo tutte le variabili sono oggetto di inclusione, a prescindere dalla significatività riscontrata all'interno delle tre regressioni di lungo periodo stimate: la non rilevanza di un regressore nel lungo periodo non esclude che nel breve esso sia significativo.

La regressione dinamica viene definita su un periodo campionario che si sviluppa dal primo trimestre del 1973 al quarto trimestre 2019, come nel caso statico. La serie dei residui nell'equazione oggetto di analisi è rappresentata dalla componente *ECM*, precedentemente stimata, ma ritardata di un periodo, e indicata come $ECM(-1)$. Nella stima della regressione dinamica o relazione di breve periodo, i residui devono rispettare *in ogni caso* le seguenti qualità: omoschedasticità e/o assenza di autocorrelazione. Il mancato verificarsi di tali fattispecie provocherebbe una distorsione delle stime *OLS*. L'efficienza di stima nel breve periodo viene anche in questo caso perseguita attraverso la riduzione del modello e, quindi, attraverso l'eliminazione dei regressori non significativi. Il metodo di specificazione segue le medesime logiche previste nella regressione di lungo periodo, osservando, quindi, il valore delle *probabilità* e dei criteri d'informazione *AIC* e *BIC*. Come riportato nella 3.3.1 *Stima dell'equazione statica e analisi di cointegrazione*, anche l'analisi nel caso dinamico si sviluppa secondo i tre modelli in cui le dimensioni di *NETGDP*, *IMPO* ed *EXPO* sono considerate alternativamente come variabili lineari, quadratiche o cubiche.

Dependent Variable: D(CO2_SA)
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 1974Q3 2019Q4
Included observations: 182 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.000106	0.000114	-0.935772	0.3511
D(CO2_SA(-1))	-0.125173	0.144072	-0.868818	0.3865
D(CO2_SA(-2))	0.046331	0.129865	0.356763	0.7218
D(CO2_SA(-3))	-0.017091	0.113328	-0.150808	0.8804
D(CO2_SA(-4))	-0.065823	0.085905	-0.766229	0.4449
D(NETGDP1)	-0.000395	0.003192	-0.123619	0.9018
D(NETGDP1(-1))	-0.004368	0.003317	-1.316792	0.1902
D(NETGDP1(-2))	0.000452	0.003321	0.136270	0.8918
D(NETGDP1(-3))	-0.000865	0.003263	-0.265000	0.7914
D(NETGDP1(-4))	-0.003250	0.003123	-1.040677	0.2999
D(IMPO)	0.030334	0.031913	0.950495	0.3436
D(IMPO(-1))	0.068296	0.036610	1.865482	0.0644
D(IMPO(-2))	0.096887	0.035706	2.713470	0.0076
D(IMPO(-3))	-0.065757	0.038750	-1.696943	0.0921
D(IMPO(-4))	-0.013271	0.033003	-0.402099	0.6883
D(EXPO)	-0.009065	0.037232	-0.243468	0.8080
D(EXPO(-1))	-0.043516	0.038438	-1.132109	0.2597
D(EXPO(-2))	-0.088831	0.039412	-2.253930	0.0259
D(EXPO(-3))	0.038092	0.039999	0.952311	0.3427
D(EXPO(-4))	0.089077	0.040312	2.209717	0.0289
D(COALC_SA)	0.003122	0.000332	9.405468	0.0000
D(COALC_SA(-1))	0.000562	0.000395	1.423143	0.1571
D(COALC_SA(-2))	-4.39E-05	0.000387	-0.113364	0.9099
D(COALC_SA(-3))	0.000583	0.000388	1.502831	0.1353
D(COALC_SA(-4))	-0.000564	0.000334	-1.688389	0.0937
D(NUEC_SA)	3.75E-05	0.000435	0.086024	0.9316
D(NUEC_SA(-1))	0.000716	0.000423	1.693096	0.0928
D(NUEC_SA(-2))	0.000204	0.000426	0.479508	0.6324
D(NUEC_SA(-3))	0.000103	0.000431	0.237921	0.8123
D(NUEC_SA(-4))	-0.000110	0.000434	-0.254590	0.7994
D(OILC_SA)	0.014259	0.002423	5.883781	0.0000
D(OILC_SA(-1))	-0.003179	0.003352	-0.948470	0.3446
D(OILC_SA(-2))	-0.001321	0.003160	-0.417856	0.6767
D(OILC_SA(-3))	2.51E-07	2.91E-07	0.861744	0.3904
D(OILC_SA(-4))	0.002644	0.002559	1.033086	0.3035
D(RWEC_SA)	0.003406	0.033310	0.102241	0.9187
D(RWEC_SA(-1))	0.029951	0.033816	0.885703	0.3774
D(RWEC_SA(-2))	0.063774	0.032573	1.957856	0.0524
D(RWEC_SA(-3))	-0.052118	0.033732	-1.545044	0.1247
D(RWEC_SA(-4))	-0.014834	0.033540	-0.442277	0.6590
D(MKCAP,2)	0.397847	0.310756	1.280253	0.2027
D(MKCAP(-1),2)	-0.024802	0.410119	-0.060476	0.9519
D(MKCAP(-2),2)	0.220912	0.445903	0.495426	0.6211
D(MKCAP(-3),2)	-0.788644	0.435169	-1.812273	0.0722
D(MKCAP(-4),2)	-0.786555	0.380605	-2.066590	0.0407
D(POP_SA,2)	-0.049298	0.024971	-1.974236	0.0505
D(POP_SA(-1),2)	-0.014012	0.025735	-0.544471	0.5870
D(POP_SA(-2),2)	-0.001319	0.024862	-0.053054	0.9578
D(POP_SA(-3),2)	-0.055328	0.025338	-2.183548	0.0308
D(POP_SA(-4),2)	0.017865	0.024702	0.723225	0.4708
ECM1(-1)	-0.733452	0.164348	-4.462792	0.0000
R-squared	0.757637	Mean dependent var	2.06E-05	
Adjusted R-squared	0.665132	S.D. dependent var	0.001371	
S.E. of regression	0.000793	Akaike info criterion	-11.20930	
Sum squared resid	8.24E-05	Schwarz criterion	-10.31147	
Log likelihood	1071.046	Hannan-Quinn criter.	-10.84533	
F-statistic	8.190244	Durbin-Watson stat	2.082388	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Table 29: Equazione dinamica generale prevista prevista per le tre casistiche lineare, quadratico, cubico

Caso lineare

L'equazione dinamica iniziale, o generale, viene riportata nella *Table 29*, in essa sono incluse tutte le variabili differenziate, al fine di costruire una regressione su serie stazionarie, e per ciascuna di tali serie vengono riportati 4 ritardi. Non viene applicata la correzione di matrice di varianza e covarianza (*HAC*). Come di seguito specificato, se l'analisi della serie dei residui ($ECM(-1)$) conferma le attese, la stima dell'equazione dinamica finale avviene con l'eliminazione dei regressori non significativi.

3.3.1 Stima dell'equazione statica e analisi di cointegrazione.

È necessario a questo punto verificare che i residui *ECM* ritardati inseriti nell'equazione dinamica generale siano non autocorrelati ed omoschedastici, in quanto a priori si presume che l'errore della regressione si comporti come un *White Noise*. Infatti, il test di Breusch-Godfrey conferma l'assenza di correlazione seriale nei residui della dinamica generale (*Table 31*) e finale (*Table 33*) con un *p-value* rispettivamente pari a 0.1206 e 0.2189, in favore dell'ipotesi alternativa. Analogamente, si conduce un secondo test per la verifica di eteroschedasticità dei residui. Osservando il risultato del test *ARCH* nelle *Table 32 e 34* si è portati all'accettazione dell'ipotesi alternativa di presenza di omoschedasticità (per *p-value* > 0.05). Tale proprietà è rispettata sia nell'equazione generale che finale.

Sample: 1973Q1 2021Q3
 Included observations: 194

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.115	0.115	2.6224	0.105
		2	0.147	0.135	6.8923	0.032
		3	0.030	-0.001	7.0678	0.070
		4	0.030	0.007	7.2465	0.123
		5	0.033	0.026	7.4652	0.188
		6	0.071	0.062	8.4909	0.204
		7	0.116	0.099	11.247	0.128
		8	-0.008	-0.049	11.261	0.187
		9	0.116	0.095	14.035	0.121
		10	0.112	0.101	16.606	0.084
		11	0.143	0.098	20.837	0.035
		12	-0.022	-0.085	20.941	0.051
		13	0.085	0.054	22.447	0.049
		14	-0.097	-0.114	24.418	0.041
		15	0.004	0.002	24.422	0.058
		16	0.085	0.081	25.975	0.054
		17	-0.076	-0.129	27.232	0.055
		18	-0.058	-0.089	27.965	0.063
		19	-0.017	0.022	28.031	0.083
		20	-0.000	-0.020	28.031	0.109
		21	0.032	0.051	28.257	0.133
		22	0.017	-0.021	28.323	0.165
		23	0.006	0.007	28.331	0.204
		24	-0.054	-0.018	28.993	0.220
		25	-0.057	-0.024	29.723	0.235
		26	0.030	0.030	29.921	0.271
		27	0.012	0.048	29.954	0.316
		28	-0.103	-0.106	32.386	0.259
		29	0.103	0.137	34.824	0.210
		30	-0.041	-0.016	35.218	0.235
		31	0.098	0.080	37.460	0.197
		32	0.053	0.012	38.120	0.211
		33	-0.020	-0.038	38.211	0.245
		34	-0.028	-0.021	38.401	0.277
		35	-0.067	-0.035	39.470	0.277
		36	-0.023	-0.060	39.592	0.313

Table 30: Correlogramma del termine di errore nella dinamica generale

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	2.150103	Prob. F(2,129)	0.1206
Obs*R-squared	5.871241	Prob. Chi-Square(2)	0.0531

Table 31: Test Breusch-Godfrey sui residui della dinamica generale

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	0.712333	Prob. F(1,179)	0.3998
Obs*R-squared	0.717437	Prob. Chi-Square(1)	0.3970

Table 32: Test ARCH sui residui della dinamica generale

L'eliminazione di regressori non significativi ha portato alla specificazione dell'equazione dinamica finale (Table 35), rilevando le seguenti variabili: il *consumo di petrolio*, il *consumo di energia generata dal carbone* (come le variabili contemporanee), il *valore reale delle importazioni* e il *grado di sviluppo finanziario* (come variabili ritardate).

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	1.532435	Prob. F(2,172)	0.2189
Obs*R-squared	3.186285	Prob. Chi-Square(2)	0.2033

Table 33: Test Breusch-Godfrey sui residui della dinamica finale

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	0.545154	Prob. F(1,179)	0.4613
Obs*R-squared	0.549572	Prob. Chi-Square(1)	0.4585

Table 34: Test ARCH sui residui della dinamica finale

Dependent Variable: D(CO2_SA)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1974Q3 2019Q4
 Included observations: 182 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.000106	6.78E-05	-1.558484	0.1209
D(IMPO(-2))	0.042610	0.018195	2.341834	0.0203
D(COALC_SA)	0.002389	0.000248	9.644186	0.0000
D(COALC_SA(-4))	-0.000603	0.000263	-2.295775	0.0229
D(OILC_SA)	0.017229	0.001912	9.012950	0.0000
D(MKCAP(-3),2)	-0.664770	0.248422	-2.675970	0.0082
D(MKCAP(-4),2)	-0.562421	0.266903	-2.107212	0.0365
ECM1(-1)	-0.886508	0.074695	-11.86840	0.0000
R-squared	0.668199	Mean dependent var	2.06E-05	
Adjusted R-squared	0.654850	S.D. dependent var	0.001371	
S.E. of regression	0.000805	Akaike info criterion	-11.36772	
Sum squared resid	0.000113	Schwarz criterion	-11.22689	
Log likelihood	1042.463	Hannan-Quinn criter.	-11.31063	
F-statistic	50.05857	Durbin-Watson stat	2.051571	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Table 35: Equazione dinamica finale ottenuta per il caso lineare

Caso quadratico

L'analisi affrontata nel contesto quadratico segue le medesime logiche del caso lineare, con la sola differenza per la quale si provvede a sostituire, all'interno dell'equazione dinamica iniziale, le tre variabili trasformate elevate al quadrato. Al fine di evitare ridondanza nell'esposizione dei risultati ottenuti, si precisa che di seguito non viene riportata l'evidenza equazione dinamica generale. Dunque, è possibile fare riferimento alla regressione dinamica generale riportata nella Table 29 nella consapevolezza che le probabilità risultano differenti rispetto al caso lineare. I test di presenza di autocorrelazione ed eteroschedasticità sono stati affrontati sull'equazione di breve periodo, generale e finale. Come primo punto di attenzione, si conferma l'assenza di eteroschedasticità dei residui in entrambe le casistiche citate e riportate nelle *Table 36* e *Table 37*.

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	0.931099	Prob. F(1,179)	0.3359
Obs*R-squared	0.936631	Prob. Chi-Square(1)	0.3331

Table 36: Test ARCH sui residui della dinamica generale

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	1.304726	Prob. F(1,183)	0.2548
Obs*R-squared	1.309648	Prob. Chi-Square(1)	0.2525

Table 37: Test ARCH sui residui della dinamica finale

Ulteriore punto di attenzione interessa il test di autocorrelazione. Nell'ambito della regressione dinamica iniziale il correlogramma nella *Table 38* evidenzia la presenza di un ritardo prossimo alle Bande di Bartlett, rispetto al quale è stato condotto il test statistico per approfondire la casistica. Il test *Breusch-Godfrey* (*Table 39*) chiarisce che, con un p-value al ritardo 6 pari a 0.2644 si è portati a rigettare l'ipotesi di presenza di autocorrelazione.

Sample: 1973Q1 2019Q4
 Included observations: 182
 Q-statistic probabilities adjusted for 50 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	-0.048	-0.048	0.4193	0.517
		2	-0.012	-0.014	0.4443	0.801
		3	0.021	0.020	0.5256	0.913
		4	-0.067	-0.065	1.3630	0.851
		5	-0.020	-0.026	1.4360	0.920
		6	0.161	0.158	6.3647	0.384
		7	0.017	0.034	6.4170	0.492
		8	0.031	0.033	6.5995	0.580
		9	0.010	0.006	6.6204	0.677
		10	-0.000	0.021	6.6204	0.761
		11	0.081	0.094	7.9058	0.722
		12	0.033	0.023	8.1247	0.775
		13	0.116	0.119	10.806	0.627
		14	-0.145	-0.151	14.980	0.380
		15	0.105	0.110	17.205	0.307
		16	0.033	0.038	17.428	0.358
		17	-0.101	-0.112	19.509	0.300
		18	-0.010	-0.051	19.529	0.360
		19	0.053	0.009	20.106	0.388
		20	-0.035	0.021	20.364	0.435
		21	0.087	0.040	21.953	0.402
		22	-0.012	-0.038	21.984	0.461
		23	-0.055	-0.039	22.630	0.483
		24	-0.051	-0.072	23.178	0.509
		25	0.027	0.059	23.329	0.558
		26	0.012	-0.006	23.360	0.613
		27	-0.011	-0.024	23.386	0.664
		28	-0.037	-0.079	23.687	0.698
		29	0.003	0.053	23.689	0.744
		30	-0.133	-0.099	27.592	0.592
		31	0.059	0.019	28.369	0.602
		32	-0.033	-0.057	28.612	0.639
		33	0.026	0.063	28.758	0.678
		34	0.054	0.043	29.429	0.691
		35	-0.022	0.015	29.544	0.729
		36	-0.045	-0.024	30.010	0.748

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

Table 38: Correlogramma del termine di errore nella dinamica generale

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	1.294732	Prob. F(6,125)	0.2644
Obs*R-squared	10.64898	Prob. Chi-Square(6)	0.0999

Table 39: Test Breusch-Godfrey dei residui della dinamica generale sul lag 6

A partire dall'equazione dinamica generale è possibile giungere alla forma ridotta, costituita dai meri regressori significativi. Nella *Table 40* si può, dunque, notare che dal processo di eliminazione delle variabili non rilevanti, ne deriva che la variabile endogena dipende *da se stessa ritardata di un periodo, dal consumo di petrolio e dal consumo di energia generata dal carbone.*

Dependent Variable: D(CO2_SA)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q3 2019Q4
 Included observations: 186 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1.33E-05	6.13E-05	-0.217745	0.8279
D(CO2_SA(-1))	-0.143350	0.057524	-2.491989	0.0136
D(COALC_SA)	0.002282	0.000253	9.034074	0.0000
D(OILC_SA)	0.016318	0.001864	8.754913	0.0000
ECM2(-1)	-0.702348	0.089911	-7.811562	0.0000
R-squared	0.631251	Mean dependent var		1.31E-05
Adjusted R-squared	0.623102	S.D. dependent var		0.001359
S.E. of regression	0.000834	Akaike info criterion		-11.31351
Sum squared resid	0.000126	Schwarz criterion		-11.22680
Log likelihood	1057.157	Hannan-Quinn criter.		-11.27837
F-statistic	77.46233	Durbin-Watson stat		2.087740
Prob(F-statistic)	0.000000			

Table 40: Equazione dinamica finale ottenuta per il caso quadratico

Nell'ambito della regressione dinamica finale si nota la presenza di un correlogramma al lag 14 prossimo alle *Bande di Bartlett* (Table 42), rispetto al quale è stato condotto il test statistico per approfondirne la casistica. Il test *Breusch-Godfrey* (Table 41) pone qualche dubbio ma si presume che, con un *p-value* al ritardo 14 pari a 0.0349 si è portati a rigettare l'ipotesi di presenza di autocorrelazione considerando un *p-value* all'1%.

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	1.853024	Prob. F(14,167)	0.0349
Obs*R-squared	25.00890	Prob. Chi-Square(14)	0.0345

Table 41: Test Breusch-Godfrey dei residui della dinamica finale sul lag 14

Sample: 1973Q1 2019Q4
 Included observations: 186
 Q-statistic probabilities adjusted for 4 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 -0.045	-0.045	0.3913	0.532
		2 0.059	0.058	1.0634	0.588
		3 -0.041	-0.036	1.3919	0.707
		4 -0.022	-0.029	1.4847	0.829
		5 0.039	0.041	1.7742	0.879
		6 0.080	0.085	3.0119	0.807
		7 0.080	0.082	4.2746	0.748
		8 -0.056	-0.057	4.8927	0.769
		9 0.087	0.083	6.3941	0.700
		10 -0.000	0.024	6.3942	0.781
		11 0.155	0.144	11.172	0.429
		12 -0.036	-0.036	11.436	0.492
		13 0.126	0.111	14.670	0.328
		14 -0.180	-0.170	21.287	0.094
		15 0.068	0.055	22.224	0.102
		16 0.054	0.048	22.825	0.118
		17 -0.113	-0.142	25.476	0.085
		18 0.022	-0.033	25.576	0.110
		19 0.036	0.074	25.841	0.135
		20 -0.006	-0.035	25.849	0.171
		21 -0.017	-0.008	25.909	0.210
		22 0.073	0.018	27.042	0.210
		23 -0.024	0.036	27.163	0.249
		24 0.012	-0.013	27.194	0.295
		25 -0.064	-0.035	28.075	0.304
		26 0.016	-0.008	28.129	0.352
		27 0.006	0.055	28.138	0.404
		28 -0.076	-0.115	29.430	0.391
		29 0.045	0.041	29.879	0.420
		30 -0.034	0.015	30.137	0.459
		31 0.075	0.029	31.402	0.446
		32 -0.030	-0.035	31.601	0.487
		33 0.005	0.035	31.606	0.536
		34 -0.008	-0.021	31.623	0.585
		35 -0.033	-0.038	31.869	0.620
		36 -0.039	-0.021	32.227	0.649

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

Table 42: Correlogramma del termine di errore nella dinamica finale

Caso cubico

L'analisi eseguita nel caso cubico segue la medesima logica dei due precedenti, adeguando le tre variabili già menzionate nella relativa forma cubica. Al fine di evitare ridondanza nell'esposizione dei risultati ottenuti, si precisa che di seguito non viene riportata l'evidenza equazione dinamica generale. Dunque, è possibile fare riferimento alla regressione dinamica generale riportata nella Table 29 nella consapevolezza che le probabilità sono differenti rispetto al caso lineare. I test di presenza di autocorrelazione ed eteroschedasticità sono stati affrontati su entrambe le equazioni di breve periodo, iniziale e finale. L'assenza di eteroschedasticità dei residui si conferma sia per la prima indicata nella Table 43, che per la seconda riportata nella Table 44.

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	1.218573	Prob. F(1,179)	0.2711
Obs*R-squared	1.223856	Prob. Chi-Square(1)	0.2686

Table 43: Test ARCH sui residui della dinamica generale

Heteroskedasticity Test: ARCH

F-statistic	1.277403	Prob. F(1,183)	0.2599
Obs*R-squared	1.282412	Prob. Chi-Square(1)	0.2575

Table 44: Test ARCH sui residui della dinamica finale

A partire dalla rappresentazione grafica dei correlogrammi (*Table 46*) si presume l'assenza di autocorrelazione nell'equazione dinamica iniziale. Tale assunzione si conferma tra l'altro anche mediante la conduzione del test di *Breusch-Godfrey* sull'unico lag che appare rilevante. Con un *p-value* maggiore di 0.05 (*Table 45*) si è, dunque, portati al rifiuto dell'ipotesi nulla al ritardo 14.

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	1.354169	Prob. F(14,117)	0.1870
Obs*R-squared	25.37852	Prob. Chi-Square(14)	0.0310

Table 45: Test Breusch-Godfrey dei residui della dinamica finale sul lag 14

Sample: 1973Q1 2019Q4
 Included observations: 182
 Q-statistic probabilities adjusted for 50 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	-0.044	-0.044	0.3617	0.548
		2	0.002	0.000	0.3625	0.834
		3	0.035	0.035	0.5935	0.898
		4	-0.059	-0.056	1.2574	0.869
		5	-0.016	-0.021	1.3067	0.934
		6	0.153	0.151	5.7569	0.451
		7	0.013	0.031	5.7887	0.565
		8	0.026	0.024	5.9223	0.656
		9	0.021	0.012	6.0065	0.739
		10	0.008	0.027	6.0204	0.814
		11	0.114	0.125	8.5484	0.663
		12	0.035	0.026	8.7865	0.721
		13	0.132	0.134	12.222	0.510
		14	-0.164	-0.173	17.566	0.227
		15	0.100	0.103	19.571	0.189
		16	0.036	0.039	19.839	0.228
		17	-0.112	-0.131	22.403	0.170
		18	0.001	-0.043	22.403	0.215
		19	0.047	-0.003	22.850	0.244
		20	-0.038	0.024	23.145	0.282
		21	0.069	0.019	24.126	0.287
		22	0.009	-0.026	24.144	0.340
		23	-0.058	-0.040	24.862	0.357
		24	-0.034	-0.070	25.113	0.400
		25	0.023	0.070	25.222	0.450
		26	0.017	-0.004	25.283	0.503
		27	-0.020	-0.014	25.367	0.554
		28	-0.042	-0.087	25.753	0.587
		29	-0.009	0.044	25.772	0.638
		30	-0.138	-0.101	29.996	0.466
		31	0.071	0.023	31.120	0.460
		32	-0.046	-0.065	31.593	0.487
		33	0.029	0.064	31.784	0.528
		34	0.041	0.031	32.163	0.558
		35	-0.028	0.007	32.339	0.597
		36	-0.053	-0.025	32.983	0.613

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

Table 46: Correlogramma del termine di errore nella dinamica generale

Analogamente a quanto individuato nel caso quadratico, nella forma cubica vengono individuati i medesimi regressori significativi (Table 48), quali: le *emissioni di CO₂ ritardata di un periodo*, il *consumo di petrolio* e il *consumo di energia generata dal carbone*. Inoltre, il correlogramma dell'equazione dinamica finale evidenzia la presenza di un istogramma lievemente superiore le *Bande di Bartlett* (Table 49). Ipotizzando come valore soglia un livello di significatività all'1%, diventa possibile sostenere l'assenza di autocorrelazione, come rilevato dal test *Breusch-Godfrey* (Table 47).

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:			
F-statistic	1.853671	Prob. F(14,167)	0.0348
Obs*R-squared	25.01645	Prob. Chi-Square(14)	0.0344

Table 47: Test Breusch-Godfrey dei residui della dinamica finale sul lag 14

Dependent Variable: D(CO2_SA1)
 Method: Least Squares
 Sample (adjusted): 1973Q3 2019Q4
 Included observations: 186 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1.41E-05	6.14E-05	-0.229470	0.8188
D(CO2_SA(-1))	-0.146138	0.057589	-2.537589	0.0120
D(COALC_SA)	0.002311	0.000253	9.137430	0.0000
D(OILC_SA)	0.016393	0.001870	8.766337	0.0000
ECM3(-1)	-0.696343	0.089976	-7.739169	0.0000
R-squared	0.629528	Mean dependent var		1.31E-05
Adjusted R-squared	0.621341	S.D. dependent var		0.001359
S.E. of regression	0.000836	Akaike info criterion		-11.30885
Sum squared resid	0.000127	Schwarz criterion		-11.22214
Log likelihood	1056.723	Hannan-Quinn criter.		-11.27371
F-statistic	76.89152	Durbin-Watson stat		2.086565
Prob(F-statistic)	0.000000			

Table 48: Equazione dinamica finale ottenuta per il caso cubico

Sample: 1973Q1 2019Q4
 Included observations: 186
 Q-statistic probabilities adjusted for 4 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 -0.045	-0.045	0.3781	0.539
		2 0.062	0.060	1.1040	0.576
		3 -0.036	-0.031	1.3569	0.716
		4 -0.017	-0.023	1.4099	0.842
		5 0.046	0.049	1.8151	0.874
		6 0.088	0.094	3.3278	0.767
		7 0.086	0.088	4.7844	0.686
		8 -0.052	-0.053	5.3137	0.724
		9 0.088	0.083	6.8429	0.653
		10 -0.000	0.022	6.8429	0.740
		11 0.158	0.145	11.812	0.378
		12 -0.031	-0.033	12.000	0.446
		13 0.131	0.112	15.481	0.278
		14 -0.175	-0.168	21.733	0.084
		15 0.070	0.055	22.749	0.090
		16 0.057	0.049	23.422	0.103
		17 -0.108	-0.140	25.846	0.077
		18 0.027	-0.031	25.997	0.100
		19 0.038	0.073	26.293	0.122
		20 -0.004	-0.032	26.297	0.156
		21 -0.015	-0.006	26.344	0.194
		22 0.075	0.020	27.557	0.191
		23 -0.021	0.037	27.654	0.229
		24 0.014	-0.013	27.698	0.273
		25 -0.065	-0.039	28.614	0.280
		26 0.013	-0.012	28.652	0.327
		27 0.007	0.053	28.663	0.377
		28 -0.076	-0.116	29.936	0.366
		29 0.046	0.040	30.403	0.394
		30 -0.034	0.015	30.655	0.432
		31 0.071	0.026	31.802	0.426
		32 -0.033	-0.037	32.055	0.464
		33 0.002	0.032	32.057	0.514
		34 -0.008	-0.020	32.072	0.562
		35 -0.031	-0.036	32.294	0.599
		36 -0.036	-0.017	32.593	0.631

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

Table 49: Correlogramma del termine di errore nella dinamica finale

3.4 Futuro virtuale e previsione del modello

Al fine di testare la forza esplicativa dei tre modelli stimati, questa sezione è volta ad approfondire la capacità previsionale degli stessi. In particolare, la previsione può essere sviluppata sia a partire dalla relazione di lungo periodo che da quella di breve. L'esecuzione della funzione *Forecast* di *E-views* permette di generare tre distinte tipologie di previsioni: statica, statica del modello dinamico e dinamica del modello dinamico. In tale sezione viene enfatizzata la bontà della previsione per ciascuna tipologia di *forecast* e per singola forma di modello, sia da un punto di vista grafico che statistico.

La previsione statica ha la caratteristica di stimare il valore della variabile endogena al tempo $T+h$, dove h rappresenta l'orizzonte di proiezione futura, a partire dai *valori storici* disponibili delle variabili esplicative e dalla stessa endogena ritardata. Al contrario, *la previsione dinamica* si distingue dalla precedente, in quanto permette di prevedere il valore dell'endogena al tempo $T+h$ sulla base dei *valori storici* disponibili delle variabili esplicative e dei *valori previsti* dell'endogena ai periodi precedenti.

Per definizione, l'equazione di lungo periodo non include la variabile endogena ritardata e, per tale motivo, può essere impiegata per alimentare la sola previsione statica. Diversamente, l'equazione che descrive la relazione di breve periodo può essere impiegata per costruire sia la previsione dinamica che quella di tipo statico.

Il periodo di futuro virtuale considerato si sviluppa dal 2020Q1 al 2021Q3, ovvero su 7 trimestri.

3.4.1 Previsione statica del modello statico

Nelle *Figura 5, 6 e 7* viene data evidenza delle rappresentazioni grafiche di ciascuna previsione statica realizzata con ciascuna ipotesi di modello. Nei grafici è riportata in nero la curva delle emissioni di CO₂ effettivamente realizzata nel futuro virtuale, in blu viene indicata la serie prevista. Le curve riportate con colore rosso e verde si riferiscono rispettivamente al margine superiore e inferiore dello *standard error* stimato, o *se_f_stat*. A partire dalla serie prevista *CO2_F_STAT*, è stato costruito un intervallo di previsione i cui margini sono individuati come $\pm 2 \cdot se_f_stat$. Dal confronto grafico, è evidente che la previsione statica nel caso lineare si dimostra meno precisa rispetto al caso quadratico e cubico, in quanto la curva effettiva delle emissioni di CO₂ si posiziona principalmente sul margine superiore dell'intervallo di previsione. Al contrario, nelle *Figure 6 e 7* si può osservare una forte somiglianza nella capacità previsiva dei due modelli, in quanto le due previsioni sono in grado di replicare la curva effettiva con differenze poco percettibili e contenendola quasi interamente. Esiste, altresì, un punto in cui la previsione statica *fallisce* in ciascuno dei tre modelli, ovvero in prossimità del secondo trimestre 2020. Si presume che il fallimento sia provocato dal fatto che le singole previsioni sono peggiorative rispetto al declino nelle emissioni effettivamente registrato. Il picco è rilevato in occasione dell'applicazione delle prime norme di contenimento della pandemia da Covid-19, che probabilmente ha limitato in modo provvisorio la conduzione di una vita ordinaria alla popolazione americana, e non solo, e quindi una riduzione nelle emissioni.

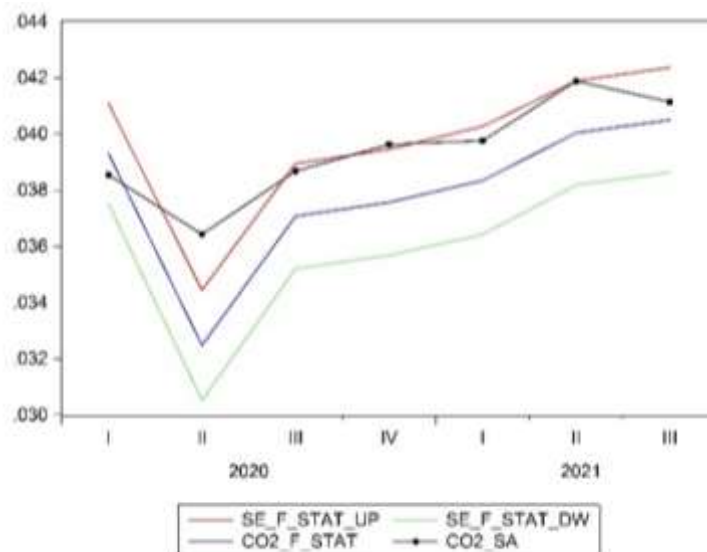


Figura 5: Previsione statica del modello statico nel caso lineare

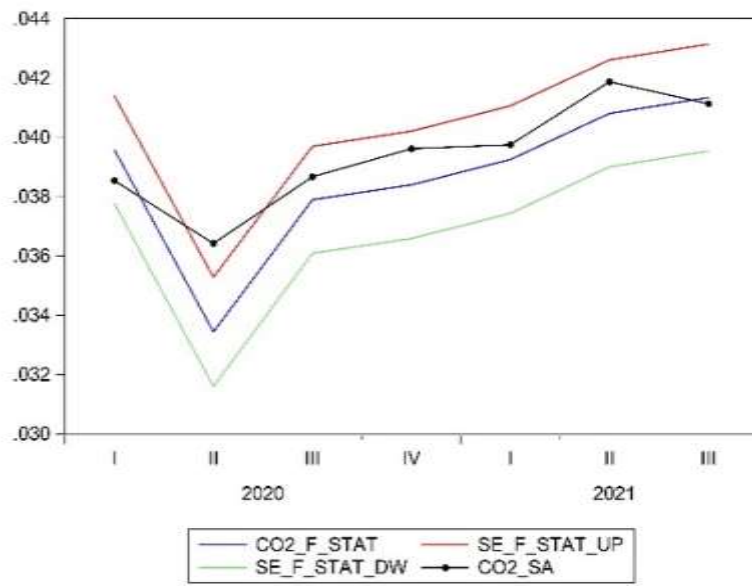


Figura 6: Previsione statica del modello statico nel caso quadratico

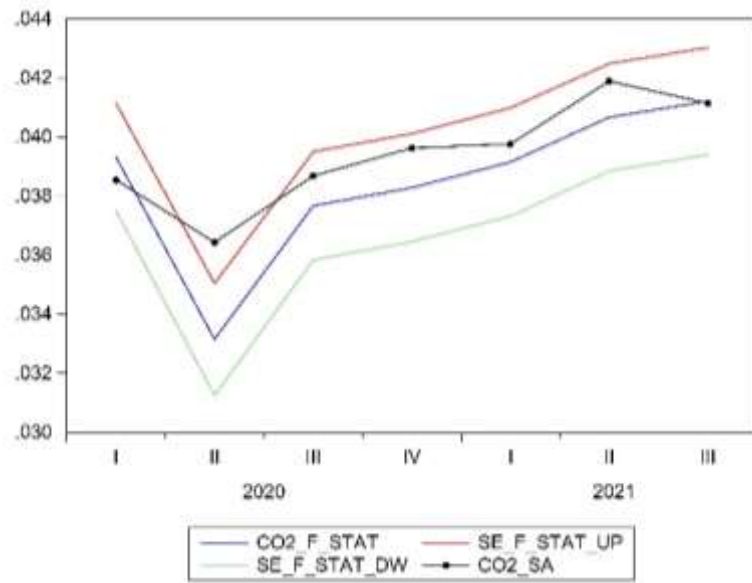


Figura 7: Previsione statica del modello statico nel caso cubico

3.4.2 Previsione statica del modello dinamico

Nelle *Figure 8, 9 e 10* viene data rappresentazione grafica della previsione statica del modello dinamico per le casistiche lineare, quadratico e cubico. Nei grafici è riportata in nero la curva delle emissioni di CO₂ effettivamente realizzata nel futuro virtuale, in blu viene indicata la serie prevista, e denominata *CO2_F_STAT_DIN*. Le curve riportate con colore rosso e verde si riferiscono rispettivamente al margine superiore e inferiore dello *standard error* stimato, o *se_f_stat_din*. A partire dalla serie prevista, è stato costruito un intervallo di previsione i cui margini sono individuati come $\pm 2 * se_f_stat_din$. Una prima peculiarità è rappresentata dalla netta diversità nella forma delle curva previsive nel caso lineare rispetto gli altri due. Apparentemente, il caso lineare non sembrerebbe in grado di cogliere correttamente l'andamento futuro della serie effettiva. Si noti ad esempio che, a partire dal quarto trimestre 2020, la curva di previsione nel caso lineare presenta punti d'inversione opposti rispetto a quanto evidenzia la curva effettiva. In altre parole, laddove la variabile endogena diminuisce si ha un incremento della curva blu, e viceversa. Analogamente al caso dell'equazione di lungo periodo, la rappresentazione grafica denota una migliore capacità previsiva per i modelli quadratico e cubico, molto simili tra loro e in grado di contenere la curva effettiva nella sua quasi interezza. Quanto affermato viene meno in prossimità del secondo trimestre 2020 per entrambi i modelli.

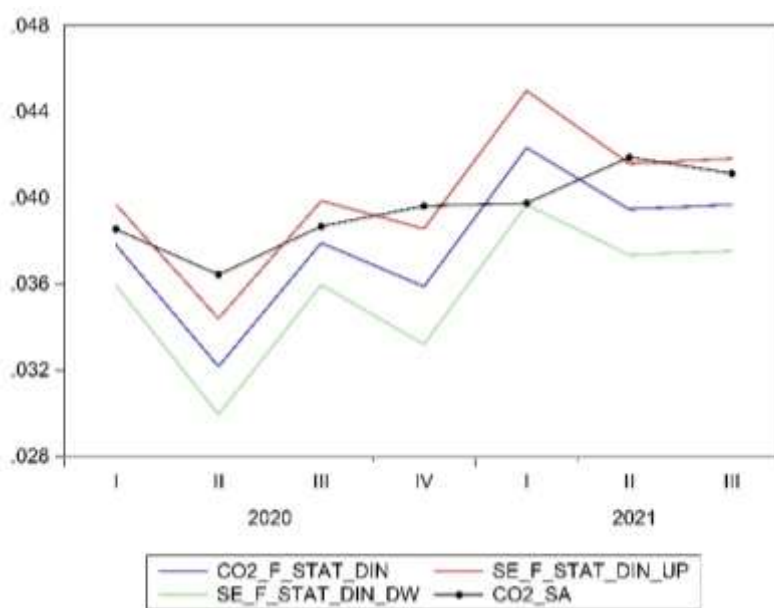


Figura 8: Previsione statica del modello dinamico nel caso lineare

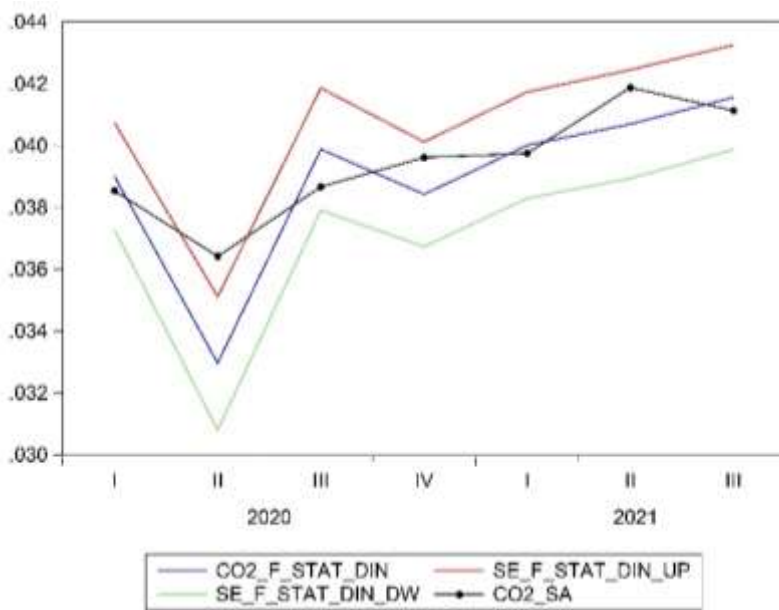


Figura 9: Previsione statica del modello dinamico nel caso quadratico

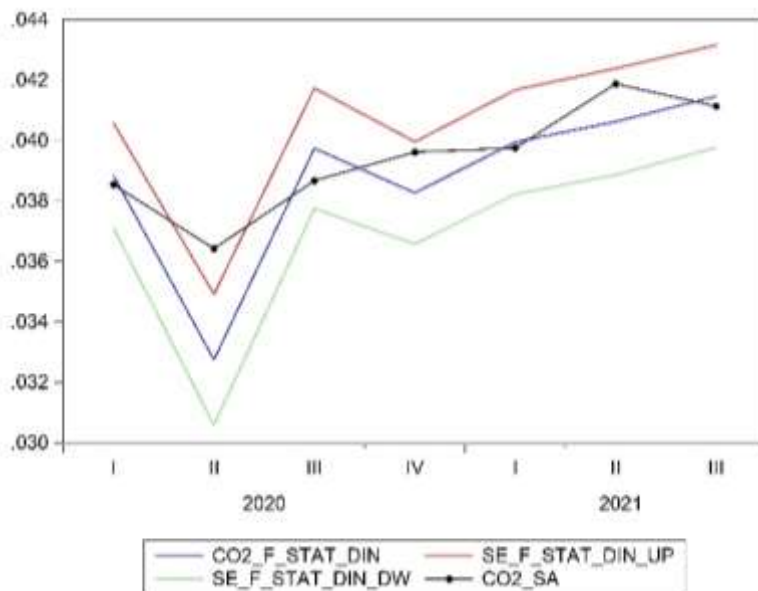


Figura 10: Previsione statica del modello dinamico nel caso cubico

3.4.3 Previsione dinamica del modello dinamico

Nelle Figure 11, 12 e 13 viene data rappresentazione grafica alla previsione dinamica del modello dinamico nel caso dei tre diversi modelli specificati in precedenza. Nei grafici è riportata in nero la curva delle emissioni di CO₂ effettivamente realizzata nel futuro virtuale, in blu viene indicata la serie prevista, e denominata *CO2_F_DIN_DIN*. Le curve riportate con colore rosso e verde si riferiscono rispettivamente al margine superiore e inferiore dello *standard error* stimato, o *se_f_din_din*. A partire dalla serie prevista, è stato costruito un intervallo di previsione i cui margini sono individuati come $\pm 2 * se_f_din_din$. Da un punto di vista, si rileva una minore capacità previsiva delle curve nella forma lineare e cubica. In relazione al primo caso, la curva prevista non è in grado di rilevare correttamente l'andamento effettivo delle emissioni di CO₂, comportando, quindi, il *fallimento* previsivo in certa quota del periodo virtuale. In tale contesto, l'intervallo di previsione si posiziona al di sotto della curva effettiva. Quanto rilevato dimostra, dunque, una forte incapacità di prevedere l'andamento delle emissioni di CO₂ utilizzando i valori storici delle esogene e i valori previsti dell'endogena nel caso lineare. In merito alla casistica cubica, l'intervallo di previsione è capace di rilevare l'andamento della curva effettiva, ma si sottolinea una certa difficoltà previsiva nel secondo trimestre del 2022 e 2021. Diversamente ai due modelli precedenti, la previsione nel caso quadratico si dimostra abile nel prevedere l'andamento della curva effettiva, riducendo anche la difficoltà di rilevazione delle emissioni di CO₂ a ridosso del secondo trimestre 2020.

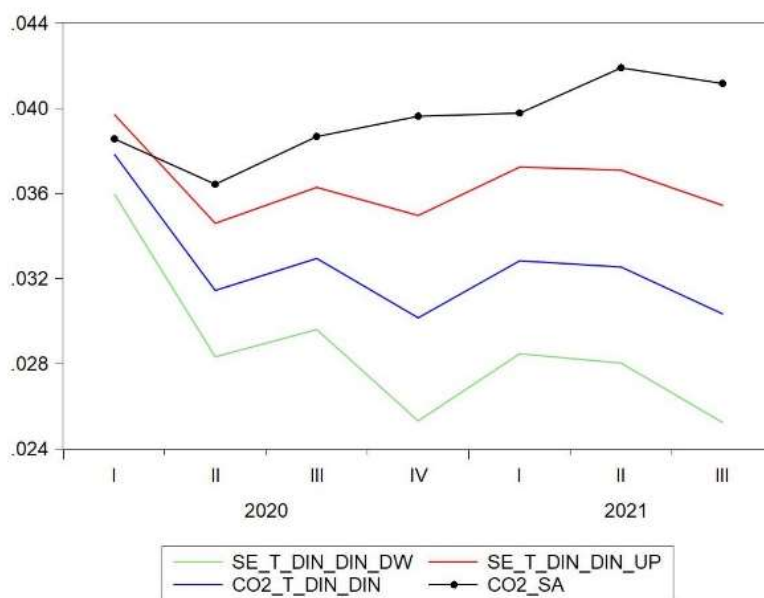


Figura 11: Previsione dinamica del modello dinamico nel caso lineare

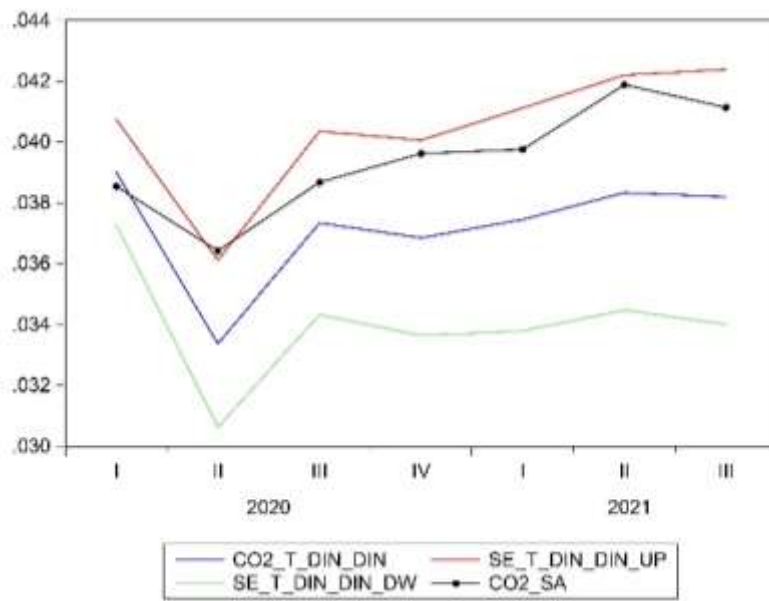


Figura 12: Previsione dinamica del modello dinamico nel caso quadratico

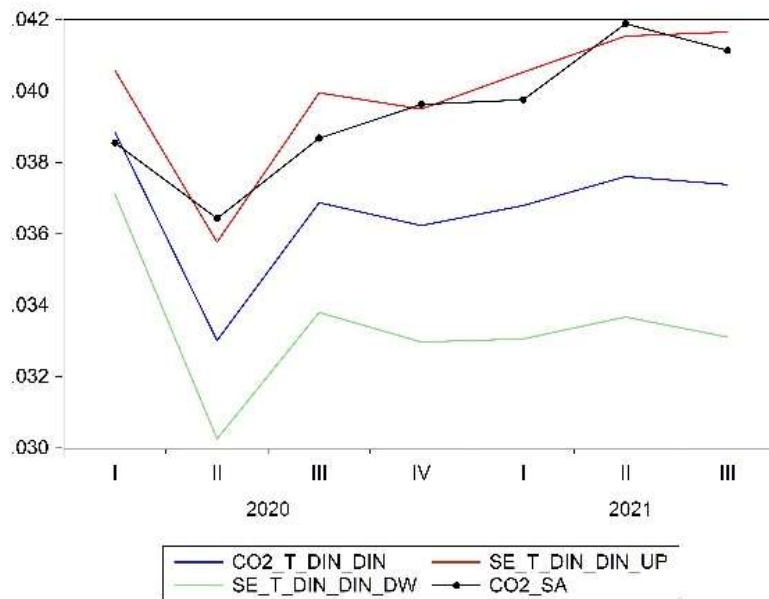


Figura 13: Previsione dinamica del modello dinamico nel caso cubico

3.5 Stima e analisi previsionale del benchmark

3.5.1 Stima del benchmark

In seguito alla specificazione delle tre forme di modelli econometrici per indagare l'andamento contemporaneo e futuro della serie endogena, nella sezione corrente si vuole approfondire il caso in cui la serie delle emissioni di CO₂ possa essere spiegata da un semplice processo stocastico univariato della classe *ARMA* (p,q). Il risultato di tale analisi permetterebbe di identificare se il fenomeno descritto dall'endogena sia spiegabile dai soli ritardi di quest'ultima senza l'inclusione di variabili esogene particolari. Il modello analizzato e stimato di seguito verrà classificato come *Benchmark*.

Innanzitutto, si è affrontata l'analisi dei correlogrammi al fine di definire in modo indicativo quale possa essere il processo stocastico capace di descrivere l'endogena. Si rimanda a quanto appurato nella sezione 3.2.4 *Analisi di integrazione*, in cui si è dimostrata la presenza di radice unitaria della serie. Nella consapevolezza che la non stazionarietà della serie causi distorsione, l'osservazione di ACF e la PACF viene eseguita sulla variabile in differenza prima. Come evidenziato dalla *Table 50*, il correlogramma rileva la presenza di ACF e PACF significative solo al primo ritardo. In tale contesto due sono le possibili strade percorribili: la rilevazione di una PACF con ritardo p significativo, è elemento caratteristico di un processo *AR*(p) e, analogamente, la presenza nella ACF di un ritardo q significativo è teoricamente rappresentativo di un modello *Moving Average*, o *MA*(q). La situazione attuale denota una parità di lag significativi nei grafici di ACF e PACF. Dall'osservazione dell'autocorrelazione semplice si potrebbe essere portati, quindi, alla scelta di un processo *MA*(1). Il limite di tale processo è legato al fatto che presenti una *memoria futura* limitata a tanti passi avanti quanto è l'ordine. In quest'ottica, l'ordine del processo osservato porterebbe il benchmark a disporre di una capacità previsiva di un solo passo in avanti, ovvero di un trimestre. Stante la limitatezza previsionale esposta, si opta di percorrere la seconda direzione possibile, ipotizzando, quindi, che il processo si comporti come un *Autoregressivo* di ordine *AR*(1).

Sample: 1973Q1 2019Q4
 Included observations: 187

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.345	-0.345	22.660	0.000		
2	0.019	-0.114	22.731	0.000		
3	0.015	-0.020	22.773	0.000		
4	-0.023	-0.025	22.876	0.000		
5	-0.127	-0.164	26.007	0.000		
6	0.058	-0.057	26.672	0.000		
7	0.122	0.133	29.592	0.000		
8	-0.255	-0.192	42.438	0.000		
9	0.120	-0.051	45.300	0.000		
10	0.059	0.068	45.984	0.000		
11	0.006	0.087	45.991	0.000		
12	-0.059	-0.027	46.684	0.000		
13	0.143	0.072	50.823	0.000		
14	-0.158	-0.075	55.914	0.000		
15	0.016	0.010	55.964	0.000		
16	0.137	0.112	59.864	0.000		
17	-0.090	-0.012	61.543	0.000		
18	-0.011	-0.005	61.568	0.000		
19	0.032	0.023	61.789	0.000		
20	-0.024	-0.037	61.907	0.000		
21	0.003	0.072	61.908	0.000		
22	0.019	-0.030	61.983	0.000		
23	-0.003	-0.034	61.985	0.000		
24	-0.105	-0.064	64.393	0.000		
25	0.022	-0.064	64.499	0.000		
26	0.048	-0.003	65.007	0.000		
27	0.064	0.133	65.910	0.000		
28	-0.134	-0.141	69.881	0.000		
29	0.136	0.044	74.047	0.000		
30	-0.069	0.032	75.126	0.000		
31	0.039	0.050	75.476	0.000		
32	0.042	0.046	75.876	0.000		
33	-0.034	-0.015	76.145	0.000		
34	0.009	0.024	76.164	0.000		
35	-0.022	0.096	76.275	0.000		
36	-0.008	-0.083	76.289	0.000		

Table 50: Correlogramma della serie CO2 differenziata

Mediante l'utilizzo della funzione *Quick > Estimate equation* disponibile in *E-views* è possibile generare l'equazione (5) i cui regressori sono rappresentati dalla variabile endogena ritardata fino al quarto periodo, in quanto la frequenza di osservazione è trimestrale. L'equazione generata restituisce quanto riportato nella *Table 51*.

$$5) \quad d(\text{co2_sa}_1) = c + d(\text{co2_sa}_{-1}) + d(\text{cco2_sa}_{-2}) + d(\text{co2_sa}_{-3}) + d(\text{co2_sa}_{-4})$$

Dependent Variable: D(CO2_SA)
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 1974Q2 2019Q4
Included observations: 183 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	3.42E-05	9.52E-05	0.359606	0.7196
D(CO2_SA(-1))	-0.392073	0.074998	-5.227754	0.0000
D(CO2_SA(-2))	-0.126943	0.080305	-1.580758	0.1157
D(CO2_SA(-3))	-0.033985	0.080957	-0.419790	0.6751
D(CO2_SA(-4))	-0.026710	0.075703	-0.352831	0.7246
R-squared	0.134114	Mean dependent var	2.11E-05	
Adjusted R-squared	0.114656	S.D. dependent var	0.001367	
S.E. of regression	0.001286	Akaike info criterion	-10.44723	
Sum squared resid	0.000294	Schwarz criterion	-10.35954	
Log likelihood	960.9219	Hannan-Quinn criter.	-10.41169	
F-statistic	6.892443	Durbin-Watson stat	2.005482	
Prob(F-statistic)	0.000035			

Table 51: Stima equazione iniziale del Benchmark

A partire dall'osservazione della *Statistica-T* nella *Table 51*, è evidente la presenza di regressori non significativi. L'eliminazione dei casi in cui il p-value assume valore maggiore del 5%, comporta l'individuazione della variabile ritardata di un periodo come unico regressore significativo (*Table 52*). Anche i criteri d'informazione quali lo *Schwarz Information Criterion* e l'*Akaike information criterion* migliorano, diminuendo. I residui, inoltre, evidenziano la presenza di autocorrelazione, poiché il Durbin-Watson assume valore intorno a 2, ovvero pari a 2.075676. In conclusione, si predilige classificare il *Benchmark* come un autoregressivo di ordine 1, o AR(1).

Dependent Variable: D(CO2_SA)
Method: Least Squares
Sample (adjusted): 1973Q3 2019Q4
Included observations: 186 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.97E-05	9.37E-05	0.210031	0.8339
D(CO2_SA(-1))	-0.346709	0.069303	-5.002770	0.0000
R-squared	0.119734	Mean dependent var	1.31E-05	
Adjusted R-squared	0.114950	S.D. dependent var	0.001359	
S.E. of regression	0.001278	Akaike info criterion	-10.47566	
Sum squared resid	0.000301	Schwarz criterion	-10.44098	
Log likelihood	976.2365	Hannan-Quinn criter.	-10.46161	
F-statistic	25.02771	Durbin-Watson stat	2.075676	
Prob(F-statistic)	0.000001			

Table 52: Stima equazione finale del benchmark

3.5.2 Previsione del benchmark

La sezione corrente ha l'obiettivo di procedere alla stima della previsione per il modello di benchmark. Considerata la composizione di tale modello e, quindi, disponendo dell'informazione della serie endogena ritardata, il futuro virtuale può essere stimato sia in forma statica che in quella dinamica. Come riportato nella sezione 3.4 Futuro virtuale e previsione del modello, il periodo di futuro virtuale corrisponde alla finestra temporale che va dal 2020Q1 al 2021Q3.

3.5.2.1 Previsione statica del modello dinamico

Nell'immagine sotto indicata viene data rappresentazione grafica alla previsione statica del modello dinamico nel caso del *Benchmark (Table 53)*. Si riporta in nero la curva delle emissioni di CO₂ effettivamente realizzata nel futuro virtuale, al contrario in blu viene indicata la serie prevista. Le curve riportate con colore rosso e verde si riferiscono rispettivamente al margine superiore e inferiore dello *standard error* stimato, o *se_f_stat_din_b*. A partire dalla serie prevista *CO2_STAT_DIN_BENCHMARK*, è stato definito l'intervallo di previsione i cui margini sono stati costruiti come $\pm 2 * se_f_stat_din_b$. Dal punto di vista grafico, si sottolinea che il modello è in grado di prevedere la maggior parte delle osservazioni nel futuro virtuale, ad esclusione dei primi due trimestri del 2020. In tale contesto, si verifica una sovrastima nell'intervallo in quanto il margine inferiore dello *standard error* ricostruito si posiziona al di sopra della curva effettiva della *CO2_SA*.

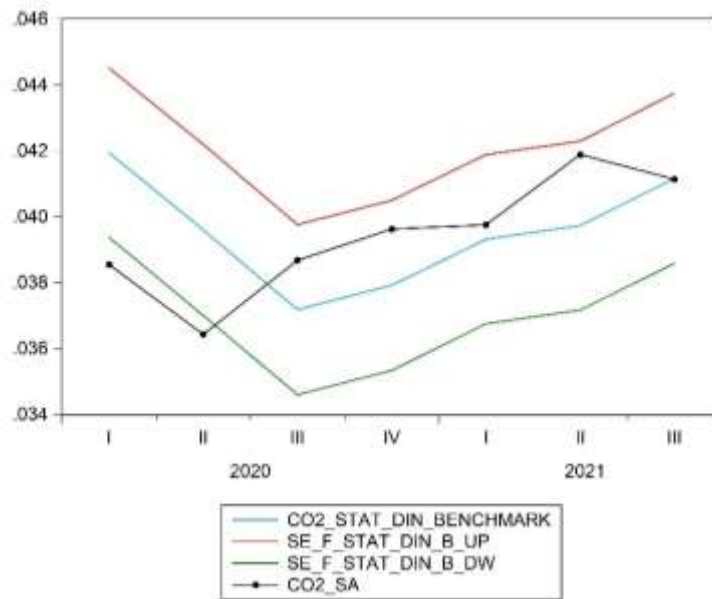


Table 53: Previsione statica del modello dinamico nel caso del benchmark

3.5.2.2 Previsione dinamica del modello dinamico

Nell'immagine sotto riportata viene data rappresentazione grafica alla previsione dinamica del modello dinamico del *Benchmark* (Table 54). Nel grafico è riportata in nero la curva delle emissioni di CO₂ effettivamente realizzata nel futuro virtuale, al contrario in blu viene indicata la serie prevista. Le curve riportate con colore rosso e verde si riferiscono rispettivamente al margine superiore e inferiore dello *standard error* stimato, o *se_f_din_din_b*. A partire dalla serie prevista *CO2_F_DIN_DIN_BENCHMARK*, è stato definito l'intervallo di previsione i cui margini sono costruiti come $\pm 2 * se_f_din_din_b$. nella previsione stimata l'apertura esplosiva dell'intervallo di previsione riesce a cogliere buona parte delle osservazioni future della curva effettiva ma, similmente al caso statico, anche in tale contesto la capacità di stima futura non è in grado di rilevare correttamente i primi due periodi nel futuro virtuale.

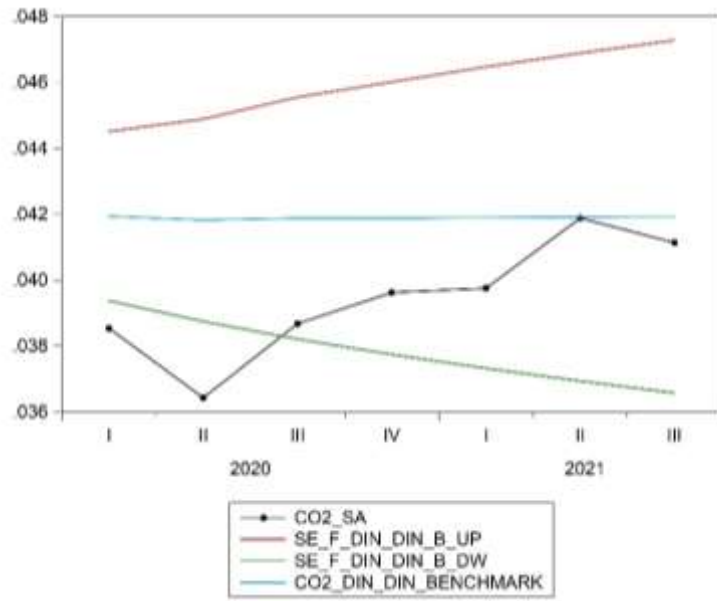


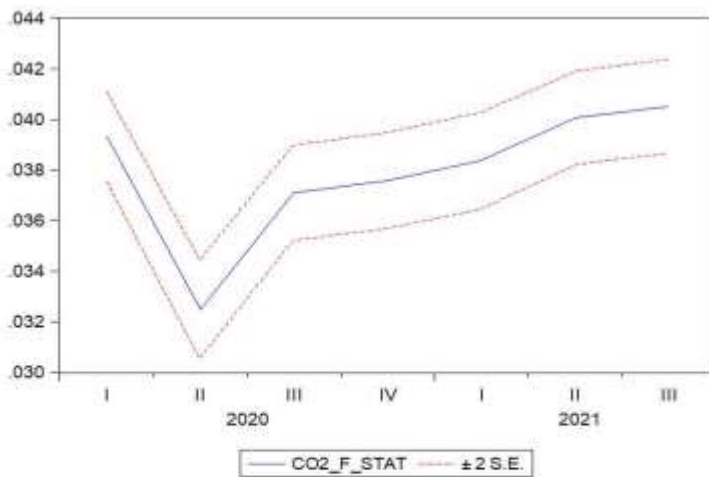
Table 454: Previsione dinamica del modello dinamico nel caso del benchmark

3.6 Confronto tra modelli empirici

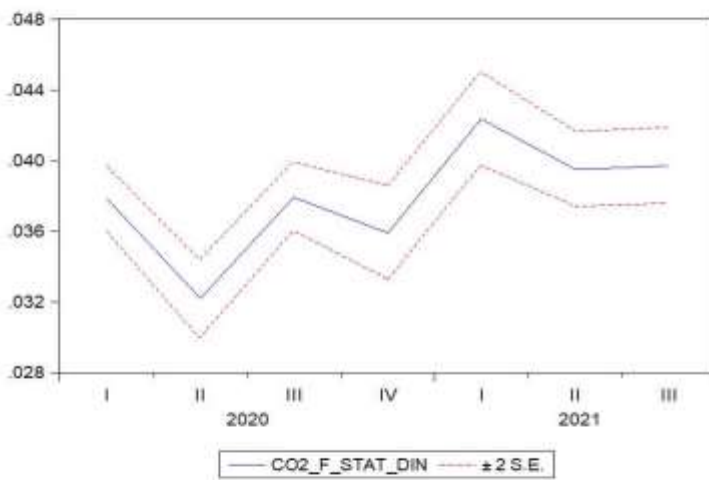
Al fine di chiarire quale possa essere il modello rappresentativo di una migliore capacità previsiva, si riporta l'evidenza di alcune misure statistiche, tra le quali si rimanda al valore del *Root Mean Square Error (RMSE)* e delle *dimensioni in cui è scomposto*. Nelle rappresentazioni indicate dalle Table 55, 56, 57 e Table 58 sono riportate le specifiche statistiche del modello lineare, quadratico e cubico e la replicazione del processo attraverso il *Benchmark*. Si evidenzia per ciascuno dei quattro modelli, dove presenti, le specifiche statistiche riferite a previsione statica, previsione statica del modello dinamico e previsione dinamica del modello dinamico. Come intuibile dalla precedente analisi grafica, il caso *quadratico* dimostra essere il modello con una migliore capacità previsiva tra le tre diverse forme stimate. Infatti, quanto approfondito nel 3.4 Futuro virtuale e previsione del modello si conferma dalla rilevazione di un errore quadratico medio minore rispetto al caso cubico e lineare.

Considerata la migliore capacità previsionale del modello quadratico (*Table 56*), si procede, quindi, ad un ulteriore confronto. Dall'osservazione delle statistiche riportate tra il modello preferito rispetto al Benchmark, anche in tale contesto, la discrepanza tra i valori dei dati osservati (o curva effettiva) ed i valori stimati è minore nel caso quadratico. Tale considerazione è valida sia nell'ambito della previsione statica del modello dinamico che della previsione dinamica del modello dinamico. Infatti, il valore di *RMSE* dell'equazione quadratica è pari rispettivamente a 0.001545 e a 0.002550 nel caso statico e nel caso dinamico, al contrario è pari a 0.002125 (statico) e 0.002956 (dinamico) per il modello di *Benchmark*.

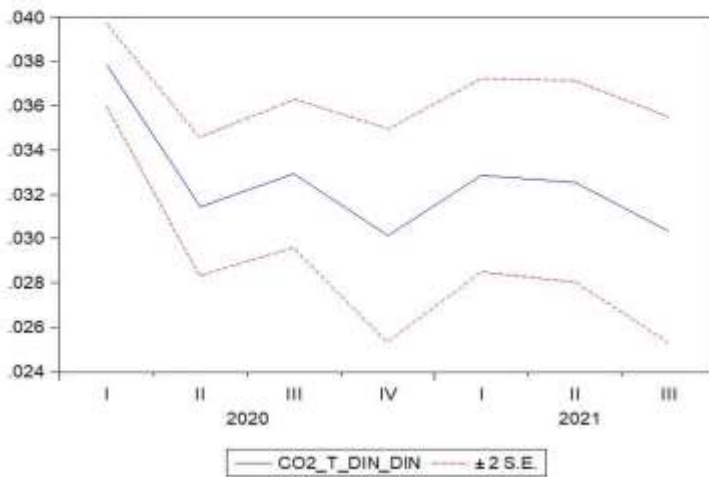
Si conclude pertanto che il modello con maggiore capacità previsiva nel futuro virtuale che va dal 2020Q1 al 2021Q3 è il *modello econometrico di tipo quadratico*.



Forecast:	CO2_F_STAT
Actual:	CO2_SA
Forecast sample:	2020Q1 2021Q3
Included observations:	7
Root Mean Squared Error	0.002028
Mean Absolute Error	0.001753
Mean Abs. Percent Error	4.525187
Theil Inequality Coefficient	0.026186
Bias Proportion	0.572975
Variance Proportion	0.167707
Covariance Proportion	0.259318

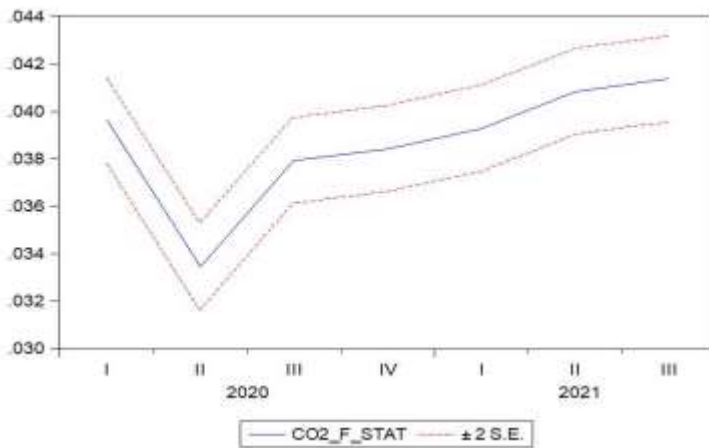


Forecast:	CO2_F_STAT_DIN
Actual:	CO2_SA
Forecast sample:	2020Q1 2021Q3
Included observations:	7
Root Mean Squared Error	0.002616
Mean Absolute Error	0.002278
Mean Abs. Percent Error	5.828772
Theil Inequality Coefficient	0.033763
Bias Proportion	0.347531
Variance Proportion	0.252656
Covariance Proportion	0.399813

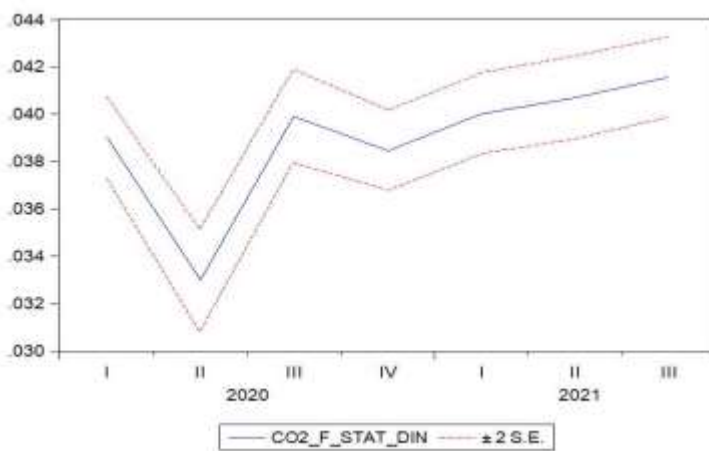


Forecast:	CO2_T_DIN_DIN
Actual:	CO2_SA
Forecast sample:	2020Q1 2021Q3
Included observations:	7
Root Mean Squared Error	0.007564
Mean Absolute Error	0.006860
Mean Abs. Percent Error	17.19505
Theil Inequality Coefficient	0.104848
Bias Proportion	0.822670
Variance Proportion	0.009130
Covariance Proportion	0.168200

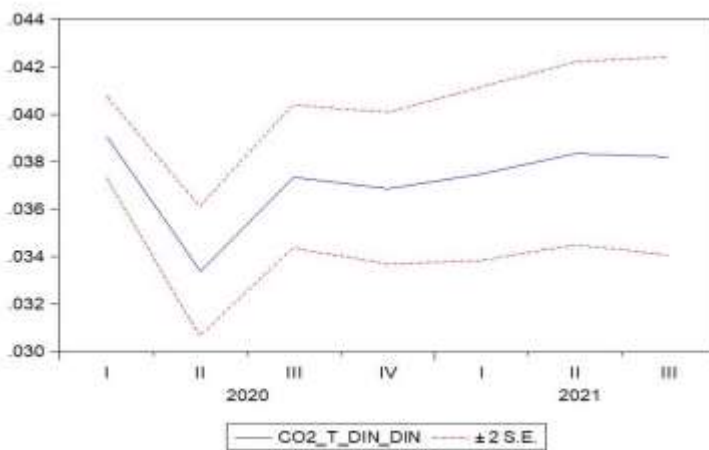
Table 46: Evidenze statistiche per singola previsione stimata nel modello lineare



Forecast:	CO2_F_STAT
Actual:	CO2_SA
Forecast sample:	2020Q1 2021Q3
Included observations:	7
Root Mean Squared Error	0.001389
Mean Absolute Error	0.001114
Mean Abs. Percent Error	2.899760
Theil Inequality Coefficient	0.017760
Bias Proportion	0.296004
Variance Proportion	0.292314
Covariance Proportion	0.411682

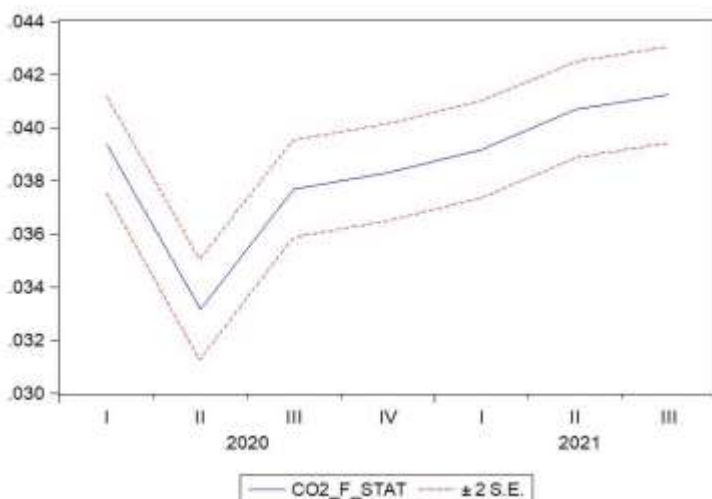


Forecast:	CO2_F_STAT_DIN
Actual:	CO2_SA
Forecast sample:	2020Q1 2021Q3
Included observations:	7
Root Mean Squared Error	0.001545
Mean Absolute Error	0.001172
Mean Abs. Percent Error	3.053637
Theil Inequality Coefficient	0.019674
Bias Proportion	0.101554
Variance Proportion	0.378959
Covariance Proportion	0.519487

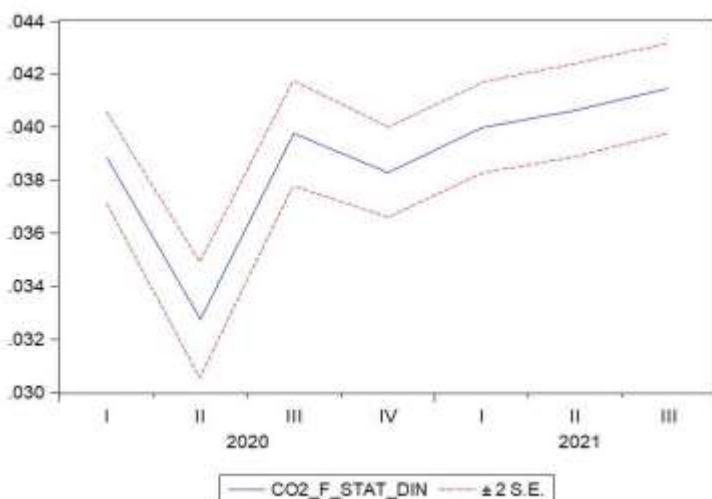


Forecast:	CO2_T_DIN_DIN
Actual:	CO2_SA
Forecast sample:	2020Q1 2021Q3
Included observations:	7
Root Mean Squared Error	0.002550
Mean Absolute Error	0.002345
Mean Abs. Percent Error	5.919287
Theil Inequality Coefficient	0.033232
Bias Proportion	0.752227
Variance Proportion	0.000262
Covariance Proportion	0.247512

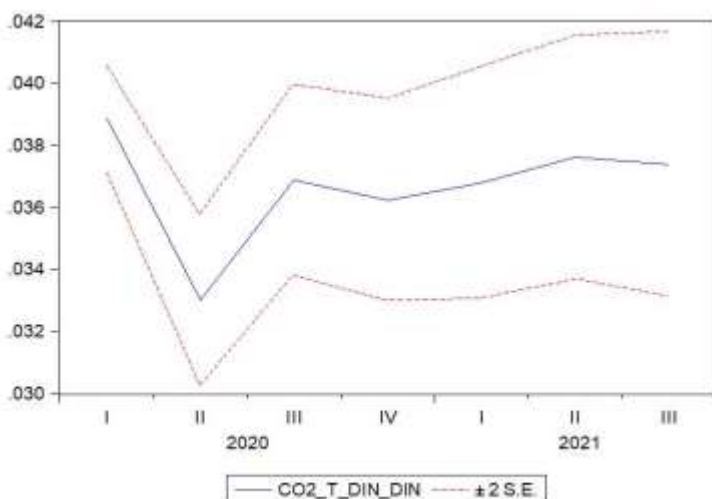
Table 56: Evidenze statistiche per singola previsione stimata nel modello quadratico



Forecast:	CO2_F_STAT
Actual:	CO2_SA
Forecast sample:	2020Q1 2021Q3
Included observations:	7
Root Mean Squared Error	0.001515
Mean Absolute Error	0.001189
Mean Abs. Percent Error	3.095018
Theil Inequality Coefficient	0.019415
Bias Proportion	0.389639
Variance Proportion	0.276480
Covariance Proportion	0.333881

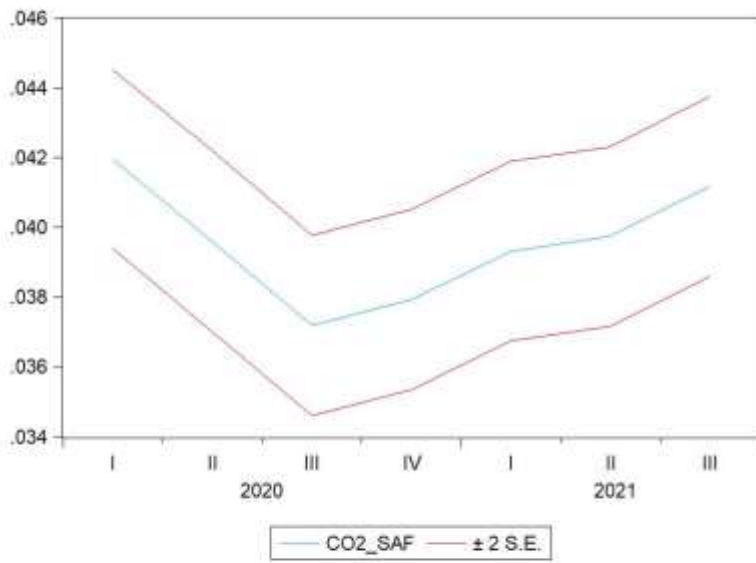


Forecast:	CO2_F_STAT_DIN
Actual:	CO2_SA
Forecast sample:	2020Q1 2021Q3
Included observations:	7
Root Mean Squared Error	0.001617
Mean Absolute Error	0.001189
Mean Abs. Percent Error	3.050892
Theil Inequality Coefficient	0.020633
Bias Proportion	0.150016
Variance Proportion	0.377664
Covariance Proportion	0.472320

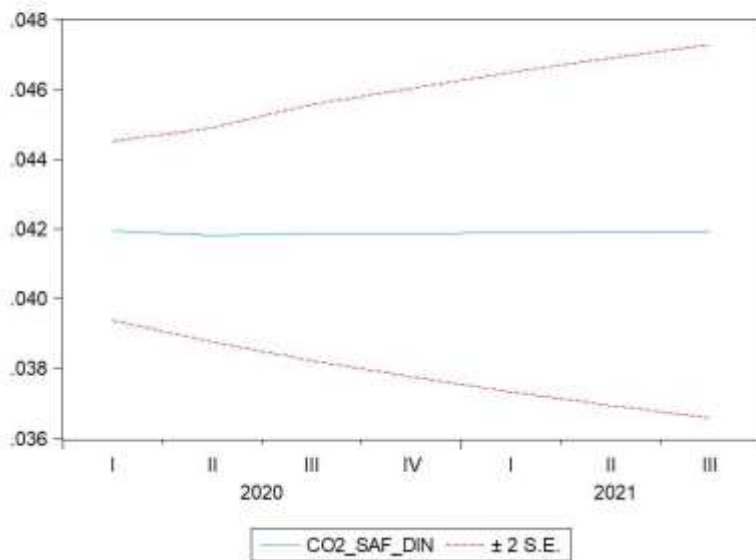


Forecast:	CO2_T_DIN_DIN
Actual:	CO2_SA
Forecast sample:	2020Q1 2021Q3
Included observations:	7
Root Mean Squared Error	0.003113
Mean Absolute Error	0.002847
Mean Abs. Percent Error	7.174380
Theil Inequality Coefficient	0.040863
Bias Proportion	0.786838
Variance Proportion	0.000018
Covariance Proportion	0.213144

Table 57: Evidenze statistiche per singola previsione stimata nel modello cubico



Forecast: CO2_F_STAT_DIN_B	
Actual: CO2_SA	
Forecast sample: 2020Q1 2021Q3	
Included observations: 7	
Root Mean Squared Error	0.002125
Mean Absolute Error	0.001771
Mean Abs. Percent Error	4.574513
Theil Inequality Coefficient	0.026875
Bias Proportion	0.002890
Variance Proportion	0.003298
Covariance Proportion	0.993812



Forecast: CO2_F_DIN_DIN_B	
Actual: CO2_SA	
Forecast sample: 2020Q1 2021Q3	
Included observations: 7	
Root Mean Squared Error	0.002956
Mean Absolute Error	0.002458
Mean Abs. Percent Error	6.423333
Theil Inequality Coefficient	0.036332
Bias Proportion	0.691456
Variance Proportion	0.303708
Covariance Proportion	0.004835

Table 47: Evidenze statistiche per singola previsione stimata nel benchmark

3.7 Relazione di lungo periodo e di breve periodo

A fronte di quanto rilevato nelle sezioni precedenti, è emerso che la configurazione di modello quadratica presenta una migliore capacità di descrivere la serie endogena. Nonostante, sarebbe stato possibile definire la preferenza sul modello a partire dal valore di R^2 , si precisa che tale misura non risulta sufficientemente forte, in quanto la differenza tra le tre casistiche non si dimostra significativamente rilevante al punto di determinarne una scelta. A partire da tale considerazione, si ritiene che la capacità previsiva del modello quadratico sia l'elemento di discriminazione per approfondire nel dettaglio altri elementi aggiuntivi legati a tale modello.

Vengono, quindi, indagate alcune dimensioni legate alla relazione di lungo periodo e di breve, in precedenza stimate nelle sezioni relative alla *3.3.1 Stima dell'equazione statica e analisi di cointegrazione* e alla *3.3.2 Stima dell'equazione dinamica in forma ECM* nel caso quadratico.

3.7.1 Relazione di lungo periodo

A partire dalla relazione statica finale del caso quadratico (priva di correzione *HAC*) e confermata l'esistenza di cointegrazione tra le variabili, è possibile considerare i coefficienti della regressione come coefficienti di lungo periodo (o coefficienti "K"), approfondendo, quindi, il legame che si genera tra le variabili. Al fine di indagare il tipo di impatto che la singola esogena genera sulla serie endogena, è opportuno sottoporre i coefficienti *K* ad una procedura di standardizzazione. La funzione *View > Coefficient Diagnostics > Scaled Coefficients* permette di risalire al valore dei coefficienti standardizzati, o *standardized coefficients*, depurandoli della media e rapportati alla relativa deviazione standard. I valori degli *standardized coefficients*, riportati nella *Table 59*, possono assumere un valore tipicamente compreso tra $[-1;1]$. A parità di condizioni/effetti delle altre variabili dell'equazione, si determina un impatto tanto più significativo dell'esogena sull'endogena quanto più vicino (o maggiore) ad 1 è il valore assoluto del coefficiente osservato. Al contrario, l'effetto dell'esogena sull'endogena si minimizza o si indebolisce, qualora il valore assoluto del coefficiente osservato è prossimo allo 0. Si precisa, inoltre, che il coefficiente

standardizzato è una misura che può assumere valorizzazioi anche esterne all'intervallo [-1; 1].

Scaled Coefficients			
Sample: 1973Q1 2019Q4			
Included observations: 188			
Variable	Coefficient	Standardized Coefficient	Elasticity at Means
C	0.002464	NA	0.056703
COALC_SA	0.001555	0.564068	0.260110
OILC_SA	0.016436	0.644359	0.692137
IMPO2	-0.011204	-0.100774	-0.008950

Table 59: Stima dei coefficienti standardizzati ed elasticità alla media dell'equazione statica nel modello quadratico

A partire dalla Table 59, viene riportata un'ulteriore grandezza, definita *elasticità alla media*. Tale dimensione esprime la variazione percentuale dell'endogena a fronte di una variazione dell'1% della singola esogena. È osservabile che la variazione di un punto percentuale delle variabili COALC_SA e OILC_SA determina rispettivamente un aumento di circa 26% e 69% delle emissioni di CO₂. Pertanto, laddove la variazione dell'1% delle sopra citate dimensioni provoca un impatto significativo e positivo, emerge che *il valore delle importazioni* ha, al contrario, un effetto negativo e meno impattante sull'endogena. Si sottolinea, infatti, che l'aumentare delle IMPO2 si provoca un effetto inversamente proporzionale sulla CO₂_SA di -0.8%. L'*elasticità alla media* è una misura generata dal rapporto tra *propensione marginale* e *propensione alla media*. La prima è una dimensione che esprime quanto un aumento unitario della esogena generi una variazione in media dell'endogena, diversamente, la seconda esprime l'entità della media campionaria dell'endogena rapportata alla media campionaria dell'esogena.

Variabili	Coefficienti	T-student non HAC	Coeff. Standardizzati	Elasticità alla media	Correlazioni parziali
C	0,002464	2,31137	NA	0,056703	NA
COALC_SA	0,001555	31,11863	0,564068	0,260110	0,917092576
OILC_SA	0,016436	23,90253	0,644359	0,692137	0,870287831
IMPO2	-0,011204	-4,11272	-0,100774	-0,008950	-0,290875362

Table 60: Riepilogo dimensioni statistiche del modello quadratico

Un'altra misura utile a valutare l'impatto lineare che il singolo regressore ha sull'endogena, al netto dell'influenza degli altri regressori presenti nella statica, è rappresentata dalla *correlazione parziale* (Table 60). Tale dimensione approfondisce l'entità dell'effetto che il singolo regressore, depurato dall'unità di misura o fattore di scala, genera sulla variabile oggetto di studio. La peculiarità di tale coefficiente è rappresentato dal fatto che presenta un *range* di variazione compreso tra -1 e 1, a differenza di quanto indicato nel caso dei coefficienti standardizzati. Il ricalcolo per singola esogena di questa dimensioni avviene rapportando il valore della *T-Student* (t_x) dell'equazione statica priva di correzione HAC e la radice quadrata della somma tra il quadrato della *T-Student* (t_x^2), la numerosità campionaria (T) e il numero di regressori presenti nella statica finale (numero di K compresa la costante).

$$6) \quad \text{Corr}(res_y, res_x) = \frac{t_x}{\sqrt{t_x^2 + T - K}}$$

Il valore delle correlazioni parziali per singolo regressore conferma il senso dell'effetto sulle emissioni di CO₂, come osservato nel caso delle elasticità alla media. L'elemento di discriminazione rispetto a quanto sopra stimato, è, altresì, la grandezza dell'impatto delle singole variabili. Infatti, la serie che genera maggiore influenza sull'endogena è rappresentata dalla *COALC_SA*. Tenuto costante l'effetto degli altri regressori, la variazione di una unità della *COALC_SA* genera una variazione di 0.9 sull'endogena. Diversamente da quanto rilevato nei valori dell'elasticità alla media, la variabile *OILC_SA* si posiziona al secondo posto in termini di rilevanza d'impatto sulla Y . Tale esogena determina un effetto positivo dell'87% sulle emissioni di CO₂, mantenendosi comunque un rilievo marcato. Infine, l'effetto negativo che le importazioni determinano sulle emissioni di CO₂ viene individuato contestualmente anche dalla stima della correlazione parziale. Tale dimensione rileva che la variazione di una unità della *IMPO2* provoca una variazione negativa del 30% sulla variabile endogena.

3.7.2 Relazione di breve periodo e funzioni di risposta impulsiva

A partire dal modello stimato in forma *ECM* è possibile, dunque, risalire al processo stocastico che si ipotizza capace di descrivere il fenomeno delle emissioni di CO₂. Infatti, nelle sezioni precedenti si è stimata la componente di correzione dell'errore (*ECM*) con lo scopo di individuare il punto di giunzione tra la relazione statica e dinamica. L'ipotesi di base è quella di sostenere che l'eventuale curva *EKC*, e quindi la relazione tra la variabile endogena e le esogene individuate, sia descritta da un modello *ADL* (p,q). A partire dal modello quadratico stimato, è, quindi, possibile risalire indirettamente ad uno di tipo *Autoregressive Distributed Lags*. In tale modello la variabile endogena, o *Y*, può essere spiegata come funzione lineare dei suoi valori passati e da altre variabili esogene, o *X*, contemporanee e/o ritardate. A titolo esemplificativo, ipotizzando la presenza di un solo regressore, si riporta l'equazione 7) che specifica il modello *ADL*.

$$7) \quad Y_t = \alpha Y_{t-1} + \beta_0 X_t + \beta_1 X_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \text{in cui si assume che } \varepsilon_t \sim WN(0, \delta_\varepsilon^2).$$

A partire dal modello quadratico in forma *ECM* stimato, è possibile applicare una trasformazione ai coefficienti dell'equazione dinamica (α^* e β^*), allo scopo di ottenere i coefficienti "effettivi" (α e β) del modello *ADL*. Tale procedura viene definita *la generalizzazione della forma ECM*, e applica le regole di scomposizione di *Beveridge-Nelson* (1981) sui coefficiente α^* e β^* dell'endogena ritardata e dell'esogene ritardate e/o contemporanee. Individuati i coefficienti del modello *ADL* dell'endogena ritardata ($\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p$) e quelli relativi alla singola esogena contemporanea o ritardata ($\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_q$), è necessario rispettare l'equivalenza rispetto ai coefficienti di lungo periodo *K*. Infatti, *per ogni regressore* presente nell'equazione statica si deve verificare quanto segue:

$$8) \quad K = \frac{(\beta_0 + \beta_1 + \dots + \beta_q)}{[1 - (\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_p)]},$$

in cui *K* è il coefficiente di lungo periodo di un singolo regressore (*X*).

In tal senso, l'individuazione del modello autoregressivo a ritardi distribuiti ed i relativi coefficienti, che descrivono il fenomeno delle emissioni di CO₂, è possibile stimare le *funzioni di risposta impulsiva (e cumulata)*. Tale strumento permette di investigare

l'interazione dinamica delle variabili all'interno di un dato sistema, ovvero permette di osservare l'effetto che un impulso unitario dell'esogena provoca sulla variabile endogena in oggetto. Trattandosi di un sistema stazionario e cointegrato, il modello ADL è stabile e tenderà a riassorbire tale impulso nel tempo, senza però ritornare al medesimo valore iniziale. In altre parole, a fronte di uno shock unitario della X , l'effetto sull'endogena tenderà a stabilizzarsi convergendo verso il valore K del coefficiente di lungo periodo, coincidendo quindi al punto in cui la variabile raggiungerà lo stato stazionario.

Di seguito viene data evidenza grafica delle *funzioni di risposta impulsiva e di risposta cumulata*⁴⁴ per le singole variabili significative, incluse nell'equazione statica e dinamica nella forma *ECM*. Nel grafico sottostante è visibile che l'impatto di un impulso unitario della variabile $COALC_SA$ provoca un effetto contemporaneo nettamente positivo sull'endogena. Al contrario, a partire dal secondo ritardo lo shock generato determina variazioni positive e negative alternate fino al lag 8. In seguito a tale ritardo appare che le emissioni di CO_2 tendano ad uno stato di equilibrio. Ciò viene confermato dalla funzione cumulata, la quale rappresenta la somma di tutti gli effetti, positivi e negativi, generati dall'impulso unitario della X sulla Y . In tale contesto, la funzione cumulata sembra stabilizzarsi a ridosso del coefficiente di lungo periodo 0.00155.

Analogamente, la variabile $OILC_SA$ genera un effetto contemporaneo sulla Y di rilevanza simile al caso precedente, ma con un effetto nullo al primo trimestre, seguito a sua volta da uno negativo. Successivamente alcune oscillazioni preliminari dovute all'effetto cumulato del consumo di prodotti petroliferi, le emissioni di CO_2 tenderanno al valore 0,016436 dall'undicesimo ritardo circa.

Nel caso della variabile esogena $IMPO2$, l'impulso unitario genera un effetto opposto ai regressori sopra esposti. Infatti, ad un effetto contemporaneo nullo segue una variazione negativa delle emissioni di CO_2 di -0.0078, che tende a ridursi a partire dal secondo trimestre. L'andamento oscillatorio si riduce anche in tale occasione a ridosso dei lag 10-12, fino a raggiungere lo stato stazionario intorno al valore -0,011204. Infine, per completezza e a titolo di esempio, si riporta il risultato di una delle variabili che ci si attendeva essere di rilevante interesse nel caso della teoria analizzata in questo elaborato. ma che. Si osservi, infatti, che a fronte di un impulso unitario della variabile $NETGDP2$ si genera un effetto nullo sulla Y , in quanto non significativa nella stima del modello.

⁴⁴ Il valore della cumulata tenderà ad una costante rappresentata dal coefficiente di lungo periodo.

Figura 14: Funzione di risposta impulsiva COALC_SA

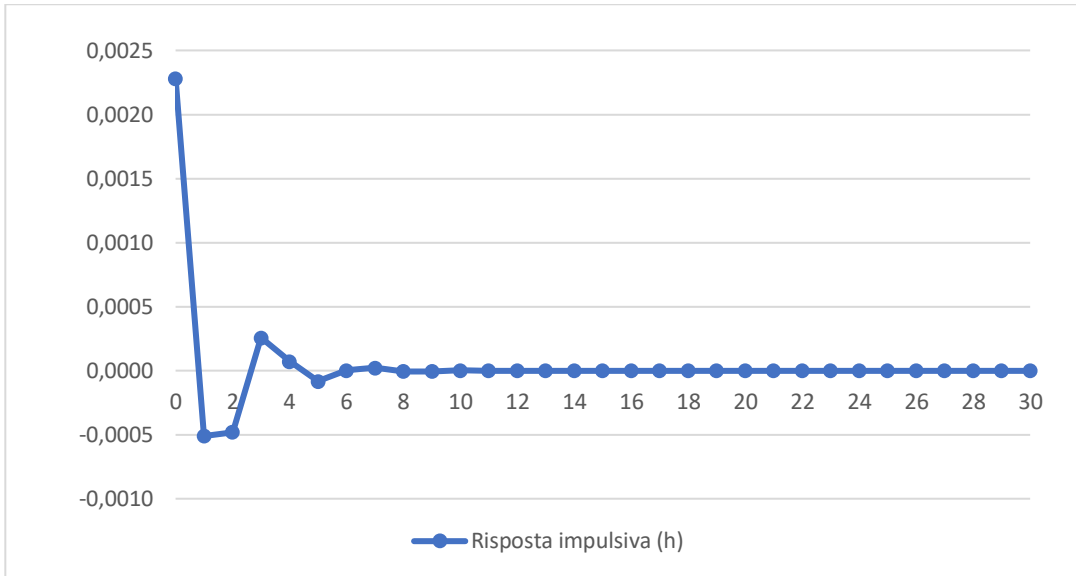


Figura 15: Funzione di risposta cumulata COALC_SA

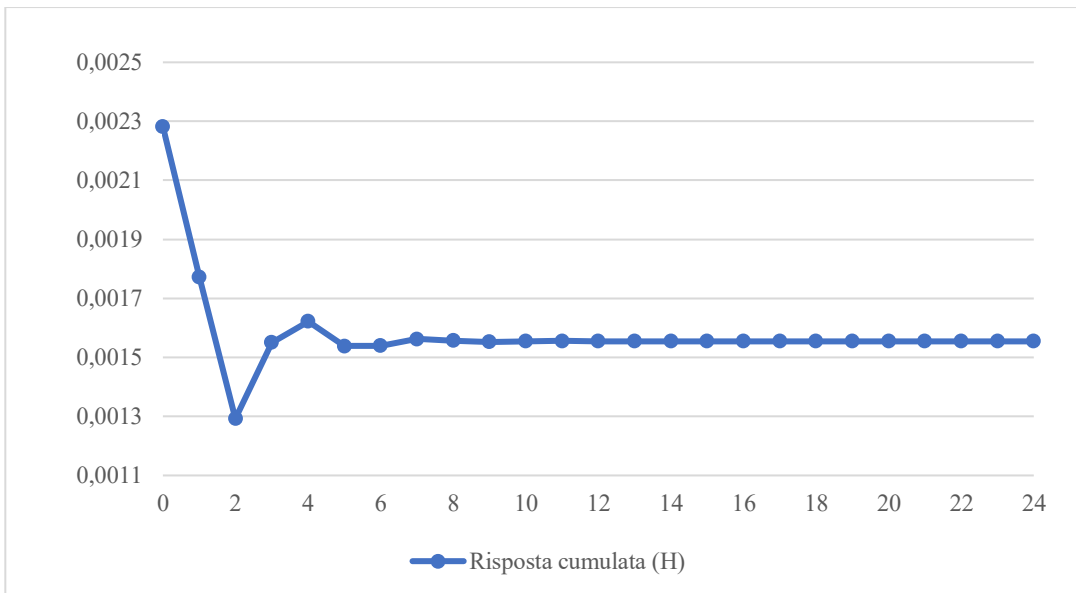


Figura 16: Funzione di risposta impulsiva OILC_SA

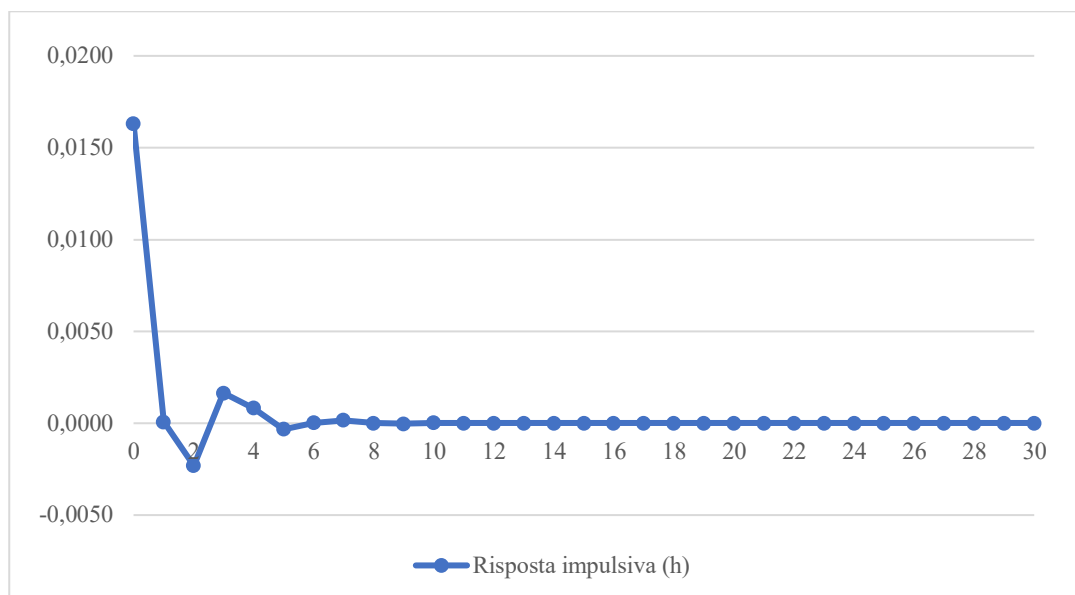


Figura 17: Funzione di risposta cumulata OILC_SA

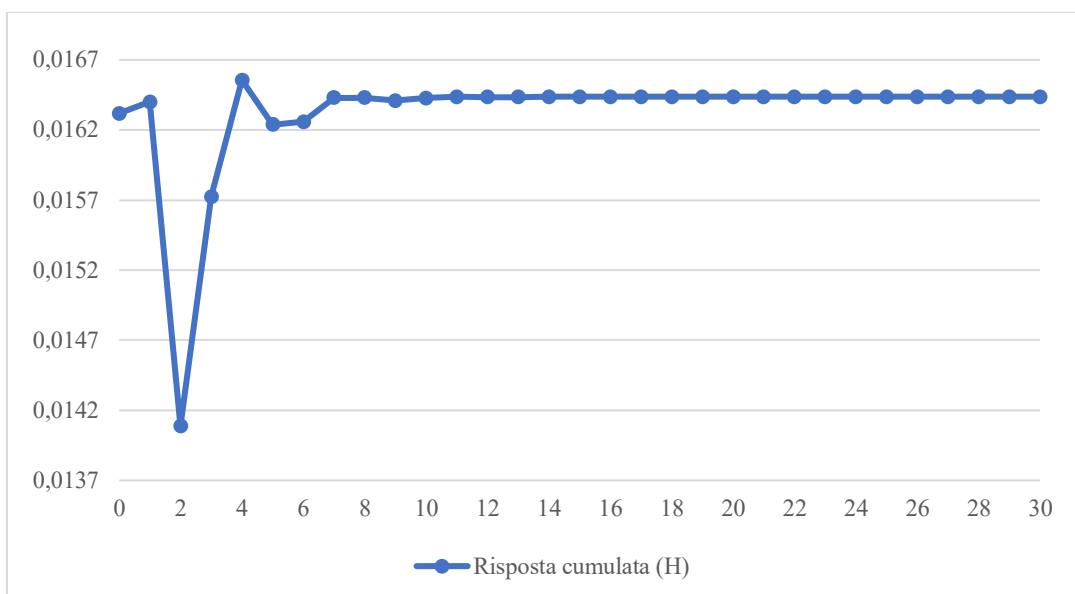


Figura 18: Funzione di risposta impulsiva IMPO2

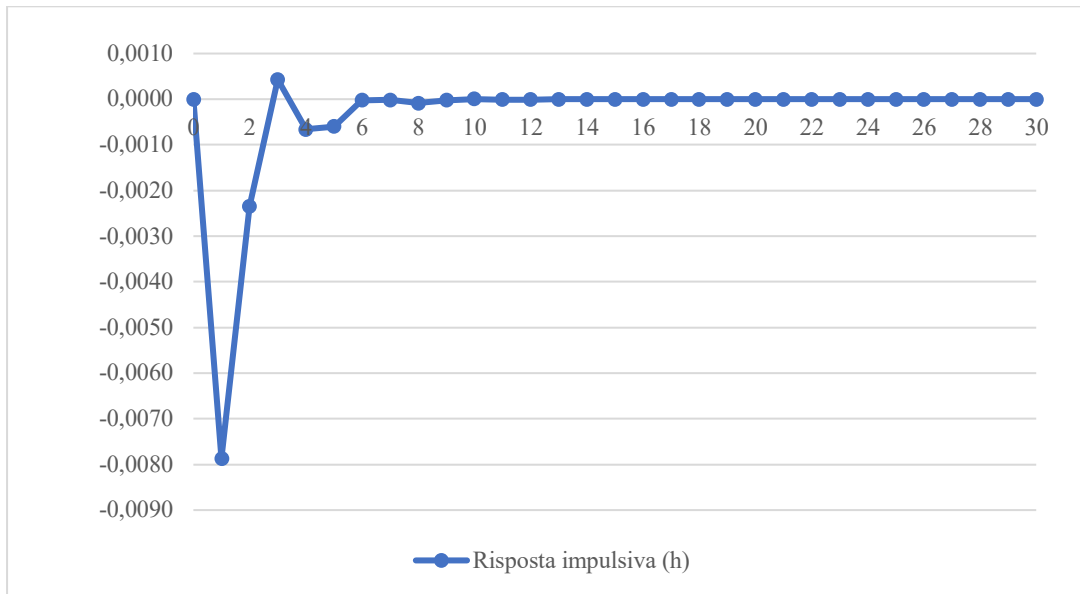


Figura 19: Funzione di risposta cumulata IMPO2

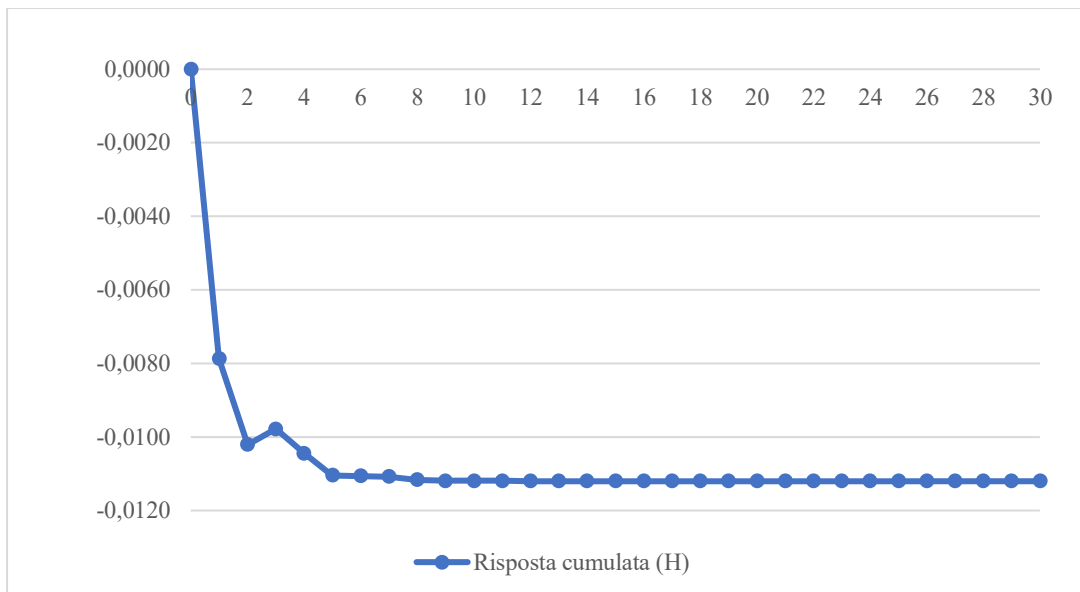


Figura 20: Funzione di risposta impulsiva NETGDP2

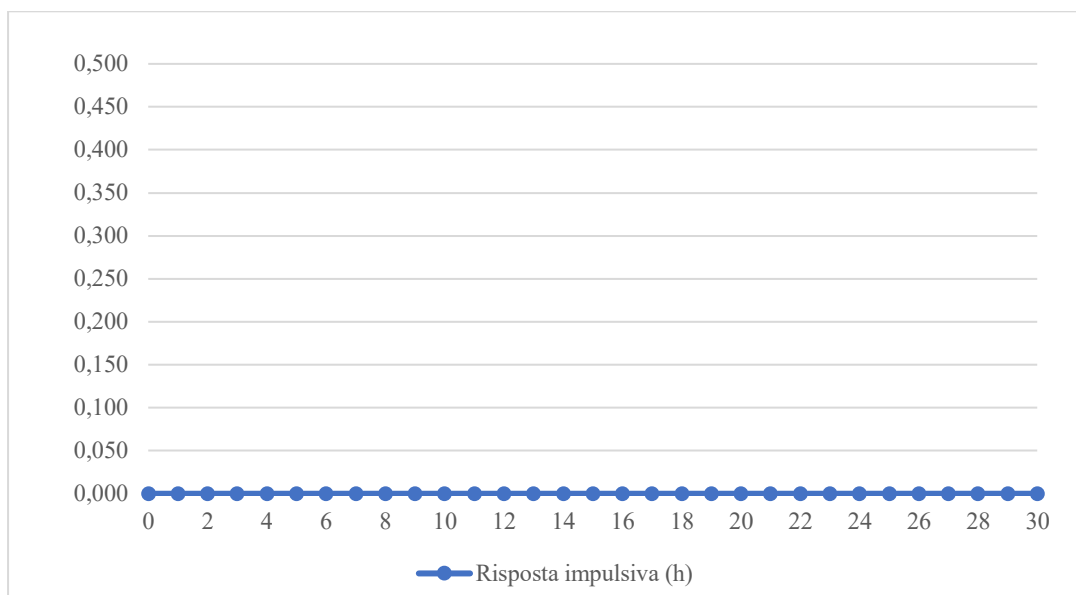
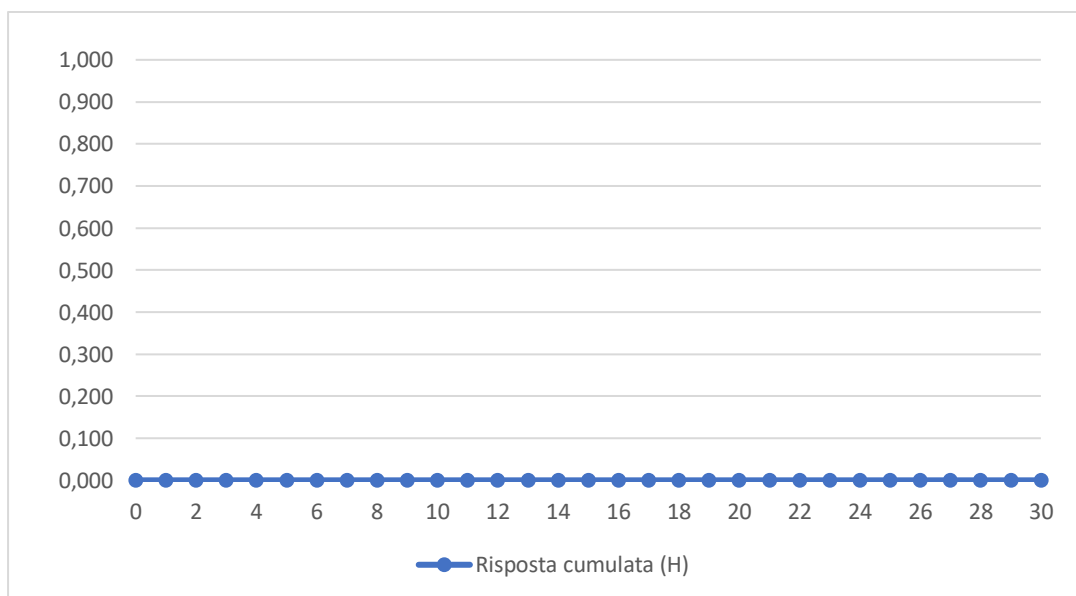


Figura 21: Funzione di risposta cumulata NETGDP2



Conclusione

L'ipotesi della teoria EKC postula che nelle prime fasi dello sviluppo economico l'industrializzazione e l'urbanizzazione esauriscono le risorse naturali e la qualità ambientale risulta momentaneamente sacrificata. In tale contesto, crescita economica e inquinamento sono positivamente correlati tra loro. Al raggiungimento di un certo livello di ricchezza, i processi di industrializzazione proseguono, l'innovazione porta al rinnovo di tecnologie obsolete ed inquinanti, i Paesi traslano da economie ad alta intensità di capitale a quelle ad alta intensità di conoscenza, l'elasticità della domanda di qualità ambientale aumenta e ciò determina una stabilizzazione e un successivo calo del degrado ambientale.

Risulta, però, evidente che dai risultati ottenuti in letteratura la validità di tale teoria non sempre è confermata. Quanto affermato è ulteriormente dimostrato mediante l'analisi empirica affrontata nel presente elaborato in cui, diversamente da altre ricerche, si è cercato di indagare senza alcun successo la presenza della *curva ambientale di Kuznets*. L'analisi si è sviluppata approfondendo tre sotto-modelli distinti per forma equazionale, ovvero ciascuna configurazione considera la variabile GDP includendola alternativamente nella sua forma lineare, quadratica e cubica. Si è rilevato che il modello migliore capace di replicare in un futuro virtuale l'andamento effettivo delle emissioni di CO₂ è rappresentato dalla versione al quadrato. Purtroppo sia la relazione di breve periodo che quella di lungo non rilevano il Prodotto Interno Lordo americano tra i regressori significativi, denotando, dunque, che i presupposti di costruzione del modello non permettono di rilevare una forma ad U invertita. Una certa attenzione deve però essere posta sulla variabile delle importazioni, che viene confermata come uno dei regressori in grado di influenzare nel lungo periodo le emissioni di CO₂. Tale dimensione potrebbe far riflettere su quanto in precedenza definito come "pollution heaven": la variabile endogena viene impattata negativamente dalle importazioni, e questo potrebbe potenzialmente tradursi nella riduzione del degrado ambientale legato alla riallocazione oltre i confini americani di processi "pollution intensive". Alla luce di quanto rilevato e nella consapevolezza che i risultati in merito alla validità dell'EKC risultino fortemente contrastanti e criticati per gli Stati Uniti, e anche altri Paesi, l'attendibilità della teoria deve essere interpretata con cautela. Ciononostante, trattandosi dell'unica teoria che per la prima volta approfondisce il legame tra crescita economica ed elementi inquinanti, si ritiene che il miglioramento nella capacità di rilevazione di dati ambientali e l'adozione di tecniche di stima più sofisticate, potrebbero rappresentare uno strumento di supporto per la teoria stessa e, contestualmente, per la definizione di linee

d'azione a livello statale ed internazionale contro il degrado ambientale e cambiamento climatico. Pertanto, sottolineando l'assenza nel presente elaborato della presenza di EKC, si rinnova la speranza che da tale teoria possa svilupparsi un *framework* di riferimento capace di portare le generazioni attuali e future ad impegnarsi per la tutela dell'unico pianeta in cui noi tutti possiamo vivere.

Riferimenti

- Agras & Chapman. (1999). A dynamic approach to the Environmental Kuznets Curve hypothesis. *Ecological economics*, 267-277.
- Aldy, J. E. (2005). An environmental Kuznets curve analysis of US state-level carbon dioxide emissions. *The Journal of Environment & Development*, 48-72.
- Ang. (2007). CO2 emissions, energy consumption, and output in France. *Energy policy*, 4772-4778.
- Aslanidis & Iranzo. (2009). Environment and development: is there a Kuznets curve for CO2 emissions? *Applied Economics*, 803-810.
- Beckerman, W. (1992). Economic growth and the environment: Whose growth? Whose environment? *World development*, 481-496.
- Bhattarai & Hammig. (2004). Governance, economic policy, and the environmental Kuznets curve for natural tropical forests. *Environment and Development Economics*, 367-382.
- Carson et al. (1997). The relationship between air pollution emissions and income: US data. *Environment and Development Economics*, 433-450.
- Claessens & Feijen. (2007). Financial sector development and the millennium development goals. *World Bank Publications*.
- Clausen & York. (2008). Global biodiversity decline of marine and freshwater fish: a cross-national analysis of economic, demographic, and ecological influences. *Social Science Research*, 1310-1320.
- Cole, et al. (1997). The environmental Kuznets curve: an empirical analysis. *Environment and development economics*, 401-416.
- Cole, M. (2005). Re-examining the pollution-income relationship: a random coefficients approach. *Economics Bulletin*, 1-7.
- Copeland & Taylor. (2004). Trade, growth, and the environment. *Journal of Economic literature*, 7-71.
- Dasgupta, et al. (2006). Environment during growth: accounting for governance and vulnerability. *World development*, 1597-1611.
- Dawson, P. J. (1997). On testing Kuznets' economic growth hypothesis. *Applied Economics Letters*, 409-410.
- De Bruyn, et al. (1998). Economic growth and emissions: reconsidering the empirical basis of environmental Kuznets curves. *Ecological Economics*, 161-175.
- Dinda, et al. (2000). Air quality and economic growth: an empirical study. *Ecological Economics*, 409-423.
- Dinda, S. (2004). Environmental Kuznets curve hypothesis: a survey. *Ecological economics*, 431-455.
- Duflo, et al. (2012). Towards energy and resource efficient manufacturing: A processes and systems approach. *CIRP annals*, 587-609.
- Esteve & Tamarit. (2012). Threshold cointegration and nonlinear adjustment between CO2 and income: the environmental Kuznets curve in Spain, 1857–2007. *Energy economics*, 2148-2156.
- Esty & Porter. (2005). National environmental performance: an empirical analysis of policy results and determinants. *Environment and development economics*, 391-434.

- Franklin, R. S. (2012). Growing up and cleaning up: The environmental Kuznets curve redux. *Applied Geography*, 29-39.
- Galeotti & Lanza. (2006). Reassessing the environmental Kuznets curve for CO2 emissions: A robustness exercise. *Ecological economics*, 152-163.
- Galor & Tsiddon. (1996). Income distribution and growth: the Kuznets hypothesis revisited. *Economica*, S103-S117.
- Garetti & Taisch. (2012). Sustainable manufacturing: trends and research challenges. *Production planning & control*, 83-104.
- Grossman & Krueger. (1991). Environmental impacts of a North American free trade agreement.
- Gyamfi, et al. (2021). Environmental implications of N-shaped environmental Kuznets curve for E7 countries. *Environmental Science and Pollution Research*, 33072-33082.
- Hettige, et al. (2000). Industrial pollution in economic development: the environmental Kuznets curve revisited. *Journal of development economics*, 445-476.
- Holtz-Eakin & Selden. (1995). Stoking the fires? CO2 emissions and economic growth. *Journal of public economics*, 85-101.
- Hüttler, et al. (1998). Are industrial economies on the path of dematerialization? Material flow accounts for Austria 1960-1996: indicators and international comparison. *Hüttler, W., Schandl, H., & Weisz, H. (1998, November). Are industrial economies on the path of dematerialization? Account workshop Ecologizing Societal Metabolis.*
- Jayanthakumaran, et al. (2012). CO2 emissions, energy consumption, trade and income: a comparative analysis of China and India. *Energy Policy*, 450-460.
- Jobert, et al. (2014). Estimating country-specific environmental Kuznets curves from panel data: a Bayesian shrinkage approach. *Applied Economics*, 1449-1464.
- Kaika & Zervas. (2013). The environmental Kuznets curve (EKC) theory. Part B: Critical issues. *Energy Policy*, 1403-1411.
- Kaika, Zervas. (2013). The Environmental Kuznets Curve (EKC) theory—Part A: Concept, causes and the CO2 emissions case. *Energy policy*, 1392-1402.
- Kuznets, S. (1955). Economic Growth and Income Inequality. *The American Economic Review*, Vol. 45, No. 1, 1-28.
- Lecaillon J., P. F. (1984). Income distribution and economic development: an analytical survey.
- Lenski, G. E. (2013). Power and privilege: A theory of social stratification. *UNC Press Books*.
- Lindert, P. H. (1985). Growth, equality, and history. *Explorations in Economic History*, 341-377.
- Lipford & Yandle. (2010). Environmental Kuznets curves, carbon emissions, and public choice. *Environment and Development Economics*, 417-438.
- Lomborg, B. (2001). The truth about the environment. *The Economist*, 63-65.
- Lydall, H. (1977). Income distribution during the process of development. *International Labour Organization*.

- Mills & Waite. (2009). Economic prosperity, biodiversity conservation, and the environmental Kuznets curve. *Ecological Economics*, 2087-2095.
- Moomaw, et al. (1997). Are environmental Kuznets curves misleading us? The case of CO2 emissions. *Environment and development economics*, 451-463.
- Nielsen. (1994). Income inequality and industrial development: Dualism revisited. *American Sociological Review*, 654-677.
- Nielsen F., & A. (1997). The Kuznets curve and the great U-turn: income inequality in US counties, 1970 to 1990. *American Sociological Review*, 12-33.
- Nielsen, F. &. (1997). The Kuznets Curve and the Great U-Turn: Income Inequality in U.S. Counties, 1970 to 1990. *American Sociological Review*, 12–33.
- Ozatac, et al. (2017). Testing the EKC hypothesis by considering trade openness, urbanization, and financial development: the case of Turkey. *Environmental Science and Pollution Research*, 16690-16701.
- Panayotou, T. (1997). Demystifying the environmental Kuznets curve: turning a black box into a policy tool. *Environment and development economics*, 465-484.
- Richmond & Kaufmann. (2006). Is there a turning point in the relationship between income and energy use and/or carbon emissions? *Ecological economics*, 176-189.
- Roca, J. (2003). Do individual preferences explain the Environmental Kuznets curve? *Ecological Economics*, 3-10.
- Rothman. (1998). Environmental Kuznets curves—real progress or passing the buck?: A case for consumption-based approaches. *Ecological economics*, 177-194.
- Roy Chowdhury, R. (2012, 01 01). Turning the curve: A critical review of Kuznets approaches. *Applied Geography*.
- Sarkodie, S. A. (2018). The invisible hand and EKC hypothesis: what are the drivers of environmental degradation and pollution in Africa? *Environmental Science and Pollution Research*, 21993-22022.
- Selden & Song. (1994). Environmental quality and development: is there a Kuznets curve for air pollution emissions? *Journal of Environmental Economics and management*, 147-162.
- Seppälä, et al. (2001). The EKC hypothesis does not hold for direct material flows: environmental Kuznets curve hypothesis tests for direct material flows in five industrial countries. *Population and Environment*.
- Shafic & Bandyopadhyay. (1992). Economic growth and environmental quality: Time series and cross-section evidence. *World Bank Policy Research Working Paper# WPS904, The World Bank, Washington, DC*.
- Shafik. (1994). Economic development and environmental quality: an econometric analysis. *Oxford economic papers*, 757-773.
- Shahbaz, M. &. (2019). Environmental Kuznets curve for CO2 emissions: a literature survey. *Journal of Economic Studies*.
- Shi, A. (2003). The impact of population pressure on global carbon dioxide emissions, 1975–1996: evidence from pooled cross-country data. *Ecological economics*, 29-42.
- Stern. (2004). The rise and fall of the environmental Kuznets curve. *World development*, 1419-1439.

- Stern, D. I. (2001). Is there an environmental Kuznets curve for sulfur? *Journal of Environmental Economics and Management*, 162-178.
- Stern, D. I. (2017). The environmental Kuznets curve after 25 years. *Journal of Bioeconomics*, 7-28.
- Sun, J. (1999). The nature of CO2 emission Kuznets curve. *Energy policy*, 691-694.
- Suri & Chapman. (1998). Economic growth, trade and energy: implications for the environmental Kuznets curve. *Ecological economics*, 195-208.
- Tamazian, et al. (2009). Does higher economic and financial development lead to environmental degradation: evidence from BRIC countries. *Energy policy*, 246-253.
- Thornton, J. (2001). The Kuznets inverted-U hypothesis: panel data evidence from 96 countries. *Applied Economics Letters*, 15-16.
- Torras & Boyce. (1998). Income, inequality, and pollution: a reassessment of the environmental Kuznets curve. *Ecological economics*, 147-160.
- Tsurumi & Managi. (2010). Decomposition of the environmental Kuznets curve: scale, technique, and composition effects. *Environmental Economics and Policy Studies*, 19-36.
- U.S Census Bureau. (2022). *World population review*. Tratto da <https://worldpopulationreview.com/>: <https://worldpopulationreview.com/>
- U.S. Energy Information Agency. (2020). *U.S. Energy Information Agency (EIA)*; Tratto da U.S. Energy Information Agency (EIA);: <https://www.eia.gov/environment/emissions/carbon/>
- Usenata, N. (2018). Environmental Kuznets curve (EKC): a review of theoretical and empirical literature.
- Xu & Lin. (2015). Factors affecting carbon dioxide (CO2) emissions in China's transport sector: a dynamic nonparametric additive regression model. *Journal of Cleaner Production*, 311-322.
- York, et al. (2003). STIRPAT, IPAT and ImPACT: analytic tools for unpacking the driving forces of environmental impacts. *Ecological economics*, 351-365.
- Zervas and Kaika. (2013). The Environmental Kuznets Curve (EKC) theory—Part A: Concept, causes and the CO2 emissions case. *Energy Policy*, 1392-1402.