

ANÁLISE DAS EMISSÕES GLOBAIS DE CO₂ A PARTIR DA REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA

Analysis of global CO₂ emissions from the multiple linear regression

Análisis de las emisiones globales de CO₂ de la regresión lineal múltiple



Revista
Desafios

Artigo Original
Original Article
Artículo Original

Simone Bueno Camara^{*1}, Sinara Pizzi Martins², Nilson Luiz Costa³, Sibebe Vasconcelos de Oliveira⁴

¹Programa de Pós-Graduação em Agronegócios (PPGAGR), Universidade Federal de Santa Maria (UFSM), Campus de Palmeira das Missões (RS), Brasil.

*Correspondência: Programa de Pós-Graduação em Agronegócios (PPGAGR), Universidade Federal de Santa Maria (UFSM), Av. Independência, nº 3751, Bairro Vista Alegre, Palmeira das Missões (RS), CEP: 98300-000. E-mail: ppgagr@ufsm.br

Artigo recebido em 23/07/2020 aprovado em 27/08/2020 publicado em 31/10/2020.

RESUMO

As emissões de gases de efeito estufa, em especial, de dióxido de carbono (CO₂) têm gerado preocupações sobre seus impactos negativos ao meio ambiente. O objetivo de estudo foi analisar o comportamento das emissões de CO₂ no ano de 2014, respondendo a seguinte problemática: quais são as variáveis relacionadas ao desenvolvimento das economias globais que influenciam nas emissões de CO₂? A análise de dados empregada deu-se pela Regressão Linear Múltipla pelo método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Os resultados demonstraram que as variáveis de produção industrial, produção de energia e crescimento populacional explicam, em conjunto, 78% das variações das emissões de CO₂, onde para cada variação de 10% nessas variáveis houve um acréscimo de 5,3%, 2,5% e 8,8%, respectivamente, nas variações das emissões globais de CO₂. Além disso, a variável de maior significância é crescimento populacional, pois com o aumento da população, mais energia é gerada, mais alimentos são demandados, assim como, aumentam-se o tráfego de pessoas e veículos ocasionando maiores emissões de gases de efeito estufa (GEE). Entretanto, conclui-se que as atividades relacionadas ao desenvolvimento econômico, como a produção industrial e de energia também são geradoras de emissões de CO₂ e devem ser analisadas com maior significância.

Palavras-chave: análise multivariada, sustentabilidade, desenvolvimento.

ABSTRACT

Emissions of greenhouse gases, especially carbon dioxide (CO₂), have raised concerns about their negative impacts on the environment. The aim of the study was to analyze the behavior of CO₂ emissions in 2014, answering the following problem: what are the variables related to the development of global economies that influence CO₂ emissions? The data analysis used was given by Multiple Linear Regression using the Ordinary Least Squares (OLS) method. The results showed that the variables of industrial production, energy production and population growth together account for 78% of the variations in CO₂ emissions, where for each variation of 10% in these variables there was an increase of 5.3%, 2.5% and 8.8%, respectively, in changes in global CO₂ emissions. In addition, the most significant variable is population growth, since with the increase in population, more energy is generated; more food is demanded, as well as the increase in the traffic of people and vehicles causing greater emissions of greenhouse

gases (GHG). However, it is concluded that activities related to economic development, such as industrial and energy production are also generators of CO₂ emissions and should be analyzed with greater significance.

Keywords: multivariate analysis, sustainability, development.

RESUMEN

Las emisiones de gases de efecto invernadero, especialmente el dióxido de carbono (CO₂), han generado preocupaciones sobre sus impactos negativos en el medio ambiente. El objetivo del estudio fue analizar el comportamiento de las emisiones de CO₂ en 2014, respondiendo al siguiente problema: ¿cuáles son las variables relacionadas con el desarrollo de las economías mundiales que influyen en las emisiones de CO₂? El análisis de datos utilizado se realizó mediante regresión lineal múltiple utilizando el método de mínimos cuadrados ordinarios (MCO). Los resultados mostraron que las variables de producción industrial, producción de energía y crecimiento de la población en conjunto representan el 78% de las variaciones en las emisiones de CO₂, donde para cada variación del 10% en estas variables hubo un aumento del 5,3%, 2,5% y 8,8%, respectivamente, en los cambios en las emisiones globales de CO₂. Además, la variable más significativa es el crecimiento de la población, porque con el aumento de la población, se genera más energía, se demandan más alimentos, así como el aumento del tráfico de personas y vehículos que causan mayores emisiones de gases de efecto invernadero (GEI). Sin embargo, se concluye que las actividades relacionadas con el desarrollo económico, como la producción industrial y energética, también generan emisiones de CO₂ y deben analizarse con mayor importancia.

Descriptores: análisis multivariable, sustentabilidad, desarrollo.

INTRODUÇÃO

Ao longo das últimas décadas, a relação entre consumo de energia, crescimento econômico e poluição ambiental tem sido tema de intensa pesquisa (HUNG *et al.*, 2019). As principais preocupações referem-se às emissões de gases causadores de efeito estufa (GEE), em especial, às emissões de dióxido de carbono (CO₂) que vêm apresentando diversas externalidades negativas ao meio ambiente.

Os indicadores de qualidade ambiental se deterioraram, principalmente, a partir da década de 1960, devido ao aumento da temperatura do planeta. Esse fato é resultado do crescimento das emissões dos gases causadores do efeito estufa (SOARES e LIMA, 2013). Dentre esses gases, a emissão de CO₂ tem sido responsável por aproximadamente 57% do total (IPCC, 2014).

Segundo Fernando e Hor (2017) os níveis de concentração de CO₂ vêm aumentando ao longo dos anos, em que a queima de combustíveis fósseis

contribui com, aproximadamente, 67% do total de emissões mundiais (FERNANDO e HOR, 2017). Além disso, o segmento de fornecimento de energia também favorece para esse aumento, que representa, cerca de, 25,9% das emissões mundiais (IPCC, 2014). Apesar de parte das emissões de CO₂ ser absorvida pelos oceanos, a acidificação resultante da mesma está levando a alterações ecológicas e biológicas, tais como o aquecimento global e às mudanças climáticas (IPCC, 2014; FERNANDO; HOR, 2017).

Para Chen *et al.* (2019) o crescimento econômico (CE) e o consumo de energia (EG) são geralmente considerados as principais causas do aumento das emissões de CO₂ e seus impactos variam em diferentes países e regiões (CHEN *et al.*, 2019). Fan e Hao (2019) corroboram que consumo de energia afetam positivamente no crescimento econômico, entretanto, a adoção de energias mais limpas e sustentáveis torna-se uma necessidade para o equilíbrio e a minimização do impacto ambiental, como a redução

de gases de efeito estufa (FAN e HAO, 2019; LIN e RAZA, 2019).

Chen *et al.* (2019) diagnosticaram uma relação de longo prazo entre o uso de eletricidade, emissão de CO₂ e crescimento econômico nos países do Oriente Médio. Segundo os autores, a emissão de CO₂ tem um efeito positivo e significativo no crescimento econômico dos países desenvolvidos e, complementarmente, testes econométricos confirmaram esse efeito, em que um aumento de 1% nas emissões de CO₂ é resultado do aumento de 6,5% do crescimento econômico (CHEN *et al.*, 2019).

Logo, as emissões de CO₂ provindas das atividades humanas são geralmente conhecidas como um indicador-chave do provável aquecimento global. Além disso, a busca de atividades econômicas, incluindo o consumo de combustível na geração de energia, atividades industriais, residenciais e de transporte, contribui para as emissões de Gases de Efeito Estufa (GEE) (DANISH *et al.*, 2019).

Fernando e Hor (2017) explicam que o dióxido de carbono é o gás de efeito estufa mais produzido pelas atividades humanas. A industrialização também tem sido um dos principais fatores para o aumento da produção de CO₂, principalmente, através do consumo de eletricidade e da queima de combustíveis fósseis.

Assim, após a criação do protocolo de Kyoto em 1997, que visa à redução das emissões dos GEE e o estímulo ao desenvolvimento tecnológico, à atenção oferecida ao meio ambiente tem sido crescente nos países desenvolvidos, especialmente, entre cientistas econômicos e políticos pertencentes à cúpula de países participantes (GUESNERIE, 2011).

Além disso, uma das principais pautas dos eventos que fomentam o desenvolvimento sustentável tem sido a redução das emissões a partir da substituição gradativa dos combustíveis não renováveis por

energias renováveis mais limpas, como a eólica, hidráulica e solar (GUESNERIE, 2011).

Neste sentido, dada à importância de discussões pertinentes a redução da emissão de gases estufa, este estudo tem por objetivo analisar o comportamento das emissões globais de CO₂ no ano de 2014, respondendo a seguinte problemática: quais são as variáveis relacionadas ao desenvolvimento das economias globais que influenciam nas emissões de CO₂? O método empregado é a Regressão Linear Múltipla de corte transversal, em que emprega dados do ano de 2014 de todos os países.

MATERIAIS E MÉTODOS

A presente pesquisa propõe-se a manipular modelos econométricos de análise multivariada, compostos de Regressão Linear Múltipla (RLM), para analisar o comportamento das emissões globais de CO₂ no ano de 2014. De modo geral, o modelo de RLM é uma técnica econométrica utilizada para analisar a relação entre uma variável dependente e duas ou mais variáveis independentes (HOFFMANN, 2016).

Assim, no modelo de regressão múltipla, uma quantidade das variações da variável dependente (Y) é explicada pelo conjunto das variáveis independentes ($X_i, i = 1, 2, \dots, n$), e a parcela não explicada dessas variações é representada pelo termo de erro aleatório (ε) (SANTANA, 2003).

Ressalta-se que o modelo de regressão é um importante meio de análise de situações econômicas globais, locais e regionais, pois permite relacionar variáveis, quantificar seus efeitos e testar as hipóteses teóricas subjacentes aos fenômenos estudados (SANTANA, 2003).

Logo, o modelo geral de RLM, envolvendo variáveis explicativas que podem variar no tempo, é apresentado na equação (1).

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \beta_3 X_{3t} + \dots + \beta_n X_{nt} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Em que:

Y_t = variável dependente;

X_{1t}, \dots, X_{nt} = são as variáveis independentes ou explicativas;

ε_t = termo de erro aleatório;

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ = são os coeficientes parciais ou parâmetros de regressão múltipla a serem estimados, em que β_0 é o intercepto e os demais β_j ($j = 1, 2, \dots, n$) são as inclinações (SANTANA, 2003; HOFFMANN, 2016).

No caso desse estudo, para a estimação da regressão, utilizou-se o logaritmo natural (\ln) para todas as variáveis ($\log\text{-}\log = \log(y); \log(x)$) (Quad. 1). O uso do logaritmo natural (\ln) foi empregado para minimizar a discrepância entre as observações (dados de cada variável), bem como, para amenizar os problemas com os *outliers* (valores atípicos entre as observações) (WOOLDRIDGE, 2016).

Com o uso de logaritmos no modelo de RLM, os resultados serão apresentados em forma percentual, ou seja, as variações das variáveis explicativas sobre a variável dependente será dada em percentuais ($\% \Delta y = \beta_1 \% \Delta x$) (WOOLDRIDGE, 2016). Além disso, as elasticidades presentes no modelo serão constantes.

Quadro 1. Estimação e descrição do modelo econométrico estimado

$(\ln)EmissoesCO2_t = \beta_0 + \beta_1 (\ln)Industria + \beta_2 (\ln)População + \beta_3 (\ln)ProdEnergia + \varepsilon$ (2)	
Variável	Descrição
Emissões CO ₂	Em toneladas totais emitidas por todos os países no ano de 2014.
β_0	Coefficiente linear.
β_1 Indústria	Corresponde ao valor adicionado do PIB, em que estão as indústrias de manufaturas e construção.
β_2 População	Número de habitantes em cada país no ano de 2014.
β_3 Produção de Energia	Corresponde as produções de eletricidade de fontes de petróleo, gás e carvão (em percentuais (%) do total).
ε_i	Parcela não explicada pelas variações – termo de erro da regressão.

Fonte: Elaborado pelos autores (2019).

Esclarece-se que os dados são referentes ao ano de 2014, pois é o último ano com dados disponíveis sobre emissões de CO₂ para todos os países. Os dados foram obtidos no sítio eletrônico do *World Bank*, totalizando 175 observações. Deste modo, corrobora uma análise com dados de corte transversal (*cross-section*) coletados em um determinado momento. Para análise dos dados brutos e

a realização de testes foram utilizados os softwares estatísticos: *Microsoft Excel e o Eviews8*.

Evidencia-se que, no método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), busca-se obter a minimização da variância dos dados através da minimização da soma dos quadrados dos resíduos. Os sinais positivos para os coeficientes β_1, β_2 e β_3 indica a existência de correlação positiva e direta entre cada variável independente com a variável dependente.

Caso contrário, o sinal negativo para os coeficientes representa correlação de efeito contrário na variação da variável dependente (SANTANA, 2003; COSTA *et al.*, 2014; HOFFMANN, 2016).

Algumas propriedades das variáveis podem tornar os estimadores viesados, tais como, nos casos em que multicolinearidade, heteroscedasticidade e autocorrelação estão presentes no modelo de regressão (SANTANA, 2003) e, por isto, algumas análises a partir da regressão inicial são necessárias para corrigir o mesmo. O grau de multicolinearidade é aferido através do Fator de Variância Inflacionária (FVI). Para Santana (2003), o $FVI = 1$ indica ausência de combinação linear entre as variáveis explicativas e $FVI > 5$ denota a presença de multicolinearidade (Eq. 3).

$$FVI_i = \frac{1}{1-R_{i2}} \quad (3)$$

A identificação da presença de heteroscedasticidade pode ser analisada pelo Teste de

Heteroscedasticidade de White. O teste desenvolvido por White (1980) adiciona à equação, o termo de erro ao quadrado, bem como, as intercepções de cada variável explicativa ao quadrado.

Assim, as estatísticas F e ($LM = n \cdot R^2$) podem ser utilizadas para testar a hipótese de homoscedasticidade, que se não forem estatisticamente diferentes de zero ao nível de 5%, se aceita a hipótese nula, confirmando-se que os resíduos são homoscedásticos (SANTANA, 2003). A hipótese nula da presença de heteroscedasticidade no modelo é demonstrada pela equação (5):

$$H_0: \sigma_1 = \sigma_2 = \sigma_3 = \sigma_4 = \sigma_5 = \dots \sigma_9 = 0 \quad (5)$$

Os parâmetros para aferir a presença ou não de heteroscedasticidade e de multicolinearidade no modelo econométrico de regressão linear são apresentados pelo Quadro 2 abaixo:

Quadro 2. Parâmetros de existência ou ausência de multicolinearidade e de heteroscedasticidade

Testes	Resultado dos testes
Multicolinearidade Fator de Variância Inflacionária – FVI	Não Rejeita H₀: FVI = 1 (Ausência de multicolinearidade)
	Rejeita H₀: FVI > 5 (Multicolinearidade)
Heteroscedasticidade Teste de White	Não Rejeita H₀: LM e/R ² > 5% (Homoscedasticidade)
	Rejeita H₀: LM e/R ² = 0 (Heteroscedasticidade)

Fonte: Santana (2003) e Hoffmann (2016). Editado.

Ressalta-se ainda, que no modelo econométrico estimado também pode incorrer a presença de valores atípicos ou mesmo autovalores (*outliers*) que podem distorcer ou enviesar os resultados (SANTANA, 2003). A análise da presença

ou não desses valores pode ser identificada por meio de um gráfico de dispersão dos resíduos e, dependendo de seus efeitos sobre os resultados da regressão, o pesquisador poderá optar por mitigá-los ou não do modelo.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Após estimação do modelo econométrico, pode-se observar que a estatística $F = 226.3470$ é estatisticamente significativa ao nível de 1% de probabilidade, o que indica que a regressão está adequada para analisar as emissões de CO_2 em função das variáveis explicativas de produção industrial, de produção de energia e de crescimento populacional. O coeficiente R^2 ajustado de 0,78 demonstra a parcela total que é explicada de emissões de CO_2 na regressão. Ou seja, em média 78,5% das variações na quantidade

de emissões de CO_2 são explicadas pelas variações na produção industrial, no crescimento demográfico e na produção de energia.

As probabilidades de erro mantiveram-se menores que 1,15%, testando que os parâmetros associados às variáveis independentes são estatisticamente significativos ao nível de 5% de probabilidade.

Assim, rejeita-se a hipótese nula de que a variável dependente pode ser explicada pelas variáveis independentes, mais o termo de erro.

Tabela 1. Regressão Logarítmica Múltipla de Emissões de CO_2

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-6.466479	0.914698	-7.069527	0.0000
Log (Indústria)	0.534294	0.217665	2.454663	0.0151
Log (População)	0.880414	0.037706	23.34976	0.0000
Log (Produção de Energia)	0.258656	0.059195	4.369574	0.0000
R-squared	0.789167	Mean dependent var		11.65177
Adjusted R-squared	0.785468	S.D. dependent var		2.483955
S.E. of regression	1.150507	Akaike info criterion		3.140875
Sum squared resid	226.3470	Schwarz criterion		3.213213
Log likelihood	-270.8265	Hannan-Quinn criter.		3.170217
F-statistic	213.3565	Durbin-Watson stat		1.792249
Prob(F-statistic)	0.000000			

Fonte: Elaborado pelos autores (2019).

Os sinais positivos dos coeficientes da regressão estimada estão coerentes aos resultados encontrados por Muhammad (2019), Dong *et al.* (2019) e Lin e Raza (2019), em que o consumo e a produção de energia têm uma relação positiva com a emissão de CO_2 , do mesmo modo, que a produção industrial e o crescimento populacional.

Este fato é descrito por Jin *et al.* (2018), que esclarece que o crescimento econômico, representado pelo Produto Interno Bruto (PIB), apresenta-se como um fator significativo para o aumento das emissões de

CO_2 globais. A equação matemática (Eq. 6) que representa o modelo de RLM estimada (utilizou-se dados na forma de logaritmo) é dada por:

$$\begin{aligned} (\ln)EmissoesCO_2 = & -6.466479 + 0.534294 * (\ln)Industria + 0.880414 * (\ln)Populacao + \\ & 0.258656 * (\ln)ProdEnergia + \varepsilon \end{aligned} \quad (6)$$

Os efeitos positivos ou negativos exercidos pelas variáveis explicativas de produção industrial (*Indústria*), produção de energia (*ProdEnergia*) e consumo populacional (*Populacao*) sobre a variável

dependente de emissões de CO₂ (*EmissõesCO₂*) encontradas no modelo são apresentados pelo Quadro 3 abaixo.

A variável de maior influência no modelo é o crescimento populacional. Tal resultado está relacionado com o fato de que, com o aumento da população, mais energia é gerada, mais alimentos são demandados, assim como, se aumenta o tráfego de pessoas e veículos que tendem a gerar mais gases de efeito estufa.

Baiocchi *et al.* (2010), através de uma análise econométrica sobre emissões de CO₂ no Reino Unido, revelam que 70% das mesmas são oriundas das atividades populacionais. Os autores descrevem que 358 milhões de toneladas de emissões ocorre nas cadeias de fornecimento global de produtos consumidos no Reino Unido, ao passo que os 30% restantes (ou 147 milhões de toneladas) é diretamente emitida pelas famílias: 86 milhões de toneladas de CO₂ através do uso doméstico de energia e 61 milhões de toneladas para abastecer veículos particulares.

Quadro 3. Resumo das elasticidades obtidas através da RLM estimada

Indústria, População e Produção de Energia = 78% das emissões de CO₂	
Indústria	Para cada variação de 10% na indústria, há um acréscimo de 5,3% nas variações nas emissões de CO ₂ .
População	Para cada 10% nas variações do crescimento populacional, há um acréscimo de 8,8% nas emissões de CO ₂ .
Produção de Energia	Para cada 10% nas variações de produção de energia, ocorrem um aumento de 2,5% nas emissões de CO ₂ .

Fonte: Elaborado pelos autores (2019).

Por outro lado, os estilos de vida também tendem a influenciar nas variações de emissões. Baiocchi *et al.* (2010) esclarecem que as famílias com maiores condições econômicas tendem a emitir maiores emissões devido às viagens e ao maior acesso aos bens de consumo.

Entretanto, no que envolvem as emissões de CO₂ nas habitações, as famílias de baixa renda são as que mais emitem CO₂. Os autores elucidam que as emissões estão positivamente correlacionadas com o tamanho da família, ter filhos, uso à internet, renda e educação.

Hosseini *et al.* (2019) também revelam uma correlação positiva entre a população e as emissões de CO₂ nas economias desenvolvidas e em

desenvolvimento. Lin e Raza (2019) despontam que o aumento na tecnologia de energia limpa provoca queda acentuada nas emissões de CO₂, enquanto o uso de combustível fóssil, biomassa, produtividade do trabalho, o aumento nos transportes e indústrias causa um aumento nas emissões de CO₂.

Jin *et al.* (2018) explica que o setor de produção de energia é um dos setores que permite o desenvolvimento da economia ao longo do tempo e em vários segmentos, mas também é um dos principais consumidores de energia e emissor de CO₂, sendo necessário repensar formas sustentáveis de produção.

Nesse mesmo viés, Fan e Hao (2019), ao analisar dados de 2000 a 2015 em relação à China, encontraram evidências de que o crescimento

econômico pode também levar ao aumento do consumo de energia renovável e, conseqüentemente, reduções de emissões de CO₂. Ademais, Danish *et al.* (2019) corroboram que o aumento da renda leva à melhoria dos indicadores sociais, incentiva o investimento em tecnologias mais limpas e dissemina a conscientização sobre o meio ambiente limpo.

Por sua vez, a produção de energia foi o coeficiente com menor representatividade na estimação. Este resultado pode ser reflexo das mudanças nos sistemas de produção de energia, pela busca de fontes renováveis e limpas, como a energia solar e eólica.

Neste sentido, Lin e Raza (2019) destacam que o aumento na tecnologia de energia limpa provoca queda acentuada nas emissões de CO₂, enquanto o uso de combustível fóssil aumenta. Para Jin *et al.* (2018), as energias eólicas e solar contribuíram para a diminuição do consumo de energia nuclear e emissões carbônicas.

Pérez *et al.* (2017) relatam que o aumento da demanda por energia, devido ao crescimento da produtividade industrial mundial leva a uma maior geração de emissões de gases de efeito estufa. Deste modo, a variável indústria representa 5,3% das variações em emissões de CO₂ no modelo estimado. Neste mesmo viés, as concentrações de dióxido de carbono aumentaram em torno de 40% desde a era pré-industrial, bem como aos produtos derivados de combustíveis fósseis (IPCC, 2014).

Entretanto, em nível global, o setor industrial é responsável por mais de um terço do consumo de energia (WANG *et al.*, 2019). No país chinês, a porcentagem da participação da indústria nas emissões de CO₂ é maior, visto que uma vez que o modelo de desenvolvimento depende fortemente do setor industrial, com indústrias intensivas em energia

apoiando a construção de infraestrutura doméstica, indústrias pesadas e a fabricação de bens de consumo para exportação (WANG *et al.*, 2019).

Montoya *et al.* (2016) retratam que a estrutura das indústrias no Brasil vem desenvolvendo-se a partir de fontes de consumo de energias renováveis, o que representa uma matriz de consumo energético que utiliza poucas fontes de energia de origem não renovável. Neste mesmo contexto, os autores esclarecem que apesar de corroborar 65,52% das emissões de CO₂, as indústrias no Brasil podem ser consideradas dentro de um padrão ecologicamente correto, onde a queima de bagaço de cana, casca de arroz e madeira é capturada, em sua maioria, pelas plantas durante seu crescimento, assim como, no processo de fotossíntese, o que ajuda a controlar o “efeito estufa” global.

Observa-se que os coeficientes encontrados no modelo estimado estão convergindo aos resultados comunicados pela literatura já existente, confirmando a preocupação em torno do desenvolvimento sustentável pelos países. Do mesmo modo, a gama de novas fontes de produção de energia, de matérias-primas e de serviços está sendo ampliado, como forma de minimizar as emissões de gases de efeito estufa e outros poluentes ao meio ambiente.

ANÁLISE DE RESÍDUOS DA REGRESSÃO

Nesta seção são apresentados os testes utilizados para validar os resultados da regressão estimada. Assim, foram realizados testes para analisar a presença ou ausência de multicolinearidade e heteroscedasticidade no modelo.

A multicolinearidade diz respeito ao caso em que duas ou mais variáveis explicativas são altamente correlacionadas, tornando difícil mensurar ou separar os efeitos individuais de cada uma sobre a variável

dependente (SANTANA, 2003). O teste de multicolinearidade empregado é o Fator de Variância Inflacionária (FVI) (Tab. 2).

Tabela 2. Estimação de multicolinearidade pelo Teste FVI

Variable	Coefficient Variance	Uncentered FVI	Centered FVI
C	0.836672	110.6151	NA
(ln) Indústria	0.047378	69.94091	1.048042
(ln) (População)	0.001422	58.48552	1.031779
(ln) (Produção de Energia)	0.003504	7.360189	1.061933

Fonte: Elaborado a partir da pesquisa (2019).

Para que o conjunto de variáveis explicativas não seja correlacionado, o FVI é igual a 1. Entretanto, se as variáveis apresentarem correlação forte, o FVI pode ultrapassar o valor de 5 (SANTANA, 2003).

Portanto, na regressão estimada, as variáveis explicativas são não autocorrelacionadas, em que todas apresentaram valores inferiores a 2, entendendo

que cada variável tem seu próprio efeito sobre a variável explicada.

A heteroscedasticidade refere-se ao caso em que a variância do termo de erro não é constante para todas as variáveis explicativas (SANTANA, 2003). No modelo foi realizado o teste de White para verificar a presença ou não de heteroscedasticidade (Tab. 3).

Tabela 3. Estimação de heteroscedasticidade pelo Teste de White

F-statistic	1.697058	Prob. F(9,165)	0.0933	
Obs*R-squared	14.82673	Prob. Chi-Square(9)	0.0958	
Scaled explained SS	11.92789	Prob. Chi-Square(9)	0.2174	
Dependent Variable: RESID^2				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-27.99143	11.48080	-2.438108	0.0158
Log (Indústria)^2	0.112745	0.296761	0.379919	0.7045
Log (Indústria)*Log (População)	-0.380757	0.174337	-2.184032	0.0304
Log (Indústria)*Log (Produção de Energia)	-0.456069	0.213043	-2.140736	0.0338
Log (Indústria)	7.419635	3.756105	1.975353	0.0499
Log (População)^2	-0.024506	0.022709	-1.079121	0.2821
Log (População)*Log (Produção de Energia)	0.059376	0.046955	1.264538	0.2078
Log (População)	1.933139	0.856472	2.257096	0.0253
Log (Produção de Energia)^2	-0.002282	0.032815	-0.069546	0.9446
Log (Produção de Energia)	0.317922	1.028681	0.309057	0.7577

Fonte: Elaborado a partir da pesquisa, 2019.

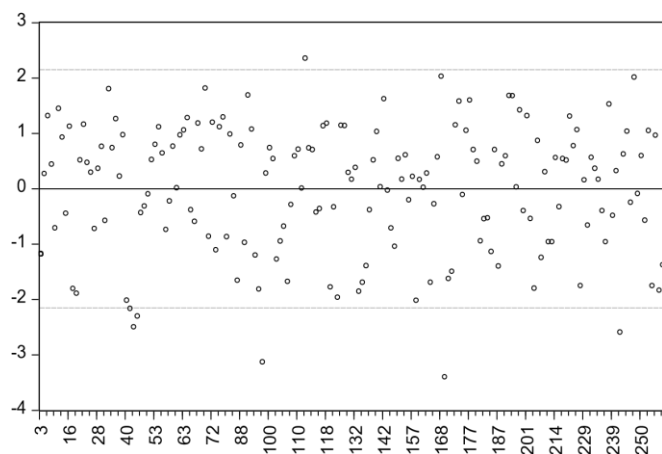
As estatísticas F e LM (obs*R-squared) não são diferentes de zero ao nível de 5%, pois a

probabilidade de rejeição da hipótese nula (de que os resíduos são homoscedásticos) é superior a 9,3 % para

o teste F e superior a 9,5% para o teste LM. Logo, na regressão não à presença de heteroscedasticidade e os resíduos homoscedásticos.

Por meio do gráfico de dispersão dos resíduos (Fig. 1) é possível analisar e identificar se os dados utilizados para a estimação da regressão apresentam ou não casos de *outliers* (SANTANA, 2003).

Figura 1. Análise dos resíduos (*emissoesCO₂*)



Fonte: Elaborado a partir da pesquisa (2019).

Apesar de existirem seis casos outliers, como se pode observar pelo gráfico acima, os resíduos possuem distribuição normal e optou-se por manter os casos detectados, pois não influenciaram de maneira significativa nos resultados obtidos quando estimada a regressão sem a presença deles.

CONCLUSÃO

Com o objetivo de verificar a influência das variáveis de produção industrial, produção de energia e de crescimento populacional nas emissões de CO₂ no ano de 2014 de todos os países empregou-se a regressão logarítmica múltipla. Percebeu-se por meio do método utilizado que todas as variáveis explicativas exercem influências em maior ou menor grau, positivas ou negativas sobre as variações nas emissões de CO₂.

As discussões em torno dessa temática estão atreladas, sobretudo, ao desenvolvimento de práticas sustentáveis e ecológicas pelos países, bem como, a busca de formas de crescimento equitativas e com menores externalidade negativas à sociedade.

Assim, a adoção de fontes de energia mais limpas (energia renovável) e sustentadas são uma das estratégias que devem ser adotadas pelos países a fim de reduzir as emissões de CO₂. Além disso, o desenvolvimento de energia renovável é uma medida importante para contornar crises de energia e obter o desenvolvimento sustentável.

Contudo, ressalta-se que os determinantes das emissões de CO₂ são diversos e abrangem ampla gama de fatores socioeconômicos e tecnológicos. Assim, podem variar de região para região, com influência de sua estrutura econômica, sistema energético e população existente.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Todos os autores declararam não haver qualquer potencial conflito de interesses referente a este artigo.

REFERÊNCIAS

- BAIOCCHI, G.; MINX, J.; HUBACEK, K. The impact of social factors and consumer behavior on carbon dioxide emissions in the United Kingdom: a regression based on input-output and geodemographic consumer segmentation data. **Journal of Industrial Ecology**. v.14, n.1, p.50-72, 2010.
- CHEN, L.; XIN, L.; SHENG, X.; LINGFEI Q.; MINXI, W. Carbon intensity and emission reduction potential in China: spatial measuring method. **Journal of Economic Structures**, v.8, n.11, 2019.

- IPCC - Intergovernmental Panel on Climate Change, 2014. **Synthesis Report**. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, R.K. Pachauri and L.A. Meyer (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland, 151 p.
- COSTA, N.L.; SANTANA, A.C. de; MATTOS, C. A.C. Análise dos determinantes da produção agropecuária do Rio Grande do Sul. **Ensaios FEE**, v. 36, n. 1, p. 159-178, 2014.
- DANISH, M.A.; BALOCH, M.A.; MAHMOOD N.; ZHANG, J.W. Effect of natural resources, renewable energy and economic development on CO₂ emissions in BRICS countries. **Science of the Total Environment**. v.678, p.632-638, 2019.
- DONG, F.; YU, B.; PAN, Y. Examining the synergistic effect of CO₂ emissions on PM_{2.5} emissions reduction: evidence from China. **Journal of Cleaner Production**. v.223, p.759-771, 2019.
- FAN, W.; HAO, Y. An empirical research on the relationship amongst renewable energy consumption, economic growth and foreign direct investment in China. **Renewable Energy**. v.146, p.598-609, 2019.
- FERNANDO, Y.; HOR, W. L. Impacts of energy management practices on energy efficiency and carbon emissions reduction: a survey of Malaysian manufacturing firms. **Resources. Conservation and Recycling**, v.126, p.62-73, 2017.
- GUESNERIE, R. A future for Kyoto? **PSE Working Paper**. v.1, n.8, Paris, 2006.
- HOFFMANN, R. **Análise de regressão: uma introdução à econometria** [recurso eletrônico]. 5. Ed. Piracicaba: O Autor, 2016. 393 p.
- HOSSEINI, S.M.; SAIFODDIN, A.; SHIRMOHAMMADI, R.; ASLANI, A. Forecasting of CO₂ emissions in Iran based on time series and regression analysis. **Energy Reports**, v.5, p.619-631, 2019.
- HUNG, C.C.; HSUA, S.; CHENG, K. Quantifying city-scale carbon emissions of the construction sector based on multi-regional input-output analysis. **Resources. Conservation and Recycling**, v.149, p.75-85, 2019.
- JIN, L.; LIU, B.; WANG, P.; YAO, H.; ACHOLA, L.A.; KERNS, P.; LOPES, A.; YANG, Y.; HO, J.; MOEWES, A.; PEI, Y.; HE, J. Ultrasmall Au Nano catalysts supported on nitride carbon for electrocatalytic CO₂ reduction: the role of the carbon support in high selectivity. **Nanoscale**. v.10, n.30, p.14678-14686, 2018.
- LIN, B.; RAZA, M.Y. Analysis of energy related CO₂ emissions in Pakistan. **Journal of Cleaner Production**, v.219, p.981-993, 2019.
- MONTOYA, M.A.; PASQUAL, C.A.; LOPES, R.; GUILHOTO, J. Consumo de energia, emissões de CO₂ e a geração de renda e emprego no agronegócio brasileiro: uma análise insumo–produto. **Economia Aplicada**. V.20, n.4, p.383-413, 2016.
- MUHAMMAD, B. Energy consumption, CO₂ emissions and economic growth in developed, emerging and Middle East and North Africa countries. **Energy**. v.179, p.232-245, 2019.
- PÉREZ, K.; ARAYAB, M.C.G.; IRIARTEB, A. Energy and GHG emission efficiency in the Chilean manufacturing industry: sectoral and regional analysis by DEA and Malmquist indexes. **Energy Economics**. V.66, p.290-302, 2017.
- SANTANA, A. C. de. **Métodos quantitativos em economia: elementos e aplicações**. Belém: UFRA, 2003.
- SOARES, T.C.; LIMA, J.E. de. Uma análise entre a energia, renda e emissões de CO₂: evidências para o Brasil, 1962-2007. **Textos de Economia**. Florianópolis, v.16, n.1, p.11-35, 2013.
- WANG, J.; HU, M.; TUKKER, A.; RODRIGUES, J.F.D. The impact of regional convergence in energy-intensive industries on China's CO₂ emissions and emission goals. **Energy Economics**. v.80, p.512-523, 2019.
- WOOLDRIDGE, J.M. **Introductory econometrics: a modern approach**. Nelson Education, 2016.