

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA  
CENTRO DE TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE  
PRODUÇÃO

Tailon Martins

**ANÁLISE CAUSAL INTERTEMPORAL DO CONSUMO DE  
COMBUSTÍVEIS FÓSSEIS NA EMISSÃO DE DIÓXIDO DE CARBONO  
NOS PAÍSES DO G7**

Santa Maria, RS  
2021

**Tailon Martins**

**ANÁLISE CAUSAL INTERTEMPORAL DO CONSUMO DE COMBUSTÍVEIS  
FÓSSEIS NA EMISSÃO DE DIÓXIDO DE CARBONO NOS PAÍSES DO G7**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Área de Concentração em Gerência da Produção, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre em Engenharia de Produção**.

Orientador: Prof. Dr. Adriano Mendonça Souza

Santa Maria, RS  
2021

This study was financed in part by the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Finance Code 001

Martins, Tailon  
Análise Causal Intertemporal do Consumo de  
Combustíveis Fósseis na Emissão de Dióxido de Carbono nos  
Países do G7 / Tailon Martins.- 2021.  
95 p.; 30 cm

Orientador: Adriano Mendonça Souza  
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa  
Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em  
Engenharia de Produção, RS, 2021

1. Combustíveis Fósseis 2. Emissão de Dióxido de Carbono  
3. Cointegração 4. Modelos Autoregressivos e de  
Defasagens Distribuídas 5. G7 I. Mendonça Souza, Adriano  
II. Título.

sistema de geração automática de ficha catalográfica da UFSM. Dados fornecidos pelo autor(a). sob supervisão da direção da divisão de processos técnicos da biblioteca central. bibliotecária responsável: paula schoenfeldt watta cma 10/1728.

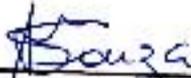
Declaro, TAILON MARTINS, para os devidos fins e sob as penas da lei, que a pesquisa constante neste trabalho de conclusão de curso (Dissertação) foi por mim elaborada e que as informações necessárias objeto de consulta em literatura e outras fontes estão devidamente referenciadas. Declaro, ainda, que este trabalho ou parte dele não foi apresentado anteriormente para obtenção de qualquer outro grau acadêmico, estando ciente de que a inveracidade da presente declaração poderá resultar na anulação da titulação pela Universidade, entre outras consequências legais.

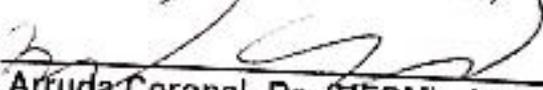
Tailon Martins

**ANÁLISE CAUSAL INTERTEMPORAL DO CONSUMO DE COMBUSTÍVEIS  
FÓSSEIS NA EMISSÃO DE DIÓXIDO DE CARBONO NOS PAÍSES DO G7**

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Área de Concentração em Gerência da Produção, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Mestre em Engenharia de Produção**.

**Aprovado em 18 de fevereiro de 2021:**

  
\_\_\_\_\_  
**Adriano Mendonça Souza, Dr. (UFSM) - Videoconferência**  
(Presidente/Orientador)

  
\_\_\_\_\_  
**Daniel Arruda Coronel, Dr. (UFSM) - Videoconferência**

  
\_\_\_\_\_  
**Elidio Angioletto, Dr. (UNESC) - Videoconferência**

**Santa Maria, RS  
2021**

## **AGRADECIMENTOS**

Esta dissertação de mestrado é fruto não apenas de um esforço pessoal, mas também do apoio de diversas pessoas que me proporcionaram incentivo intelectual e emocional, em uma das fases mais desafiadoras da minha vida pessoal. Por esse motivo, registro os mais sinceros agradecimentos:

Acima de tudo, a Deus. Pois Dele é proveniente todo conhecimento.

Aos meus pais, Selair Martins e Adrianes Angioletto Martins, e meu irmão, Matheus Martins, que sempre me incentivaram a continuar.

Aos meus familiares e amigos, que me deram suporte emocional para não desistir da jornada acadêmica e compreenderem a minha ausência nos diversos momentos em que precisei me recolher.

Ao meu orientador, Dr. Adriano Mendonça Souza, pelos ensinamentos e por toda paciência que teve comigo. Foi um prazer trabalhar com quem admiro tanto.

À professora Dra. Roselaine Ruviaro Zanini e ao Dr. Daniel Arruda Coronel, dos quais jamais esquecerei, pelo interesse e esforço em prol do meu crescimento acadêmico.

Ao Laboratório de Análise e Modelagem Estatística - LAME, e seus membros, pelo espaço e por toda a colaboração, amizade e pelos bons momentos de camaradagem.

À Universidade Federal de Santa Maria e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção pela oportunidade concedida.

A todos, o meu muito obrigado!

## RESUMO

### ANÁLISE CAUSAL INTERTEMPORAL DO CONSUMO DE COMBUSTÍVEIS FÓSSEIS NA EMISSÃO DE DIÓXIDO DE CARBONO

AUTOR: Tailon Martins

ORIENTADOR: Adriano Mendonça Souza

Desde a Revolução Industrial, o mundo apoia-se em fontes de energia não renováveis e a participação dos combustíveis fósseis, no decorrer da história, foi fundamental para o fortalecimento da economia de muitos países. Apesar de alavancar o crescimento econômico, houve um intenso aumento nas emissões de dióxido de carbono na atmosfera. Embora ainda possam existir incertezas sobre a magnitude dos impactos deste gás, o aquecimento global é uma das principais consequências, acarretando preocupações na perspectiva do desenvolvimento econômico e sustentável. Por isso, essa pesquisa surge com o objetivo de determinar a relação intertemporal na dinâmica de curto e longo prazo causada pelo consumo de carvão, petróleo e gás natural na emissão de dióxido de carbono pelos países do G7 no período de 1965 a 2018. Para atingir o objetivo proposto, os modelos Autorregressivos e de Defasagens Distribuídas e *Bound test* para detecção de cointegração foram utilizados. Como resultados, em decorrência de quebras estruturais nas variáveis, o melhor modelo selecionado foi aquele que incorporou duas variáveis *dummies* para os períodos de quebra (1978 e 1990). Foi identificada causalidade unidirecional positiva, no sentido de que o consumo de combustíveis fósseis proporciona o aumento das emissões de dióxido de carbono. As elasticidades no curto prazo indicam que o aumento de 1 ponto percentual do consumo de petróleo, carvão e gás natural irá ocasionar, respectivamente, o aumento de 0,4823%, 0,3140% e 0,1717% nas emissões de dióxido de carbono. A longo prazo, o aumento de 1 ponto percentual no consumo de petróleo, carvão e gás natural irá ocasionar, respectivamente, o aumento de 0,4924%, 0,2692% e 0,1829% nas emissões de dióxido de carbono. O modelo de correção de erros indica que 47,39% de um choque na variável das emissões de dióxido de carbono é resolvido em um ano, tal que, após 2 anos, as emissões de dióxido de carbono retornam ao equilíbrio de longo prazo.

**Palavras-chave:** Combustíveis fósseis. Dióxido de carbono. Modelos Autorregressivos e de Defasagens Distribuídas. Cointegração. G7.

## ABSTRACT

### INTERTEMPORAL CAUSAL ANALYSIS OF FOSSIL FUELS CONSUMPTION IN CARBON DIOXIDE EMISSION

AUTHOR: Tailon Martins  
ADVISOR: Adriano Mendonça Souza

Since the Industrial Revolution, the world has relied on non-renewable energy sources and the participation of fossil fuels, throughout history, has been fundamental to strengthening the economy of many countries. Despite leveraging economic growth, there has been an intense increase in carbon dioxide emissions into the atmosphere. Although there may still be uncertainties about the magnitude of the impacts of this gas, global warming is one of the main consequences, causing concerns from the perspective of economic and sustainable development. Therefore, this research arises with the objective of determining the intertemporal relationship in the short and long term dynamics caused by the consumption of coal, oil and natural gas in the emission of carbon dioxide by the G7 countries in the period from 1965 to 2018. To achieve the proposed objective, the Auto-regressive and Distributed Lag and Bound test models for detecting cointegration were used. As a result, due to structural breaks in the variables, the best model selected was the one that incorporated two *dummy* variables for the break periods (1978 and 1990). Positive unidirectional causality was identified, in the sense that the consumption of fossil fuels provides an increase in carbon dioxide emissions. Short-term elasticities indicate that an increase of 1 percentage point in the consumption of oil, coal and natural gas will cause, respectively, an increase of 0.4823%, 0.3140% and 0.1717% in carbon dioxide emissions. In the long run, the increase of 1 percentage point in the consumption of oil, coal and natural gas will cause, respectively, an increase of 0.4924%, 0.2692% and 0.1829% in carbon dioxide emissions. The error correction model indicates that 47.39% of a shock in the carbon dioxide emissions variable is resolved in one year, such that, after 2 years, the carbon dioxide emissions return to long-term equilibrium.

**Keywords:** Fossil fuels. Carbon dioxide. Autoregressive Distributed Lags Models. Cointegration. G7.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Distribuição das reservas mundiais de carvão em 1998, 2008 e 2018 ....	24
Figura 2 – Produção e consumo anual de carvão por região .....	25
Figura 3 – Distribuição das reservas de petróleo em 1998, 2008 e 2018 .....	26
Figura 4 – Consumo e produção anual de petróleo por região .....	27
Figura 5 – Principais fluxos comerciais do petróleo em 2018.....	28
Figura 6 – Distribuição das reservas de gás natural em 1998, 2008 e 2018.....	30
Figura 7 – Consumo e produção anual de gás natural por região.....	31
Figura 8 – Principais fluxos comerciais de gás natural em 2018.....	32
<b>ARTIGO</b>	
Figura 1 – Variáveis Coal, Oil, Gas e Carbon Dioxide em nível .....	71
Figura 2 – Diagrama de causalidade para os países do G7, das variáveis Coal, Oil, Gas e Carbon Dioxide.....	73

## LISTA DE TABELAS

### ARTIGO

Tabela 1 – Estatística descritiva das variáveis Coal, Oil, Gas e Carbon Dioxide .....	70
Tabela 2 – Teste de raiz unitária e quebra estrutural .....	72
Tabela 3 – Seleção do número ótimo de defasagens por meio de VAR .....	73
Tabela 4 – Teste de Causalidade de Granger.....	74
Tabela 5 – Determinação das quebras estruturais.....	75
Tabela 6 – Modelos estimados para cointegração com quebras estruturais para as variáveis Coal, Oil, Gas e Carbon Dioxide .....	76
Tabela 7 – Coeficientes de curto prazo e velocidade de ajuste .....	78
Tabela 8 – Coeficientes de longo prazo .....	80

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ADF	<i>Augmented Dickey-Fuller</i>
ADL	Autorregressivo de Defasagens Distribuídas
AIC	Critério de Informação de Akaike
ARDL	Autorregressivo de Defasagens Distribuídas
ARMA	Autorregressivo e de Médias Móveis
BIC	Critério de Informação Bayesiano
BP	<i>British Petroleum</i>
CFC	Clorofluorcarboneto
CO <sub>2</sub>	Dióxido de Carbono
COAL	Carvão
CUSUM	Soma Cumulativa dos Resíduos
CUSUMQ	Soma Cumulativa dos Resíduos ao Quadrado
EUA	Estados Unidos da América
FIV	Fator de Inflação da Variância
G7	Grupo dos Sete
GAS	Gás Natural
GEE	Gases do Efeito Estufa
HQ	Critério de Informação Hannan-Quinn
IEA	Agência Internacional de Energia
OI	Outliers Inovadores
KPSS	<i>Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin</i>
LM	Multiplicador de Lagrange
Ln	Logaritmo natural
LNG	Gás Natural Liquefeito
Mb/d	Milhões de barris por dia
MCE	Modelo de Correção de Erros
MQO	Mínimos Quadrados Ordinários
Mtep	Milhões de toneladas equivalentes de petróleo
ONU	Organização das Nações Unidas
PP	<i>Phillips-Perron</i>
R/P	Reservas/Produção
RESET	Teste de Erro de Especificação de Regressão
UNFCCC	Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre a Mudança do Clima
VAR	Vetor Autorregressivo

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> .....	<b>12</b>
1.1	PROBLEMA.....	15
1.2	OBJETIVOS .....	15
<b>1.2.1</b>	<b>Objetivo Geral</b> .....	<b>15</b>
<b>1.2.2</b>	<b>Objetivos Específicos</b> .....	<b>15</b>
1.3	JUSTIFICATIVA .....	16
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO .....	18
<b>2</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA</b> .....	<b>19</b>
2.1	COMBUSTÍVEIS FÓSSEIS E A EMISSÃO DE DIÓXIDO DE CARBONO .....	19
2.2	G7: CÚPULA DAS ECONOMIAS MAIS DESENVOLVIDAS NO MUNDO .....	21
2.3	CARVÃO .....	22
2.4	PETRÓLEO .....	25
2.5	GÁS NATURAL .....	29
2.6	DIÓXIDO DE CARBONO .....	32
2.7	COINTEGRAÇÃO.....	34
2.8	MODELOS AUTORREGRESSIVOS DE DEFASAGENS DISTRIBUÍDAS.....	37
2.9	TESTES PARA ANÁLISE DE CAUSALIDADE.....	41
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b> .....	<b>43</b>
3.1	CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA E MÉTODO CIENTÍFICO .....	43
3.2	PROCEDIMENTOS DA PESQUISA.....	43
3.3	BASE DE DADOS .....	44
3.4	METODOLOGIA PARA AS ESTIMAÇÕES DOS PARÂMETROS .....	45
<b>3.4.1</b>	<b>Teste de raiz unitária</b> .....	<b>45</b>
<b>3.4.2</b>	<b>Teste de raiz unitária com quebra estrutural</b> .....	<b>45</b>
<b>3.4.3</b>	<b>Teste de múltiplas quebras estruturais</b> .....	<b>46</b>
<b>3.4.4</b>	<b>Análise de causalidade</b> .....	<b>47</b>
<b>3.4.5</b>	<b>Estudo das elasticidades</b> .....	<b>48</b>
3.5	TESTE DE DIAGNÓSTICO E ESTABILIDADE .....	50
<b>3.5.1</b>	<b>Fator de Inflação da Variância</b> .....	<b>51</b>
<b>3.5.2</b>	<b>Teste de normalidade de Jarque-Bera</b> .....	<b>52</b>
<b>3.5.3</b>	<b>Teste de heteroscedasticidade de White</b> .....	<b>53</b>
<b>3.5.4</b>	<b>Teste RESET</b> .....	<b>54</b>
<b>3.5.5</b>	<b>Teste LM para autocorrelação serial de Breusch-Godfrey</b> .....	<b>55</b>
<b>3.5.6</b>	<b>Gráfico de soma cumulativa dos resíduos</b> .....	<b>56</b>
<b>4</b>	<b>ARTIGO - CONSUMO DE COMBUSTÍVEIS FÓSSEIS E A EMISSÃO DE DIÓXIDO DE CARBONO NOS PAÍSES DO G7: UM PROCEDIMENTO DOS MODELOS ARDL E <i>BOUND TEST</i></b> .....	<b>57</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO</b> .....	<b>87</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>89</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Um dos principais problemas ambientais enfrentados pela humanidade no século XXI são as chamadas alterações climáticas. Essas alterações podem ter, como causa o consumo de combustíveis fósseis, decorrente do processo de urbanização e industrialização da sociedade durante e após a Revolução Industrial (VALADKHANI et al., 2019).

A crescente demanda por serviços de energia, transporte, mercadorias, construção, operação de infraestrutura, serviços industriais, aliados ao crescimento populacional, afetou os níveis de consumo, conduzindo o planeta a explorar gradativamente seus recursos naturais (GUTTIKUNDA e JAWAHAR, 2014; OZTURK, 2010).

A começar pela Revolução Industrial, o setor energético mundial apoiou-se fortemente no uso de combustíveis fósseis. O consumo de energias não renováveis de origem fóssil, principalmente o carvão, petróleo e gás natural tem aumentado significativamente em todo o mundo. O uso desses combustíveis fósseis está associado à poluição do ar, liberando na atmosfera moléculas do dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>) (MENSAH et al., 2019).

É perceptível que as diversas fontes da matriz energética mundial desempenham um papel dominante nas atividades econômicas, tanto em escala de desenvolvimento, quanto no suprimento das necessidades básicas humanas. Na medida em que os países direcionam o uso de energia para a execução de atividades importantes, entende-se que a eficiência energética é um importante indicador de desenvolvimento econômico (ESEN e BAYRAK, 2017).

A preocupação com os efeitos conduzidos pelo mau uso dos recursos naturais motivou órgãos governamentais de vários países a discutir sobre a adoção de medidas de mitigação dos impactos ambientais, a fim de retardar o agravo desta situação (LEAL et al., 2015).

Os danos ambientais evidenciados têm incentivado pesquisas, ao redor do mundo, que demonstraram relação entre o avanço nas concentrações de GEE (gases de efeito estufa) na atmosfera com a degradação ambiental e desastres naturais, além da consequente ameaça à segurança e à saúde humana (VALADKHANI et al., 2019).

O principal motivador desta pesquisa se fundamenta na preocupação com os níveis das emissões que os gases do efeito estufa atingem nos últimos anos, em

particular o CO<sub>2</sub>. A emissão contínua de gases de efeito estufa de longa duração resulta na retenção de maiores quantidades do calor irradiado pelo sol aprisionado no sistema terrestre. O interesse no estudo pela molécula do CO<sub>2</sub> se dá pelo motivo de ser o maior colaborador dos índices anuais de gases do efeito estufa em termos de quantidade e taxa de aumento, quando comparado aos demais gases (NOAA, 2014)

É previsto que, até 2030, o crescimento das indústrias, residências, circulação de veículos, geração de energia e construção irão refletir em problemas na saúde da população, frutos da poluição emitida por esses setores (GUTTIKUNDA e JAWAHAR, 2014; OZTURK, 2010).

A poluição do ar é um dos principais fatores de risco para saúde, resultando na morte prematura de 5 milhões de pessoas todos os anos, principalmente nas populações mais vulneráveis que se encontram em situação de pobreza. Estudos comprovam que a maior causa da poluição do ar é a queima de combustíveis fósseis, por produzirem partículas residuais nocivas à saúde (ONU, 2019; AQUINO, DOS SANTOS e CENCI, 2019).

Existem disparidades nos níveis emitidos de gases poluentes, de acordo com o tipo de combustível, mas há tendências gerais comprovadas nas emissões dos combustíveis fósseis. O carvão é responsável por produzir grandes quantidades de CO<sub>2</sub> por unidade de energia; em seguida o petróleo, que produz cerca de um terço a menos de gases poluentes quando comparado às quantidades emitidas pelo carvão; e, por último, o gás natural, que pode ser responsável por metade das emissões de CO<sub>2</sub> quando comparado ao petróleo, tornando-o menos agressivo que os demais combustíveis (RITCHIE e ROSIER, 2019).

O aumento das concentrações de gases de efeito estufa na atmosfera da Terra representa um compromisso de longo prazo para a sociedade, que viverá em clima de mudanças climáticas, as quais têm consequências perturbadoras e incertas para a agricultura, abastecimento de água, transporte, comunidades costeiras, economia, energia, ecossistemas e segurança nacional (NOAA, 2014).

A emissão de CO<sub>2</sub> é um problema crescente e que necessita de informação científica, econômica e social para reduzir as incertezas remanescentes. É preciso uma melhor compreensão e capacidade de previsão deste gás. A preocupação com os problemas ambientais, decorrentes da poluição, tem acelerado os esforços, sobretudo, dos planejadores de políticas públicas (KHALID et al., 2017).

A combinação de políticas, legislação, normas e fiscalização ligadas à implementação de novas tecnologias e ao aumento da sensibilização social são úteis para controlar a poluição do ar, o que pode promover e beneficiar as economias nacionais ao evitar doenças e prevenir perdas de produtividade, garantindo a estabilidade econômica de um país (BAKLANOV, MOLINA e GAUSS, 2016; ONU, 2019).

Na medida em que os perigos das mudanças climáticas são evidenciados, observa-se que os níveis de CO<sub>2</sub> emitidos pelo uso dos combustíveis fósseis não podem ser mantidos. O consumo desses combustíveis pode ter impactos ambientais de curto prazo, como a poluição do ar local e de longo prazo, como a mudança climática (LIMA, 2016).

Esta pesquisa apoia-se na avaliação de testes de limites para cointegração, em uma aplicação dos Modelos Autorregressivos com Defasagens Distribuídas (ARDL) nas emissões de CO<sub>2</sub>, por meio do consumo de combustíveis de origem fóssil, de fonte primária, em países do G7. O método empregado é válido para representar a existência de relação de curto e longo prazo entre as variáveis, conforme sugerido por Pesaran, Shin e Smith (2001).

As variáveis que versam sobre o consumo de energia serão contabilizadas em termos físicos. Ao utilizar coeficientes de equivalência, também chamados de coeficientes de conversão, com base em valores caloríficos, se torna possível mensurar o consumo de energia dos combustíveis fósseis (carvão, petróleo e gás natural). O termo “energia primária”, correspondente às variáveis utilizadas, é empregado para designar a energia bruta, que entra nos dispositivos que farão a conversão em eletricidade, calor, entre outros (PERCEBOIS, 1979).

É importante investigar as ligações de causa e efeito entre o consumo de combustíveis fósseis e as emissões de CO<sub>2</sub>, em países desenvolvidos. Esta iniciativa não surge apenas para combater o aquecimento global, mas também para promover o uso de fontes renováveis e, em contrapartida, reduzir o uso de fontes contaminantes e prejudiciais.

## 1.1 PROBLEMA

Diante dos efeitos que acometem o uso dos combustíveis não renováveis, analisar o consumo dos combustíveis fósseis e as emissões de dióxido de carbono nas economias mais desenvolvidas no mundo se torna indispensável para identificar sua participação nos problemas ambientais.

Esta pesquisa aborda o seguinte questionamento: os modelos Autorregressivos e de Defasagens Distribuídas (ARDL), conseguem capturar a existência dos efeitos de curto e longo prazo, assim como verificar se ocorre efeito imediato do consumo de combustíveis fósseis na emissão de dióxido de carbono?

Esse questionamento será respondido com o auxílio dos modelos ARDL e teste de limites para cointegração (Pesaran et al., 2001), bem como com a aplicação de testes de diagnósticos para garantir a estabilidade dos modelos selecionados.

## 1.2 OBJETIVOS

### 1.2.1 Objetivo Geral

Determinar a relação intertemporal na dinâmica de curto e longo prazo causada pelo consumo de carvão, petróleo e gás natural na emissão de dióxido de carbono pelos países do G7 no período de 1965 a 2018.

### 1.2.2 Objetivos Específicos

Analisar as relações de causalidade entre as variáveis;

Verificar se as variáveis independentes e dependentes são cointegradas;

Determinar o número de defasagens necessárias no modelo para captar os efeitos dinâmicos entre as variáveis;

Estimar as relações de curto e longo prazo e o modelo de correção de erros;

Quantificar o impacto causado pelo consumo de carvão, petróleo e gás natural no volume emitido de dióxido de carbono, por meio do estudo de elasticidades.

### 1.3 JUSTIFICATIVA

Desde a Revolução Industrial, o mundo apoia-se, em grande parte, em fontes de energia não renováveis, e a participação dos combustíveis fósseis, no decorrer da história, foi fundamental para o fortalecimento da economia de muitos países. Apesar do crescimento econômico elevar os níveis produtivos, houve um intenso aumento nas emissões de CO<sub>2</sub> na atmosfera (ADOM, et al., 2012; ZHANG et al., 2017; MENSAH et al., 2019; ESEN e BAYRAK, 2017)

Embora ainda possam existir incertezas sobre a magnitude dos impactos do CO<sub>2</sub> no meio ambiente, o aquecimento global é uma das principais consequências do consumo exacerbado de combustíveis fósseis, acarretando preocupações na perspectiva do desenvolvimento econômico e sustentável. No ano de 2018 as emissões de CO<sub>2</sub> cresceram como consequência direta do aumento da demanda por energia, a qual foi suprida principalmente por fontes fósseis (BP, 2019; DILSHAD, KALAIR e KHAN, 2019).

O CO<sub>2</sub>, dentre os demais gases, é um forte contribuinte para o efeito estufa. Os GEE são compostos gasosos capazes de absorver radiação na frequência do infravermelho. Ao reter calor, e à medida que as atividades humanas contribuem para o rápido aumento de suas concentrações na atmosfera, os GEE causam a ampliação do efeito estufa, causando o aquecimento global (LIU, GOU e CHIAU, 2019).

Os gases mais relevantes no aquecimento global, são: o vapor de água (H<sub>2</sub>O) atuando no aquecimento natural do globo, apesar de não estar ligado significativamente com as atividades humanas; o dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>) que contribui com 60%; o metano (CH<sub>4</sub>) responsável de 15 a 20%; os clorofluorcarbonetos (CFCs) sendo responsáveis por até 20%; o óxido nitroso (N<sub>2</sub>O) participando com cerca de 6%; e o ozônio (O<sub>3</sub>) que contribui em até 8% (NOAA, 2014; LIU, GOU e CHIAU, 2019).

As perspectivas sobre as emissões desses gases preveem consequências que irão afetar a comunidade global, como mudanças climáticas, provocando inundações repentinas, águas ácidas, ondas de calor e frio, e até mesmo a fome. Possivelmente, pessoas que nunca contribuíram para as emissões de gases de efeito estufa podem ser as primeiras vítimas dos efeitos colaterais das mudanças climáticas (DILSHAD, KALAIR e KHAN, 2019).

Esta pesquisa optou por analisar a situação de um grupo países mais desenvolvidos economicamente no mundo (G7). Supõe que a busca pela ascensão econômica provocou aumento na demanda energética, sendo sustentada por fontes fósseis. O consumo desenfreado dos combustíveis não renováveis causou a emissão de gases poluentes e que contribuem para o efeito estufa, em destaque, o CO<sub>2</sub> (HE, et al., 2019).

Ambicionando a redução das emissões de CO<sub>2</sub>, surge a necessidade de ampliar o desenvolvimento de tecnologias de baixa emissão. Prosperar à nível sustentável têm forçado pesquisadores a encontrar maneiras de restringir a emissão de CO<sub>2</sub>, enquanto progredem no sentido de alcançar as altas demandas de energia. Acordos internacionais sobre a mitigação dos impactos ambientais induzem a acreditar que muitos países estão conscientes sobre as alterações climáticas e os problemas que poderão desencadear para a economia (DILSHAD, KALAIR e KHAN, 2019).

Nos últimos anos, as teorias macroeconômicas buscaram analisar as relações entre poluição, crescimento econômico, crescimento populacional, tecnologia, globalização e riscos ambientais, enfatizando o conflito entre desenvolvimento e esgotamento dos recursos naturais que seguem em níveis de crescimento exponencial. Os estudos de políticas de energia e clima com perspectivas de longo prazo precisam antecipar possíveis desenvolvimentos em tecnologia e a natureza temporal das definições atuais de reserva de recursos para petróleo, gás e carvão (PRECHEL e ISTVAN, 2016).

Esta pesquisa será útil ao poder contribuir com políticas internacionais de mitigação de gases poluentes, a fim de retardar o agravamento das problemáticas ambientais, ao evidenciar qual combustível fóssil exerce maior impacto sobre as emissões de dióxido de carbono em cada país e se o consumo de um combustível é influenciado por outro.

O interesse na abordagem de cointegração ARDL proposta por Pesaran et al. (2001) surge por apresentar vantagens em comparação a outros métodos de cointegração: (i) é flexível e permite análise com dados I (0) e / ou I (1), (ii) a implementação e interpretação da abordagem ARDL é simples devido ao seu conjunto de equações único, (iii) ao contrário do método convencional, diferentes defasagens podem ser usados no modelo para diferentes variáveis, (iv) é adequado para pequenas amostras, (v) fornece estimativa imparcial de relacionamento de longo

prazo e parâmetros de longo prazo, e (vi) a autocorrelação e problemas de endogeneidade são adequadamente tratados (RAHMAN e KASHEM, 2017).

#### 1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente estudo está organizado do seguinte modo: a introdução ao tema da pesquisa, o problema proposto, os objetivos, a justificativa e a estrutura do trabalho, que são apresentados no primeiro capítulo.

A revisão de literatura, que versa sobre o consumo de combustíveis fósseis e a emissão de dióxido de carbono, será descrita no segundo capítulo. Os materiais e métodos a serem utilizados serão apresentados no terceiro capítulo. Os resultados serão apresentados no quarto capítulo. Por fim, estão as referências.

## 2 REVISÃO DE LITERATURA

Este capítulo traz a revisão de literatura relacionada ao consumo de combustíveis de origem fóssil, apresentando a perspectiva de consumo no âmbito industrial e sua interferência político-econômica nas interações entre os principais países produtores e consumidores, bem como sua participação nas emissões de CO<sub>2</sub>, destacando estudos relevantes ao tema, obtidos na revisão bibliográfica.

### 2.1 COMBUSTÍVEIS FÓSSEIS E A EMISSÃO DE DIÓXIDO DE CARBONO

O capitalismo, no decorrer da história, representou um sistema econômico responsável pelo desenvolvimento das forças produtivas e avanço da economia mundial. O período que antecedeu a Revolução Industrial e Energética, no final do século XVIII, demonstrava um ritmo de crescimento econômico e o volume de produção de bens e serviços caminhando em passos lentos, mas o surgimento de novas tecnologias de produção em massa e o uso indiscriminado de combustíveis fósseis fez a economia mundial crescer significativamente (ALVES, 2014).

O período que abrange a primeira Revolução Industrial destacou-se por sucessivas mudanças, principalmente no âmbito industrial, direcionando o mundo a amparar-se em fontes de energia não renováveis, promovendo o uso demasiado de combustíveis fósseis, os quais, no decorrer da história, foram fundamentais para o fortalecimento e ascensão da economia de muitos países (KHALID et al., 2017).

A energia, em suas diversas formas, tem sido o combustível fundamental para o progresso da economia e consolidação das civilizações. No entanto, o consumo dos combustíveis fósseis se tornou um dos grandes responsáveis pelas emissões de CO<sub>2</sub>, sendo causador da degradação ambiental e agravamento de problemas de saúde nas pessoas. Esse fenômeno é promovido, em maior escala, nas áreas urbanas, em que maiores quantidades de compostos químicos são emitidas na atmosfera, provenientes de indústrias de transformação e circulação de veículos (ESEN e BAYRAK, 2017; MENSAH et al., 2019).

A necessidade de crescimento econômico, bem como a preservação ambiental, tem sido considerada um dos grandes dilemas da sociedade moderna, conduzindo pesquisadores a analisar os efeitos do consumo de combustíveis fósseis e a emissão

de GEE sobre a economia dos países, designadamente sobre o seu ritmo de crescimento (DOMINGOS, 2017).

Existe na literatura uma relação conflituosa entre economia e meio ambiente. Esta dicotomia confirma que a intensificação econômica acarreta efeitos negativos ao meio ambiente, sob o ponto de vista ambiental, e o meio ambiente impacta negativamente o desenvolvimento econômico, sob o ponto de vista econômico (DOMINGOS, 2017).

A relação do consumo de energia e crescimento econômico, foi avaliada em alguns estudos, e os resultados identificam a existência de uma relação positiva e estatisticamente significativa a longo prazo, de modo que o consumo de energia favorece o crescimento econômico (ODIHAMBO, 2008; ENSEN e BAYRAK, 2017).

Ao analisar a relação do consumo de energia e crescimento econômico por meio dos modelos ARDL e ECM, foi possível destacar que o consumo de combustíveis fósseis causa poluição, enquanto o consumo de combustíveis renováveis reduz as emissões de gases poluentes. Observa-se com os resultados, que é válido buscar alternativas que se oponham aos combustíveis não renováveis, pois os combustíveis fósseis são causadores das emissões de dióxido de carbono (BLOCH, RAFIK e SALIM, 2014; ANSER, 2019)

Ao investigar o consumo de combustíveis fósseis e o meio ambiente, observou que o consumo e a emissão de dióxido de carbono afetam o meio ambiente. A aplicação da técnica de Causalidade de Granger nas energias renováveis, preço de petróleo e crescimento econômico, permitiu identificar que os combustíveis fósseis influenciam diretamente no crescimento econômico (KHALID, HAMID e YUAN, 2017; TROSTER, SHAHBAZ e UDDIN, 2018).

É possível destacar que o valor agregado, tecnologia e as emissões de dióxido de carbono, ligados aos setores de indústria e de serviços são responsáveis por um crescimento mais rápido da emissão de dióxido de carbono (SAMARGANDI, 2017).

Enfatiza-se a dicotomia existente na literatura ao referir-se ao crescimento econômico e emissão de gases poluentes. Em grande parte, as pesquisas encontradas identificam que o consumo de combustíveis fósseis é responsável por promover o crescimento econômico dos países e, para isso, grandes quantidades de dióxido de carbono precisaram ser emitidas no meio ambiente, o que possivelmente irão intervir no meio ambiente.

## 2.2 G7: CÚPULA DAS ECONOMIAS MAIS DESENVOLVIDAS NO MUNDO

A organização surgiu no início da década de 1970, por meio de uma reunião informal dos ministros das Finanças dos Estados Unidos, Alemanha, França e Reino Unido. Sua origem ocorreu em razão da aproximação de uma crise energética de ordem global, motivando o secretário do Tesouro dos EUA, George Schultz, a afirmar que seria prudente coordenar iniciativas macroeconômicas com outras grandes potências mundiais, em termos de economia e avanço tecnológico, por esse motivo, países como o Japão, Itália e Canadá foram inseridos no grupo (AHMED, 2020).

No momento em que a União Europeia se tornou destaque para o mercado europeu, foi convidada a se unir ao grupo, fato ocorrido ao final da década de 1970. A Rússia, recentemente descentralizada, foi convidada a se unir, embora, no sentido político, continuasse a atrasar a ascensão econômica dos demais integrantes do grupo (BAYLIS, 2020).

Na contemporaneidade, o G7 remete às sete nações mais ricas e avançadas no mundo. O grupo se considera como uma “comunidade de valores”, com liberdade e direitos humanos, democracia e Estado de Direito, prosperidade e desenvolvimento sustentável. Todos os anos, ministros e funcionários públicos dos países do G7 se reúnem para discutir assuntos de interesse mundial (BOGOVIZ, ALEKSEEV e RAGULINA, 2018).

Anteriormente, o grupo formado pelos países mais desenvolvidos do mundo era composto por oito países. No ano de 2014, o grupo optou em remover a Rússia, em represália a Moscou pela anexação da região autônoma da Crimeia, o que intensificou a crise entre Rússia e Ucrânia. Esse fato foi considerado uma “violação da soberania e integridade territorial” da Ucrânia (AHMED, 2020).

Em torno da década de 1980, os encontros e discussões ocorreram de forma discreta e informal. No ano de 1985, a interferência nos mercados cambiais impôs ao grupo ser mais direto ao informar interesses econômicos mundiais em relação às suas decisões. As reuniões que sucederam esta situação foram anunciadas, de forma que a agenda flutuou para preparar os mercados globais para possíveis mudanças na política macroeconômica. O grupo visou agregar em suas reuniões representantes do Fundo Monetário Internacional, Banco Mundial, Nações Unidas, Organização Mundial do Comércio, União Africana e Agência Internacional de Energia (BAYLIS, 2020).

Os integrantes do G7 são considerados os principais países exportadores no mundo, proprietários das maiores reservas de ouro, maiores produtores de energia nuclear e principais colaboradores do orçamento da ONU (Organização das Nações Unidas). Este potencial político e econômico os coloca em uma posição privilegiada em relação aos demais países do mundo, incumbindo a eles a responsabilidade de decisão sobre ações de impacto global. Os assuntos de maior destaque se referem à política energética, mudança climática, HIV/Aids e segurança global (SHAHABADI, KIMIAEI e AFZALI, 2016; BAYLIS, 2020; AHMED, 2020).

Outras nações foram convidadas a participar do grupo de decisões, cada uma delas com seus interesses econômicos. Cada nação e organização participante tem a oportunidade de negociar diretamente com corretores do poder das nações mais influentes do mundo. Ademais, realça-se que o G7 é um dos últimos fóruns remanescentes nos quais importantes potências mundiais podem coordenar suas ações e resolver pacificamente os conflitos (SHAHABADI, KIMIAEI e AFZALI, 2016).

O grupo se mostra eficaz ao manifestar casos de sucesso, como a ajuda ao lançamento para combater a AIDS, tuberculose e malária, em que mais de 27 milhões de vidas puderam ser salvas desde 2002, bem como pode ser considerado a força motriz em torno da implementação do acordo climático de Paris (BAYLIS, 2020).

### 2.3 CARVÃO

O carvão é uma complexa e variada mistura de componentes orgânicos sólidos, fossilizados ao longo de milhões de anos. Sua qualidade é determinada pelo conteúdo de carbono, variando de acordo com o tipo e o estágio dos componentes orgânicos. O carvão mineral é um dos combustíveis com reservas disponíveis no mundo todo, sendo uma das primeiras fontes de energia a serem dominadas pelo homem, amplamente difundida no período que corresponde à Revolução Industrial (SPIEGEL e BROWN, 2017).

A aplicabilidade do carvão é usualmente destinada ao setor industrial, em processos de produção e sistemas globais de energia, satisfazendo 40% da geração de eletricidade, sendo considerado um dos maiores responsáveis pelas emissões de CO<sub>2</sub> (IEA, 2019).

O carvão é especialmente rico em carbono: quando sofre combustão, pode liberar mais que o dobro do seu peso em CO<sub>2</sub>. A exploração e o consumo de carvão

refletem nos países desenvolvidos e nos que se encontram em estágio de desenvolvimento, na dependência contínua do combustível fóssil para promover o avanço da economia (SPIEGEL e BROWN, 2017).

Em 2014, a produção mundial de carvão caiu pela primeira vez neste século, estando em ritmo de declínio até o ano de 2016. Apesar do ocorrido, a tendência foi revertida. A produção de carvão aumentou ainda mais em 2018, estimulada pelo aumento de produção de vapor e carvão metalúrgico (IEA, 2019).

Ao assinar o Acordo de Paris (2015), a demanda por carvão estava no meio de um declínio de três anos e impactou diretamente em investimentos. Investidores e empresas demonstraram um forte compromisso em apoiar políticas de redução das alterações climáticas, se opondo consideravelmente aos combustíveis fósseis. Este fenômeno está coincidindo com os preços e políticas do carbono para eliminar progressivamente o carvão na geração de energia (SPIEGEL e BROWN, 2017; IEA, 2019).

O ano de 2018 registrou a recuperação do carvão quando comparado ao ano de 2017. A retomada elevou o consumo em 1,4% e a produção em 4,3%, tal fenômeno compactuado na Ásia. Em viés às fontes não renováveis, a energia proveniente de fonte renovável cresceu rapidamente, mas não o suficiente para atender a todo o crescimento da demanda de energia (BP, 2019).

Ressalta-se que as reservas mundiais de carvão em 2018 chegaram a 1055 bilhões de toneladas e estão fortemente concentradas em apenas alguns países, sendo eles os EUA (24%), a Rússia (15%), a Austrália (14%) e a China (13%) (BP, 2019). É possível visualizar na Figura 1 a situação das reservas mundiais de carvão nas últimas duas décadas.

Figura 1 – Distribuição das reservas mundiais de carvão em 1998, 2008 e 2018

Distribuição das prováveis reservas em 1998, 2008 e 2018  
Porcentagem

- Ásia Pacífico
- América do Norte
- CIS
- Europa
- Oriente Médio e África
- América C. e do Sul

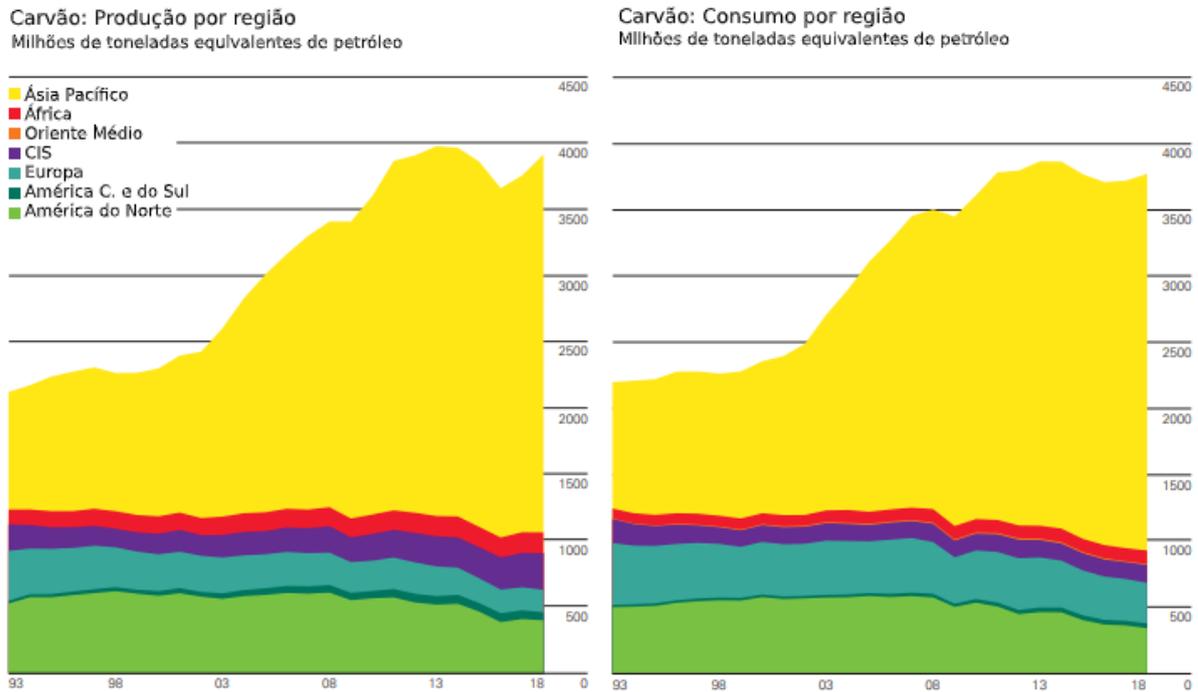


Fonte: BP, 2019.

No que se refere à produção mundial de carvão, identificou-se um aumento de 105 Mtep (milhões de toneladas equivalentes de petróleo) desde 2011. A produção aumentou 56 Mtep (3,6%) na China e 23 Mtep (6,9%) nos EUA. O aumento da produção nos EUA ocorreu apesar de uma queda adicional no consumo doméstico, com os produtores de carvão dos EUA aumentando as exportações para a Ásia. O consumo mundial de carvão aumentou 1,4% em 2018, correspondendo ao crescimento mais rápido desde 2013. O crescimento foi novamente impulsionado pela Ásia (71 Mtep) e pela Índia (36 Mtep) (BP, 2019).

Na Figura 2 estão representados a produção e o consumo de carvão (Mtep) por região, no período de 1993 a 2018.

Figura 2 – Produção e consumo anual de carvão por região



Fonte: BP, 2019.

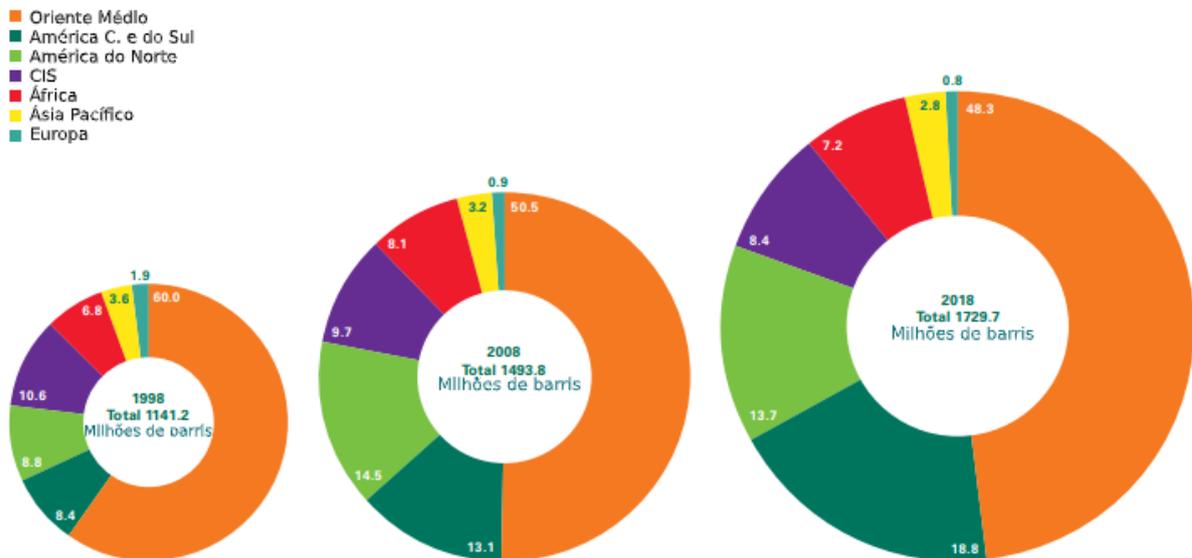
Nesta perspectiva, é inegável que a Ásia satisfaz grande parte da produção e consumo do combustível. As importações globais de carvão aumentaram 6,5% em 2018 ao serem comparadas ao ano de 2017. Neste cenário mercadológico, três países representaram mais de 70% das exportações de carvão em 2018: Austrália (29%), Indonésia (26%) e Rússia (16%); e quase 80% do carvão comercializado foram importados pela Índia (55%) e por outros países da região.

## 2.4 PETRÓLEO

O petróleo é um óleo de origem fóssil encontrado em áreas marítimas e terrestres, proveniente da decomposição de restos de animais e plantas com rochas sedimentares, por meio de ações bacterianas e químicas, ativadas pelo aumento de pressão e temperatura, que resultam na formação de hidrocarbonetos. Sua composição é basicamente formada por compostos de carbono e hidrogênio, ligados a enxofre, nitrogênio e oxigênio (CARDOSO, 2012).

No cenário mundial, as reservas de petróleo no final de 2018 totalizavam 1730 bilhões de barris, um aumento de 2 bilhões de barris em relação a 2017. A América do Sul e a América Central têm a maior relação entre R/P (reservas e produção) dominada nos últimos 136 anos, enquanto a menor relação é dada ao continente europeu. Destaca-se que os principais países em termos de reservas são Venezuela (17,5% das reservas globais), Arábia Saudita (17,2%), Canadá (9,7%), Irã (9,0%) e Iraque (8,5%) (BP, 2018). A Figura 3 representa a distribuição das reservas de petróleo ao longo de 20 anos, de acordo com a região.

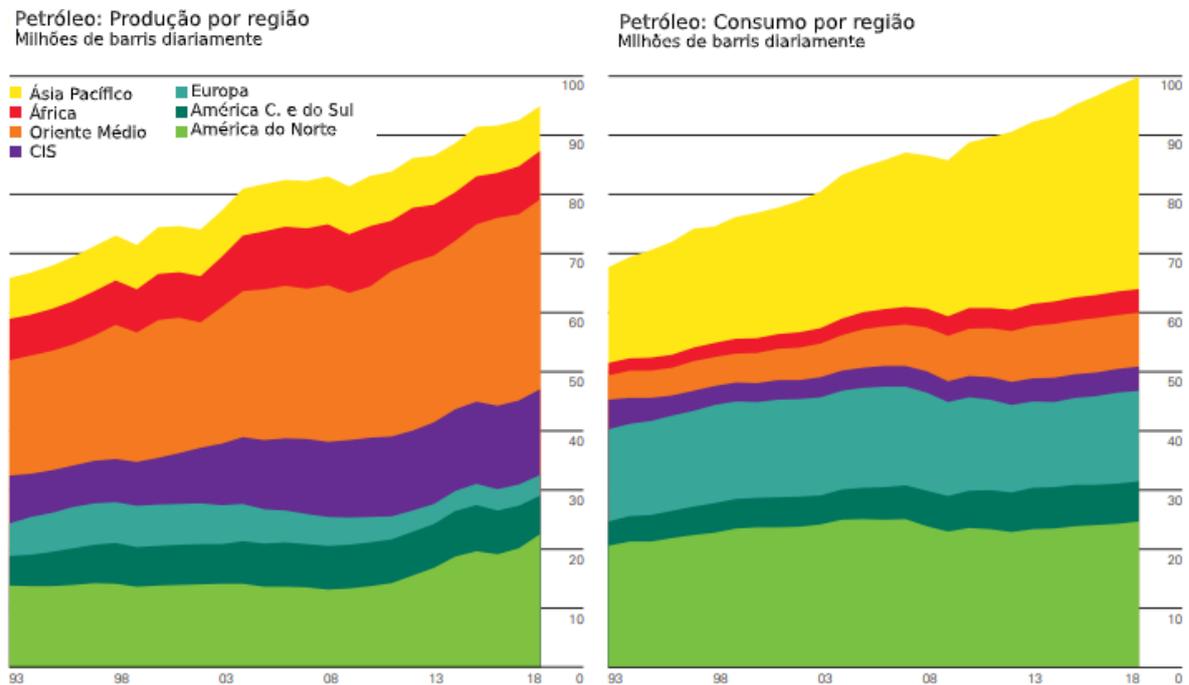
Figura 3 – Distribuição das reservas de petróleo em 1998, 2008 e 2018



Fonte: BP, 2019.

O consumo de petróleo em 2018 cresceu 1,4 Mb/d (milhões de barris por dia) em comparação ao ano anterior. O crescimento da demanda foi dominado pelo mundo em desenvolvimento, com a China (0,7 Mb/d) e Índia (0,3 Mb/d) representando quase dois terços do aumento global. Nos EUA, a demanda por petróleo cresceu 0,5 Mb/d, seu maior aumento há mais de 10 anos, e contrasta com a tendência de declínio observada na década anterior à queda do preço do petróleo em 2014 (BP, 2018). Na Figura 4, é possível observar a produção e o consumo do petróleo, de acordo com a região.

Figura 4 – Consumo e produção anual de petróleo por região



Fonte: BP, 2019.

A produção global de petróleo aumentou 2,2 Mb/d em 2018, o dobro de seu crescimento médio em 10 anos. A força da demanda de petróleo dos EUA, nos últimos anos, se concentrou no suprimento do produto para produção de gasolina e diesel. A importância do petróleo tem sido revisada constantemente, devido ao reconhecimento de sua função estratégico-militar, tanto ao longo do século XX, em que o controle sobre este recurso contribuiu para a ascensão de grandes potências, como em alguns dos conflitos da atualidade (FRERET, CHAVES e JONES, 2019).

Com a incidência da primeira “Crise do Petróleo” no mundo, nos anos de 1970, as relações mundiais se tornam complexas, devido a fatores como o aumento dos conflitos regionais e a intensa competição entre as grandes potências por recursos energéticos (BP, 2018).

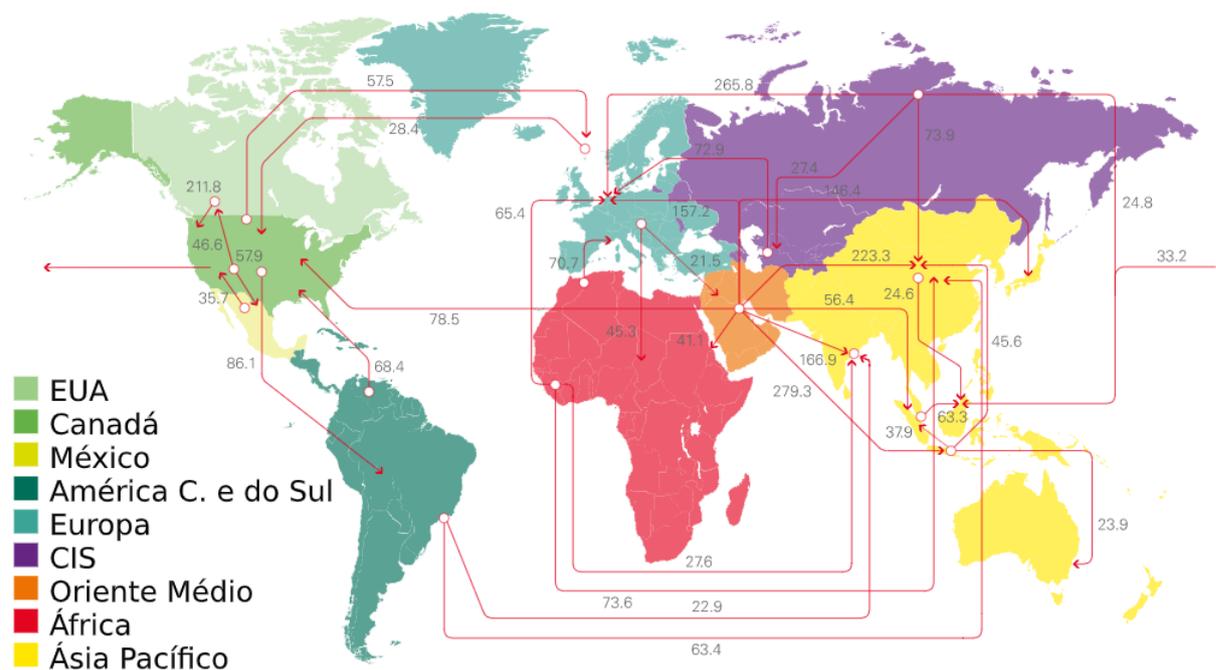
Com as transformações políticas e econômicas sucedidas após a Crise do Petróleo, da ininterrupta exploração, comercialização e demanda, os maiores países produtores e exportadores de petróleo aderiram a esquemas para que mantivessem o controle da indústria petrolífera mundial. Este fenômeno os consolida como novos

dirigentes no cenário político-econômico mundial (FRERET, CHAVES e JONES, 2019).

Os crescimentos e quedas, tanto no consumo quanto na produção, condizem às disputas econômicas entre empresas e países. Destaca-se que o petróleo também foi utilizado como arma política, por meio do uso estratégico-militar (FRERET, 2017; CHAVES e JONES, 2019).

Em uma projeção do cenário de políticas declaradas em benefício ao desenvolvimento sustentável, determinadas intervenções políticas levam à redução na demanda pelo combustível, decaindo mais de 50% nas economias avançadas entre 2018 e 2040 e 10% nas economias em desenvolvimento (IEA, 2019). Na Figura 5, observam-se os principais movimentos comerciais do petróleo (milhões de toneladas) que ocorreram no ano de 2018 no mundo.

Figura 5 – Principais fluxos comerciais do petróleo em 2018



Fonte: BP, 2019.

O comércio global de petróleo e produtos refinados em 2018 cresceu 1,7 Mb/d, impulsionado principalmente pelo comércio de petróleo bruto. O crescimento foi mais

lento que em 2017, mas acima da média de dez anos, de 1,9%, quando o comércio de petróleo, como parte do consumo global, atingiu um recorde de 71,5% (BP, 2019).

## 2.5 GÁS NATURAL

O gás natural é uma mistura de hidrocarbonetos de estado gasoso, encontrados predominantemente na superfície terrestre. É um combustível fóssil formado basicamente por metano, encontrado em campos de petróleo, campos de gás natural e leitos de carvão. O gás natural vem sendo considerado como o combustível fóssil mais limpo estimado, que seja uma fonte segura de energia quando transportada, armazenada e usada (FARAMAWY, ZAKI e SAKR, 2016).

O cenário mundial contextualizado pela busca de retardar agravos ambientais encontrou no gás natural uma alternativa de reduzir a carga de poluentes emitidos. Em 2012, 45% da energia primária era proveniente de gás natural, enquanto o petróleo e o carvão representavam 36% e 16% respectivamente. O gás natural é o combustível fóssil considerado como sendo o mais limpo dentre os demais, pois emite 30% menos dióxido de carbono que o petróleo e 45% menos emissões de dióxido de carbono que o carvão para cada unidade equivalente de energia produzida (UNFCCC, 2018).

O gás natural é amplamente utilizado para aquecimento residencial, comercial e industrial, principalmente na geração de calor e eletricidade. Na indústria petroquímica é usado como matéria-prima na produção de etileno, enquanto, na indústria de fertilizantes, é usado na produção de amônia (FARAMAWY, ZAKI e SAKR, 2016).

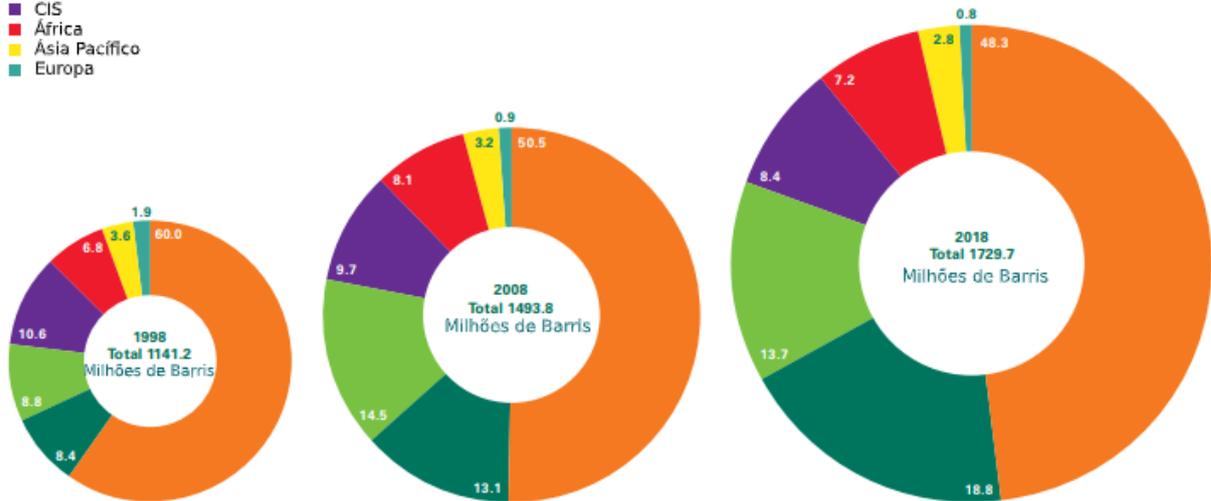
O total de reservas de gás natural, no mundo, no ano de 1998, era de 1 141,2 milhões de barris, enquanto que, no final de 2018, o montante era de 1 729,7 milhões de barris. Na Figura 6, é possível observar a distribuição das reservas de gás natural ao longo de 20 anos, de acordo com a região, em milhões de barris (BP, 2019).

Figura 6 – Distribuição das reservas de gás natural em 1998, 2008 e 2018

## Distribuição das prováveis reservas em 1998, 2008 e 2018

Porcentagem

- Oriente Médio
- América C. e do Sul
- América do Norte
- CIS
- África
- Ásia Pacífico
- Europa

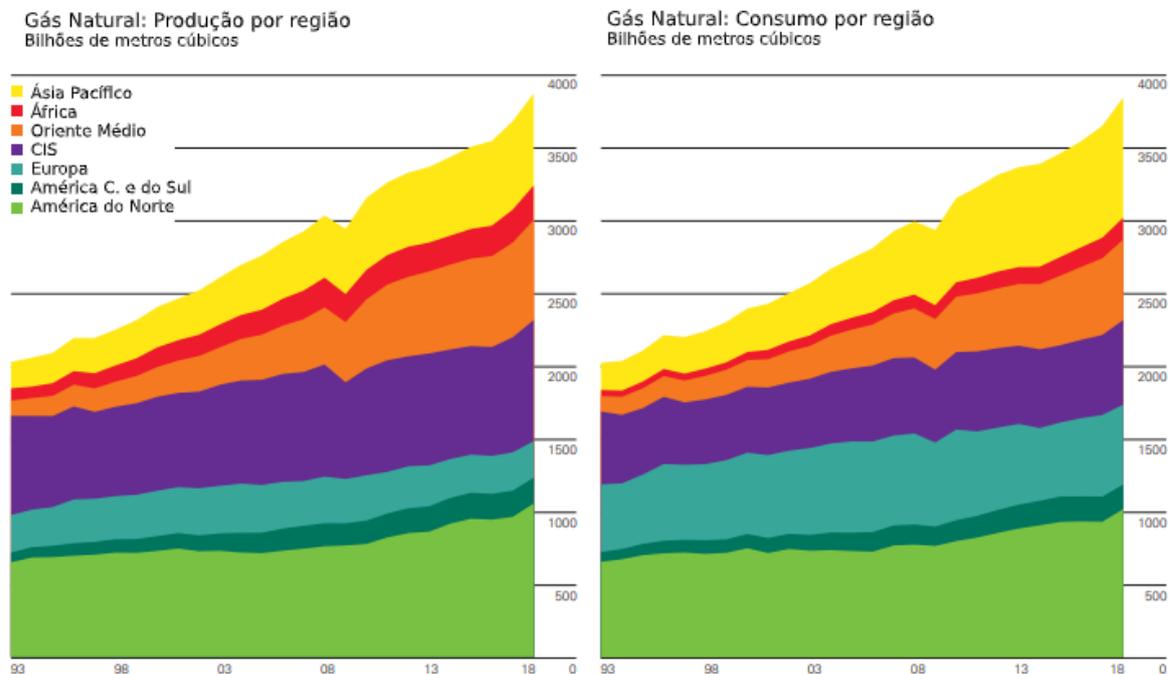


Fonte: BP, 2019.

O ano de 2018 apresentou bons resultados para o gás natural, com demanda e produção acima de 5%, sendo considerada a maior taxa de crescimento em mais de 30 anos. Um dos grandes motivos desta ascensão na demanda foi ocasionado principalmente por dois países, EUA e China. Nos EUA, a demanda de gás foi impulsionada pelos efeitos climáticos, a fim de retardar os agravos ocasionados por outros combustíveis fósseis considerados maiores emissores de GEE. Na China, as alterações se deram por conta de políticas ambientais que tentam melhorar a qualidade do ar local, substituindo grande parte do carvão, por gás natural (BP, 2018).

Na Figura 7 estão representados a produção e consumo anual de gás natural, em bilhões de metros cúbicos, em nível mundial, de acordo com a região.

Figura 7 – Consumo e produção anual de gás natural por região

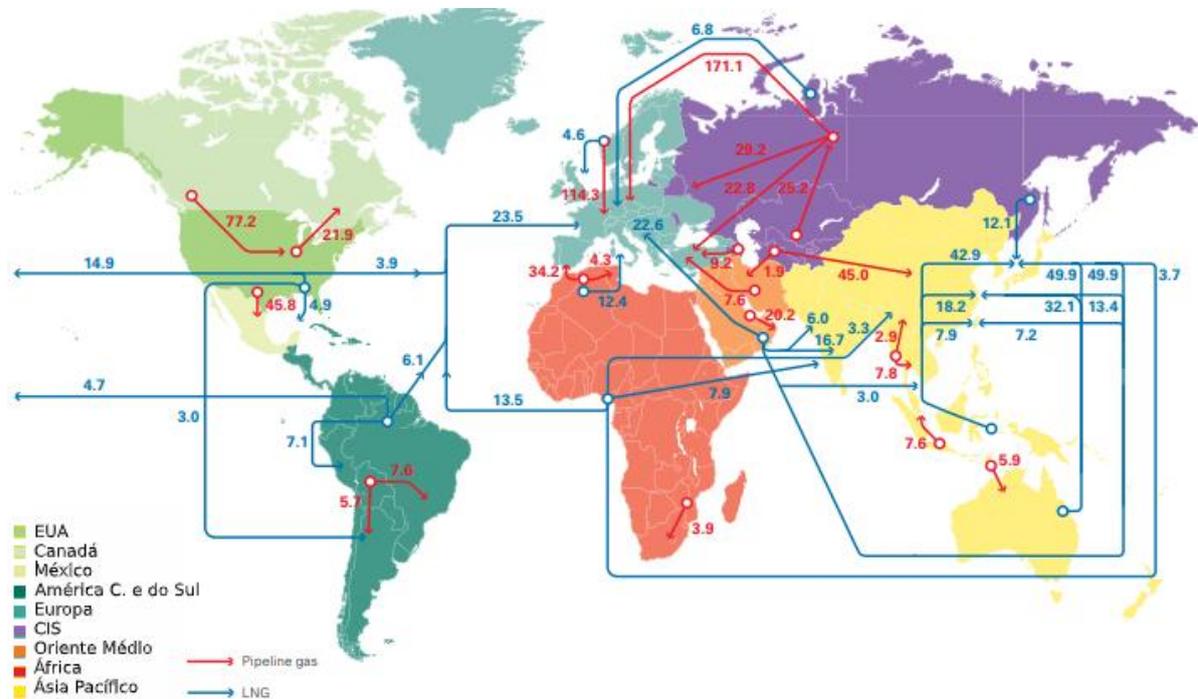


Fonte: BP, 2019.

O suprimento global de gás natural permaneceu em ritmo de crescimento, motivado pela expansão e ampliação de novas instalações localizadas principalmente na Austrália, EUA e Rússia. Esse fenômeno sucedeu devido à força da demanda asiática por gás, liderada pela China. Esta demanda foi perdendo força, fato combinado com um aumento nas exportações de gás natural, fazendo com que os preços caíssem, e o diferencial entre os preços asiáticos e europeus diminuísse significativamente (BP, 2018).

O consumo de gás natural aumentou 195 bilhões de metros cúbicos, uma das taxas de crescimento mais significativas desde o ano 1984. O crescimento do consumo de gás foi impulsionado principalmente pelos EUA, apoiado pela China, Rússia e Irã (BP, 2018). Na Figura 8, podem ser visualizados os fluxos comerciais de gás natural (milhões de toneladas) entre os países.

Figura 8 – Principais fluxos comerciais de gás natural em 2018



Fonte: BP, 2019.

De acordo com a Figura 8, em azul está representado o fluxo de LNG (*liquified natural gas* – Gás Natural Liquefeito), que corresponde ao gás natural que passa por processamento, sendo purificado e condensado. Em vermelho, estão as *pipelines*, que representam os gasodutos transportadores de gás. Referindo-se à figura, a concentração maior das movimentações se dá nos países asiáticos. O consumo de gás natural em crescimento acelerado, na China, foi motivado pela adoção de políticas ambientais que visam integrar o gás natural em substituição ao carvão, a fim de melhorar a qualidade do ar local (BP, 2018).

## 2.6 DIÓXIDO DE CARBONO

Nos últimos duzentos anos, em decorrência da Revolução Industrial, a demanda por energia apresentou níveis em ascensão. O período foi marcado pelo aumento do uso de combustíveis fósseis como o carvão, o gás natural e os derivados de petróleo, resultando na emissão de gases do efeito estufa (GEE) na atmosfera, dentre eles o dióxido de carbono (ZHANG et al., 2017).

O movimento revolucionário, que intensificou a produção de diversos setores, teve sua origem nos anos 1600 por meio da incineração da madeira, enquanto em 1700 seu uso foi aplicável em motores à vapor. Em 1800, surgem os motores de combustão interna a óleo e em 1900, discorre o uso acelerado de energia térmica a gás, hidroeletricidade e energia nuclear (ZHANG et al., 2017; DILSHAD, KALAIR e KHAN, 2019).

Ao longo dos últimos quarenta anos, a economia mundial mais do que triplicou. Apesar do crescimento econômico elevar os padrões na produção industrial, houve aumento intenso nas emissões de dióxido de carbono na atmosfera, estando aliada a fatores sociais, econômicos e industriais (ADOM, et al., 2012).

É válido ressaltar, que as moléculas de dióxido de carbono são produzidas e consumidas em processos vitais. Destaca-se o surgimento do problema quando as emissões tendem a interferir no equilíbrio do meio ambiente (CAPORAL, PAULUS e CASTOBEBER, 2009).

Ainda que possam existir incertezas sobre a magnitude dos impactos do dióxido de carbono na atmosfera, o aquecimento global é uma das principais consequências cabíveis, que causa preocupações na perspectiva do desenvolvimento econômico e sustentável. No ano de 2018 as emissões de dióxido de carbono cresceram como consequência direta do aumento da demanda por energia, a qual foi suprida principalmente por fontes fósseis, respondendo por quase três quartos do crescimento da demanda de energia (BP, 2019).

A precedência do gás tem diversas origens, mas em destaque a queima de combustíveis fósseis. Os gases que contribuem para o efeito estufa, de acordo com o Protocolo de Kyoto (2015), são o dióxido de carbono, metano, óxido nitroso, hidrofluorcarbonetos, perfluorcarbonetos e hexafluorcarbonetos. As estimativas revelam que somente o dióxido de carbono teve uma participação de 60% no efeito estufa (LIU, GOU e CHIAU, 2019; IEA, 2019).

Muitas tecnologias para a aplicabilidade do CO<sub>2</sub> se tornam competitivas mediante processos convencionais, porém, seu potencial de mitigação deve ser manifestado nas estruturas de política climática. Novas oportunidades surgem para o dióxido de carbono, enquanto o desenvolvimento de produtos e serviços está atraindo a atenção dos governos, indústria e comunidade de investimentos interessados em mitigar as mudanças climáticas, incluindo liderança tecnológica e apoio a uma economia circular (ARNETH et al., 2017).

Exemplificando, o dióxido de carbono poderá ser alocado na produção de combustíveis, produtos químicos e de materiais de construção, demonstrando relevância global. Este fascínio repercute na intensificação do apoio governamental, indústrias em geral e financiamento privado (*startups*), as quais atingem aproximadamente US\$ 1 bilhão em investimentos (ARNETH et al., 2017; IEA, 2019).

O aumento sucessivo nas emissões de CO<sub>2</sub> tem sido abordado como um problema crescente e que necessita de informação científica, econômica e social para reduzir as incertezas remanescentes. As emissões não podem ser desfeitas, mas é possível começar a planejar sua mitigação, para este feito se faz necessário uma melhor compreensão e capacidade de previsão deste gás (LIU, GOU e CHIAU, 2019).

É possível que a aplicação da econometria, a qual é pautada em métodos estatísticos para análise de dados no aspecto econômico possam ser úteis neste segmento. O uso da técnica de cointegração aliada aos modelos autorregressivos e de defasagens distribuídas (ARDL) têm sido amplamente difundidas em diversos estudos, o qual pode ser considerado um excelente instrumento para dar subsídio à solução do problema proposto nesta pesquisa. A técnica de cointegração e os modelos autoregressivos de defasagens distribuídas serão abordados a seguir.

## 2.7 COINTEGRAÇÃO

O método de cointegração foi introduzido por Granger (1981) e desempenhou um papel fundamental na econometria nas últimas décadas, podendo apresentar aplicações em diversas áreas. A base teórica proposta foi reestruturada por Engle e Granger (1987), aplicável a séries temporais não estacionárias e cointegradas (BÖLÜK e MERT, 2015).

Quando as variáveis são cointegradas, mesmo que individualmente não sejam estacionárias, a existência de combinações lineares entre duas ou mais variáveis podem apresentar comportamento estacionário. A presença de raízes unitárias nas séries não impede o uso de séries sem modificações, pois a cointegração é uma relação estatisticamente confiável. Quando as séries estiverem cointegradas, pressupõe que apresentarão um comportamento de longo prazo (ENGLE e GRANGER, 1987).

Inicialmente, a técnica de cointegração proposta havia sido questionada por muitos pesquisadores, o que ocasionou o desenvolvimento de novos métodos sobre o tema (ODIAMBO, 2009).

Surgem questionamentos e dúvidas sobre a eficácia do teste de cointegração, assim que o procedimento vier a envolver mais de duas variáveis. Caso a terceira variável não se relacione com o vetor de integração das demais, as estimativas da regressão identificam o parâmetro que assume valor zero, mantendo o processo inalterado (ENDERS, 2004; BÖLÜK e MERT, 2015).

Mais tarde, Johansen (1988) se propôs a estudar esse método, visando solucionar possíveis equívocos cometidos por Engle e Granger. A metodologia sustenta uma abordagem baseada em sistemas, chamada de estimadores de máxima verossimilhança, permitindo que sejam testadas versões restritas de vetores de cointegração e a velocidade de ajustamento dos parâmetros, baseando na relação entre as raízes características de uma matriz (JOHANSEN, 1988).

O método proposto por Johansen (1991) tem sido o mais utilizado para analisar as relações de longo prazo entre variáveis de um modelo de regressão. O método determina o número de vetores de cointegração de um Vetor Autorregressivo (VAR) de séries temporais não estacionárias com restrições, conhecidas como Modelo de Correção de Erro (MCE), sendo a relação de cointegração determinada pelo movimento de longo prazo entre as variáveis, enquanto os movimentos de curto prazo são determinados pelos modelos de correção de erros, o qual é aplicado para evitar o problema de regressão espúria.

Assim como o método de Engle e Granger, o método de Johansen possui algumas limitações, pois requer que todas as variáveis sejam integradas de ordem 1,  $I(1)$ , o que envolve certo grau de incerteza na análise, uma vez que nem sempre os testes realizados para verificar a ordem de integração das variáveis são precisos (PESARAN, SCHIN e SMITH, 2001).

Uma nova abordagem de cointegração foi introduzida por Pesaran e Shin (1999) e, logo mais tarde, reajustada por Pesaran, Shin e Smith (2001). A metodologia corresponde aos modelos autorregressivos com defasagens distribuídas (ARDL), utilizados para evidenciar relações de curto e longo prazo, com o auxílio de um modelo de correção de erros (MCE) (BÖLÜK, MERT, 2015; ODIAMBO, 2009).

Diferentemente do método de Johansen, o método proposto por Pesaran, Schin e Smith (2001) permite que as variáveis apresentem ordem de integração diferente

entre si, mas que também se mostra eficiente em casos em que todas as variáveis apresentem a mesma ordem de integração (AL-MULALI, SOLARIN e OZTURK, 2016).

A propriedade estatística denominada de cointegração busca identificar a existência de uma relação de equilíbrio duradoura, que se mantém no longo prazo e que não seja espúria. A cointegração ocorre quando as variáveis apresentam uma tendência estocástica comum. Quando identificada a cointegração, é possível representar a relação entre elas como um modelo de correção de erros (MCE). A cointegração pode ser identificada por meio de abordagens do tipo uniequacional ou multiequacional (PESARAN, SCHIN e SMITH, 2001).

A abordagem uniequacional permite que a variável dependente seja explicada por uma ou várias variáveis exógenas e a existência de apenas uma combinação linear estacionária (relação de cointegração). A abordagem multiequacional permite que as variáveis se influenciem simultaneamente e a presença de múltiplos vetores de cointegração linearmente independentes, impondo menos restrições e de ordem mais geral (AL-MULALI, SOLARIN e OZTURK, 2016).

O modelo multiequacional é denominado de modelo Vetorial Autorregressivo (VAR) e sustentado em algumas hipóteses: a hipótese de existência de várias relações de cointegração; a hipótese de endogeneidade de todas as variáveis incluídas e a hipótese de inter-relação entre as variáveis no curto prazo e no longo prazo. A abordagem é apta para identificar a existência de mais de um vetor de cointegração e avaliar a existência de exogeneidade entre as variáveis.

A abordagem difundida por Engle e Granger (1987), busca verificar o resíduo consequente da estimação com base em Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) de uma relação de longo prazo entre variáveis não estacionárias. As dinâmicas uniequacionais afetam os modelos Autorregressivos e de Defasagens Distribuídas (ADL) os quais exigem que as variáveis apresentem o mesmo número de defasagens. A escolha do número ótimo de defasagens é pautada na realização dos testes  $F$  quanto à significância e aos critérios de informação de Akaike (AIC) e Schwarz (SC) (ODHIAMBO, 2009).

A proposta elaborada por Pesaran, Shin e Smith (2001) determina uma abordagem reestruturando o método ADL clássico, partindo do teste de cointegração uniequacional. A nova abordagem, modelos ARDL, admite regressores  $I(0)$ ,  $I(1)$ , ou com ambas as ordens de integração. A abordagem segue com a dedução de um número ótimo de defasagens, sustentando-se nos critérios de informação AIC e SC,

sendo adequado para variáveis com número relativamente pequeno de observações, pois possui capacidade de corrigir potenciais problemas de endogeneidade das variáveis (ODHIAMBO, 2009; TANG, 2009).

O modelo admite funções matemáticas para descrever o comportamento de uma determinada variável, denominada dependente, com base nos valores de uma ou mais variáveis, denominadas independentes. A finalidade é identificar as relações existentes entre variáveis, resolvendo problemas de curto e longo prazo (MADDALA, 1992; LOPES, 2013). Os modelos Autoregressivos de Defasagens Distribuídas serão abordados no item a seguir.

## 2.8 MODELOS AUTORREGRESSIVOS DE DEFASAGENS DISTRIBUÍDAS

As análises econométricas fundamentam-se na aplicação de métodos estatísticos e matemáticos para análise de dados econômicos com o propósito de fornecer conteúdo para teorias econômicas (MADDALA, 1992).

A econometria, por sua vez, utiliza, em grande parte, a análise de regressão, ajustando funções matemáticas para descrever o comportamento de uma determinada variável, denominada dependente, com base nos valores de uma ou mais variáveis, denominadas independentes. A técnica pode ser entendida como o estabelecimento de uma relação funcional para descrição de um fenômeno. O estudo de relações entre variáveis consegue resolver eficientemente problemas de curto e longo prazo (LOPES, 2013).

Na análise de regressão envolvendo séries temporais, em que o modelo de regressão abrange não somente valores correntes, mas também valores defasados das variáveis independentes, obtém-se um modelo de defasagem distribuída (BARROS et al., 2018).

Caso o modelo disponha de um ou mais valores defasados da variável dependente entre suas variáveis independentes, será dito como modelo autorregressivo e dinâmico, pois retrata o caminho temporal da variável dependente em função dos seus valores defasados. Quando a dinâmica do modelo é ditada pelo comportamento das variáveis independentes defasadas, obtém-se um modelo com defasagens distribuídas (GUJARATI, 2000; BARROS et al., 2018). Quando a dinâmica do modelo é ditada pelo comportamento das variáveis independentes defasadas, obtém-se um modelo com defasagens distribuídas. Se somente os valores passados

da variável dependente determinarem seu valor em  $t$ , a dinâmica de  $Y$  pode ser descrita por meio de modelos autorregressivos (BARROS et al., 2018).

A modelagem ARDL ganha relevo ao ser eficiente em séries com número relativamente pequeno de observações. Este método possui capacidade de corrigir potenciais problemas de endogeneidade das variáveis, como sugerem Pesaran e Shin (1999) (ODHIAMBO, 2009; TANG, 2009).

Conforme Maddala (1992), o processo de diferenciação para alcançar a estabilidade da série faz com que ocorra a perda de informação sobre movimentos de longo prazo. Desta forma, Engle e Granger (1987) encontraram uma alternativa para esta situação que surge no método de cointegração. A técnica discorre que  $Y_t$  e  $X_t$  compartilham tendências estocásticas semelhantes, pois com sua diferença  $\mu_t$  sendo estacionária, elas não destoam uma da outra, o que significa que movimentarão conjuntamente no longo prazo (PATTERSON, 2000; BUENO, 2008).

A fim de detectar a integração entre as variáveis, inicialmente Gujarati (2000) sugere que seja estimada uma equação de cointegração pelo Método dos Mínimos Quadrados Ordinários.

O emprego do modelo ARDL requer a especificação *a priori* do número de defasagens  $X$  e  $Y$ . São raras as situações em que a teoria especifica os valores exatos de  $p$  e  $q$ , sendo necessário determiná-los empiricamente. Existem diferentes métodos para avaliar o número apropriado de defasagens no modelo, portanto, a escolha é feita usualmente partindo da combinação de métodos (BARROS et al., 2018).

O primeiro método trata da especificação da defasagem por meio de testes de significâncias de parâmetros. Pode-se começar com um número elevado de defasagens e avaliar a significância do coeficiente associado à maior defasagem, segundo um nível arbitrado. Caso esse coeficiente seja estatisticamente significativo, opta-se por esse modelo; em contrapartida, se o coeficiente não for significativo, estima-se o modelo com uma defasagem a menos, e o processo se torna contínuo até que o coeficiente associado à maior defasagem seja significativo. O inverso também pode ocorrer, iniciar com a menor defasagem e inserir defasagens até que o parâmetro da maior defasagem não seja significativo (BARROS et al., 2018).

Outro método envolve critérios de informação, os quais mensuram a quantidade de informação sobre a variável dependente contida no conjunto de variáveis independentes, considerando o erro padrão das estimativas dos coeficientes e penalizando pelo número de parâmetros do modelo. Dentre os critérios de

informação, os mais utilizados são o critério de informação de Akaike (AIC) (AKAIKE, 1973) (Equação 1) e o critério de informação bayesiano (BIC) (SCHWARZ, 1978) (Equação 2), em que se determina o número de defasagens com base no modelo que retoma os menores valores para os critérios de informação (BARROS et al., 2018).

$$AIC_{(p,q)} = \ln \sigma_{p,q}^2 + \frac{2(p+q)}{n} \quad (1)$$

$$BIC_{(p,q)} = \ln \sigma_{(p,q)}^2 + (k+l) \frac{\ln(n)}{n} \quad (2)$$

Os valores de  $p$  e  $q$ , nas Equações 1 e 2, são usados para penalizar modelos com muitos parâmetros a fim de encontrar um modelo mais parcimonioso. Ambos os procedimentos podem ser aplicados tanto na escolha de  $p$  defasagens da variável dependente quanto de  $q$  defasagens das variáveis independentes.

A equação geral do modelo com  $p$  defasagens para  $Y$  e  $q$  defasagens para  $X$ , denotado por ARDL ( $p, q$ ), é dado pela Equação 3.

$$\phi(L)Y_t = \alpha + \theta(L)X_t + \varepsilon_t \quad (3)$$

Em que  $\phi(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p$ , cujas raízes não pertencem ao círculo unitário, o que significa dizer que  $Y$  é estacionário,  $\theta(L) = \theta_0 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 + \dots + \theta_q L^q$  e  $L$  é um operador de defasagem tal que  $L^k Y_t = Y_{t-k}$  (BARROS et al., 2018). O modelo pode ser reescrito como (Equação 4):

$$Y_t = \alpha + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \theta_0 X_{t-p} + \theta_1 X_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

O modelo anterior considera uma variável explicativa -  $X$ , supondo que os erros ( $\varepsilon_t$ ) obtidos sejam do tipo ruído. O teste para avaliar os valores críticos de todos esses tipos de regressores  $I(0)$ ,  $I(1)$  ou mutuamente cointegrados é denominado "*Bound test*", também conhecido como teste de limites (BARROS et al., 2018). Nesse teste, a hipótese nula de que não há nenhuma cointegração é dada a seguir:

$$H_0 = \phi_1 = \phi_2 = \phi_3 = \dots = \phi_p = 0$$

Se a estatística  $F$  calculada estiver acima do limite superior do *Bound test*, a cointegração é confirmada, rejeitando-se a hipótese nula; se essa estatística encontrar-se abaixo do limite inferior, a hipótese nula não pode ser rejeitada, o que indica a ausência de cointegração; e o resultado da estatística  $F$  pode ser inconclusivo quando estiver entre os limites inferior e superior do *Bound test* (ODHIAMBO, 2009; TANG, 2009).

A relação de longo prazo entre as variáveis corresponderá uma representação em termos de um modelo de correção de erros (MCE), o qual evidencia o comportamento padronizado das variáveis cointegradas no tempo, em eventuais choques que a desloquem da trajetória de equilíbrio de longo prazo. O MCE tem a finalidade de identificar a dinâmica de curto prazo entre as variáveis consistente em um equilíbrio de longo prazo. A confirmação da hipótese de cointegração permite estimar os coeficientes de curto e longo prazo por meio de um modelo de correção de erros (MCE) para obter a velocidade de ajustamento de curto prazo, conforme discorre a Equação 5.

$$Y = \alpha_0 + \sum_{i=0}^l \varphi_{1i} \Delta X_{t-i} + \sum_{i=0}^l \varphi_{2i} \Delta Y_{t-i} + \delta ECM_{t-1} + \varepsilon_t \quad (5)$$

Todos os coeficientes da equação são relacionados às dinâmicas de curto prazo de convergência para o equilíbrio;  $ECM_{t-1}$  é a série defasada dos resíduos da estimação MQO do modelo ARDL, associado ao modelo MCE;  $\delta$  é a velocidade de ajuste ao equilíbrio de longo prazo após um choque de curto prazo. Os coeficientes das primeiras diferenças das variáveis estimadas no MCE representam as elasticidades de curto prazo (ODHIAMBO, 2009).

O resultado negativo do MCE reflete a velocidade moderada de ajustamento de desequilíbrio de curto prazo para o estado de equilíbrio de longo prazo, que reafirma os resultados de cointegração. O modelo MCE é derivado do modelo ARDL por uma transformação linear simples, que integra ajustes de curto prazo com equilíbrio de longo prazo, sem perda de informações de longo prazo (TANG, 2009).

Os coeficientes de curto prazo são representados pelas variáveis que  $I(1)$ , isto é, são as variáveis que sofreram uma diferenciação e, portanto, perderam as suas

propriedades de longo prazo. Os coeficientes de longo prazo são representados pelas variáveis em nível, pois preservam as suas características de longo prazo, e a velocidade que o sistema assume para chegar ao equilíbrio de longo prazo é determinada pelo coeficiente de correção de erros do modelo (BARROS et al., 2018).

## 2.9 TESTES PARA ANÁLISE DE CAUSALIDADE

O teste de causalidade de Granger (1969) será utilizado para averiguar a existência de causalidade estatística entre as variáveis. Granger (1969) propôs o primeiro esforço para verificar a direção da causa, se mostrando apropriada para identificar qualquer situação em que exista uma ligação causal entre duas variáveis, sendo um procedimento satisfatório para amostras pequenas (GEWEKE e PORTER-HUDAK 1983).

A técnica de causalidade de Granger em uma série temporal  $X$  diz que Granger causa outra série temporal em  $Y$  se a imprecisão da previsão da atual série  $Y$  diminuir usando o valor passado de  $X$  e o valor de  $Y$  anterior. Esse procedimento exige que as variáveis sejam estáveis. Caso isso não ocorra, a primeira diferença deve ser usada e em seguida deve ser feito um exame causal para diferenciar os dados.

O teste é feito analisando se as defasagens de uma variável entram como regressores na equação de outra variável, busca-se, assim, saber se os coeficientes das defasagens das variáveis que são inclusas como regressores na equação são estatisticamente significativos (FEIGE e PEARCE, 1979).

Tem-se que: se  $Y$  não melhora o desempenho de previsão de  $Z$ , então  $Y$  não causa  $Z$ , no sentido de Granger. A situação pode ser representada pelas Equações 6 e 7.

$$Y_t = a_{10} + a_{11}Y_{t-1} + a_{12}Z_{t-1} + \varepsilon_{1t} \quad (6)$$

$$Z_t = a_{20} + a_{21}Y_{t-1} + a_{22}Z_{t-1} + \varepsilon_{2t} \quad (7)$$

Se  $a_{21} = 0$ , então  $Y$  não causa  $Z$ .

Considerando um modelo com duas variáveis e  $p$  defasagens, então  $Y$  não causa  $Z$ , no sentido de Granger se todos os coeficientes da matriz  $a_{21}(L)$  forem nulos, na forma extensiva para  $Z_t$ , conforme Equação 8.

$$Z_t = a_{10} + a_{21}(1)Y_{t-1} + a_{21}(2)Y_{t-2} + a_{21}(3)Y_{t-3} + \dots + \varepsilon_{2t} \quad (8)$$

Para determinar se  $Y$  não causa  $Z$ , no sentido de Granger, usa-se um teste  $F$  padrão para testar a restrição dada pela Equação 9.

$$a_{21}(1) = a_{21}(2) = a_{21}(3) = \dots = 0 \quad (9)$$

Logo a variável  $j$  não causa  $i$ , no sentido de Granger, se todos os coeficientes do polinômio  $a_{ij}(L)$  são nulos. Observa-se que o teste de Granger captura somente efeitos diretos entre as variáveis que compõem o modelo. Entretanto, a lógica do modelo VAR sugere a possibilidade de significantes efeitos indiretos entre as variáveis que compõem o modelo (FEIGE e PEARCE, 1979).

Se as variáveis de um VAR são estáveis, a estatística de Wald e os estimadores OLS são adequados. Caso as variáveis apresentem raízes unitárias, o que as tornam não estacionárias, a estatística de Wald, que se fundamenta nas estimativas de MQO do modelo VAR em nível, apresenta distribuição assintótica não padrão que envolve parâmetros não significativos. Sendo assim, o teste de Causalidade de Granger não é apropriado para variáveis que contêm raízes unitárias (EMIRMAHMUTOGLU e KOSE, 2011).

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

Serão abordados neste capítulo a classificação da pesquisa, os procedimentos a serem adotados no intuito de cumprir com os objetivos delineados e a fonte dos dados a serem utilizados.

#### 3.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA E MÉTODO CIENTÍFICO

A pesquisa científica se fundamenta na construção do conhecimento, buscando sanar dúvidas e solucionar problemas de ordem científica que estão presentes na sociedade. As razões que estimulam o seu desenvolvimento se dividem em dois grupos, que são as razões intelectuais e razões práticas. As razões intelectuais motivam-se pelo interesse de conhecer pela própria satisfação de conhecer, enquanto as razões práticas se fundamentam no desejo de conhecer motivado por tornar algo mais eficiente (GIL, 2008).

Quanto à sua natureza, esta pesquisa foi classificada como aplicada, a qual surge com o propósito de buscar solução para problemas concretos e fins práticos. Apropria-se de forma prática dos conhecimentos obtidos em pesquisas básicas para satisfazer interesses locais (GIL, 2008).

Para solucionar o problema que esta pesquisa propõe, o método de abordagem empregado será de caráter quantitativo que, de acordo com Sampieri, Collado e Lúcio (2013), sustenta-se na análise estatística para testar hipóteses acerca de dados coletados. Esta abordagem produz um efeito no sentido de confiabilidade, suas conclusões são válidas na contribuição do conhecimento, pois se sustenta em regras lógicas fundamentadas na pesquisa pura (LAKATOS e MARCONI, 2017).

Com base em seus objetivos gerais, esta pesquisa é classificada como explicativa, pois se pretende identificar os motivos determinantes ou contribuintes para ocorrência de determinado fenômeno, possibilitando investigar o conhecimento da realidade (GIL, 2002).

#### 3.2 PROCEDIMENTOS DA PESQUISA

Os procedimentos técnicos que caracterizam esta pesquisa a classificam em pesquisa bibliográfica e pesquisa documental, pois o pesquisador recorre às

publicações já existentes para fundamentar a pesquisa e para tomar conhecimento de determinados fatos (GIL, 2008).

A pesquisa documental recorre a materiais informacionais, sejam eles no formato físico ou digital, que ainda não sofreram nenhum tratamento analítico, em que o pesquisador vai investigar e os quais vai analisar (SEVERINO, 2007).

Para dar resposta ao problema da pesquisa, os resultados serão descritos na forma de artigo, o qual apresenta o seguinte título: Consumo de combustíveis fósseis e a emissão de dióxido de carbono nos países do G7: um procedimento dos modelos ARDL e *Bound test*.

### 3.3 BASE DE DADOS

Os dados foram obtidos no site da *British Petroleum – BP, Statistical Review of World Energy* (<https://www.bp.com/en/global/corporate/energy-economics/statistical-review-of-world-energy/downloads.html>), juntamente com os principais registros de desenvolvimento no setor energético mundial.

A *British Petroleum* (BP) é uma empresa multinacional sediada no Reino Unido que opera no setor de energia, sobretudo de petróleo e gás. Fez parte do cartel conhecido como Sete Irmãs, formado pelas maiores empresas exploradoras, refinadoras e distribuidoras de petróleo e gás do planeta, as quais, após fusões e incorporações, reduziram-se a quatro – Exxon Mobil, Chevron, Shell e a própria BP.

A amostra é composta de 53 observações com periodicidade anual de 1965 a 2018 dos países que compõe o G7: Alemanha, Canadá, França, Japão, Estados Unidos, Itália e Reino Unido. As variáveis utilizadas compreendem o consumo de energia primária por fonte não renovável, sendo o carvão (COAL), gás natural (GN) e petróleo (OIL) (em milhões de toneladas de óleo equivalente - Mtep) e a emissão de dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>) (em milhões de toneladas - Mt).

As variáveis utilizadas serão modificadas para logaritmo natural a fim de que os resultados possam ser lidos em variações percentuais para verificar as elasticidades. O *software EVIEWS 9.0* será utilizado para o desenvolvimento desta pesquisa.

### 3.4 METODOLOGIA PARA AS ESTIMAÇÕES DOS PARÂMETROS

A metodologia econométrica a ser utilizada nesta pesquisa corresponde aos Modelos Autorregressivos e de Defasagens Distribuídas (ARDL), conforme a proposta elaborada por Pesaran et al. (2001).

A obtenção do melhor modelo ajustado, contemplará os seguintes estágios, como: teste de raiz unitária para identificação da ordem de integração das variáveis; análise de quebras estruturais; análise de causa e efeito por meio dos testes de causalidade de Granger; identificação de cointegração utilizando *Bound test*; estimação das elasticidades por meio dos modelos ARDL e a garantia de adequação do modelo por meio dos testes de diagnósticos.

#### 3.4.1 Teste de raiz unitária

O primeiro passo, na estimação de modelos econométricos, consiste na determinação da ordem de integração das variáveis. É conhecido que diversas séries econômicas possuem uma raiz unitária. Os choques aleatórios têm, portanto, efeitos permanentes.

Para determinar a estabilidade das séries utilizadas nesta pesquisa, serão aplicados os testes *Augment Dickey-Fuller* (ADF) (DICKKEY e FULLER, 1979), *Phillips-Perron* (PP) (PHILLIPS e PERRON, 1988) e *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS) (KWIATKOWSKI, et al. 1992).

Os testes ADF e PP utilizam a estatística, e a hipótese nula ( $H_0$ ) para ambos os testes é de que a série temporal apresenta raiz unitária, logo é não estacionária. O teste KPSS utiliza a estatística LM (Multiplicador de Lagrange), e a hipótese nula ( $H_0$ ) para o teste é que a série é estacionária.

O critério para confirmação de ordem de integração da série, ou confirmação de estacionariedade ou não, pressupõe que pelo menos dois desses testes apontem o mesmo resultado.

#### 3.4.2 Teste de raiz unitária com quebra estrutural

Quando as variáveis apresentarem indícios de quebras estruturais, os testes *Augment Dickey-Fuller* (ADF) e *Phillips-Perron* (PP) não podem ser utilizados, pois

conduzem a resultados viesados em relação a estacionariedade das séries temporais. Na ocorrência desta situação, deve-se optar por testes de raízes unitárias com quebras estruturais.

A metodologia utilizada foi baseada em testes de raízes unitária com quebra estrutural, conforme desenvolvido por PERRON (1994 e 1989) e sua importância está relacionada ao estudo de estacionariedade de longo prazo.

Mudanças estruturais e raízes unitárias estão intimamente relacionadas, e os testes convencionais de raiz unitária são tendenciosos para uma raiz unitária falsa nula quando os dados são tendencialmente estacionários com uma quebra estrutural (BAI e PARRON, 1998).

As raízes unitárias com quebras estruturais serão testadas por meio de modelos de Outliers Inovadores (IO), utilizando o método de seleção Minimize Dickey-Fuller (t-statistic) e p-valores assintóticos de Vogelsang (1993), sob hipótese nula ( $H_0$ ) de existência de raiz unitária.

### 3.4.3 Teste de múltiplas quebras estruturais

O teste aplicado para identificar múltiplas quebras estruturais ou mudanças na estrutura do modelo foi o de Bai-Parron (BAI e PARRON, 1998). O teste é aplicado sobre o modelo de MQO estimando diferentes regressões com subperíodos menores avaliados como períodos de quebras após a realização de um teste de mudança de coeficiente. A vantagem deste teste é de poder introduzir também a consideração de quebras na variância da regressão, tornando-o o teste mais criterioso de estabilidade de um modelo.

A Equação 10 tem por objetivo estimar os coeficientes desconhecidos da regressão e também os pontos de quebra. O modelo é considerado de mudança estrutural parcial, dado que o vetor de parâmetros  $\beta$  não está sujeito a mudanças.

$$Y_t = X_t\beta + Z_t\delta_j + \varepsilon_t \quad t = T_{j-1} + 1, \dots, T_j \quad (10)$$

Em que  $j = 1, \dots, m + 1$ . Na equação 2,  $Y_t$  é a variável dependente no tempo  $t$ ,  $X_t$  é um vetor de variável independente de ordem  $(p \times 1)$ ,  $Z_t$  é um vetor de ordem independente de ordem  $(q \times 1)$ ,  $\beta$  e  $\delta_j$  ( $j = 1, \dots, m + 1$ ) são os vetores dos

coeficientes correspondentes a  $X_t$  e  $Z_t$ , e  $\varepsilon_t$  é o termo de erro. Os pontos de quebra são denotados pelos índices  $(T_1, \dots, T_m)$ . Tem-se que  $T_0 = 0$  e  $T_{m+1} = T$ .

#### 3.4.4 Análise de causalidade

Os testes de causalidade são utilizados para abordar uma precedência temporal, no sentido em que uma variável antecede as variações de outra variável. Nesta pesquisa, será analisado o consumo de combustíveis fósseis e a emissão de  $\text{CO}_2$ , por meio da abordagem de causalidade de Granger (1969).

Ao utilizar a abordagem de causalidade, é necessário compreender o sentido da causa e entender quem sofre o efeito. Será analisado o consumo de carvão (COAL), consumo de petróleo (OIL), consumo de gás natural (GAS) e as emissões de dióxido de carbono (CO). A proposta da aplicação da técnica é identificar se o consumo de um combustível induz ao consumo de outro combustível, bem como averiguar se os combustíveis causam a emissão de  $\text{CO}_2$  no grupo de sete países desenvolvidos.

Para identificar as relações de causalidade seguindo o método de Granger (1969), salienta-se a possibilidade de existir três possíveis casos de causalidade: causalidade unidirecional, causalidade bidirecional e a não existência de causalidade. A hipótese levantada é de que os combustíveis possam estar causando o consumo um do outro, assim como sendo responsáveis pela causa das emissões de dióxido de carbono.

Torna-se indispensável estabelecer o número ótimo de defasagens para a análise de causalidade. Para tal, os critérios de informação AIC e BIC são os testes mais utilizados para esta escolha. A técnica de causalidade proposta por Granger leva em consideração alguns aspectos: exige que as variáveis sejam estacionárias; o sentido da causalidade é susceptível quanto ao número de defasamentos e os erros entre as equações não são correlacionados.

Depois de identificadas as relações de causalidade, o estágio seguinte do procedimento ARDL, busca estimar pelo método de MQO o MCE.

### 3.4.5 Estudo das elasticidades

A abordagem ARDL proposta por Pesaran et al. (2001) é conduzida em dois estágios. Primeiro, busca-se confirmar a existência dos vetores de longo prazo, e sequencialmente, se confirmada, segue-se para a estimação dos respectivos coeficientes de longo prazo das variáveis. Em um segundo momento, estima-se a velocidade de ajustamento ao equilíbrio de longo prazo, representada por coeficiente MCE (-1) e obtêm-se os coeficientes de curto prazo das variáveis.

O primeiro estágio busca identificar a relação de longo prazo a partir do *Bound test*, a fim de detectar a existência de cointegração. A Equação 11 segue o método de Pesaran et al. (2001), designando as emissões de dióxido de carbono como variável dependente ( $Y_1$ ) e o consumo dos combustíveis fósseis como variáveis independentes ( $X_1, X_2$  e  $X_3$ ).

$$\begin{aligned} \Delta \ln CO = & \alpha_0 + \sum_{i=0}^l \varphi_{1i} \Delta \ln CO_{t-i} + \sum_{i=0}^l \varphi_{2i} \Delta \ln COAL_{t-i} \\ & + \sum_{i=0}^l \varphi_{3i} \Delta \ln OIL_{t-i} + \sum_{i=0}^l \varphi_{4i} \Delta \ln GN_{t-i} + \beta_1 \ln CO_{t-1} \\ & + \beta_2 \ln COAL_{t-1} + \beta_3 \ln OIL_{t-1} + \beta_4 \ln GN_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (11)$$

As variáveis designadas no modelo expressam:

$CO$  indica o volume de dióxido de carbono emitido no país;

$COAL$  corresponde ao consumo de carvão;

$OIL$  refere-se ao consumo de petróleo;

$GN$  aponta o consumo de gás natural.

Em que:  $\ln$  é o logaritmo natural (utilizado para que os resultados possam ser lidos em termos de variações percentuais); o  $\Delta$  é o operador de primeiras diferenças;  $\alpha_0$  são termos de constante e tendência;  $\varphi$  corresponde aos parâmetros de curto prazo;  $\beta$  são parâmetros de longo prazo;  $\varepsilon_t$  é o termo de erro ou distúrbio de ruído branco.

No teste de cointegração, aplica-se um teste de significância (1%, 5% ou 10%) similar ao teste de Wald (estatística  $F$ ) para verificar se os coeficientes de longo prazo

são significativos, de acordo com suas defasagens. Avaliam-se as distribuições assintóticas não padronizadas para qualquer ordem de integração dos regressores, de acordo com a hipótese nula ( $H_0$ ) de que não existe cointegração. Esta análise assume regressores com ordem de integração que diferem entre si, podendo ser puramente  $I(0)$ , puramente  $I(1)$  ou com ambas as ordens de integração, desde que não sejam  $I(2)$ .

O teste para avaliar os valores críticos dos regressores é denominado de *Bound test*, também conhecido como teste de limites. Sua relevância se dá pelo motivo de indicar a existência de cointegração entre as variáveis em análise, possibilitando afirmar empiricamente que haverá uma relação de longo prazo entre as variáveis. Neste teste, a hipótese nula de que não há nenhuma cointegração é dada a seguir.

$$H_0 = \varphi_1 = \varphi_2 = \varphi_3 = \varphi_4 = 0$$

O resultado da equação anterior possui a seguinte interpretação. Caso o *F-statistic* calculado se posicionar acima do limite superior do *Bound test*, a cointegração será confirmada, rejeitando a hipótese nula; se a estatística encontrar-se abaixo do limite inferior, a hipótese nula não pode ser rejeitada, indicando a ausência de cointegração; e se o *F-statistic* estiver entre o limite superior e inferior, o resultado é dito inconclusivo.

O segundo momento só ocorre quando é encontrada a relação de longo prazo no primeiro estágio por meio da cointegração. Estima-se a velocidade de ajustamento ao equilíbrio de longo prazo, representada por coeficiente MCE (-1) e obtêm-se os coeficientes de curto prazo das variáveis. O modelo geral estimado na forma de vetores de correção de erros (ARDL-MCE) é especificado como segue a Equação 12.

$$\begin{aligned} \Delta \ln CO = & \alpha_0 + \sum_{i=0}^l \varphi_{1i} \Delta \ln CO_{t-i} + \sum_{i=0}^l \varphi_{2i} \Delta \ln COAL_{t-i} \\ & + \sum_{i=0}^l \varphi_{3i} \Delta \ln OIL_{t-i} + \sum_{i=0}^l \varphi_{4i} \Delta \ln GN_{t-i} + \beta_1 \ln CO_{t-1} \\ & + \beta_2 \ln COAL_{t-1} + \beta_3 \ln OIL_{t-1} + \beta_4 \ln GN_{t-1} + \delta MCE_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (12)$$

Todos os coeficientes da equação são relacionados às dinâmicas de curto prazo de convergência para o equilíbrio;  $MCE_{t-1}$  é a série defasada dos resíduos da

estimação MQO do modelo ARDL associado ao modelo MCE;  $\delta$  é a velocidade de ajuste ao equilíbrio de longo prazo após um choque de curto prazo. Os coeficientes das primeiras diferenças das variáveis estimadas no MCE representam as elasticidades de curto prazo.

O resultado estatisticamente significativo negativo do  $MCE_{t-1}$  reflete a velocidade moderada de ajustamento de desequilíbrio de curto prazo para o estado de equilíbrio de longo prazo, que reafirma os resultados de cointegração.

Os coeficientes de curto prazo são representados pelas variáveis que  $I(1)$ , isto é, são as variáveis que sofreram uma diferenciação e, portanto, perderam as suas propriedades de longo prazo. Os coeficientes de longo prazo são representados pelas variáveis em nível, pois estas preservam as suas características de longo prazo, e a velocidade que o sistema assume para chegar ao equilíbrio de longo prazo é determinado pelo coeficiente de correção de erros do modelo.

Para comprovar os resultados encontrados do modelo ARDL, serão realizados os testes de diagnósticos e de estabilidade. Os testes analisam a especificação, normalidade, correlação da série, a heteroscedasticidade e acuracidade associada ao modelo. Os testes de estabilidade são realizados por meio da utilização dos testes *Cumulative Summation* (CUSUM) e *Cumulative Summation of Squares* (CUSUMQ).

### 3.5 TESTE DE DIAGNÓSTICO E ESTABILIDADE

O método de estimação por MQO (Mínimos Quadrados Ordinários) requer que algumas premissas sejam satisfeitas, as quais são úteis para realizar inferência estatística na variável dependente  $Y$ . As principais são:

- I. Linearidade, esperança condicional de  $Y, E(Y/X_i)$  deve ser uma função linear nos parâmetros;
- II. Esperança condicional dos erros aleatórios,  $\varepsilon_i$  é zero ( $E(\varepsilon_i/x_i) = 0$ ). Os fatores não incluídos no modelo, agrupados entre si, não devem afetar o valor esperado em  $Y$ . A ausência de correlação entre os erros  $\varepsilon_i$  e  $x_i$ ;
- III. Homoscedasticidade, presumindo que a variância condicional dos erros aleatórios é igual para todas as observações,  $Var(\varepsilon_i/x_i) = \sigma^2$ ;
- IV. Ausência de correlação serial nos erros, dados dois valores quaisquer; e
- V. Ausência de multicolinearidade perfeita, ou seja, não há dependência linear perfeita entre as variáveis explicativas.

Os testes de diagnósticos e gráficos de controle serão utilizados para verificar as discrepâncias entre as observações reais e os valores ajustados do modelo, a fim de minimizá-las. As diferenças entre os valores reais e os valores previstos podem surgir por vários motivos, sendo indispensável a realização de análise de diagnóstico.

Em termos de diagnósticos, serão utilizados: o FIV (Fator de Inflação da Variância) para verificar se ocorre o efeito de multicolinearidade nas séries abordadas; o teste de normalidade de Jarque-Bera (JB) a fim de identificar se os resíduos do modelo ajustado seguem uma distribuição normal; o teste de White com o intuito de evidenciar a presença de heteroscedasticidade dos resíduos; teste de RESET para especificação do modelo; o teste LM de Breush-Godfrey para detectar a presença de correlação serial dos resíduos; o gráfico de soma cumulativa dos resíduos (CUSUM) e gráfico de soma cumulativa dos resíduos ao quadrado (CUSUMQ) indicando que os parâmetros se mantiveram estáveis durante todo o período amostral.

### **3.5.1 Fator de Inflação da Variância**

Previamente, será aplicado o cálculo do Fator de Inflação da Variância (FIV) para identificar a existência de colinearidade entre as variáveis selecionadas. Os modelos clássicos de regressão linear, exigem que nenhuma das variáveis independentes estejam perfeitamente correlacionadas entre si. Quando este pressuposto é violado, surge a multicolinearidade (KMENTA, 1988).

Conforme Gujarati (2004), as consequências práticas da multicolinearidade englobam principalmente situações causadas pelas altas variâncias e covariâncias dos estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários, gerando erros padrão maiores, menor eficiência e estimações imprecisas.

Multicolinearidade ao longo das variáveis explicativas não são necessariamente um problema. Torna-se um problema somente quando há uma forte relação entre  $X_1$  e  $X_2$  (multicolinearidade), tornando-se difícil tirar conclusões das relações existentes entre as variáveis sobre a variável dependente ( $Y$ ). Ou seja, a maior parcela da variabilidade de  $Y$  é explicada pelo efeito conjunto de  $X_1$  e  $X_2$  (KMENTA, 1988).

Uma estatística utilizada para detecção da presença de multicolinearidade é o FIV, que mensura o quanto da variância de cada coeficiente de regressão do modelo

estatístico se encontra inflado em relação à situação em que as variáveis independentes não estão correlacionadas (MADDALA, 1992).

A velocidade em que as variâncias e covariâncias aumentam podem ser vistas com o FIV, a fim de evidenciar se existe a presença de multicolinearidade, pois a presença de colinearidade entre duas ou mais variáveis independentes, impede de obter os coeficientes dos parâmetros por MQO, ou seja, torna os coeficientes dos parâmetros insignificantes (GUJARATI, 2000).

Os coeficientes pressupõem que a variação em  $Y$  ocorre por uma variação unitária em  $X$ . Caso duas variáveis independentes apresentem uma forte correlação, se torna difícil haver variação em uma sem que haja em outra. O FIV está representado na Equação 13.

$$FIV = \frac{1}{(1 - R_{23}^2)} \quad (13)$$

Em que  $R_{23}^2$  corresponde ao coeficiente de determinação.

À medida que  $R_{23}^2$  se aproxima de 1, o FIV se aproxima do infinito, ou seja, se não houver nenhuma colinearidade entre  $X_1$  e  $X_2$ , o FIV será 1. Com FIV acima de 4, é possível afirmar a existência de multicolinearidade (GUJARATI, 2000).

### 3.5.2 Teste de normalidade de Jarque-Bera

Um critério mais objetivo a ser utilizado para o teste de normalidade dos resíduos será o teste de aderência não paramétrico de Jarque-Bera (1986). O teste de Jarque-Bera apresenta bom desempenho na avaliação de normalidade em amostras com mais de 50 observações (TORMAN, COSTER e RIBOLDI, 2012).

Esta estatística serve para testar se os resíduos do modelo ajustado seguem uma distribuição normal, baseada em diferenças entre assimetria e curtose em relação à normal (FUINHAS e MARQUES, 2014).

O teste de Jarque-Bera, conforme discorre a Equação 14, tem como hipótese nula ( $H_0$ ) de que os resíduos seguem uma distribuição normal. A estatística do teste JB qui-quadrado com 2 graus de liberdade (gl). Assim, se o  $p$ -valor for menor do que 5%, ( $p < 0,05$ ) será rejeita a normalidade, e se  $p > 0,05$ , aceita-se a normalidade (NARAYAN, 2004).

$$JB = n \left[ \frac{S^2}{6} + \frac{(C - 3)^2}{24} \right] \quad (14)$$

Em que  $n$  é o tamanho da amostra,  $S$  corresponde a assimetria e  $C$  curtose.

A assimetria e curtose podem ser calculadas por meio da aplicação das Equações 15 e 16, seguindo o pressuposto de que os resíduos apresentem média zero (FUINHAS e MARQUES, 2014).

$$S = \sqrt{n} \frac{\sum u^3}{(\sum u^2)^{1,5}} \quad (15)$$

$$C = n \frac{\sum u^4}{(\sum u^2)^2} \quad (16)$$

Os valores esperados para assimetria e curtose em uma distribuição Normal são de 0 e 3, respectivamente. Caso a estatística resulte na não-normalidade dos resíduos, poderá ocorrer estimativas imprecisas e maior erro padrão. A solução para o problema é incluir ou remover variáveis (NARAYAN, 2004).

### 3.5.3 Teste de heteroscedasticidade de White

O teste de White (1980) é um teste estatístico para detectar a presença de heteroscedasticidade de um modelo matemático. O teste pode ser considerado um teste geral, já que mede a adequação do modelo a três pressupostos de um modelo de regressão: a homoscedasticidade dos termos de erro, a especificação linear correta do modelo e a independência dos resíduos em relação aos regressores (SILVEIRA, BARROS e FAMÁ, 2003).

A partir do modelo de regressão ajustado, os resíduos serão analisados seguindo um modelo de regressão auxiliar conforme determina a Equação 17.

$$\hat{e}^2 = \varphi_1 + \varphi_2 x_{2t} + \varphi_3 x_{3t} + \varphi_4 x_{2t}^2 + \varphi_5 x_{3t}^2 + \varphi_6 x_{2t} x_{3t} + u_i \quad (17)$$

O coeficiente de determinação ( $R^2$ ) da regressão auxiliar deve ser multiplicado pelo número de observações da regressão. O número de regressores da equação

auxiliar é dado por  $m$ , excluindo a constante, deste modo,  $gl$  (graus de liberdade) igual ao número de regressores, conforme Equação 18.

$$TR^2 \sim \chi^2(m) \quad (18)$$

Caso o valor de  $\chi^2$  seja superior ao valor tabelado, excedendo o valor crítico, rejeita-se a hipótese de homoscedasticidade em favor da heteroscedasticidade.

Os resíduos devem apresentar a mesma variância para cada observação de  $\chi$ . O teste analisa a evolução da dispersão dos resíduos em torno da média. O ideal é que os resíduos sejam homoscedásticos, caso esse pressuposto não seja atendido, deve-se transformar de forma funcional as variáveis ou estimar a equação via mínimos quadrados ponderados (SILVEIRA, BARROS e FAMÁ, 2003).

#### 3.5.4 Teste RESET

O teste RESET (*Regression Specification Error Test*) conforme proposto por Ramsey (1969) é aplicado para testar a presença de dois tipos de erros de especificação em um modelo de regressão linear: variável omitida e forma funcional incorreta. O procedimento do teste consiste em incluir potências de variáveis adicionais (variáveis teste) no modelo e testar a exclusão de variáveis utilizadas no modelo por meio do teste escore, razão de verossimilhança e Wald (CRIBARI NETO et al., 2007).

A análise de especificação será realizada pelo teste RESET seguindo o modelo dado pela Equação 19.

$$y = \beta_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 \dots \beta_k x_k + \delta_1 \hat{y}^2 + \delta_2 \hat{y}^3 + \varepsilon \quad (19)$$

Conforme Cribari Neto et al. (2007) a hipótese nula ( $H_0$ ) a ser testada por meio do teste RESET é que a distribuição de  $\mu|X$  é  $N(0, \sigma^2 I)$ . Sob a hipótese alternativa de que houve um erro de especificação, a distribuição de  $\mu|X$  é  $N(\xi, \tau^2 I)$ .

Sob  $H_0$  é averiguado se o modelo foi especificado corretamente. O teste RESET consiste em implantar restrições nos coeficientes, usa estatística  $F$  para testar  $H_0$  no modelo expandido. A significância desta estatística sugere algum problema com não linearidades do modelo original.

### 3.5.5 Teste LM para autocorrelação serial de Breusch-Godfrey

O teste de Breusch-Godfrey, também conhecido como LM será utilizado para verificação da correlação serial dos erros nos modelos de regressão ajustados, contemplando erros do tipo  $ARMA_{(p,q)}$  de qualquer ordem, sendo aplicável a termos defasados ou não (PATTERSON, 2000).

O teste é apto para identificar autocorrelação nos erros em um modelo de regressão, possuindo a hipótese nula de que não há nenhuma correlação serial de qualquer ordem até  $p$ . O teste é mais geral do que a estatística de Durbin-Watson, que é válida apenas para regressores não estocásticos (GUJARATI, 2000).

Segundo Patterson (2000), supondo que o termo de erro siga um processo autorregressivo de ordem  $p$ , conforme a Equação 20, têm-se:

$$\varepsilon_t = \rho_1 \varepsilon_{t-1} + \rho_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \rho_p \varepsilon_{t-p} + \varepsilon_t \quad (20)$$

Após estimar a equação e definir a ordem de defasagem  $p$ , obtém-se a estatística de teste, que está baseada na regressão, conforme a Equação 21.

$$\hat{\varepsilon}_t = \alpha_0 + \alpha_1 x_t + \hat{\rho}_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} + \hat{\rho}_2 \hat{\varepsilon}_{t-2} + \dots + \hat{\rho}_p \hat{\varepsilon}_{t-p} + \varepsilon_t \quad (21)$$

Os últimos termos correspondem aos resíduos estimados  $\hat{\varepsilon}_{t-1}, \hat{\varepsilon}_{t-2}, \dots, \hat{\varepsilon}_{t-p}$  representados na Equação 22. Assintoticamente tem-se:

$$(n-p) \cdot R^2 = (n-p) \cdot \frac{\sum_{t=1}^{n-p} (\hat{\varepsilon}_t - \bar{\varepsilon}_t)^2}{\sum_{t=1}^{n-p} (\varepsilon_t - \bar{\varepsilon}_t)^2} \quad (22)$$

Em que  $R^2$  é o coeficiente de determinação do ajuste para os resíduos como função de seus valores e dos regressores defasados. O valor  $p$  representará a probabilidade de erro ao afirmarmos que os erros apresentam autocorrelação de ordem  $q$ .

Esse teste possui algumas vantagens, pois permite a inclusão de valores defasados de  $Y$  como variável explicativa. Pode ser aplicado mesmo que os erros não sigam processos puramente autoregressivos, permite a inclusão de variáveis

exógenas e considera autocorrelações de ordens simples ou mais elevadas (GUJARATI, 2000).

### 3.5.6 Gráfico de soma cumulativa dos resíduos

De acordo com Brown, Durbin e Evans (1975) os testes de estabilidade dos coeficientes das regressões dos modelos ajustados poderão ser avaliados por meio do gráfico de Soma Cumulativa dos Resíduos (CUSUM) e gráfico da Soma Cumulativa dos Quadrados dos Resíduos Recursivos (CUSUMQ).

O gráfico CUSUM incorpora toda a informação da sequência de valores, plotando as somas acumuladas dos desvios dos valores da amostra em relação a um valor-alvo ( $\mu_0$ ), da mesma forma, o CUSUMQ incorpora as informações das somas acumuladas dos desvios ao quadrado. O gráfico a ser considerado está representado pela Equação 23.

$$C_i = \sum_{j=1}^i (\bar{x}_j - \mu_0) = (\bar{x}_i - \mu_0) + C_{i-1} \quad (23)$$

O gráfico de controle de soma cumulativa incorpora todas as informações na sequência de valores da amostra, sendo mais sensíveis na detecção de pequenas variações (BROWN, DURBIN e EVANS, 1975).

Para que o modelo seja considerado estável, as linhas representativas do CUSUM e CUSUMQ devem permanecer dentro do nível de significância de 5% nos gráficos, sendo representados pelas duas linhas retas que formam uma máscara V (SOUZA, 2018).

#### 4 ARTIGO - CONSUMO DE COMBUSTÍVEIS FÓSSEIS E A EMISSÃO DE DIÓXIDO DE CARBONO NOS PAÍSES DO G7: UM PROCEDIMENTO DOS MODELOS ARDL E *BOUND TEST*

##### RESUMO

A construção desta pesquisa buscou determinar e quantificar as relações intertemporais na dinâmica de curto e longo prazo causada pelo consumo de carvão, petróleo e gás natural na emissão de dióxido de carbono pelos países do G7 no período de 1965 a 2018. A metodologia utilizada corresponde aos modelos Autorregressivos e de Defasagens Distribuídas e *Bound test* para detecção de cointegração. Em vista da ocorrência de quebras estruturais nas variáveis, o melhor modelo selecionado foi aquele que incorporou duas variáveis *dummies* para os períodos de quebra (1978 e 1990). Foi identificada causalidade unidirecional positiva, no sentido de que o consumo de combustíveis fósseis proporciona o aumento das emissões de dióxido de carbono. As elasticidades no curto prazo indicam que o aumento de 1 ponto percentual do consumo de petróleo, carvão e gás natural irá ocasionar, respectivamente, o aumento de 0,4823%, 0,3140% e 0,1717% nas emissões de dióxido de carbono. A longo prazo, o aumento de 1 ponto percentual no consumo de petróleo, carvão e gás natural irá ocasionar, respectivamente, o aumento de 0,4924%, 0,2692% e 0,1829% nas emissões de dióxido de carbono. O modelo de correção de erros indica que 51,25% de eventuais choques que possam deslocar a trajetória de longo prazo são resolvidos em um ano, retornando para o estado de equilíbrio de longo prazo em aproximadamente dois anos.

**Palavras-chave:** Combustíveis Fósseis. Dióxido de Carbono. Quebras Estruturais. Cointegração. Modelos ARDL.

##### 1 INTRODUÇÃO

A crescente demanda por energia, transporte, mercadorias, construção, operação de infraestrutura e serviços industriais, aliada ao crescimento populacional, conduziram o planeta a explorar gradativamente seus recursos naturais, amparando-se em fontes de energia não renováveis para o fortalecimento da economia de muitos países (ADOM et al., 2012; MENSAH et al., 2019)

Embora ainda possam existir incertezas sobre a magnitude dos impactos do dióxido de carbono no meio ambiente, o aquecimento global é uma das principais consequências do consumo exacerbado de combustíveis fósseis, acarretando preocupações na perspectiva do desenvolvimento econômico e sustentável (ESEN e BAYRAK, 2017).

As perspectivas sobre as emissões desses gases preveem consequências que irão afetar a comunidade global, como mudanças climáticas, provocando inundações repentinas, águas ácidas, ondas de calor e frio e até mesmo a fome (KHAN et al., 2019). Os danos ambientais evidenciados têm incentivado pesquisas ao redor do mundo que mostraram associação entre o avanço nas concentrações de GEE (Gases do Efeito Estufa) na atmosfera com a degradação ambiental e desastres naturais, além da consequente ameaça à segurança e à saúde humana (VALADKHANI, SMYTH e NGUYEN, 2019).

É previsto que, até 2030, o crescimento das indústrias, residências, circulação de veículos, geração de energia e construção irão refletir em problemas na saúde da população, frutos da poluição emitida por esses setores (ADOM et al., 2012). A poluição do ar se tornou um dos principais fatores de risco para a saúde, resultando na morte prematura de 5 milhões de pessoas todos os anos. Estudos comprovam que a maior causa da poluição do ar é a queima de combustíveis fósseis, por produzirem partículas residuais nocivas à saúde (GUTTIKUNDA e JAWAHAR, 2014; ONU, 2019).

Existem disparidades nos níveis emitidos de gases poluentes, de acordo com o tipo de combustível, mas há tendências gerais comprovadas na emissão dos combustíveis fósseis. O carvão é responsável por produzir grandes quantidades de CO<sub>2</sub> por unidade de energia; em seguida, há o petróleo, que produz cerca de um terço a menos de gases poluentes quando comparado às quantidades emitidas pelo carvão; e, por último, o gás natural, que pode ser responsável por metade das emissões de CO<sub>2</sub> quando comparado ao petróleo, tornando-o menos agressivo que os demais combustíveis (RITCHIE e ROSIER, 2019).

Esta pesquisa se fundamenta na preocupação com os níveis de emissão que os gases do efeito estufa atingem, nos últimos anos, em particular o CO<sub>2</sub>, o qual é o maior colaborador dos índices anuais de gases do efeito estufa em termos de quantidade e taxa de aumento, quando comparado aos demais gases (NOAA, 2014).

Serão analisados os países mais industrializados no mundo, que compõem o Grupo dos 7 (G7). A escolha do grupo de países ocorreu em razão de serem as sete nações mais ricas e avançadas no mundo. O grupo se considera como uma “comunidade de valores”, com liberdade e direitos humanos, democracia e Estado de Direito, prosperidade e desenvolvimento sustentável (HE et al., 2019; BOGOVIZ, ALEKSEEV e RAGULINA, 2018).

Realizou-se uma pesquisa na base de dados *Web of Science* e *Scopus*, relacionando os Modelos Autorregressivos e de Defasagens Distribuídas com o consumo de carvão, petróleo e gás natural e com as emissões de dióxido de carbono em países do G7. Não foram encontrados resultados, mostrando existir uma lacuna de pesquisa. Este estudo sustentou-se no seguinte questionamento: os modelos ARDL conseguem capturar a existência dos efeitos de curto e longo prazo, assim como verificar se ocorre efeito imediato do consumo de combustíveis fósseis na emissão de dióxido de carbono?

O objetivo desta pesquisa é determinar e quantificar as relações intertemporais na dinâmica de curto e longo prazo causada pelo consumo de carvão, petróleo e gás natural, na emissão de dióxido de carbono pelos países do G7, no período de 1965 a 2018.

É importante investigar as ligações de causa e efeito entre o consumo de combustíveis fósseis e as emissões de CO<sub>2</sub>, em países desenvolvidos. Esta iniciativa não surge apenas para combater o aquecimento global, mas também para promover o uso de fontes renováveis e, em contrapartida, reduzir o uso de fontes contaminantes e prejudiciais.

## **2 REVISÃO DE LITERATURA**

### **2.1 CONSUMO DE COMBUSTÍVEIS FÓSSEIS E A EMISSÃO DE DIÓXIDO DE CARBONO**

O capitalismo, no decorrer da história, representou um sistema econômico responsável pelo desenvolvimento das forças produtivas e avanço da economia mundial. O período que antecedeu a Revolução Industrial e Energética, no final do século XVIII, demonstrava um ritmo de crescimento econômico e o volume de produção de bens e serviços caminhando em passos lentos, mas o surgimento de novas tecnologias de produção em massa e o uso indiscriminado de combustíveis fósseis fez a economia mundial crescer significativamente (GASPAR, 2015; MÉSZÁROS, 2015).

O movimento revolucionário que intensificou a produção de diversos setores teve sua origem nos anos 1600 por meio da incineração da madeira, enquanto, em 1700, seu uso foi aplicável em motores a vapor. Em 1800, surgem os motores de

combustão interna a óleo e, em 1900, discorre o uso acelerado de energia térmica a gás, hidroeletricidade e energia nuclear (VALADKHANI, SMYTH e NGUYEN, 2019; KHAN, 2019).

Esse período destacou-se por sucessivas mudanças, principalmente no âmbito industrial, direcionando o mundo a amparar-se em fontes de energia não renováveis, promovendo o uso demasiado de combustíveis fósseis, os quais, no decorrer da história, foram fundamentais para o fortalecimento e ascensão da economia de muitos países (KHALID, HAMID e HAO-RAN, 2017).

Em consequência, nos últimos duzentos anos, a demanda por energia apresentou níveis em ascensão. O período foi marcado pelo aumento do uso de combustíveis fósseis como o carvão, o gás natural e os derivados de petróleo, resultando na emissão de gases do efeito estufa (GEE) na atmosfera, dentre eles o dióxido de carbono (VALADKHANI, SMYTH e NGUYEN, 2019).

Ainda que possam existir incertezas sobre a magnitude dos impactos do dióxido de carbono na atmosfera, o aquecimento global é uma das principais consequências cabíveis que causam preocupações na perspectiva do desenvolvimento econômico e sustentável. No ano de 2018, as emissões de dióxido de carbono cresceram como consequência direta do aumento da demanda por energia, a qual foi suprida principalmente por fontes fósseis (BP, 2019).

A precedência do dióxido de carbono tem diversas origens, em destaque, a queima de combustíveis fósseis. Os gases que contribuem para o efeito estufa, de acordo com o Protocolo de Kyoto (2015), são o dióxido de carbono, metano, óxido nitroso, hidrofluorcarbonetos, perfluorcarbonetos e hexafluorcarbonetos. As estimativas revelam que somente o dióxido de carbono teve uma participação de 60% no efeito estufa (IEA, 2019).

Muitas tecnologias para a aplicabilidade do dióxido de carbono se tornam competitivas mediante processos convencionais, porém, seu potencial de mitigação deve ser manifestado nas estruturas de política climática. Novas oportunidades surgem para o dióxido de carbono, enquanto o desenvolvimento de produtos e serviços está atraindo a atenção dos governos, indústria e comunidade de investimentos interessados em mitigar as mudanças climáticas, incluindo liderança tecnológica e apoio a uma economia circular (ARNETH et al., 2017).

A energia, em suas diversas formas, tem sido o combustível fundamental para o progresso da economia e consolidação das civilizações. No entanto, o consumo dos

combustíveis fósseis se tornou um dos grandes responsáveis pelas emissões de dióxido de carbono. Esse fenômeno é promovido, em maior escala, nas áreas urbanas, em que maiores quantidades de compostos químicos são emitidas na atmosfera, provenientes de indústrias de transformação e circulação de veículos (ESEN e BAYRAK, 2017; MENSAH et al., 2019).

A necessidade de crescimento econômico, bem como a preservação ambiental, tem sido considerada um dos grandes dilemas da sociedade moderna, conduzindo pesquisadores a analisar os efeitos do consumo de combustíveis fósseis e a emissão de gases do efeito estufa sobre a economia dos países, designadamente sobre o seu ritmo de crescimento (ARNETH et al., 2017; IEA, 2019).

A relação do consumo de energia e crescimento econômico foi avaliada em alguns estudos, e os resultados identificam a existência de uma relação positiva e estatisticamente significativa a longo prazo, de modo que o consumo de energia favorece o crescimento econômico (ODIHAMBO, 2008; ESEN e BAYRAK, 2017).

Ao analisar a relação do consumo de energia e crescimento econômico por meio dos Modelos Autorregressivos e de Defasagens Distribuídas (ARDL) e Modelo de Correção de Erros (MCE), foi possível destacar que o consumo de combustíveis fósseis causa poluição, enquanto o consumo de combustíveis renováveis reduz a emissão de gases poluentes. Observa-se, com os resultados, que é válido buscar alternativas que se oponham aos combustíveis não renováveis, pois os combustíveis fósseis são causadores das emissões de dióxido de carbono (BLOCH, RAFIK e SALIM, 2014; ANSER, 2019).

Ao investigar o consumo de combustíveis fósseis e o meio ambiente, observou-se que o consumo e a emissão de dióxido de carbono afetam o meio ambiente. A aplicação da técnica de Causalidade de Granger nas energias renováveis, preço de petróleo e crescimento econômico permitiu identificar que os combustíveis fósseis influenciam diretamente o crescimento econômico (KHALID, HAMID e HAO-RAN, 2017; TROSTER, SHAHBAZ e UDDIN, 2018).

Enfatiza-se a dicotomia existente na literatura ao referir-se ao crescimento econômico e emissão de gases poluentes. Em grande parte, as pesquisas encontradas identificam que o consumo de combustíveis fósseis é responsável por promover o crescimento econômico dos países e, para isso, grandes quantidades de dióxido de carbono precisam ser emitidas no meio ambiente.

O aumento sucessivo nas emissões de CO<sub>2</sub> tem sido abordado como um problema crescente e que necessita de informação científica, econômica e social para reduzir as incertezas remanescentes. As emissões não podem ser desfeitas, mas é possível começar a planejar sua mitigação; para esse feito, se faz necessária uma melhor compreensão e capacidade de previsão do gás (BLOCH, RAFIK e SALIM, 2014; TROSTER, SHAHBAZ e UDDIN, 2018; ANSER, 2019).

### **3 METODOLOGIA**

Serão abordados neste capítulo os procedimentos a serem adotados no intuito de cumprir com os objetivos delineados.

#### **3.1 DADOS**

Os dados foram obtidos no site da *British Petroleum – BP, Statistical Review of World Energy* (<https://www.bp.com/en/global/corporate/energy-economics/statistical-review-of-world-energy/downloads.html>), juntamente com os principais registros de desenvolvimento no setor energético mundial.

A amostra é composta de 53 observações com periodicidade anual de 1965 a 2018 dos países que compõem o G7: Alemanha, Canadá, França, Japão, Estados Unidos, Itália e Reino Unido. As variáveis utilizadas compreendem o consumo de energia por fonte não renovável, em logaritmo natural, sendo o Coal (carvão), Oil (petróleo) e Natural gas (gás natural) (em milhões de toneladas de óleo equivalente - Mtoe) e Carbon Dioxide (Dióxido de carbono) (emissões em milhões de toneladas - Mt).

#### **3.2 ESTATÍSTICA DESCRITIVA E ANÁLISE DE MULTICOLINEARIDADE**

A aplicação da estatística descritiva teve como objetivo sumarizar e descrever as séries de dados (FISHER e MARSHALL, 2009). Optou-se em utilizar as medidas de posição e de dispersão.

A multicolinearidade é um problema no ajuste do modelo que pode causar impactos na estimativa dos parâmetros (MADDALA, 1992). Para identificar a existência de multicolinearidade, foi realizado o cálculo do Fator de Inflação da

Variância (VIF), que mensura o quanto da variância de cada coeficiente de regressão do modelo estatístico se encontra inflado em relação à situação em que as variáveis independentes não estão correlacionadas.

Os coeficientes pressupõem que a variação em  $Y$  ocorre por uma variação unitária em  $X$ . Caso duas variáveis independentes apresentem uma forte correlação, se torna difícil haver variação em uma, sem que haja em outra. O VIF está representado na Equação 1.

$$FIV = \frac{1}{(1 - R_{23}^2)} \quad (1)$$

Em que  $R_{23}^2$  corresponde ao coeficiente de determinação.

À medida que  $R_{23}^2$  se aproxima de 1, o VIF se aproxima do infinito, ou seja, se não houver nenhuma colinearidade entre  $X_1$  e  $X_2$ , o VIF será 1. Com VIF acima de 4, é possível afirmar a existência de multicolinearidade (GUJARATI, 2000).

### 3.3 TESTE DE RAIZ UNITÁRIA COM QUEBRA ESTRUTURAL

A metodologia utilizada foi baseada em testes de raízes unitárias com quebras estruturais, conforme desenvolvido por Perron (1994), que serão testadas por meio de modelos de Outliers Inovadores (IO), utilizando o método de seleção Minimize Dickey-Fuller (t-statistic) e p-valores assintóticos de Vogelsang (1993), sob hipótese nula ( $H_0$ ) de existência de raiz unitária.

A importância da análise de quebra estrutural está relacionada ao estudo de estacionariedade de longo prazo. Quando séries de tempo apresentam quebra estrutural, os testes de raiz unitária convencionais do tipo Dickey-Fuller Aumentado (ADF) e Phillips-Perron (PP) conduzem a resultados viesados em relação à estacionariedade das séries temporais.

### 3.4 TESTE DE MÚLTIPLAS QUEBRAS ESTRUTURAIS

O teste aplicado para identificar quebras ou mudanças na estrutura do modelo foi o de Bai-Parron (BAI e PARRON, 1998). O teste é aplicado sobre o modelo de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), estimando diferentes regressões com

subperíodos menores, avaliados como períodos de quebras após a realização de um teste de mudança de coeficiente. A vantagem desse teste é dada por introduzir também a consideração de quebras na variância da regressão, tornando-o, assim, o teste mais criterioso de estabilidade de um modelo.

A Equação 2 tem por objetivo estimar os coeficientes desconhecidos da regressão e também os pontos de quebra. O modelo é considerado de mudança estrutural parcial, dado que o vetor de parâmetros  $\beta$  não está sujeito a mudanças.

$$Y_t = X_t\beta + Z_t\delta_j + \varepsilon_t \quad t = T_{j-1} + 1, \dots, T_j \quad (2)$$

Em que  $j = 1, \dots, m + 1$ . Na equação 2,  $Y_t$  é a variável dependente no tempo  $t$ ,  $X_t$  é um vetor de variável independente de ordem  $(p \times 1)$ ,  $Z_t$  é um vetor de ordem independente de ordem  $(q \times 1)$ ,  $\beta$  e  $\delta_j$  ( $j = 1, \dots, m + 1$ ) são os vetores dos coeficientes correspondentes a  $X_t$  e  $Z_t$ , e  $\varepsilon_t$  é o termo de erro. Os pontos de quebra são denotados pelos índices  $(T_1, \dots, T_m)$ . Tem-se que  $T_0 = 0$  e  $T_{m+1} = T$ .

### 3.5 MODELOS VETORIAIS AUTORREGRESSIVOS (VAR)

Os modelos VAR são sistemas de equações simultâneas que capturam a existência de relações de interdependência entre variáveis e que permitem avaliar o impacto de choques estocásticos sobre determinada variável do sistema (NORONHA; ZANINI; MENDONÇA, 2019; UEDA et. al, 2020).

Para selecionar o melhor modelo VAR, usam-se os critérios de informações AIC, BIC e HQ, os quais são importantes para determinar o número de defasagens a serem incluídas no modelo. Assim, como esses critérios levam em consideração a soma dos quadrados dos resíduos, o número de observações e de estimadores do parâmetro, temos que, quanto menor forem os valores, melhor será o modelo (SIMS, 1980; ENDERS, 2008). A representação do modelo VAR de ordem  $p$  segue, conforme Equação 3.

$$y_t = Ci + A_{11}^{(1)}y_{t-1} + \dots + A_{ij}^{(s)}y_{t-p} + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

Em que  $C_i$  corresponde a uma constante, e  $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ;  $A_{ij}^{(s)}$  representa coeficientes autorregressivos, e  $i = j = 1, 2, 3, \dots, n$ ;  $s = 1, 2, 3, \dots, p$ ;  $y_t = y_{1t}, \dots, y_{nt}$  em  $t = 1, 2, 3, \dots$ ; e  $\varepsilon_{it}$  representa resíduos do tipo ruído branco, com  $i = 1, 2, 3, \dots, n$ .

Os critérios de seleção do melhor modelo aderiram aos Critérios de Informação de Akaike (AIC) (1974) (Equação 4), Critério de Informação Baesiano (BIC) (1978) (Equação 5) e Critério de Informação Hannan-Quinn (HQ) (1979) (Equação 6).

$$AIC_p = \ln \left| \sum (p) \right| + \frac{2}{T} pn^2 \quad (4)$$

$$BIC_p = \ln \left| \sum (p) \right| + \frac{\ln T}{T} pn^2 \quad (5)$$

$$HQ_p = \ln \left| \sum (p) \right| + \frac{\ln(\ln T)}{T} 2pn^2 \quad (6)$$

Em que  $p$  é o número de variáveis explicativas consideradas no modelo, e  $n$  é o número de observações. A etapa seguinte será identificar as relações de causalidade.

### 3.6 TESTE DE CAUSALIDADE DE GRANGER

Os testes de causalidade foram utilizados para abordar uma precedência temporal, no sentido em que uma variável antecede as variações de outra variável (GRANGER, 1969). Ao utilizar a abordagem de causalidade, é necessário compreender o sentido da causa e entender quem sofre o efeito.

A técnica de causalidade de Granger em uma série temporal  $X$  indica que Granger causa outra série temporal em  $Y$  se a imprecisão da previsão da atual série  $Y$  diminuir usando o valor passado de  $X$  e o valor de  $Y$  anterior. Esse procedimento exige que as variáveis sejam estáveis. Caso isso não ocorra, a primeira diferença deve ser usada e em seguida deve ser feito um exame causal (FEIGE e PEARCE, 1979).

Tem-se que: se  $Y$  não melhora o desempenho de previsão de  $X$ , então  $Y$  não causa  $X$ , no sentido de Granger. A situação pode ser representada pelas Equações 7 e 8.

$$Y_t = a_{10} + a_{11}Y_{t-1} + a_{12}X_{t-1} + \varepsilon_{1t} \quad (7)$$

$$X_t = a_{20} + a_{21}Y_{t-1} + a_{22}X_{t-1} + \varepsilon_{2t} \quad (8)$$

Se  $a_{21} = 0$ , então  $Y$  não causa  $X$ .

Considerando um modelo com duas variáveis e  $p$  defasagens, então  $Y$  não causa  $X$ , no sentido de Granger, se todos os coeficientes da matriz  $a_{21}(L)$  forem nulos, na forma extensiva para  $X_{t-1}$ , conforme Equação 9.

$$X_t = a_{10} + a_{21}(1)Y_{t-1} + a_{21}(2)Y_{t-2} + a_{21}(3)Y_{t-3} + \dots + \varepsilon_{2t} \quad (9)$$

Para determinar se  $Y$  não causa  $X$ , no sentido de Granger, usa-se um teste  $F$  padrão para testar a restrição dada pela Equação 10.

$$a_{21}(1) = a_{21}(2) = a_{21}(3) = \dots = 0 \quad (10)$$

Logo, a variável  $j$  não causa  $i$ , no sentido de Granger, se todos os coeficientes do polinômio  $a_{ij}(L)$  são nulos. Observa-se que o teste de Granger captura somente efeitos diretos entre as variáveis que compõem o modelo. No entanto, torna-se indispensável estabelecer o número ótimo de defasagens para a análise de causalidade.

### 3.7 COINTEGRAÇÃO – ARDL E *BOUND TEST*

A abordagem de cointegração ARDL proposta por Pesaran et al. (2001) tem inúmeras vantagens em comparação a outros métodos de cointegração: (i) é flexível e permite análise com dados I (0) e / ou I (1), (ii) a implementação e interpretação da abordagem ARDL é simples devido ao seu conjunto de equações único, (iii) ao contrário do método convencional, diferentes defasagens podem ser usadas no modelo para diferentes variáveis, (iv) é adequado para pequenas amostras, (v) fornece estimativa imparcial de relacionamento de longo prazo e parâmetros de longo

prazo, e (vi) a autocorrelação e problemas de endogeneidade são adequadamente tratados (RAHMAN e KASHEM, 2017).

O procedimento é conduzido em dois estágios. Primeiro, busca-se confirmar a existência dos vetores de longo prazo e, se confirmada, segue-se para a estimação dos respectivos coeficientes de longo prazo das variáveis. Em um segundo momento, estima-se a velocidade de ajustamento ao equilíbrio de longo prazo, representada por coeficiente MCE (-1) e obtêm-se os coeficientes de curto prazo das variáveis (HE, 2020; NARAYAN, 2004; ODHIAMBO, 2009).

O primeiro estágio busca identificar a relação de longo prazo pelo método de Mínimos Quadrados Ordinários utilizando o *Bound test*, a fim de detectar a existência ou não de cointegração. Para a estimação, foi utilizado o logaritmo neperiano das variáveis e adicionou-se um termo de erro aleatório, o que permite obter-se o modelo log-log (BAIG et al., 2018). A Equação 11 segue, conforme o método de Pesaran et al. (2001), com a intenção de identificar as relações na dinâmica de curto e longo prazo.

$$\begin{aligned} \Delta \ln CO = & \alpha_0 + \sum_{i=0}^l \varphi_i \Delta \ln CO_{t-i} + \sum_{i=0}^l \varphi_{2i} \Delta \ln COAL_{t-i} \\ & + \sum_{i=0}^l \varphi_{3i} \Delta \ln OIL_{t-i} + \sum_{i=0}^l \varphi_{4i} \Delta \ln GN_{t-i} + \sum_{i=0}^l \beta_1 \ln CO_{t-1} \\ & + \sum_{i=0}^l \beta_2 \ln COAL_{t-1} + \sum_{i=0}^l \beta_3 \ln OIL_{t-1} + \sum_{i=0}^l \beta_4 \ln GN_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (11)$$

As variáveis designadas no modelo expressam: *CO* indica o volume de dióxido de carbono emitido; *COAL* corresponde ao consumo de carvão; *OIL* refere-se ao consumo de petróleo e *GN* aponta o consumo de gás natural. Em que: *ln* é o logaritmo neperiano; o  $\Delta$  é o operador de primeiras diferenças;  $\alpha_0$  é o termo de constante;  $\varphi$  corresponde aos parâmetros de curto prazo;  $\beta$  são parâmetros de longo prazo;  $\varepsilon_t$  é o termo de erro ou distúrbio de ruído branco.

No teste de cointegração, aplica-se um teste de significância (1%, 5% ou 10%) para verificar se os coeficientes de longo prazo são significativos, de acordo com suas defasagens. Avaliam-se as distribuições assintóticas não padronizadas para qualquer ordem de integração dos regressores, de acordo com a hipótese nula ( $H_0$ ) de que não

existe cointegração. Esta análise assume regressores com ordem de integração que diferem entre si, podendo ser puramente  $I(0)$ , puramente  $I(1)$  ou com ambas as ordens de integração, desde que não sejam  $I(2)$  (ODHIAMBO, 2009).

O teste para avaliar os valores críticos dos regressores é denominado de *Bound test*, também conhecido como teste de limites. Sua relevância se dá pelo motivo de possibilitar indicar se existe cointegração entre as variáveis em análise, permitindo afirmar empiricamente que haverá uma relação de longo prazo entre as variáveis (HE, 2020; BÖLÜK e MERT, 2015). Neste teste, a hipótese nula de que não há nenhuma cointegração e a hipótese alternativa de existência de cointegração é dada a seguir.

$$H_0: \beta_0 = \beta_1 = \beta_2 = 0$$

$$H_1: \beta_0 \neq 0, \beta_1 \neq 0, \beta_2 \neq 0$$

O resultado da equação anterior possui a seguinte interpretação. Caso o *F-statistic* calculado se posicionar acima do limite superior do *Bound test*, a cointegração será confirmada, rejeitando a hipótese nula; se a estatística encontrar-se abaixo do limite inferior, a hipótese nula não pode ser rejeitada, indicando a ausência de cointegração; e se o *F-statistic* estiver entre o limite superior e inferior, o resultado é dito inconclusivo (ANSER, 2019; RAHMAN e KASHEM, 2017).

O segundo momento só ocorre quando é encontrada a relação de longo prazo no primeiro estágio por meio da cointegração. Estima-se a velocidade de ajustamento ao equilíbrio de longo prazo, representada por coeficiente MCE (-1), e obtêm-se os coeficientes de curto prazo das variáveis (BÖLÜK; MERT, 2015). O modelo geral estimado na forma de vetores de correção de erros (ARDL-MCE) é especificado, como segue na Equação 12.

$$\begin{aligned} \Delta \ln CO = & \alpha_0 + \sum_{i=0}^l \varphi_{1i} \Delta \ln CO_{t-i} + \sum_{i=0}^l \varphi_{2i} \Delta \ln COAL_{t-i} \\ & + \sum_{i=0}^l \varphi_{3i} \Delta \ln OIL_{t-i} + \sum_{i=0}^l \varphi_{4i} \Delta \ln GN_{t-i} + \beta_1 \ln CO_{t-1} \\ & + \beta_2 \ln COAL_{t-1} + \beta_3 \ln OIL_{t-1} + \beta_4 \ln GN_{t-1} + \delta ECM_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (12)$$

Todos os coeficientes da equação são relacionados às dinâmicas de curto prazo de convergência para o equilíbrio;  $ECM_{t-1}$  é a série defasada dos resíduos da estimação MQO do modelo ARDL associado ao modelo MCE;  $\delta$  é a velocidade de ajuste ao equilíbrio de longo prazo após um choque de curto prazo. Os coeficientes das primeiras diferenças das variáveis estimadas no MCE representam as elasticidades de curto prazo.

O resultado estatisticamente significativo negativo do  $MCE_{t-1}$  reflete a velocidade moderada de ajuste de desequilíbrio de curto prazo para o estado de equilíbrio de longo prazo. Os coeficientes de curto prazo são representados pelas variáveis  $I(1)$ , isto é, são as variáveis que sofreram uma diferenciação e, portanto, perderam as suas propriedades de longo prazo. Os coeficientes de longo prazo são representados pelas variáveis em nível, pois elas preservam as suas características de longo prazo, e a velocidade que o sistema assume para chegar ao equilíbrio de longo prazo é determinado pelo coeficiente de correção de erros (MCE) do modelo (BAIG et al., 2018; ODHIAMBO, 2009; PESARAN et al., 1999; PESARAN; SHIN; SMITH, 2001).

Para comprovar os resultados encontrados do modelo ARDL, serão realizados os testes de diagnósticos e de estabilidade. Os testes analisam a especificação, normalidade, correlação da série, a heteroscedasticidade e acuracidade associada ao modelo.

## **4 RESULTADOS E DISCUSSÃO**

### **4.1 MULTICOLINEARIDADE, ESTATÍSTICA DESCRITIVA E REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DOS DADOS**

O cálculo do VIF mostrou que as variáveis não apresentam indícios de colinearidade perfeita: Carvão [1,1162]; Gás Natural [1,4183] e Petróleo [1,4813], ( $VIF \cong 1$ ), podendo ser incorporadas no modelo. Os cálculos de estatística descritiva das variáveis (média, valor mínimo, valor máximo, desvio padrão e coeficiente de variação) estão representados na Tabela 1.

Tabela 1 - Estatística descritiva das variáveis Coal, Oil, Gas e Carbon Dioxide

<b>Variáveis</b>	<b>N</b>	<b>Média</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>	<b>DP</b>	<b>CV (%)</b>
<i>Coal</i>	53	722,32	540,119	846,863	77,7576	10,76
<i>Oil</i>	53	1543,7	979,534	1739,781	165,6566	10,73
<i>Gas</i>	53	774,84	391,876	1141,591	191,9312	24,77
<i>Carbon Dioxide</i>	53	8731,9	6317,415	9931,03	799,7864	9,16

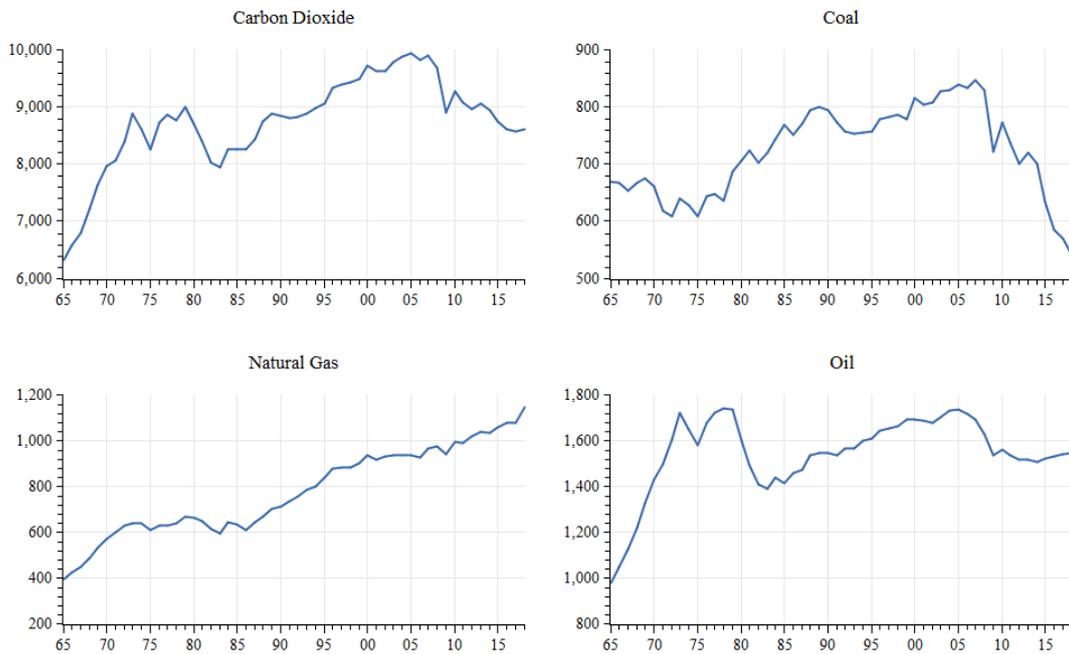
Fonte: Autores.

De acordo com a Tabela 1, é possível identificar que o petróleo é o combustível com maior valor médio de consumo nos países do G7 e corresponde aproximadamente ao dobro do consumo médio de carvão e gás natural. Os resultados indicam que a amostra de dados do consumo de carvão, consumo de petróleo e emissão de dióxido de carbono é homogênea, enquanto os dados do consumo de gás natural apresentam uma maior variabilidade que as demais (CV=24,77%).

A maior variabilidade presente nos dados do consumo do gás natural pode estar relacionada às políticas de incentivo ao combustível, pois apresentou um aumento de 291% no ano de 2018, quando comparado a 1965. Conforme dados emitidos pela British Petroleum (2019), a demanda energética global cresceu 2,9%, e as emissões de carbono cresceram 2,0% em 2018, mais rápido do que em qualquer outro momento desde 2010/2011, enquanto o consumo e produção de gás natural cresceram mais de 5%, uma das taxas de crescimento mais fortes para demanda e produção em mais de 30 anos. Nesse cenário, os Estados Unidos registraram o maior aumento de produção da história para petróleo e gás natural.

Dentre o ranking dos 30 países que mais consomem gás natural no mundo, em 2019, estão os Estados Unidos (1º lugar), Canadá (5º lugar), Japão (7º lugar), Alemanha (9º lugar), Reino Unido (10º lugar) e Itália (12º lugar), ambos componentes do G7 (BP, 2020). É possível visualizar a evolução das variáveis no decorrer do tempo na Figura 1.

Figura 9 – Variáveis Coal, Oil, Gas e Carbon Dioxide em nível



Fonte: Autores.

Na Figura 1 observa-se que as séries se mostram não estacionárias. As variáveis “Carbon Dioxide” e “Coal” apresentam valores instáveis e, nos últimos anos, constata-se que a série está decrescendo. Pode-se observar que nessas séries existe uma possível quebra estrutural, que ocorre em 2009. A série “Oil” se mostra estável nos últimos anos, embora exista uma forte queda nos valores, observada em 1980, o que pode retratar uma quebra estrutural nesse período. A série “Natural Gas”, diferente das demais, apresenta comportamento crescente.

Por apresentarem indícios de quebra estrutural, os testes *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) não podem ser utilizados diretamente, pois, conforme Enders (1995), quando as variáveis apresentam quebras estruturais, as estatísticas ADF e *Phillips-Perron* (PP) são viesadas, no sentido de não rejeitar a hipótese nula de raiz unitária, quando na verdade a série é estacionária.

#### 4.2 TESTE DE RAIZ UNITÁRIA COM QUEBRAS ESTRUTURAIS

Para verificar a existência de quebra estrutural e a presença de raízes unitárias nas variáveis de estudo, foi utilizado o teste de raiz unitária com quebra estrutural. Os resultados obtidos nos testes estão dispostos na Tabela 2.

Tabela 2 – Teste de raiz unitária e quebra estrutural

Variável	<i>Nível</i>			<i>Primeiras Diferenças</i>		
	Ano da quebra	t-stat.	t-calc.	Ano da quebra	t-stat.	t-calc.
Carbon Dioxide	1983	-4,4436	-3,57	<b>2009</b>	-4,4436	-6,989*
Coal	2014	-4,4436	-1,763	<b>2009</b>	-4,4436	-9,771*
Oil	1985	-4,4436	-3,942	<b>1980</b>	-4,4436	-4,884**
Gas	1986	-4,4436	-2,437	<b>1982</b>	-4,4436	-6,866*

(Break selection: Minimize Dickey-Fuller; \*, \*\* e \*\*\* apontam a significância estatística ao nível de 1%, 5% e 10% respectivamente; Hipótese nula: a variável possui raiz unitária).

Fonte: Autores.

O teste indica que todas as variáveis atingem a estabilidade após a aplicação de primeiras diferenças, sendo integradas de ordem  $I(1)$ , apontando quebras em 1980 no consumo de petróleo; em 1982 no consumo de gás natural e em 2009, nas séries de consumo de carvão e emissão de dióxido de carbono.

A quebra estrutural identificada na série do consumo de petróleo no ano 1980, pode ser justificada pelo fato de que, nesse ano, as grandes companhias de petróleo diminuiram seus investimentos em refinarias nos Estados Unidos, considerado o maior produtor de petróleo no mundo, para procurar negócios mais lucrativos no terceiro mundo. Essa situação pode estar intimamente ligada ao consumo do gás natural, o qual teria sido afetado pela redução em investimentos nas refinarias, justificando a quebra estrutural ocorrida no ano de 1982 (FERREIRA, 2020).

Quanto ao consumo de carvão e à emissão de dióxido de carbono, os resultados indicam a existência de uma quebra no ano de 2009 para as duas variáveis. Nesse período, é possível observar que todas as variáveis apresentaram redução nos valores mensurados (conforme Figura 1), embora o impacto maior tenha sido

apontado pelo teste no consumo de carvão e emissão de dióxido de carbono. Possivelmente foram as mais afetadas pela crise econômica que ocorreu ao final de 2008 e em 2009, originada nos Estados Unidos com a queda da bolsa de valores e grande índice de desemprego, ocasionando um colapso na economia mundial (DIDENKO et al., 2018; WANG e SONG, 2019).

Para verificar o inter-relacionamento entre as variáveis, foi utilizado o teste de Causalidade de Granger após ser determinado número de defasagens adequadas para serem incorporados no teste de causalidade.

#### 4.3 CAUSALIDADE DE GRANGER

O teste de causalidade de Granger foi utilizado para determinar as relações uni ou bidirecionais entre as variáveis. Em primeiro momento, foi estabelecido o número adequado de defasagens por meio de um VAR, conforme a Tabela 1.

Tabela 3 – Seleção do número ótimo de defasagens por meio de VAR

VAR Lag Order Selection Criteria						
Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
1	516,797	NA	1,020E-14	-20,8665	<b>-20,2428*</b>	-20,6308
2	547,545	<b>51,2471*</b>	<b>5,58E-15*</b>	<b>-21,4810*</b>	-20,2335	<b>-21,009*</b>
3	556,353	13,2122	7,760E-15	-21,1813	-19,3101	-20,4742
4	571,729	20,5007	8,480E-15	-21,1553	-18,6604	-20,2125
5	585,387	15,9346	1,040E-14	-21,0578	-17,9391	-19,8792
6	602,684	17,2974	1,180E-14	-21,1118	-17,3694	-19,6976

\* Indica o número de defasagem adequado de acordo com o critério de seleção.  
Fonte: Autores.

A maioria dos resultados obtidos pelo teste, de acordo com os critérios de informação, sugerem a utilização de 2 lags. Em segundo momento, foram testadas as causalidades por meio da abordagem de Granger, conforme exposto na Tabela 4.

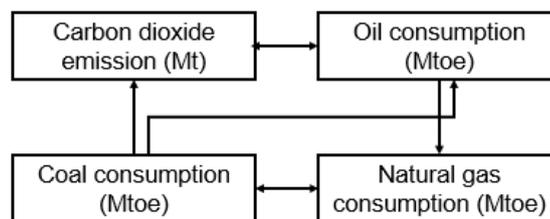
Tabela 4 - Teste de Causalidade de Granger

Hipótese nula:	Obs.	F-Statistic	Prob.
<b>Coal does not Granger Cause CO</b>	52	<b>4,18</b>	<b>0,021</b>
CO does not Granger Cause Coal		0,72	0,493
<b>Oil does not Granger Cause CO</b>	52	<b>7,75</b>	<b>0,001</b>
<b>CO does not Granger Cause Oil</b>		<b>4,75</b>	<b>0,013</b>
Natural gas does not Granger Cause CO	52	0,62	0,542
CO does not Granger Cause Natural gas		1,90	0,162
Oil does not Granger Cause Coal	52	0,12	0,89
<b>Coal does not Granger Cause Oil</b>		<b>3,90</b>	<b>0,027</b>
<b>Natural gas does not Granger Cause Coal</b>	52	<b>3,12</b>	<b>0,054</b>
<b>Coal does not Granger Cause Natural gas</b>		<b>5,03</b>	<b>0,011</b>
Natural gas not Granger Cause Oil	52	1,83	0,173
<b>Oil does not Granger Cause Natural gas</b>		<b>6,97</b>	<b>0,002</b>

Fonte: Autores.

Estabelecendo as emissões de dióxido de carbono como variável de interesse, no sentido que é influenciada sobre as demais, foi reconhecido que o consumo de carvão e petróleo causam a emissão de dióxido de carbono, ambos com nível de significância inferior a 5%. Os demais resultados, sobre o sentido causal, estão expostos na Figura 2.

Figura 2 - Diagrama de causalidade para os países do G7, das variáveis Coal, Oil, Gas e Carbon Dioxide



Fonte: Autores.

De acordo com a Figura 2, todas as variáveis se inter-relacionam, embora o consumo de gás natural não esteja intimamente ligado às emissões de dióxido de

carbono. Um dos motivos pode ser as disparidades existentes nos níveis emitidos de gases poluentes.

O carvão é responsável por produzir grandes quantidades de dióxido de carbono por unidade de energia; em seguida o petróleo, que produz cerca de um terço a menos de gases poluentes quando comparado às quantidades emitidas pelo carvão; e, por último, o gás natural, que pode ser responsável por metade das emissões de dióxido de carbono quando comparado ao petróleo, tornando-o menos agressivo que os demais combustíveis (RITCHIE e ROSIER, 2019).

Destaca-se o fato de que o consumo de gás natural ao longo do tempo apresentou elevados níveis de ascensão, enquanto as emissões de dióxido de carbono foram de instabilidade. Após evidenciadas as relações de causalidade, foram avaliadas múltiplas quebras estruturais.

#### 4.4 TESTE DE MÚLTIPLAS QUEBRAS ESTRUTURAIS

Com o intuito de verificar a existência de múltiplas quebras estruturais no modelo linear, as variáveis foram avaliadas, conforme Bai-Perron (1998), o qual fornece resultados teóricos e computacionais que estendem a estrutura de Quandt-Andrews, permitindo vários pontos de interrupção desconhecidos.

Conforme Bai-Perron (2003), inicia-se pela especificação da equação, usando Mínimos Quadrados. Os resultados da avaliação estão dispostos na Tabela 5.

Tabela 5 – Determinação das quebras estruturais

Quebra estrutural	F <sub>statistic</sub>	F <sub>statistic</sub> em escala	Valores críticos	Ano da quebra
0 vs. 1 *	54,805	219,22	16,19	1978
1 vs. 2 *	19,774	79,096	18,11	1990
2 vs. 3	4,308	17,233	18,93	-

(\* Significante ao nível de 5%; Bai & Perron - *Econometric Journal*, 2003 – valores críticos).  
Fonte: Autores.

Os resultados evidenciam duas quebras estruturais significativas ocorridas no ano de 1978 e 1990. Em seguida, foram estimados modelos pelo método de MQO e

variáveis *dummies* para intervenção das quebras estruturais, procedendo o *Bound test* para identificar a presença ou não de cointegração entre as variáveis.

#### 4.5 ESTIMAÇÃO DO MODELO ARDL E *BOUND TEST*

No processo de seleção do melhor modelo ARDL, foram gerados diversos modelos, e o modelo escolhido foi aquele que apresentou estatísticas significativas, quanto à normalidade, heteroscedasticidade, autocorrelação, especificação e coeficiente de determinação (Tabela 6).

Tabela 6 – Modelos estimados para cointegração com quebras estruturais para as variáveis Coal, Oil, Gas e Carbon Dioxide

Modelo 1: Quebra - 1978			Modelo 2: Quebras – 1978 e 1990		
	Valor	<i>k</i>		Valor	<i>k</i>
F <sub>statistic</sub>	<b>14,0586</b>	3	F <sub>statistic</sub>	<b>17,3708</b>	3
Valores críticos – <i>Bound test</i>					
Nível de significância	<i>I</i> (0) <i>Bound</i>	<i>I</i> (1) <i>Bound</i>	Nível de significância	<i>I</i> (0) <i>Bound</i>	<i>I</i> (1) <i>Bound</i>
10%	2,45	3,52	10%	2,72	3,77
5%	2,86	4,01	5%	3,23	4,35
2,50%	3,25	4,49	2,50%	3,69	4,89
<b>1%</b>	<b>3,74</b>	<b>5,06</b>	<b>1%</b>	<b>4,29</b>	<b>5,61</b>
Modelo ARDL (1,2,1,1)			Modelo ARDL (1,1,1,2)		
Normalidade	[0,9486]		Normalidade	[0,6081]	
Heterosced.	[0,4874]		Heterosced.	[0,6960]	
Autocorrelação	[0,8825]		Autocorrelação	[0,0620]	
Especificação	[0,9693]		Especificação	[0,2357]	
<i>R</i> <sup>2</sup>	0,99922		<i>R</i> <sup>2</sup>	0,99993	
<i>AIC</i>	-9,0495		<i>AIC</i>	-9,2586	
<i>BIC</i>	-8,6742		<i>BIC</i>	-8,8458	

(Hipótese nula: Não existe relacionamento de longo prazo).

Fonte: Autores.

Foram selecionados os dois melhores modelos: o Modelo 1 incorporou uma variável *dummy* para a quebra estrutural ocorrida em 1978, enquanto o Modelo 2 incorporou duas variáveis *dummies*, uma para 1978 e outra para 1990.

O Critério de Informação Baesiano (SIC) foi utilizado para determinar o número adequado de *lags* no modelo ARDL. Os modelos seguiram a sequência, emissão de dióxido de carbono, sendo a variável dependente, consumo de carvão, consumo de petróleo e consumo de gás natural, ambos em *ln*, constituindo as variáveis explicativas, independentes; e as variáveis *dummies* foram utilizadas como regressores fixos.

O valor de *F-statistic* calculado pelo *Bound test* rejeita a hipótese nula para os dois modelos, Modelo 1 (*F-statistic*: 14,05867) e modelo 2 (*F-statistic*: 17,37080), conseqüentemente, em ambos os modelos existe cointegração, revelando que haverá uma relação de longo prazo entre as variáveis.

O ajuste do Modelo 1 foi o ARDL (1,2,1,1), com uma variável *dummy* no ano de 1978. Este modelo considera somente uma quebra estrutural, e os resultados indicam que os valores atuais do volume emitido de dióxido de carbono é influenciado por ele mesmo em um período defasado ( $t_{-1}$ ); em até dois períodos defasados ( $t_{-2}$ ) do consumo de carvão; e os consumo de petróleo e gás natural em até um período defasado ( $t_{-1}$ ).

O Modelo 2 foi o ARDL (1,1,1,2), com duas variáveis *dummies*, uma no ano de 1978 e outra no ano de 1990, com o intuito de apresentar resultados estatisticamente significativos. O resultado indica que a emissão de dióxido de carbono é afetada por ela mesma em um período defasado ( $t_{-1}$ ); o consumo de carvão e de petróleo considerado em até um período defasado ( $t_{-1}$ ) e o consumo de gás natural em 2 períodos defasados ( $t_{-2}$ ).

Salienta-se que ambos os modelos apresentaram resultados estatisticamente significativos para os testes de diagnóstico dos resíduos, tais como o de Normalidade (Jarque-Bera); Heteroscedasticidade (Breush-Pagan-Godfrey) e Autocorrelação (Breush-Godfrey Serial Correlation LM). Os resultados para o teste de estabilidade Ramsey-RESET indicam que o modelo foi especificado corretamente.

#### 4.6 DINÂMICAS DE CURTO E LONGO PRAZO

Após verificada a existência de cointegração, foi estimada a velocidade de ajuste ao equilíbrio de longo prazo, representada por coeficiente  $MCE(-1)$ , e foram identificados os coeficientes de curto prazo das variáveis. Os modelos ajustados na forma de modelo de correção de erros (ARDL-MCE) seguem conforme os resultados dispostos na Tabela 7.

Tabela 7 - Coeficientes de curto prazo e velocidade de ajuste

Modelo 1				Modelo 2			
Variável	Coef.	t-Stat.	Prob.	Variável	Coef.	t-Stat.	Prob.
$\Delta\text{Coal}$	0,3174	28,276	[<0,01]	$\Delta\text{Coal}$	0,3140	30,743	[<0,01]
$\Delta\text{Coal}(-1)$	0,0207	1,915	[<0,01]	$\Delta\text{Oil}$	0,4823	34,210	[<0,01]
$\Delta\text{Oil}$	0,4812	30,496	[<0,05]	$\Delta\text{Gas}$	0,1771	13,186	[<0,01]
$\Delta\text{Gas}$	0,1717	11,819	[<0,01]	$\Delta\text{Gas}(-1)$	0,0219	2,112	[0,040]
<i>dummy_1</i>	-0,0103	-5,2306	[<0,01]	<i>dummy_1</i>	-0,0060	-3,658	[<0,01]
$MCE(-1)$	-0,4739	-4,6343	[<0,01]	<i>dummy_2</i>	-0,0110	-6,009	[<0,01]
				$MCE(-1)$	-0,5125	-5,549	[<0,01]

Fonte: Autores.

É possível afirmar que existem dinâmicas de curto prazo em conjunto com as relações de longo prazo, conforme mostra o MCE. O resultado estatisticamente significativo negativo do  $MCE_{t-1}$  reflete a velocidade moderada de ajuste de desequilíbrio de curto prazo para o estado de equilíbrio de longo prazo, que reafirma os resultados de cointegração.

Os resultados das estimações do modelo de correção de erros sugerem que, no longo prazo, o sistema retorna para o equilíbrio, caso sofra algum tipo de choque externo nas variáveis. De acordo com a Tabela 7, é possível observar que o modelo de correção de erros com velocidade de ajuste de maior magnitude se manteve com o Modelo 2. O Modelo 2 considerava duas variáveis *dummies* para contornar a quebra estrutural, e apresentou  $MCE(-1)$  de -0,5125, o que indica que a relação entre o consumo de combustíveis fósseis e emissão de dióxido de carbono tende a voltar ao equilíbrio em aproximadamente 2 anos ( $1/MCE$ ). Para o Modelo 1, que apresentava

somente uma quebra estrutural em 1978, esse movimento de retorno ao equilíbrio apresentou MCE(-1) de -0,4739, mostrando que o retorno ao equilíbrio pode levar um pouco mais de dois anos.

Os coeficientes de curto prazo para o Modelo 1 foram estatisticamente significativos ao nível de 5% de significância. Quanto às elasticidades no curto prazo, os resultados indicam que o aumento de 1 ponto percentual do consumo de petróleo vai refletir um aumento de 0,4812% da emissão de dióxido de carbono; o aumento de 1 ponto percentual do consumo de carvão do período corrente vai induzir ao aumento de 0,3174%, mais 0,0207% do período defasado sobre o dióxido de carbono; e, por último, o aumento de 1 ponto percentual no consumo de gás natural irá ocasionar o aumento de 0,1771% sobre o dióxido de carbono no período recorrente, acrescido de 0,0219% do período defasado.

A variável *dummy*, operando sobre a quebra estrutural de 1978, indica que a quebra representou um impacto negativo nas emissões de dióxido de carbono e que esse fenômeno resultou na redução de 0,0103% na emissão de dióxido de carbono.

Os resultados do Modelo 2 foram estatisticamente significativos em nível de 5% de significância. As elasticidades no curto prazo indicam que o aumento de 1 ponto percentual do consumo de petróleo vai refletir um aumento de 0,4823% da emissão de dióxido de carbono; o aumento de 1 ponto percentual do consumo de carvão do período corrente vai induzir ao aumento de 0,3140% sobre o dióxido de carbono; e, por último, o aumento de 1 ponto percentual no consumo de gás natural irá ocasionar o aumento de 0,1717% sobre o gás natural.

A variável *dummy*, atuando sobre a quebra estrutural de 1978, indica que a quebra representou um impacto negativo nas emissões de dióxido de carbono, que esse fenômeno resultou na redução de 0,0110% na emissão de dióxido de carbono e que a quebra estrutural de 1990 ocasionou a redução de 0,0060% das emissões de dióxido de carbono. Em termos de magnitude, o efeito isolado sofrido pelas quebras estruturais foi de maior impacto no ano de 1978. A relação de equilíbrio de longo prazo entre as variáveis estimadas utilizando a abordagem ARDL é dada na Tabela 8.

Tabela 8 – Coeficientes de longo prazo

Coeficientes de longo prazo							
Modelo 1				Modelo 2			
Variável	Coef.	t-Stat.	Prob.	Variável	Coef.	t-Stat.	Prob.
Coal	0,2483	26,435	<0,01	Coal	0,2692	31,538	<0,01
Oil	0,4897	39,025	<0,01	Oil	0,4924	48,598	<0,01
Gas	0,1668	18,675	<0,01	Gas	0,1829	17,036	<0,01
<i>dummy_1</i>	-0,0218	-6,039	<0,01	<i>dummy_1</i>	-0,0117	-3,359	<0,01
C	2757325	31,961	<0,01	<i>dummy_2</i>	-0,0215	-7,158	<0,01
				C	2497864	26,870	<0,01

Fonte: Autores.

São evidenciados sinais positivos para os coeficientes de ambos os modelos, em nível de significância inferior 1%, indicando o efeito positivo que elas exercem sobre a variável dependente.

A longo prazo, o Modelo 1 expõe que o aumento de 1 ponto percentual no consumo de petróleo irá ocasionar o aumento de 0,4897% nas emissões de dióxido de carbono; o aumento de 1 ponto percentual no consumo de carvão irá ocasionar o acréscimo de 0,2483% nas emissões de dióxido de carbono; enquanto o aumento de 1 ponto percentual no gás natural irá refletir no aumento de 0,1668% nas emissões de dióxido de carbono. O modelo apresenta uma constante de 2.757.325 e uma variável *dummy* na quebra estrutural de 1979, o que salienta que o fenômeno ocasionou a redução na emissão de dióxido de carbono de 0,0218%.

O Modelo 2 apresentou coeficientes estatisticamente significativos e positivos, o que indica que as variáveis afetam positivamente a variável dependente, exceto as variáveis *dummies* utilizadas nas quebras estruturais. Os resultados indicam que o aumento de 1 ponto percentual no consumo de petróleo resultará no acréscimo de 0,4924% das emissões de dióxido de carbono; o aumento de 1 ponto percentual no consumo de carvão ocasionará o acréscimo de 0,2692% nas emissões de dióxido de carbono; e o aumento de 1 ponto percentual no consumo de gás natural irá ocasionar o acréscimo de 0,1829% nas emissões de dióxido de carbono. O modelo apresenta uma constante 2.497.864; a variável *dummy\_1* (1979) e a variável *dummy\_2* (1990) apresentaram resultados estatisticamente significativos e negativos ao nível de 1%.

Acentua-se o efeito negativo das quebras estruturais, ocasionando, a longo prazo, a redução de 0,0117% e 0,0215% respectivamente.

## 5 CONCLUSÃO

O questionamento desta pesquisa foi elucidado com a utilização dos Modelos Autorregressivos e de Defasagens Distribuídas (ARDL) e *Bound test* para cointegração. A aplicação desta metodologia, conforme proposto por Pesaran et al. (2001), apresentou algumas vantagens em comparação a outros métodos de cointegração: (i) permitiu incorporar variáveis I (0) e / ou I (1); (ii) o modelo é uniequacional, o que facilitou a interpretação; (iii) permitiu incorporar diferentes defasagens ao modelo; (iv) e se mostrou eficiente para pequenas amostras.

Ao analisar o gráfico das variáveis em nível, percebeu-se que apresentavam mudanças abruptas. Por meio de testes de raízes unitárias com quebras estruturais constatou-se a existência de quebras. Posteriormente foi identificada a existência de duas quebras estruturais.

Com o propósito de identificar se as quebras estruturais estariam interferindo nas estimativas dos parâmetros do modelo, foram testados modelos ARDL com e sem a presença de variáveis *dummies*, intervindo no período específico das quebras estruturais detectadas. Os melhores resultados auferidos pelas estatísticas de ajustes foram obtidos nos modelos em que foram empregadas duas variáveis *dummies*. Esses resultados foram avaliados por meio dos testes de diagnóstico e estabilidade, garantindo a assertividade do modelo.

Esta pesquisa identificou a existência de relações causais unidirecionais, no sentido de que o consumo de combustíveis fósseis causa a emissão de dióxido de carbono, e as elasticidades de curto e longo prazo identificaram que o combustível de maior impacto nas emissões de dióxido de carbono é o petróleo, seguido do carvão, e, por último, o gás natural. As variáveis *dummies* apresentaram coeficientes negativos, indicando que as quebras estruturais ocasionaram a redução das emissões de dióxido de carbono.

Na medida em que as mudanças climáticas são evidenciadas, observa-se que os níveis de dióxido de carbono emitido pelo uso dos combustíveis fósseis não podem ser mantidos de forma crescente, pois o consumo desses combustíveis traz impactos

ambientais de curto prazo, como a poluição do ar local, e de longo prazo, como a mudança climática.

A combinação de políticas, legislação, normas e fiscalização ligadas à implementação de novas tecnologias e ao aumento da sensibilização social são úteis para controlar a poluição do ar, o que pode promover e beneficiar as economias nacionais ao evitar doenças e prevenir perdas de produtividade, garantindo a estabilidade econômica de um país.

Alguns estudos já realizados por outros autores, diferentes dos demais, buscam identificar as relações causais entre o consumo de combustíveis fósseis e o crescimento econômico dos países. Diferente dos estudos realizados, esta pesquisa destinou-se a avaliar o impacto do consumo dos combustíveis fósseis na emissão de dióxido de carbono.

Como limitação da pesquisa, destaca-se a indisponibilidade de dados. Para estudos futuros, sugere-se a inclusão dos combustíveis renováveis, no sentido de identificar se as tecnologias desenvolvidas estão no sentido causal oposto às emissões de poluentes.

## REFERÊNCIAS

- ADOM, P. et al. Carbon dioxide emissions, economic growth, industrial structure, and technical efficiency: Empirical evidence from Ghana, Senegal, and Morocco on the causal dynamics. **Energy**, v. 47, n. 1, p. 314-325, 2012.
- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, p. 716-723, 1994.
- ANSER, M. K. Impact of energy consumption and human activities on carbon emissions in Pakistan: application of STIRPAT model. **Environmental Science and Pollution Research**, v. 26, n. 13, p. 13453-13463, 2019.
- ARNETH, A. et al. Historical carbon dioxide emissions caused by land-use changes are possibly larger than assumed. **Nature Geoscience**, v. 10, n. 2, p. 79-84, 2017.
- BAI, J.; P. PERRON. Estimating and Testing Linear Models with Multiple Structural Changes. **Econometrica**, v. 66, p. 47-78, 1998.
- BAI, J.; PERRON, P. Computation and analysis of multiple structural change models. **Journal Applied Econometrics**, v. 18, n.1, p. 1–22, 2003.
- BAIG, N. et al. Do natural disasters cause economic growth? An ARDL bound testing approach. **Studies in Business and Economics**, v. 13, n. 1, p. 5–20, 2018.
- BLOCH, H.; RAFIQ, S.; SALIM, R. Economic growth with coal, oil and renewable energy consumption in China: Prospects for fuel substitution. **Economic Modelling**, v. 44, p. 104-115, 2015.
- BOGOVIZ, A. V. et al. Russia's energy security doctrine: Addressing emerging challenges and opportunities. **International Journal of Energy Economics and Policy**, v. 8, n. 5, p. 1-6, 2018.
- BÖLÜK, G.; MERT, M. The renewable energy, growth and environmental Kuznets curve in Turkey: An ARDL approach. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 52, p. 587–595, 2015.
- BRITISH PETROLEUM. Statistical review of world energy. London: British Petroleum, 2019. Disponível em: <https://www.bp.com/content/dam/bp/business-sites/en/global/corporate/pdfs/energy-economics/statistical-review/bp-stats-review-2019-full-report.pdf>. Acesso em: 20 nov. 2019.
- DIDENKO, N. et al. Models of the impact the global crisis has on the world economy. **International Multidisciplinary Scientific GeoConference: SGEM**, v. 18, n. 5.3, p. 585-592, 2018.
- ENDERS, W. **Applied econometric time series**. John Wiley & Sons, 2008.

ENDERS, W. (1995). **Applied econometric time series**. New York: Wiley.

ESEN, Ö.; BAYRAK, M. Does more energy consumption support economic growth in net energy-importing countries? **Journal of Economics, Finance and Administrative Science**, v. 22, n. 42, p. 75-98, 2017.

FEIGE, E. L.; PEARCE, D. K. The casual causal relationship between money and income: Some caveats for time series analysis. **The Review of Economics and Statistics**, p. 521-533, 1979.

FERREIRA, L. L. Falta de efetivos e insegurança em refinarias de petróleo. **Revista Brasileira de Saúde Ocupacional**, v. 45, p. 1-9, 2020.

FISHER, M. J.; MARSHALL, A. P. Understanding descriptive statistics. **Australian Critical Care**, v. 22, n. 2, p. 93-97, 2009.

GASPAR, R. C. A trajetória da economia mundial: da recuperação do pós-guerra aos desafios contemporâneos. **Cadernos Metr pole**, v. 17, n. 33, p. 265-296, 2015.

GRANGER, C. W. J. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. **Journal of the Econometric Society**, p. 424-438, 1969.

GUJARATI, D. N. **Econometria B sica**. 3 ed. S o Paulo: Makron Books, 2000.

GUTTIKUNDA, S. K.; JAWAHAR, P. Atmospheric emissions and pollution from the coal-fired thermal power plants in India. **Atmospheric Environment**, v. 92, p. 449-460, 2014.

HANNAN, E.J.; QUINN, B. J. The determination of the order of an autoregression, **Journal of Royal Statistical Society Series**, v. 41, p. 190-195, 1979.

HE, P. et al. Energy Taxes, Carbon Dioxide Emissions, Energy Consumption and Economic Consequences: A Comparative Study of Nordic and G7 Countries. **Sustainability**, v. 11, n. 21, p. 6100-6117, 2019.

INTERNATIONAL ENERGY AGENCY (IEA). Fuels & Technologies: World energy balances and statistics. Dispon vel em: <https://www.iea.org/subscribe-to-data-services/world-energy-balances-and-statistics>. Acesso em: 25 nov. 2019.

KHALID, A. M.; HAMID, N. M.; HAO-RAN, Y. U. A. N. Impact of Energy Consumption on Environmental Pollution a Case Study of Pakistan, **Education and Human Science**, p. 1220-1225, 2017.

KHAN, Nasrullah et al. Review of energy storage and transportation of energy. **Energy Storage**, v. 1, n. 3, p. 1-49, 2019.

MADDALA, G. S.; LAHIRI, K. **Introduction to econometrics**. 2 ed. New York: Macmillan, 1992.

MADDALA, G. S.; LAHIRI, K. **Introduction to econometrics**. 2 ed. New York: Macmillan, 1992.

MENSAH, I. A. et al. Analysis on the nexus of economic growth, fossil fuel energy consumption, CO<sub>2</sub> emissions and oil price in Africa based on a PMG panel ARDL approach. **Journal of Cleaner Production**, v. 228, p. 161-174, 2019.

MÉSZÁROS, I. **Para além do capital: rumo a uma teoria da transição**. Boitempo Editorial, 2015.

NARAYAN, S.; NARAYAN, P. K. Determinants of demand for Fiji's exports: An empirical investigation. **Developing Economies**, v. 42, n. 1, p. 95–112, 2004.

NATIONAL OCEANIC AND ATMOSPHERIC ADMINISTRATION. National Climatic Data Center, State of the Climate: National Overview for August 2014. Disponível em: <<http://www.ncdc.noaa.gov/sotc/national/2014/8>> Acesso em: 17 nov. 2019.

NORONHA, M. O.; ZANINI, R. R.; SOUZA, A. M. The impact of electric generation capacity by renewable and non-renewable energy in Brazilian economic growth. **Environmental Science and Pollution Research**, v. 26, n. 32, p. 33236-33259, 2019.

ODHIAMBO, N. M. Energy consumption and economic growth nexus in Tanzania: An ARDL bounds testing approach. **Energy Policy**, v. 37, n. 2, p. 617–622, 2009.

ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS. Climate change. Disponível em: <<https://www.un.org/en/sections/issues-depth/climate-change/>> Acesso em: 19 jul. 2020.

PERRON P. Trend, Unit Root and Structural Change in Macroeconomic Time Series. In: Rao B.B. (eds) Cointegration. Palgrave Macmillan, London, 1994.

PESARAN, M. H. et al. Pooled Mean Group Estimation of Dynamic Heterogeneous Panels. **Journal of the American Statistical Association**, v. 94, n. 446, p. 621–634, 1999.

PESARAN, M. H.; SHIN, Y.; SMITH, R. J. Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. **Journal of Applied Econometrics**, v. 16, n. 3, p. 289–326, 2001.

RAHMAN, M. M.; KASHEM, M. A. Carbon emissions, energy consumption and industrial growth in Bangladesh: Empirical evidence from ARDL cointegration and Granger causality analysis. **Energy Policy**, v. 110, p. 600-608, 2017.

RITCHIE, H; ROSER, M. **CO<sub>2</sub> and Greenhouse Gas Emissions**. Our world in data, 2017.

SCHWARZ, G. Estimating the dimensional of a model. **Annals of Statistics**, v. 6, n. 2, p. 461-464, 1978.

SIMS, C. A. Comparison of interwar and postwar business cycles: Monetarism reconsidered, **American Economic Review**, v. 70, p. 250-257, 1980.

TROSTER, V.; SHAHBAZ, M.; UDDIN, G. S. Renewable energy, oil prices, and economic activity: A Granger-causality in quantiles analysis. **Energy Economics**, v. 70, p. 440-452, 2018.

UEDA, R. M. et al. Análise do inter-relacionamento entre variáveis macroeconômicas e a exportação brasileira de açúcar e etanol: uso do VAR. **ESPACIOS**, v. 798, p. 92-103, 2020.

VALADKHANI, A.; SMYTH, R.; NGUYEN, J. Effects of primary energy consumption on CO2 emissions under optimal thresholds: Evidence from sixty countries over the last half century. **Energy Economics**, v. 80, p. 680-690, 2019.

WANG, Q.; SONG, X. Evolution and drivers India's coal footprint with virtual coal flows in the globalized world. **Cleaner Production**, v. 230, p. 286-301, 2019.

## 5 CONCLUSÃO

Esta pesquisa buscou determinar e quantificar as relações intertemporais na dinâmica de curto e longo prazo causada pelo consumo de carvão, petróleo e gás natural na emissão de dióxido de carbono pelos países do G7 no período de 1965 a 2018.

As variáveis versam sobre as emissões de CO<sub>2</sub>, pois contribuem com 60% do Efeito Estufa e a análise do consumo de carvão, petróleo e gás natural ocorreu, pois é a principal fonte das emissões do gás que está ligada as atividades humanas.

Os modelos Autorregressivos e de Defasagens Distribuídas (ARDL) e *Bound test* para cointegração foram utilizados pois diferente dos métodos convencionais, permitindo incorporar variáveis em nível e / ou em primeiras diferenças; o modelo é uniequacional; permite incorporar diferentes defasagens ao modelo; e se mostrou eficiente para pequenas amostras.

Como resultados, em vista da ocorrência de quebras estruturais nas variáveis, testes de raízes unitárias com quebras estruturais e testes de múltiplas quebras precisaram ser empregues. Dentre os modelos gerados, o melhor modelo selecionado foi aquele que incorporou duas variáveis *dummies* para os períodos de quebra.

Foi identificada causalidade unidirecional positiva, no sentido de que o consumo de combustíveis fósseis proporciona o aumento das emissões de dióxido de carbono. As variáveis *dummies* apresentaram coeficientes negativos, indicando que as quebras estruturais ocasionaram a redução das emissões de dióxido de carbono.

Constatou-se a existência de relações causais unidirecionais, no sentido de que o consumo de combustíveis fósseis causa a emissão de dióxido de carbono, e as elasticidades de curto e longo prazo identificaram que o combustível de maior impacto nas emissões de dióxido de carbono é o carvão, seguido do petróleo, e, por último, o gás natural.

As elasticidades de curto e longo prazo indicam que o aumento no consumo de petróleo, carvão e gás natural irá refletir no aumento das emissões de dióxido de carbono. O Modelo de Correção de Erros reafirma a existência de relações de longo prazo, indicando que a ocorrência de choques eventuais nas variáveis, são corrigidos ao equilíbrio de longo prazo em aproximadamente dois anos.

Como limitação da pesquisa, destaca-se a indisponibilidade de dados. Para estudos futuros, sugere-se a inclusão dos combustíveis renováveis, no sentido de

identificar se as tecnologias desenvolvidas estão no sentido causal oposto às emissões de poluentes.

## REFERÊNCIAS

- ADOM, P. et al. Carbon dioxide emissions, economic growth, industrial structure, and technical efficiency: Empirical evidence from Ghana, Senegal, and Morocco on the causal dynamics. **Energy**, v. 47, n. 1, p. 314-325, 2012.
- AHMED, Z. et al. Linking urbanization, human capital, and the ecological footprint in G7 countries: An empirical analysis. **Sustainable Cities and Society**, p. 102064, 2020.
- AICHELE R.; FELBERMAYR, G. Kyoto and carbon leakage: An empirical analysis of the carbon content of bilateral trade. **The Review of Economics and Statistics**, v. 97, n. 1, p. 104–115, 2015.
- AKAIKE, H. Maximum likelihood identification of Gaussian autoregressive moving average models. **Biometrika**, v. 60, n. 2, p.255-265, 1973.
- ALIMI, S. R.; OFONYELU, C. C. Toda-Yamamoto causality test between money market interest rate and expected inflation: the Fisher hypothesis revisited, **European Scientific Journal**, v. 9, n. 7, 2013.
- AL-MULALI, U.; SOLARIN, S. A.; OZTURK, I. Investigating the presence of the environmental Kuznets curve (EKC) hypothesis in Kenya: an autoregressive distributed lag (ARDL) approach. **Natural Hazards**, v. 80, n. 3, p. 1729-1747, 2016.
- ANSER, M. K. Impact of energy consumption and human activities on carbon emissions in Pakistan: application of STIRPAT model. **Environmental Science and Pollution Research**, v. 26, n. 13, p. 13453-13463, 2019.
- AQUINO, A. L. A.; DOS SANTOS, C. T.; CENCI, D. R. Mudanças Climáticas e a Saúde no Brasil: O Acordo de Paris. In: **6º Congresso Internacional em Saúde**. 2019.
- ARNETH, A. et al. Historical carbon dioxide emissions caused by land-use changes are possibly larger than assumed. **Nature Geoscience**, v. 10, n. 2, p. 79-84, 2017.
- BAI, J.; P. PERRON. Estimating and Testing Linear Models with Multiple Structural Changes. **Econometrica**, v. 66, p. 47-78, 1998.
- BAI, J.; PERRON, P. Computation and analysis of multiple structural change models. **Journal Applied Econometrics**, v. 18, n.1, p. 1–22, 2003.
- BAIG, N. et al. Do natural disasters cause economic growth? An ARDL bound testing approach. **Studies in Business and Economics**, v. 13, n. 1, p. 5–20, 2018.
- BAKLANOV, A.; MOLINA, L. T.; GAUSS, M. Megacities, air quality and climate. **Atmospheric Environment**, v. 126, p. 235-249, 2016.

BANDAY, U. J.; ANEJA, R. Energy consumption, economic growth and CO2 emissions: evidence from G7 countries. **World Journal of Science, Technology and Sustainable Development**, 2019.

BASTIANIN, A.; CONTI, F.; MANERA, M. The impacts of oil price shocks on stock market volatility: Evidence from the G7 countries. **Energy Policy**, v. 98, p. 160-169, 2016.

BAYLIS, J. The globalization of world politics: An introduction to international relations. **Oxford University Press**, 2020.

BLOCH, H.; RAFIQ, S.; SALIM, R. Economic growth with coal, oil and renewable energy consumption in China: Prospects for fuel substitution. **Economic Modelling**, v. 44, p. 104-115, 2015.

BOGOVIZ, A. V. et al. Russia's energy security doctrine: Addressing emerging challenges and opportunities. **International Journal of Energy Economics and Policy**, v. 8, n. 5, p. 1-6, 2018.

BÖLÜK, G.; MERT, M. The renewable energy, growth and environmental Kuznets curve in Turkey: an ARDL approach. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 52, p. 587-595, 2015.

BREUSCH, T. S.; PAGAN, A. R. A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, p. 1287-1294, 1979.

BRITISH PETROLEUM. **Statistical review of world energy**. London: British Petroleum, 2019. Disponível em: <https://www.bp.com/content/dam/bp/business-sites/en/global/corporate/pdfs/energy-economics/statistical-review/bp-stats-review-2019-full-report.pdf>. Acesso em: 20 nov. 2019.

BROWN, B; SPIEGEL, S. J. Resisting coal: Hydrocarbon politics and assemblages of protest in the UK and Indonesia. **Geoforum**, v. 85, p. 101-111, 2017.

BROWN, R. L.; DURBIN, J.; EVANS, J. M. Techniques for testing the constancy of regression relationships over time. **Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)**, v. 37, n. 2, p. 149-163, 1975.

BUENO, R. L. S. **Econometria de séries temporais**. 2 ed. São Paulo: Cengage Learning, 2012.

CAPORAL, F. R.; PAULUS, G.; CASTOBEBER, J. A. **Agroecologia: uma ciência do campo da complexidade**. 2009.

CARDOSO, A. S. Estudo da corrosão de ligas Fe-Cr-Mo em água artificial de tanque de armazenamento de petróleo saturada com CO2. Universidade Federal do Ceará, 2012.

CRIBARI NETO, F. et al. Um teste de especificação correta em modelos de regressão beta. 2007. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Pernambuco.

DICKEY, D. A.; FULLER, W. A. Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. **Journal of the American statistical association**, v. 74, n. 366a, p. 427-431, 1979.

DIDENKO, N. et al. Models of the impact the global crisis has on the world economy. **International Multidisciplinary Scientific GeoConference: SGEM**, v. 18, n. 5.3, p. 585-592, 2018.

EMIRMAHMUTOGLU, F.; KOSE, N. Testing for Granger causality in heterogeneous mixed panels. **Economic Modelling**, v. 28, n. 3, p. 870-876, 2011.

ENDERS, W. **Applied econometric time series**. New York: Wiley, 1995.

ENDERS, W. **Applied econometric time series**. John Wiley & Sons, 2008.

ENGLE, R. F.; GRANGER, C. W. J. Co-integration and error correction: representation, estimation, and testing. **Econometrica: journal of the Econometric Society**, p. 251-276, 1987.

ESEN, Ö.; BAYRAK, M. Does more energy consumption support economic growth in net energy-importing countries? **Journal of Economics, Finance and Administrative Science**, v. 22, n. 42, p. 75-98, 2017.

FARAMAWY, S.; ZAKI, T.; SAKR, AA-E. Natural gas origin, composition, and processing: A review. **Journal of Natural Gas Science and Engineering**, v. 34, p. 34-54, 2016.

FEIGE, E. L.; PEARCE, D. K. The casual causal relationship between money and income: Some caveats for time series analysis. **The Review of Economics and Statistics**, p. 521-533, 1979.

FERREIRA, L. L. Falta de efetivos e insegurança em refinarias de petróleo. **Revista Brasileira de Saúde Ocupacional**, v. 45, p. 1-9, 2020.

FERREIRA, P. G. C. **Análise de Séries Temporais em R: curso introdutório**. 2018.

FIRME, V. A. C.; VASCONCELOS, C. R.F. Impactos de medidas "antidumping" adotadas pelos EUA sobre o setor siderúrgico de Minas Gerais e o restante do Brasil. **Nova economia**, v. 22, n. 2, p. 261-302, 2012.

FISHER, M. J.; MARSHALL, A. P. Understanding descriptive statistics. **Australian Critical Care**, v. 22, n. 2, p. 93-97, 2009.

FRERET, V. A. C.; CHAVES, H. A. F.; JONES, C. M. Análise cronológica da indústria petrolífera. **Terrae Didactica**, v. 15, p. e019004-e019004, 2019.

FUINHAS, J. A.; MARQUES, A. C. Energy consumption and economic growth nexus in Portugal, Italy, Greece, Spain and Turkey: an ARDL bounds test approach (1965–2009). **Energy economics**, v. 34, n. 2, p. 511-517, 2012.

GASPAR, R. C. A trajetória da economia mundial: da recuperação do pós-guerra aos desafios contemporâneos. **Cadernos Metr pole**, v. 17, n. 33, p. 265-296, 2015.

GEWEKE, J.; PORTER-HUDAK, S. The estimation and application of long memory time series models. **Journal of time series analysis**, v. 4, n. 4, p. 221-238, 1983.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4 ed. S o Paulo: Atlas, 2008.

GRANGER, C. W. J. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. **Econometrica: journal of the Econometric Society**, p. 424-438, 1969.

GRANGER, C. W. J. Some properties of time series data and their use in econometric model specification. **Journal of econometrics**, v. 16, n. 1, p. 121-130, 1981.

GRANGER, C. W. J; NEWBOLD, P.; ECONOM, J. Spurious regressions in econometrics. **Companion of Theoretical Econometrics**, p. 557-61, 1974.

GUJARATI, D. N. **Basic Econometrics**. 4 ed. The McGraw–Hill, 2004.

GUJARATI, D. N. **Econometria B sica**. 3 ed. S o Paulo: Makron Books, 2000.

GUTTIKUNDA, S. K.; JAWAHAR, P. Atmospheric emissions and pollution from the coal-fired thermal power plants in India. **Atmospheric Environment**, v. 92, p. 449-460, 2014.

HAIR, J. et al. **An lise multivariada de dados**. Porto Alegre: Editora Bookman, 2009.

HANIF, I. et al. Fossil fuels, foreign direct investment, and economic growth have triggered CO2 emissions in emerging Asian economies: some empirical evidence. **Energy**, v. 171, p. 493-501, 2019.

HANNAN, E.J.; QUINN, B. J. The determination of the order of an autoregression, **Journal of Royal Statistical Society Series**, v. 41, p. 190-195, 1979.

HARVEY, D.; LEYBOURNE, S.; NEWBOLD, P. Testing the equality of prediction means squared errors. **International Journal of Forecasting**, v.13, n.2, p.281-291, 1997.

HE, P. et al. Energy Taxes, Carbon Dioxide Emissions, Energy Consumption and Economic Consequences: A Comparative Study of Nordic and G7 Countries. **Sustainability**, v. 11, n. 21, p. 6100-6117, 2019.

INTERNATIONAL ENERGY AGENCY (IEA). Fuels & Technologies: World energy balances and statistics. Disponível em: <https://www.iea.org/subscribe-to-data-services/world-energy-balances-and-statistics>. Acesso em: 25 nov. 2019.

JARQUE, C.; BERA, A. A test for normality of observations and regression residuals. **International Statistical Review**, v. 55, p. 163–172, 1987.

JOHANSEN, S. Estimation and hypothesis testing of cointegration vectors in Gaussian vector autoregressive models. **Econometrica: journal of the Econometric Society**, p. 1551-1580, 1991.

JOHANSEN, S. Statistical analysis of cointegration vectors. **Journal of economic dynamics and control**, v. 12, n. 2-3, p. 231-254, 1988.

JÚNIOR, L. A; RINALDI, A. L. A comparative analysis of the brics countries in the international development cooperation field, **Conjuntura austral: journal of the global south**, v.11, n.53, p.8-27, 2020.

KHALID, A. M.; HAMID, N. M.; HAO-RAN, Y. U. A. N. Impact of Energy Consumption on Environmental Pollution a Case Study of Pakistan, **Education and Human Science**, 2017.

KHAN, Nasrullah et al. Review of energy storage and transportation of energy. **Energy Storage**, v. 1, n. 3, p. 1-49, 2019.

KMENTA, J. **Elementos de econometria: teoria econométrica básica**. 2 ed. São Paulo: Atlas, 1988.

KWIATKOWSKI, D. et al. Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. **Journal of econometrics**, v. 54, n. 1-3, p. 159-178, 1992.

LAKATOS, E. M; MARCONI, M. A. **Metodologia do trabalho científico: projetos de pesquisa**. São Paulo: Atlas, 2017.

LEAL, R. A. et al. Ciclos econômicos e emissão de CO2 no Brasil: uma análise dinâmica para políticas ambientais ótimas. **Revista Brasileira de Economia**, v. 69, n. 1, p. 53-73, 2015.

LIANG, G. et al. Analysis of heavy metals in foodstuffs and an assessment of the health risks to the general public via consumption in Beijing, China. **International journal of environmental research and public health**, v. 16, n. 6, p. 909, 2019.

LIMA, F. et al. A cross-country assessment of energy-related CO2 emissions: An extended Kaya Index Decomposition Approach. **Energy**, v. 115, p. 1361-1374, 2016.

LOPES, S. P. S. **Energia e crescimento económico: análise painel de países asiáticos**. 2013. Dissertação (Mestrado em Economia). Universidade da Beira Interior, Covilhã, Portugal.

LU, W-C. (2019) The role of macroeconomic development on carbon emissions for 15 Asian countries: panel ARDL approach, **International Journal Global Warming**, v. 17, n. 2, p.127–141.

MADDALA, G. S.; LAHIRI, K. **Introduction to econometrics**. 2 ed. New York: Macmillan, 1992.

MARDANI, A., et al. Carbon dioxide (CO<sub>2</sub>) emissions and economic growth: A systematic review of two decades of research from 1995 to 2017. **Science of The Total Environment**, v.649, p.31-49.

MENSAH, I. A. et al. Analysis on the nexus of economic growth, fossil fuel energy consumption, CO<sub>2</sub> emissions and oil price in Africa based on a PMG panel ARDL approach. **Journal of Cleaner Production**, v. 228, p. 161-174, 2019.

MÉSZÁROS, I. **Para além do capital: rumo a uma teoria da transição**. Boitempo Editorial, 2015.

NARAYAN, P. K. Fiji's tourism demand: the ARDL approach to cointegration. **Tourism Economics**, v. 10, n. 2, p. 193-206, 2004.

NATIONAL OCEANIC AND ATMOSPHERIC ADMINISTRATION. National Climatic Data Center, State of the Climate: National Overview for August 2014. Disponível em: <<http://www.ncdc.noaa.gov/sotc/national/2014/8>> Acesso em: 17 nov. 2019.

NEEFF, T. How many will attend Paris? UNFCCC COP participation patterns 1995–2015. **Environmental Science & Policy**, v. 31, p. 157-159, 2013.

NORONHA, M. O.; ZANINI, R. R.; SOUZA, A. M. The impact of electric generation capacity by renewable and non-renewable energy in Brazilian economic growth. **Environmental Science and Pollution Research**, v. 26, n. 32, p. 33236-33259, 2019.

ODHIAMBO, N. M. Energy consumption and economic growth nexus in Tanzania: An ARDL bounds testing approach. **Energy policy**, v. 37, n. 2, p. 617-622, 2009.

ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS. Climate change. Disponível em: <<https://www.un.org/en/sections/issues-depth/climate-change/>> Acesso em: 19 jul. 2020.

OZTURK, Ilhan; ACARAVCI, Ali. The causal relationship between energy consumption and GDP in Albania, Bulgaria, Hungary and Romania: Evidence from ARDL bound testing approach. **Applied Energy**, v. 87, n. 6, p. 1938-1943, 2010.

PATTERSON, K. D. **An introduction to applied econometrics: a time series approach**. New York: Palgrave, 2000.

PERCEBOIS, J. Is the concept of energy intensity meaningful? **Energy Economics**, v. 1, n. 3, p. 148-155, 1979.

PERRON P. **Trend, Unit Root and Structural Change in Macroeconomic Time Series**. In: Rao B.B. (eds) *Cointegration*. Palgrave Macmillan, London, 1994.

PESARAN, M. H. et al. Pooled Mean Group Estimation of Dynamic Heterogeneous Panels. **Journal of the American Statistical Association**, v. 94, n. 446, p. 621–634, 1999.

PESARAN, M. H.; SHIN, Y.; SMITH, R. J. Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. **Journal of applied econometrics**, v. 16, n. 3, p. 289-326, 2001.

PHILLIPS, P. C. B.; PERRON, P. Testing for a unit root in time series regression. **Biometrika**, v. 75, p. 335–46, 1988.

POPKOVA, E. G. et al. Perspective model of activation of economic growth in modern Russia. In: *Management of Changes in Socio-Economic Systems*. **Springer**, p. 171-177, 2018.

PRECHEL, H; ISTVAN, A. Disproportionality of Corporations' Environmental Pollution in the Electrical Energy Industry. **Sociological Perspectives**, v. 59, n. 3, p. 505-527, 2016.

RAHMAN, M. M.; KASHEM, M. A. Carbon emissions, energy consumption and industrial growth in Bangladesh: Empirical evidence from ARDL cointegration and Granger causality analysis. **Energy Policy**, v. 110, p. 600-608, 2017.

RAMSEY, J. B. Tests for specification errors in classical linear least-squares regression analysis. **Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)**, v. 31, n. 2, p. 350-371, 1969.

RITCHIE, H; ROSER, M. **CO<sub>2</sub> and Greenhouse Gas Emissions**. Our world in data, 2017.

SAMPIERI, R. H.; COLLADO, C. F.; LUCIO, M. B. **Metodologia de pesquisa**. São Paulo: Penso Editora Ltda, 2013.

SCHWARZ, G. Estimating the dimension of a model. **Annals of Statistics**, v. 6, p. 461-464, 1978.

SEVERINO, A. J. A pesquisa na pós-graduação em educação. **Revista Eletrônica de Educação**, v. 1, n. 1, p. 31-49, 2007.

SHAHABADI, A; KIMIAEI, F; AFZALI, M. A. The evaluation of impacts of knowledge-based economy factors on the improvement of total factor productivity (a comparative study of emerging and G7 economies). **Journal of the Knowledge Economy**, v. 9, n. 3, p. 896-907, 2018.

SILVEIRA, A. M.; BARROS, L. A.; FAMÁ, R. Estrutura de governança e desempenho financeiro nas companhias abertas brasileiras: um estudo empírico. **Caderno de Pesquisas em Administração**, v. 10, n. 1, p. 57-71, 2003.

SIMS, C. A. Comparison of interwar and postwar business cycles: Monetarism reconsidered, **American Economic Review**, v. 70, p. 250-257, 1980.

SOUZA, H. A dinâmica de curto e longo prazo do comércio bilateral entre Brasil e China. 2018. Universidade Federal de Uberlândia: Uberlândia.

TANG, C. F. An examination of the government spending and economic growth nexus for Malaysia using the leveraged bootstrap simulation approach. **Global Economic Review**, V. 38, N. 2, p. 215-227, 2009.

TODA, H.Y., YAMAMOTO, T. Statistical inference in vector autoregressions with possibly integrated processes. **Journal of Econometrics**, v. 66, p. 225–250, 1995.

TORMAN, V.B.L., COSTER, R., RIBOLDI, J. Normality of variables: diagnosis methods and comparison of some nonparametric tests by simulation. **Revista HCPA**, v.32, p. 227-234, 2012.

TROSTER, V.; SHAHBAZ, M.; UDDIN, G. S. Renewable energy, oil prices, and economic activity: A Granger-causality in quantiles analysis. **Energy Economics**, v. 70, p. 440-452, 2018.

UEDA, R. M. et al. Análise do inter-relacionamento entre variáveis macroeconômicas e a exportação brasileira de açúcar e etanol: uso do VAR. **ESPACIOS**, v. 798, p. 92-103, 2020.

VALADKHANI, A.; NGUYEN, J.; BOWDEN, M. Pathways to reduce CO2 emissions as countries proceed through stages of economic development. **Energy Policy**, v. 129, p. 268-278, 2019.

VALADKHANI, A.; SMYTH, R.; NGUYEN, J. Effects of primary energy consumption on CO2 emissions under optimal thresholds: Evidence from sixty countries over the last half century. **Energy Economics**, v. 80, p. 680-690, 2019.

WANG, Q.; SONG, X. Evolution and drivers India's coal footprint with virtual coal flows in the globalized world. **Cleaner Production**, v. 230, p. 286-301, 2019.

WHITE, H. A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. **Econometrica: journal of the Econometric Society**, p. 817-838, 1980.

YAMADA, H. A note on the causality between export and productivity: an empirical re-examination. **Economics Letters**, v. 61, n. 1, p. 111-114, 1998.

ZAPPAROLI, I.D., et al. Análise dos transbordamentos nas emissões de dióxido de carbono: Brasil, Rússia, Índia e China-BRIC. **Revista Econômica do Nordeste**, v.49, n.1, p. 149-164, 2018.

ZHANG, Y. et al. The environmental Kuznets curve of CO2 emissions in the manufacturing and construction industries: A global empirical analysis. **Environmental Impact Assessment Review**, v. 79, p. 106303, 2019.