

ANÁLISE TEMPORAL DO ÍNDICE DE CARBONO EFICIENTE (ICO2) ATRELADO ÀS COMPANHIAS QUE ADOTARAM GESTÃO SUSTENTÁVEL NAS EMISSÕES DE CO2

Michael Linker (IC) e Orlando Y. E. Albarracín (orientador)

Apoio: PIBIC Mackpesquisa

RESUMO

O comportamento do Índice de Carbono Eficiente (ICO2) foi criado para discutir as condutas das companhias brasileiras sobre a emissão de gases de efeito estufa e incentivar as companhias de capital aberto, a introduzirem práticas ecologicamente adequadas e a serem transparentes em relação a emissão direta. A análise neste trabalho foi feita por meio dos modelos ARMA- GARCH, no período de janeiro de 2014 a dezembro de 2021. A volatilidade do índice foi analisada, calculando-se primeiramente os log-retornos, os quais permitem analisar a variação diária de séries temporais na escala logaritmo neperiano. O modelo final foi ARMA (29,0)-GARCH(1,1) onde identificaram-se períodos com maior volatilidade destacando-se os meses de março e abril de 2020, momento relacionado com as diretrizes adotadas pelo Brasil para combater o COVID-19 e que afetou de maneira geral as bolsas mundiais e principalmente a operação das empresas, que foram obrigadas a se desenvolver no quesito governamental. O segundo cenário relaciona-se com os escândalos políticos em maio de 2017 que envolveram o presidente do Brasil. É possível verificar as variáveis que mais impactaram o índice, porém não é possível correlacionar o ganho financeiro das empresas e sua participação no índice, uma vez que as maiores empresas do Brasil fazem parte do ICO2.

Palavras-chave: Carbono Eficiente, ARCH, GARCH

ABSTRACT

The behavior of the Carbon Efficient Index (ICO2) created to follow the conduct of Brazilian companies on the emission of greenhouse gases and to encourage publicly traded companies to introduce ecologically appropriate practices and to be transparent in relation to direct emissions was analyzed in this work using ARMA-GARCH models from January 2014 to December 2021. The volatility of the index was analyzed by first calculating the log-returns, which allow the analysis of the daily variation of time series on the Naperian logarithm scale. The final model was ARMA (29.0)-GARCH(1.1) which periods with greater volatility were identified, highlighting the months of March and April 2020, a moment related to the guidelines adopted by Brazil to combat COVID -19 and which generally affected world stock exchanges and mainly the operation of companies, which were forced to develop in terms of government and social, the second scenario relates to the political scandals in May 2017 that involved the president of Brazil. Finally, we can observe the great evolution and involvement of companies with ecological practices, which are increasingly required to develop policies that do not harm the environment, and through ICO2, achieve shareholders who really care about a greater cause. It is possible to verify the variables that most impacted the index, but it is not possible to correlate the financial gain of the companies and their participation in the index, since the largest companies in Brazil are part of the ICO2.

Keywords: Carbon Efficient Index, ARCH, GARCH.

1. INTRODUÇÃO

O aquecimento global e as mudanças climáticas são problemas decorrentes das atividades industriais que, desde a Revolução Industrial no século XVIII, utilizam a queima de combustíveis fósseis nos seus processos, aumentando a emissão de Gases de Efeito Estufa (GEE), que se acumulam na atmosfera e provocam um aumento da temperatura do planeta (BUDOIA FILHO; HUMBERTO, 2016). Assim, desde o final do século XX, a comunidade internacional e os agentes econômicos passaram a destacar a necessidade de elaborar diretrizes e recomendações para um desenvolvimento sustentável, buscando a adoção de práticas que tenham menor impacto ambiental.

Na primeira Conferência das Nações Unidas sobre as Mudanças Climáticas (COP), em 1995, foram traçadas pela primeira vez, entre líderes mundiais, metas e acordos em relação a sustentabilidade mundial. Com o aumento da emissão de gases de efeito estufa e os problemas climáticos, a maioria dos países aderiram a uma série de políticas de mitigação de gases causadores do efeito estufa, visando combater as mudanças climáticas. Um dos principais acordos feitos relacionado a este tema foi o “Acordo de Paris”, que começou em 2015 na COP21, onde 195 países se comprometeram a diminuir em 100%, até 2050, os níveis de emissão de GEE e limitar o aumento médio de temperatura global a 2 graus Celsius. Na COP26 realizada em 2021, o governo brasileiro, que ocupa o décimo segundo lugar no *ranking* de países que mais emitem GEE, se comprometeu a reduzir a emissão de metano em 30% até 2030 (GLOBAL CARBON ATLAS, 2020).

Em 2010, com o objetivo de discutir as condutas das companhias brasileiras sobre a emissão de gases de efeito estufa, foi desenvolvido o Índice de Carbono Eficiente (ICO2) em parceria entre a bolsa de valores do Brasil (Brasil, Bolsa, Balcão (B3)) e o Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES). A criação deste índice incentiva as companhias de capital aberto a introduzirem práticas ecologicamente adequadas e a serem transparentes em relação a emissão direta (que são provenientes de fontes que pertencem ou são controladas pela empresa inventariante) e indiretas (atividades da empresa que ocorrem em fontes que pertencem ou são controladas por outra organização) de GEE, trazendo para os investidores um indicador do desempenho médio ponderado das cotações dos ativos destas companhias, levando em consideração suas respectivas emissões de GEE (B3, 2017).

A partir de 2019, as empresas integrantes do IBrX100, que é o indicador do desempenho médio dos 100 ativos de maior negociabilidade do mercado de ações brasileiro, passaram a ser convidadas para participar do índice, ampliando as companhias participantes que, até então, eram apenas aquelas listadas no IBrX 50. O critério de ponderação das cotas é feito a partir da razão entre as emissões de GEE informadas no inventário anual e a Receita Bruta reportada nas

demonstrações financeiras, possibilitando assim, medir a sua sustentabilidade independentemente do tamanho da empresa ou de seu setor de atuação (BLACKROCK, 2015).

Neste trabalho é modelado ao longo do tempo o Índice Carbono Eficiente (ICO2), visando entender suas oscilações nos últimos anos, principalmente durante o período da pandemia do COVID19. Modelos de séries temporais para volatilidade são implementados para o ajuste da série.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta seção é apresentado o referencial teórico que é implementado na análise temporal do Índice Carbono Eficiente (ICO2). Para analisar a volatilidade do índice são analisados os log-retornos definidos como:

$$r_t = \ln(I_t) - \ln(I_{t-1}), \quad (1)$$

em que I_t representa o valor do índice registrado no instante t .

De tal modo, neste trabalho é analisada a variação diária do índice ICO2 na escala logarítmico neperiano ao longo do período de estudo. Os modelos de Heteroscedasticidade Condicional Autoregressiva (ARCH) propostos por Engle (1982) e generalizados por Bollerslev (1986), GARCH, são implementados para modelar a volatilidade ou variância condicional dos log-retornos, r_t , definidos em (1).

Nos modelos GARCH, assim como nos modelos ARCH, a volatilidade da série no instante t pode ser modelada usando-se valores defasados da série ao quadrado. Já os modelos GARCH estendem os modelos ARCH permitindo adicionar valores defasados da volatilidade. O modelo GARCH(m, n) é definido por:

$$\begin{aligned} r_t &= \sqrt{\sigma_t} \varepsilon_t \\ \sigma_t &= \omega + \sum_{i=1}^m \alpha_i r_t^2 + \sum_{j=1}^n \beta_j \sigma_{t-j}, \end{aligned} \quad (2)$$

em que os log-retornos r_t tem média zero e variância condicional dada por $\sigma_t = \text{Var}(r_t | r_{t-1}, r_{t-2}, \dots, r_1)$, ε_t são variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas.

Na prática, geralmente assume-se que r_t segue uma distribuição normal com média zero e variância 1 ou uma distribuição *t-student* a qual permite modelar caldas pesadas decorrentes de altos valores isolados. Os parâmetros do modelo $\alpha_1, \dots, \alpha_m; \beta_1, \dots, \beta_n; \omega$ são estimados por meio do método de máxima verossimilhança. Vale destacar que o modelo GARCH($m, 0$) é equivalente ao modelo ARCH(m).

Usualmente, os log-retornos, r_t , são estacionários e independentes, no entanto, eles podem apresentar correlação serial. Os modelos Autoregressivos de Médias móveis (ARMA) podem ser implementados para modelar essa dependência serial. Nestes modelos, assume-se que o valor da série no instante t pode estar relacionado com valores da série e de erros aleatórios defasados. Neste trabalho são considerados os modelos ARMA-GARCH para modelar a volatilidade da série ICO2. O modelo é definido como:

$$\begin{aligned} r_t &= \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j e_{t-j} + u_t \\ u_t &= \sqrt{h_t} \varepsilon_t \\ h_t &= \omega + \sum_{i=1}^m \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^n \beta_j h_{t-j}, \end{aligned} \tag{3}$$

em que h_t é a variância condicional de u_t e ε_t são variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas. Os parâmetros do modelo são estimados por meio do método de máxima verossimilhança.

3. METODOLOGIA

Os dados referentes ao valor diário de fechamento do ICO2 no período de janeiro de 2014 a dezembro de 2021 foram retirados do site da B3 e analisados por meio da linguagem R. Esta pesquisa se enquadra no campo de pesquisa em Modelagem Matemática realizada em corte transversal.

Na modelagem dos log-retornos usaremos as etapas por Morettin e Toloi (2016): O primeiro passo é a checagem de estacionaridade e volatilidade dos resíduos. Caso seja necessário devem-se aplicar transformações para estabilizar a variância e retirar tendências. O segundo passo consiste em selecionar o melhor modelo ARMA para o ajuste dos log-retornos. O critério de Akaike (AIC) pode ser implementando na seleção do modelo. Devem-se chegar os resíduos para verificar o bom ajuste do modelo. Finalmente, seleciona-se um modelo GARCH para modelar a variância condicional dos log-retornos.

Esta metodologia é aplicada em diversas pesquisas, destaca-se o trabalho de Mustapa e Ismail (2019), neste usam-se os modelos ARIMA-GARCH para analisar o comportamento do índice S&P500, este índice é composto pelas 500 maiores empresas listadas na bolsa americana. Finalmente, no trabalho de Dritsaki (2018), os modelos de ARIMA- GARCH são usados para modelar o preço do petróleo. O autor utiliza a metodologia de Box-Jenkins para selecionar o melhor modelo ARIMA. Após analyses o modelo ARMA (33,14)-GARCH (1,1) trouxe os melhores resultado em termos de predizer o valor do preço do petróleo e analisar sua volatilidade ao longo do período de estudo.

4. RESULTADO E DISCUSSÃO

Nesta seção são apresentados os principais resultados obtidos da modelagem dos log-retornos do índice ICO2.

O índice é composto por empresas que fazem parte das 100 maiores empresas da B3, e que reportam o inventário de GEE anualmente. Na composição do índice são levados em consideração o grau de eficiência das emissões de gases efeito estufa e o número total de ações em circulação. Para começar o processo de entrada, a empresa deve mandar toda a documentação, que inclui tudo sobre a sua emissão de GEE durante a sua operação. As cotas do índice são calculadas a partir da razão entre as emissões de GEE e sua receita.

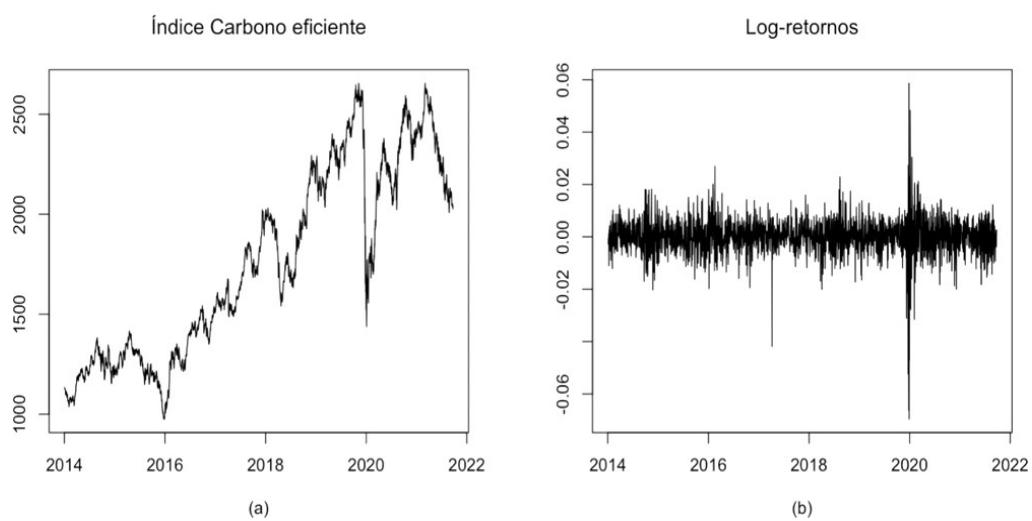
4.1. ANÁLISE DESCRIPTIVA

O comportamento diário do fechamento da série ICO2 e dos log-retornos no período de estudo é apresentado na Figura 1. Nota-se que a partir de 2016 o índice apresentou uma

tendência crescente ao longo do período de estudo, no entanto observam- se duas quedas significativas, a primeira no começo de 2018 que pode estar relacionado com

a alta no preço da gasolina, que desencadeou uma greve dos caminhoneiros, deixando o país sem abastecimento de produtos e principalmente de gasolina, neste período a B3 despencou quase 20% comparado a máxima de fevereiro, ocorreu também as eleições, que deixa o mercado e principalmente os estrangeiros com preocupações em investir no Brasil e a segunda queda em 2020 decorrente do impacto financeiro vindo do COVID-19.

Figura 1 - Série do ICO2 e os log-retornos



Fonte: Elaboração própria a partir de dados do B3 (2022).

De acordo com Seven e Yilmaz (2020), o mercado de ações brasileiro chegou a ter perdas de quase 50%, entre 19 de fevereiro de 2020 e 23 de março do mesmo ano, tendo atingido uma taxa de recuperação de 25% após esse período. A partir de maio de 2020 o índice começou a aumentar novamente, porém com valores abaixo do atingidos antes do começo da pandemia.

Neste ano também tiveram 2 *circuit breakers*, que é o fechamento das negociações na bolsa de valores por um tempo determinado, para que as ações parem de cair tanto. Quando a vacina começou a ser produzida, o mercado ficou otimista, porém logo começaram a perceber que teria uma segunda onda e o comércio ainda não poderia voltar ao normal, o que deixou os investidores ainda mais preocupados.

Quando o COVID-19 começou a se estabilizar, as internações diminuíram, e a injeção direta de dinheiro, a bolsa começou a recuperar. Nesse período observa-se a maior volatilidade (Ver Figura 1b) apresentando variações diárias, na escala de logaritmo, entre

-0,07 e 0,06. No restante da série, nota-se alguns curtos períodos de maior variabilidade, no entanto, de menor magnitude, se comparados com o período de março-abril de 2020.

Por fim, a partir de fevereiro de 2021 o índice apresenta um comportamento decrescente que pode estar relacionado com a alta da inflação causada pelo COVID, o aumento da taxa SELIC, que é a taxa básica de juros da economia brasileira, fazendo com que circule menos dinheiro no país, medida utilizada para conter a inflação. Um outro fator que possivelmente causou essa perda, foi a possibilidade de passar o teto de gastos do país, que é uma restrição fiscal que visa conter a expansão de gastos primários, para preservar a sustentabilidade das contas públicas e, em última instância, garantir ao Estado a capacidade financeira necessária ao fornecimento de serviços públicos essenciais aos cidadãos.

Os principais setores que compõem o índice ICO2 são: Bens de Primeira Necessidade, como farmácias, comida e cosméticos; Bens Industriais, como, por exemplo, montadoras de carros e companhias aéreas; Energia que são compostas pelas petrolíferas e de bioetanol; Produtos Financeiros que são os bancos e as empresas de Consumo Discricionário. Durante o período de estudo as empresas do setor de produtos financeiros representaram entre 35% e 54% do total da carteira.

Na Tabela 1 apresenta-se a participação dos principais setores que compõem o índice ICO2 ao longo do período de estudo. Os valores apresentados representam o total de cotas, em porcentagem, as quais são calculadas como a razão entre as emissões de gases de efeito estufa informadas no inventário para o ano-base e a receita bruta reportada nas demonstrações financeiras (B3, 2017).

Tabela 1 - Participação dos setores mais representativos do ICO2

Ano	Semestre	Bens de primeira necessidade	Bens Industriais	Consumo discricionário	Energia	Produtos financeiros	Outros
2014	1	23,57	5,89	3,77	5,91	37,08	23,78
	2	22,44	3,59	5,26	9,71	40,94	18,06
2015	1	29,57	2,81	3,55	4,96	38,65	20,46
	2	30,30	2,58	4,18	6,11	36,54	20,29
2016	1	30,58	2,66	4,98	6,36	35,47	19,95
	2	25,17	2,93	5,33	6,01	41,6	18,96
2017	1	21,62	3,71	4,64	5,47	47,91	16,65

	2	19,70	4,97	5,78	5,90	45,26	18,39
2018	1	17,23	2,35	5,25	12,44	47,30	15,43
	2	18,22	2,22	6,08	11,97	44,11	17,40
2019	1	7,77	4,56	4,74	12,90	54,67	15,36
	2	10,21	5,49	5,09	12,12	53,33	13,76
2020	1	10,19	11,69	9,19	12,77	46,20	9,96
	2	10,81	14,36	10,95	11,42	46,68	5,78
2021	1	15,90	11,35	13,42	7,31	36,63	15,39
	2	17,35	10,55	10,96	7,56	37,06	16,52

Fonte: Elaboração própria a partir de dados do B3 (2022).

As empresas que mais se destacam são: Banco Itaú, Ambev, Banco Bradesco, Brasil, Bolsa, Balcão(B3) e BRFS, as quais apresentaram maior participação no índice no período de estudo. O Banco Itaú desde 2014 deteve entre 12% e 17% das cotas do índice, o Banco Bradesco representou entre 6% e 14%, a Ambev, empresas de cerveja (bens de primeira necessidade), entre 4% e 15%, sendo que não participou em 2019 e 2020, o Brasil, Bolça, Balcão entre 2% e 7% e a BRF, empresa alimentícia (bens de primeira necessidade) entre 2% e 8%.

Com relação à emissão de gases efeito estufa o Banco Itaú é a companhia com maior participação no índice, de 2018 a 2020, teve uma diminuição de 21% em termos absolutos de emissões diretas e 30% de emissões indiretas e tem como planejamento, tornar toda a energia que é utilizada em energia renovável (ITAÚ, 2020). A Ambev estabeleceu um meta de reduzir as emissões entre 2013 e 2017 de 10%, porém em 2016, já havia diminuído em quase 40% e foi a primeira empresa a vender seus produtos em garrafa PET 100% reciclável desde 2012 (AMBEV, 2017).

Em 2020, o Banco Bradesco S/A assumiu o compromisso de consumir 100% energia elétrica de fonte renovável a nível nacional. Nessa abordagem, as emissões de Escopo 2 do Banco Bradesco foram 141,80 toneladas de Dióxido de Carbono equivalente (tCO2e), representando uma queda de 99,63% em relação ao ano anterior de acordo com o relatório para o próprio ICO2 (WAYCARBON, 2020).

Finalmente, para analisar a volatilidade do índice ICO2 calcularam-se medidas descritivas, por semestre, dos log-retornos definidos em (1) ao longo do período de estudo. Na Tabela 2 apresentam-se os valores da média, desvio padrão (DP), mínimo, máximo, quartis (Q1, Q2, Q3) e o coeficiente de variação (CV).

Tabela 2 - Estatística descritiva dos log-retornos

Ano	Semestre	Média	DP	Mínimo	Máximo	Q1	Mediana	Q3	CV
2014	1	0,0002	0,0048	-0,0121	0,0122	-0,0031	-0,0002	0,0043	24,8
	2	0,0001	0,0075	-0,0203	0,0183	-0,0040	-0,0002	0,0048	88,9
2015	1	0,0002	0,0052	-0,0110	0,0140	-0,0034	-0,0002	0,0043	22,6
	2	-0,0006	0,0062	-0,0162	0,0158	-0,0043	-0,0011	0,0029	10,1
2016	1	0,0005	0,0077	-0,0197	0,0270	-0,0037	-0,0004	0,0050	14,4
	2	0,0004	0,0055	-0,0194	0,0142	-0,0018	0,0011	0,0041	14,1
2017	1	0,0002	0,0060	-0,0419	0,0139	-0,0023	0,0005	0,0030	25,1
	2	0,0005	0,0043	-0,0113	0,0140	-0,0020	0,0001	0,0025	8,3
2018	1	-0,0003	0,0059	-0,0201	0,0160	-0,0034	0,0000	0,0029	18,4
	2	0,0008	0,0067	-0,0149	0,0229	-0,0040	0,0006	0,0053	8,9
2019	1	0,0005	0,0058	-0,0173	0,0175	-0,0030	0,0002	0,0044	12,2
	2	0,0004	0,0048	-0,0127	0,0091	-0,0027	0,0008	0,0040	11,2
2020	1	-0,0007	0,0173	-0,0697	0,0587	-0,0070	0,0000	0,0082	24,8
	2	0,0006	0,0068	-0,0183	0,0145	-0,0043	0,0006	0,0055	10,8
2021	1	0,0000	0,0056	-0,0200	0,0112	-0,0029	0,0001	0,0038	317,7
	2	-0,0007	0,0064	-0,0182	0,0123	-0,0050	-0,0005	0,0042	-8,5

Fonte: Elaboração própria a partir de dados do B3 (2022).

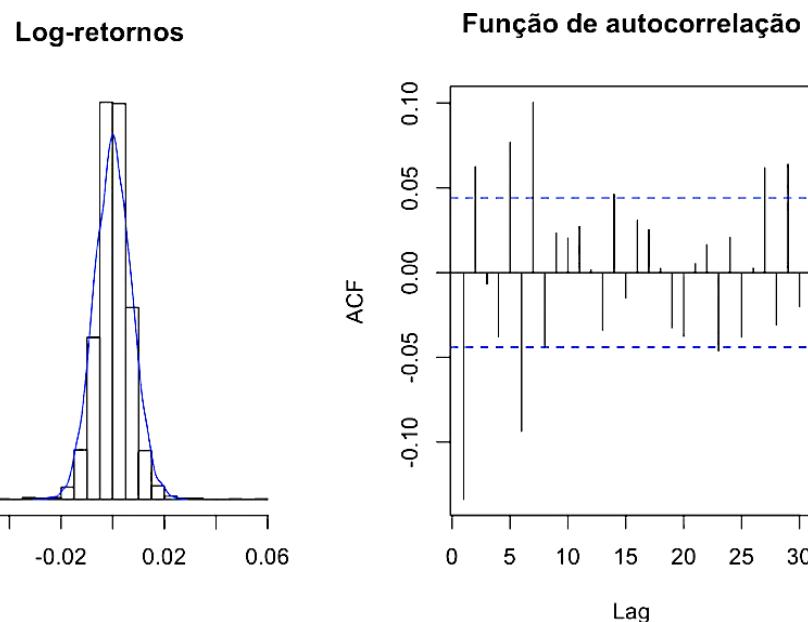
Observa-se que uma alta variabilidade no primeiro semestre de 2020, em que os log-retornos assumiram valores entre -0,07 e 0,06, já a partir do segundo semestre a variabilidade diminuiu atingindo valores entre -0,02 e 0,02 aproximadamente. Vale destacar que no primeiro semestre de 2017 observou-se um valor mínimo de -0,0419 (referente à variação do índice no dia 17 e 18 de maio, cujo valor passou de 1643,37 a 1492,32). Nesse dia, o Ibovespa chegou a cair 10,47% no *intraday*, essa variação no mercado relaciona-se após a publicação de áudios de corrupção que relacionavam ao presidente do Brasil desse ano.

4.2. MODELAGEM

Para modelar a volatilidade dos log-retornos definidos em (1), analisou-se, primeiramente, a estacionariedade da série. O teste Augmented Dickey–Fuller (ADF), que verifica se a apresenta tendência estocástica forneceu um valor-p <0,05 rejeitando-se a hipótese nula de não estacionariedade, isto é, que não existe raiz unitária. Assim, é viável implementar os modelos ARMA-GARCH apresentados na seção de Metodologia para modelar a volatilidade da série. Para estudar a distribuição e independência dos log-retornos realizou-se o histograma e a Função de Autocorrelação (ACF) (Ver Figura 2).

Nota-se que os log-retornos apresentam uma distribuição simétrica em torno de zero com caldas um pouco mais pesadas que a distribuição Normal. Observa-se também, por meio da função ACF, que os log-retornos não são independentes, uma vez que há vários valores dos *lags* fora dos intervalos de confiança. Para modelar essa correlação serial implementaram-se os modelos ARMA.

Figura 2 - Histograma log-retornos e ACF



Fonte: Elaboração própria a partir de dados do B3 (2022).

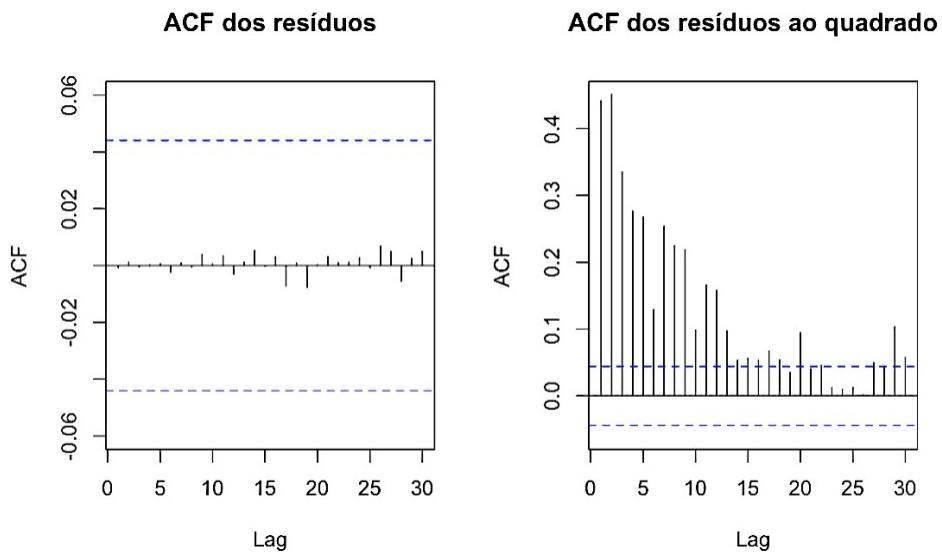
O melhor modelo foi selecionado usando-se o critério de Akaike (AIC) em que menores valores indicam um modelo com melhor ajuste (AKAIKE, 1974). O modelo ARMA(29,0), que considera valores desfasados da série (termos autorregressivos), foi selecionado como o

“melhor” modelo. A análise de resíduos evidenciou o modelo estava bem ajustado (resíduos independentes, estacionários com distribuição aproximadamente Normal). A seguir, apresenta-se o modelo estimado considerando somente os parâmetros significativamente diferentes de zero (valor-p<0,05).

$$r_t = -0,113 + 0,056 r_{t-5} - 0,064 r_{t-6} + 0,070 r_{t-7} + 0,046 r_{t-11} - 0,051 r_{t-19} + 0,061 r_{t-27} + 0,047 r_{t-29} \quad (4)$$

Na Figura 3, apresenta-se o ACF resíduos e resíduos ao quadrado deste modelo. Observa-se que os resíduos são independentes (cuja média estimada é de 0,00001). No entanto, observa-se uma dependência serial dos resíduos ao quadrado indicando que há volatilidade na série que pode ser modelada usando os modelos GARCH.

Figura 3 - ACF resíduos e resíduos ao quadrado



Fonte: Elaboração própria a partir de dados do B3 (2022)

Para confirmar a heterocedasticidade condicional dos resíduos implementou-se o teste ARCH-LM, proposto por Engle (1982), cuja hipótese nula indica que não há efeitos ARCH. Aplicando o teste para os resíduos do modelo ARMA(29,0) rejeitou-se a hipótese nula ao nível de significância de 5%. Posteriormente, identificou-se um modelo GARCH com baixa ordem conforme recomendado por Salcedo et al. (2008). Vale destacar que o Teste de Shapiro-Wilk indicou que os resíduos não seguiam uma distribuição normal, assim, ajustou-se um modelo GARCH(1,1) com erros seguindo uma distribuição *t-student*. A Tabela 3 apresenta as estimativas dos parâmetros do modelo GARCH(1,1) ajustado aos resíduos do modelo ARMA(29,0).

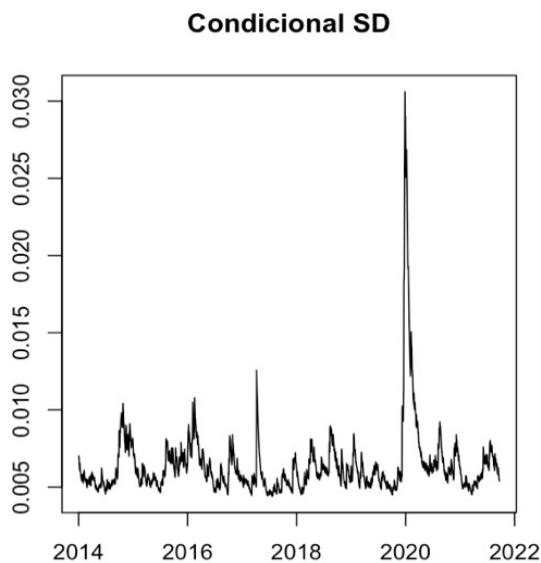
Tabela 3 - Estimativas modelo GARCH(1,1)

Parâmetro	Estimativa	Desvio Padrão	Valor-p
ω	1,438e-06	4,147e-07	<0,01
α_1	0,073	0,013	<0,01
β_1	0,892	0,018	<0,01

Fonte: Elaboração própria a partir de dados do B3 (2022).

Nota-se que todas as estimativas são diferentes de zero ao nível de significância de 5%. A estimativa do parâmetro β_1 indica que a 89,2% da volatilidade do dia anterior permanece no seguinte dia. O teste de Ljung-Box Test (lag 15) para os resíduos e resíduos ao quadrado do modelo GARCH(1,1) forneceram valor-p>0,05 não rejeitando a hipótese nula de independência dos resíduos. Na Figura 4 apresenta-se a volatilidade estimada da série.

Figura 4 - Volatilidade estimada



Fonte: Elaboração própria a partir de dados do B3 (2022).

Entre meio de março e começo de maio de 2020, foi o momento que mais houve volatilidade, ligada ao momento em que a COVID se espalhou e causou um grande movimento nas bolsas mundiais. O segundo maior pico de volatilidade foi em maio de 2017, onde de acordo com o site da UOL¹, começou o escândalo envolvendo o presidente Michel Temer e a

¹ Disponível em: <https://economia.uol.com.br/cotacoes/noticias/redacao/2017/05/18/dolar.htm>. Acesso em: ago.2022.

JBS, o mercado de dólar interrompeu as negociações, via *circuit breaker* para evitar que uma queda muito acentuada na bolsa. A terceira maior volatilidade, ocorreu em março de 2016, onde a bolsa brasileira, de acordo com o site do G1², aumentou 16,9%, decorrente de desdobramentos ligados ao processo da presente Dilma Rousseff. O último pico de volatilidade ocorreu entre meados de outubro e começo de novembro de 2014, de acordo com o site do G1³, houve uma forte alta na bolsa brasileira, nesse período a bolsa ainda apresenta uma relação com os comportamentos políticos das eleições, em que a presidente Dilma Rousseff tomou o cargo e o cenário econômico externo bem aquecido.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A implementação dos modelos ARMA-GARCH permitiu modelar o comportamento do índice ICO2 ao longo do período de estudo, identificando os períodos de alta volatilidade relacionados principalmente por cenários políticos e decorrentes das ações adotadas pelo governo brasileiro para combater o COVID-19. Observou-se que o comportamento do índice de carbono eficiente está altamente relacionado com a movimentação da bolsa brasileira uma vez que sua composição considera as empresas que fazem parte do IBRX-100 filtrando aquelas que aceitaram adotar práticas necessárias para diminuir a emissão de gases efeito estufa segundo as diretrizes do índice. Assim, a análise do impacto monetário relacionado exclusivamente deste índice torna-se difícil de ser avaliado.

Vale destacar trabalhos correlatos em que se analisou o risco de mercado das companhias que fazem parte do índice de carbono eficiente. No trabalho de André Souza (2018) realizou-se um estudo sobre o retorno das ações e sensibilidade ao risco de mercado das empresas participantes do ICO2, o resultado abordado no trabalho é de que de fato não existe uma evidência que correlacione um retorno maior das ações em comparação com as empresas que não fazem parte do índice, porém apresentam menor sensibilidade ao risco de mercado e isso não é causado pela entrada no índice e sim a causa da adesão ao índice, trazendo a hipótese que empresas menos sensíveis ao risco de mercado tendem a ter uma maior adesão ao índice.

Finalmente, novas pesquisas podem ser desenvolvidas modelando e relacionando o comportamento do ICO2 com outros índices como ISE-B3, onde se reúne empresas que fazem parte das 200 maiores empresas listadas na Ibovespa com boas práticas socioambientais e de governança corporativa, cujas ações ambientais devem ser representativas. No trabalho de Danival Sousa (2022), conclui-se que a maioria das empresas que fazem parte deste índice apresentaram uma redução no consumo de água, energia, emissão de CO2 e de resíduos sólidos. Por fim, destaca-se que em dezembro as empresas do setor financeiro continuam sendo as empresas que mais detêm cotas do índice, o banco Itaú com aproximadamente 9% das cotas totais, Eletrobras com aproximadamente 6% e banco Bradesco com aproximadamente 5% das cotas do índice.

6. REFERÊNCIAS

AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. **IEEE Transactions on Automatic Control**, Texas, v. 19, n. 6, p. 716-723, dec. 1974.

AMBEV. **AMBEV investe r\$ 1 bilhão para atingir metas ambientais**. 2017. Disponível em: <https://www.ambev.com.br/imprensa/releases/ambev-investe-r-1-bilhao-para-atingir-metas-ambientais/>. Acesso em: 05/04/2022.

B3. **Diretrizes para contabilização, cálculo e relato de emissões de GEE para fins do ICO2**. 2017. Disponível em:
<http://www.b3.com.br/data/files/44/C3/D8/6D/58DD6710FB5A3B67AC094EA8/Diretrizes-ICO2.pdf>. Acesso em 02/04/2022

² Disponível em: <https://g1.globo.com/economia/mercados/noticia/2016/03/bovespa-fecha-em-queda-mas-encerra-marco-com-forte-avanco.html> Acesso em: ago. 2022.

³ Disponível em: <https://g1.globo.com/economia/mercados/noticia/2014/10/bovespa-dispara-nesta-sexta-feira.html> Acesso em: ago. 2022.

BLACKROCK. Ishares índice carbono eficiente (ICO2) Brasil fundo de índice. 2015.

Disponível em: <https://www.blackrock.com/br/products/251711/ishares-ndice-carbono-eficiente-ico2-brasil-fundo-de-ndice-fund>. Acesso em: 02/04/2022.

CAVALCANTE, DANIVAL SOUSA. "Alterações nos Gastos Socioambientais das Empresas Pertencentes aos Índices ICO2 e ISE da B3 no Período em Torno da Pandemia Covid-19."

BOLLERSLEV, Tim. **Journal of econometrics** Vol. 31, nº. 3, p. 307-327. 1986. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0304407686900631> Acesso em: 07 abr. 2022.

BUDOIA FILHO; HUMBERTO, Paulo. **Aquecimento global e as mudanças climáticas.** 2016. 50 f. Tese (Doutorado) - Curso de Direito, Universidade Federal de Mato Grosso. Cuiabá. 2016.

DIAS, Bruna. Bradesco (ed.). **Inventário de GEE 2020.** 2020. Disponível em: https://banco.bradesco/assets/classic/pdf/sustentabilidade/2020_Bradesco_Invent%C3%A1rioGEE.pdf. Acesso em: 07 abr. 2022.

DRITSAKI, Chaido. The performance of hybrid ARIMA-GARCH modeling and forecasting oil price. **International Journal Of Energy Economics And Policy (Ijeep),** Düsternbrooker, v. 0, n. 8, p. 14-21, ago. 2018.

GLOBAL CARBON ATLAS. CO2 Emissions| Global Carbon Atlas. 2020. Disponível em: <http://www.globalcarbonatlas.org/en/CO2-emissions> Acesso em: 07 abr. 2022.

ITAÚ. Gestão Responsável: estamos comprometidos a melhorar a performance ambiental de nossas operações e promover práticas sustentáveis em nossa cadeia de fornecedores. 2020. Disponível em: <https://www.itau.com.br/sustentabilidade/show.aspx?idCanal=uYGqPD+oDpfVzJzIxfo7Q==&linguagem=pt>. Acesso em: 05/04/2022.

JANARY JÚNIOR, Projeto adapta política climática brasileira ao Acordo de Paris.

Disponível em: [https://www.camara.leg.br/noticias/846925-projeto-adapta-politica-climatica-brasileira-ao-acordo-de-paris\(ARAG%C3%83O,%20Fernando.%20Projeto%20adapta%20pol%C3%ADtica%20clim%C3%A1tica%20brasileira%20ao%20Acordo%20de%20Paris%20Fonte:%20Ag%C3%A3ncia%20C3%A2mara%20de%20Not%C3%ADcias.%20Dispon%C3%ADvel%20em:%20https://www.camara.leg.br/noticias/846925-projeto-adapta-politica-climatica-brasileira-ao-acordo-de-paris.%20Acesso%20em:%2010%20abr.%202022.\).](https://www.camara.leg.br/noticias/846925-projeto-adapta-politica-climatica-brasileira-ao-acordo-de-paris(ARAG%C3%83O,%20Fernando.%20Projeto%20adapta%20pol%C3%ADtica%20clim%C3%A1tica%20brasileira%20ao%20Acordo%20de%20Paris%20Fonte:%20Ag%C3%A3ncia%20C3%A2mara%20de%20Not%C3%ADcias.%20Dispon%C3%ADvel%20em:%20https://www.camara.leg.br/noticias/846925-projeto-adapta-politica-climatica-brasileira-ao-acordo-de-paris.%20Acesso%20em:%2010%20abr.%202022.).) Acesso em: 03 fev. 2022.

JARQUE, Carlos M.; BERA, Anil K. Efficient tests for normality, homoscedasticity and serial independence of regression residuals. **Economics letters** vol. 6, nº. 3, p. 255-259, 1980.

MUSTAPA, Farah Hayati; ISMAIL, Mohd Tahir. Titulo. **J. Phys.**: Conf. Ser. 2019. Disponível em: Acesso em ago. 2022.

REVISTA DE CONTABILIDADE E ORGANIZAÇÕES. Paraná: Universidade Federal do Paraná, 30 out. 2013.

SALCEDO, Gladys E., et al. Comparing time-varying autoregressive structures of locally stationary processes. **International journal of wavelets, multiresolution and information processing**, vol. 6, nº 1, p. 1-23, 2008.

SOUZA, André L. R. *et al.* Empresas participantes do índice carbono eficiente (ico2) - bm&fbovespa: análise comparativa do retorno das ações e sensibilidade ao risco de mercado. In: Congresso Nacional de Excelência em Gestão. 2016, Rio de Janeiro. **Anais** [...] . Rio de Janeiro: Universidade Federal Fluminense, 2016. p. 1-22.

Souza, André; Silva Junior, Antônio ; Andrade, José C.; Fernandes, M. Eduarda (2018). Retorno das ações e sensibilidade ao risco de mercado das empresas participantes do Índice Carbono Eficiente (ICO2) da B3 S.A.: um estudo comparativo. Revista Universo Contábil, ISSN 1809-3337, FURB, Blumenau, V. 14, n. 2, p. 30-60. DOI: 10.4270/RUC.2018210

VALOR ECONOMICO: **Nova carteira do Índice Carbono Eficiente tem seis empresas a menos**. Disponível em: <https://valor.globo.com/noticia/2011/09/05/nova-carteira-do-indice-carbono-eficiente-tem-seis-empresas-a-menos.ghml> Acesso em: 02 fev. 2022.

WRIBRASIL. **Os países que mais emitiram gases de efeito estufa nos últimos 165 anos**. 2019. Disponível em: <https://wribrasil.org.br/pt/blog/2019/04/ranking-paises-que-mais-emitem-carbono-gases-de-efeito-estufa-aquecimento-global>. Acesso em: 02/04/2022

Contatos: michaellinker@hotmail.com e orlando.albarracin@mackenzie.br