

Correlação Condicional Dinâmica, *Spillover* de volatilidade e *Hedge* para os Preços do Petróleo Futuro e das Ações das Principais Empresas do Setor Petrolífero

Alexandra Kelly de Moraes¹

Paulo Sérgio Ceretta²

Resumo

Neste artigo utilizou as abordagens da Correlação Condicional Dinâmica — DCC proposto por Engle (2002), a abordagem do Índice de *Spillover* de volatilidade abordado por Diebold e Yilmaz (2009, 2012, 2014, 2015) e o *Hedge* abordado por Maghyreh et al. (2017), para estudar o mecanismo de transmissão de choque, o contágio de volatilidade e a diversificação de carteira no setor petrolífero da volatilidade entre as variações de preços do petróleo e as variações dos preços das ações de empresas do setor petrolífero em um período que engloba a pandemia da covid-19. Os resultados da pesquisa sugeriram que as variações dos preços do petróleo da WTI e as empresas petrolíferas, apresentaram volatilidade expressiva, com picos sem precedentes no período da pandemia da covid-19. Além disso, os resultados sinalizaram que as transmissões de volatilidade no setor petrolífero não variam ao longo do tempo, ou seja, são semelhantes desde da crise financeira de 2007/2009. Por fim, discutiu-se a eficácia da razão ótima do *hedge* na diversificação de carteira entre o petróleo do WTI e empresas petrolíferas.

Palavras-Chave

Correlação Condicional Dinâmica–DCC; *Spillover* de Volatilidade; *Hedge*; Petróleo.

Abstract

In this article we use the approaches of the Dynamic Conditional Correlation – standard DCC of Engle (2002), the approach of the Spillover Index of volatility of Diebold and Yilmaz (2009, 2012, 2014, 2015) and the identical hedge of Maghyreh et al. (2017), to study the shock transmission mechanism, volatility contagion and portfolio diversification in the oil sector of the volatility between changes in oil prices and changes in stock prices of companies in the oil

¹ Doutoranda – Programa de Pós-Graduação em Administração – Universidade Federal de Lavras (PPGADM/DAE-UFLA) – Campus Universitário – CEP: 37200-000 – Lavras - MG – Brazil – E-mail: akmoraes.am@gmail.com – ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5408-5658>.

² Professor – Departamento de Ciências Administrativas - Universidade Federal de Santa Maria (DCA/CCSH-UFSM) – End.: Av. Roraima, nº 1.000 – Cidade Universitária – Camobi – CEP: 97105-900 – Santa Maria-RS – Brazil – E-mail: ceretta10@gmail.com – ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8264-0439>.
Recebido: 16/03/2022. Aceito: 03/03/2023.
Editor Responsável: Pedro Luiz Valls Pereira.



sector in a period that encompasses the covid-19 pandemic. The research results suggested that changes in oil prices for the WTI and oil companies showed a significant volatility, with unprecedented peaks in the period of the covid-19 pandemic. In addition, the results signaled that volatility transmissions in the oil sector did not vary over time, that is, they are similar since the financial crisis of 2007/2009. Finally, the effectiveness of the hedge ratio in portfolio diversification between WTI oil and oil companies is discussed.

Keywords

Dynamic Conditional Correlation–DCC; Volatility Spillover; Hedge; Oil.

JEL Classification

C01, C32, C53.

1. Introdução

Recentemente, a economia global entrou em uma severa recessão, devido ao grande choque no mercado financeiro decorrente da pandemia Corona Vírus – Covid-19. Em 11 de março de 2020 a Organização Mundial declarou a covid-19 como uma crise de saúde (Cucinotta e Vanelli 2020), a doença infecciosa altamente contagiosa se espalhou rapidamente no mundo (Linton *et al.* 2020) resultando em novos casos confirmados e taxa de mortalidade a curto prazo (Qin *et al.* 2020). A covid-19 proporcionou altos níveis de incertezas e choques em países dependentes do comércio internacional, turismo, exportação de produtos primários e financiamento externos (Corbet *et al.* 2020; Ahmed e Sarkodie 2021).

Para conter a covid-19, os países adotaram medidas de distanciamento social e de restrições à mobilidade visando reduzir a circulação de pessoas (WorldBank 2020). As ações de prevenção, tiveram mais efeito no mercado financeiro em comparação com qualquer crise de saúde nas últimas décadas (Baker *et al.* 2020). Ademais, resultou em uma volatilidade sem precedentes (Goodell 2020), especificamente no mercado de petróleo (Aloui *et al.* 2020). A volatilidade no mercado futuro é resultante da excedente oferta por combustível e petróleo, e da escassez na demanda mundial por petróleo (WorldBank 2020; Baker *et al.* 2020). Diante dessa conjuntura, por exemplo, o preço do barril do petróleo do West Texas Intermediary (WTI), referência nos Estados Unidos, teve uma queda de 70% ao longo do primeiro trimestre de 2020, chegando a ser negociado a preços negativos, em -US\$ 37,63 (Ahmed e Sarkodie 2021).

A queda no preço futuro do petróleo do WTI é resultante da desaceleração econômica causada pela redução à mobilidade e a paralisação da atividade de transporte rodoviário e aéreo adotada em diversos países para fazer frente à pandemia (WorldBank 2020; Zhang *et al.* 2020; Haroon e Rizvi 2020). Neste cenário, as repercussões no mercado financeiro sobre questões como a variação do preço do petróleo futuro, a queda significativa no preço do combustível, a excessiva volatilidade do mercado do petróleo, proporcionaram incertezas na economia global (Ahundjanov *et al.* 2021). Diante destes fatores macroeconômicos, diversos acadêmicos como Corbet *et al.* (2020), Wang e Li (2021), Baker *et al.* (2020), Zhang *et al.* (2020), Haroon e Rizvi (2020), entre outros, investigaram os efeitos da covid-19 no mercado financeiro.

O comportamento das variações dos preços do petróleo do WTI no mercado futuro é resultante do forte impacto da pandemia no setor de energia (Ashraf 2020). Ademais, a recente queda significativa no preço do petróleo do WTI proporcionou um efeito de contágio entre as empresas do setor de petróleo e gás (Baker *et al.* 2020). Em um cenário de crise financeira, os autores Dornbusch, Park e Claessens (2000) e Antonakaki *et al.* (2018) explicaram que o efeito de contágio pode ser compreendido como choque ocorrido em períodos de turbulência no mercado financeiro ou acionário de um determinado país, podendo contagiar outro país. Dessa forma, observa-se a relevância em explorar como as variações do preço do contrato futuro do petróleo do WTI proporcionou um efeito contágio no mercado petrolífero durante o período da covid-19.

Nesse sentido, as repercussões no setor petrolífero e o comportamento do preço do petróleo do WTI têm proporcionado diversas discussões entre acadêmicos, em especial, sobre a volatilidade no mercado futuro durante a pandemia (Zaremba *et al.* 2020; Alqahtani *et al.* 2021). Embora já existam evidências acadêmicas recentes sobre o impacto negativo da covid-19 no mercado internacional (Heyden e Heyden 2020; Lin e Su 2021), poucos estudos buscaram explorar a correlação condicional dinâmica, o *spillover* de volatilidade e o *hedge* no mercado do petróleo (Iyke 2020; Ahundjanov *et al.* 2021; Alqahtani *et al.* 2021; Guru e Das 2021).

Assim, este estudo visa investigar a correlação condicional dinâmica, o *spillover* de volatilidade e o *hedge* entre as variações do preço do petróleo do WTI e as variações dos preços das ações das principais empresas do setor petrolífero, no período entre 5 de janeiro de 2016 a 5 de novembro

de 2021. A pesquisa revisita o artigo de Antonakakis *et al.* (2018), aplicando o Modelo de Correlação Condicional Dinâmica — DCC proposto por Engle (2002), a abordagem do Índice de *Spillover* de volatilidade abordado por Diebold e Yilmaz (2009, 2012, 2014, 2015) e o *Hedge* abordado por Maghyereh *et al.* (2017) no setor petrolífero. O estudo tem o intuito de testar, empiricamente, o mecanismo de transmissão de choque, o contágio de volatilidade e a diversificação de carteira no setor petrolífero para compreender as consequências que a crise pandêmica da covid-19 (exógena) proporcionou no mercado de energia (Ashraf 2020; Gil-Alana e Monge 2020; Narayan 2020).

Diante do exposto, é relevante o conhecimento sobre o comportamento da relação da volatilidade entre a variação diária do preço do contrato futuro do petróleo do WTI e a variação diária do preço das ações das empresas: *British Petroleum* (BP), *China National Petroleum Corporation* (CNPC), *China Petroleum & Chemical Corporation* (SINOPEC), *Petróleo Brasileiro SA* (PETRO), *EQUINOR*, *Royal Dutch Shell* (SHELL), *Ente Nazionale Idrocarburi* (ENI), *Total Energies SE* (TOTAL), *Chevron Corporation* (CHEVRON), *Exxon Mobil Corporation* (EXXON) e *Valero Energy Corporation* (VALERO). Além de contribuir para a literatura existente, este trabalho é relevante por compreender o mecanismo de transmissão de choque de volatilidade no mercado de petróleo futuro para o mercado acionário do setor de petrolífero, durante a pandemia. Outra contribuição importante do estudo é apontar se existem diferentes estratégias de diversificação no setor de petrolífero, exclusivamente entre os períodos pré-covid-19 e pós-covid-19. Os possíveis resultados desta pesquisa podem servir como base para outras pesquisas por abordar temas e métodos complexos no setor petrolífero a fim de compreender a dinâmica do mercado em crise financeiro.

O artigo está organizado da seguinte forma: além desta seção introdutória, posteriormente tem-se apresentada uma breve revisão de literatura sobre o efeito da covid-19 no mercado financeiro. A terceira seção, no que lhe concerne, apresenta o delineamento metodológico deste estudo, bem como os dados da pesquisa, para fins de análise. Finalmente, a quarta seção apresenta os resultados e discussões, seguidos pelas conclusões e sugestões para futuras pesquisas.

2. Revisão de Literatura

O contágio financeiro é definido como um aumento significativo na relação entre mercados durante um período de crise econômica (Forbes e Rigobon 2002). A pandemia da covid-19 proporcionou um impacto profundo em todos os países, afetando seriamente a economia global. Estudos sobre as implicações da covid-19 no mercado financeiro (Gil-Alana e Monge 2020; Narayan 2020) e sobre como os países responderam à crise de saúde (Sharif *et al.* 2020; Alqahtani *et al.* 2021) proporcionaram diversas repercussões acadêmicas.

Assim, pesquisadores aplicaram diferentes métodos econométricos como estudo de evento (Narayan 2020; Liu *et al.* 2020), dados em painel (Ashraf 2020), modelo intertemporal de precificação de ativos de capital (Qin *et al.* 2020), técnica de integração fracionária (Gil-Alana e Monge 2020), teste da causalidade de Granger e técnica wavelet (Sharif *et al.* 2020), modelo exponencial generalizado (Iyke 2020), o co-movimento, integração, contágio e *spillover* (Amar *et al.* 2020; Mensi *et al.* 2021), o modelo de heteroscedasticidade condicional autorregressiva generalizada e *spillover* (Corbet *et al.* 2020; Alqahtani *et al.* 2021), a variância de erro de previsão e *spillover* (Guru e Das 2021), o modelo de variância condicional e *spillover* (Farid *et al.* 2021) e o método de conectividade e *spillover* (Lin e Su 2021) para analisarem os efeitos da covid-19 no mercado financeiro e como esta impactou a atividade econômica mundial.

Para examinar os efeitos da covid-19 no mercado financeiro, os autores Zaremba *et al.* (2020) estudaram como as intervenções governamentais, destinadas a conter a propagação da covid-19, afetaram a volatilidade do mercado de ações. Observaram que as intervenções não farmacêuticas aumentaram significativamente a volatilidade do mercado de ações. Além disso, evidenciaram que as campanhas de informação antecipada sobre a covid-19 e os cancelamentos de eventos públicos foram os principais contribuintes para o crescimento da volatilidade no mercado de ações.

Baker *et al.* (2020) analisaram a oscilação diária da volatilidade no mercado entre os períodos de 1900 e 1985. Evidenciaram que nenhum surto anterior de doenças infecciosas, incluindo a gripe espanhola, afetou tanto a volatilidade no mercado de ações quanto a pandemia da covid-19. Os autores destacaram que o comportamento elevado da volatilidade no mercado de ações é decorrente das medidas de distanciamento social e as restrições

das atividades comerciais nos países para combater a disseminação da covid-19. Ashraf (2020) utilizou a técnica de dados em painel para examinar o impacto da mudança nos casos/mortes confirmados por covid-19 e como influenciou os retornos do mercado de ações. Os resultados mostraram que o mercado financeiro respondeu negativamente ao crescimento de casos confirmados por covid-19, ou seja, os retornos das ações diminuiram à medida que os números de casos confirmados por covid-19 aumentavam.

A disseminação do covid-19 proporcionou um forte impacto no mercado de energia (Gil-Alana e Monge 2020), ocasionado volatilidade no preço do petróleo futuro (Narayan 2020). Nesta perspectiva, os autores Gil-Alana e Monge (2020), Narayan (2020), Qin *et al.* (2020) e Sharif *et al.* (2020) focaram suas pesquisas em examinar a volatilidade do preço do petróleo em ralação ao avanço da covid-19. Gil-Alana e Monge (2020) utilizaram a técnica de integração fracionária para investigar o efeito da crise da covid-19 sobre as variações dos preços do petróleo bruto. Evidenciaram que a série de preço do petróleo é altamente persistente. Os resultados são consistentes com evidências de eficiência do mercado antes da crise, com o mercado de petróleo se tornando ineficiente ao incorporar os dados que cobrem a covid-19.

Narayan (2020) aplicou técnicas de estudo de evento em dados sobre as infecções por covid-19 para examinar como as notícias da covid-19 influenciaram o mercado do petróleo futuro. Os resultados mostraram que as notícias sobre o preço do petróleo, quando condicionadas aos casos da covid-19, tiveram efeitos limitados. No entanto, no estudo, quando a volatilidade do preço do petróleo foi utilizada como um limiar, observou-se que, em níveis mais altos de volatilidade, tanto os números dos casos da covid-19 como as notícias negativas sobre o preço do petróleo influenciaram o preço do petróleo no setor petrolífero.

Qin *et al.* (2020) utilizaram o modelo intertemporal de precificação de ativos de capital para analisar o mecanismo de transmissão entre a covid-19 e as variações dos preços do petróleo. Observaram que a covid-19 reduziu a demanda por petróleo, o que resultou em uma queda no valor do produto. Sharif *et al.* (2020) aplicaram o teste de causalidade de Granger usando a técnica wavelet nas variações dos preços do petróleo dos Estados Unidos (EUA) para analisar a relação tempo-frequência entre o surto da covid-19, o preço do petróleo, o risco geopolítico, a incerteza econômica e o mercado de ações dos EUA. O estudo apresentou evidências de que o surto

da covid-19 tem um impacto maior no risco geopolítico e na incerteza econômica dos EUA do que no mercado de ações. Iyke (2020) aplicou o modelo exponencial generalizado para examinar a reação dos produtores de petróleo e gás dos EUA à pandemia de covid-19, usando dados de ações de cada um dos 90 produtores de petróleo e gás. Os resultados mostraram que os produtores reagiram à covid-19 de forma heterogênea.

Alguns pesquisadores, como Corbet *et al.* (2020), Mensi *et al.* (2021), Amar *et al.* (2020), Liu *et al.* (2020), Lin e Su (2021), entre outros, revisitaram o artigo de Diebold e Yilmaz (2012) para analisar os efeitos da covid-19 na volatilidade do mercado financeiro. Diebold e Yilmaz (2012) desenvolveram uma escala denominada como índice do *spillover* para avaliar o transbordamento diário entre ativos no mercado financeiro. O índice possui uma escala de zero a cem, que mede as transmissões de choques da volatilidade, do retorno e da liquidez dos ativos entre diferentes mercados financeiros (Diebold e Yilmaz 2012).

Diebold e Yilmaz (2012) aplicaram o índice *spillover* para analisar a volatilidade total e direcional nos mercados de ações, títulos, câmbio e *commodities* dos EUA, entre os anos de 1999 a 2009. O modelo apresentado por Diebold e Yilmaz (2012) é uma estrutura autorregressiva vetorial generalizada, na qual as decomposições da variância de erro de previsão são invariantes à ordenação de variáveis. Os autores observaram evidências de que, apesar das flutuações significativas de volatilidade nos mercados de ações, títulos, câmbio e *commodities*, as repercussões de volatilidade entre esses mercados foram limitadas até a crise financeira global de 2007 (Diebold e Yilmaz 2012).

O objetivo do *spillover* de volatilidade é compreender o quanto a variação da volatilidade de um mercado pode ser explicada pela variação de outros mercados (Diebold e Yilmaz 2012; Mensi *et al.* 2021). Por exemplo, Corbet *et al.* (2020) aplicaram o índice *spillover* e a correlação condicional para examinar os mecanismos de transmissão setorial dos choques de volatilidade e contágio no setor de energia. Os resultados mostraram repercussões positivas e significativas em relação à queda dos preços do petróleo para os mercados de energia renovável e carvão. Amar *et al.* (2020) aplicaram de índice de *spillover* e a frequência de tempo para investigar *spillover* e co-movimento entre as variações dos preços de *commodities* e ações dos principais países produtores de petróleo. Os resultados mostraram a existência de uma interdependência entre os mercados de ações da China e da

Arábia Saudita, nos quais apresentaram uma integração fraca no mercado mundial. Além disso, os *spillovers* variam com o tempo e atingiram seus níveis mais altos durante a covid-19.

Mensi *et al.* (2021) investigaram o co-movimento, integração, contágio e repercussões entre o mercado de futuros de energia da Europa, óleo de aquecimento, gasolina e gás natural, em diferentes períodos de crise, usando o índice de *spillover* e os métodos wavelet. Observaram repercussões significativas de risco entre os principais mercados futuros de energia. Além disso, as repercussões são intensificadas durante a crise financeira, a crise do petróleo e o surto da covid-19. Liu *et al.* (2020) utilizaram o método de estudo de evento para avaliar o impacto de curto prazo do surto de coronavírus em 21 dos principais índices do mercado financeiro. Observaram que, no mercado de ações, os índices financeiros, principalmente das áreas mais afetadas, tiveram uma queda significativa após o surto de vírus.

Lin e Su (2021) aplicaram o método de conectividade e o *spillover* para explorar o impacto da covid-19 entre *commodities* energéticas. Os resultados mostraram que a conectividade total nas *commodities* energéticas exibiram um padrão de aumento significativo após o surto da covid-19, mas essa tendência ascendente não é sustentável. Além disso, as redes do *spillover* indicaram que existem apenas três relações de conexão pareadas que mudaram de direção antes e depois do surto da covid-19. Farid *et al.* (2021) estimaram a volatilidade intradiária, aplicando o modelo de variância condicional, para verificar a conectividade de volatilidade entre metais preciosos, energia e ações dos EUA antes e durante o surto da covid-19. O estudo mostrou efeitos significativos da pandemia nas ligações de volatilidade. Ademais, observaram que mercado de ações dos EUA foi o maior transmissor de choques de volatilidade.

Alqahtani *et al.* (2021) empregaram o modelo de heteroscedasticidade condicional autorregressiva generalizada para analisar as correlações dinâmicas e a transmissão de volatilidade entre as variações dos preços do petróleo bruto e os mercados de ações. A pesquisa mostrou que a transmissão de volatilidade do petróleo para os mercados de ações do G20 é significativa para todos os países. Além disso, com a crescente incerteza em torno da covid-19, a ligação entre o mercado de petróleo e os retornos das ações do G20 se fortalece. Guru e Das (2021) aplicaram a variância de erro de previsão para examinar o impacto da covid-19 nas repercussões da volatilidade

entre os dez principais índices setoriais da Índia. Os resultados, mostraram que o setor de energia, seguido pelo de petróleo e gás, foram os principais transmissores de volatilidade na pandemia.

Com base no modelo de correlação condicional dinâmica, o índice do *spillover* de volatilidade e o *hedge*, os autores Antonakakis *et al.* (2018) analisaram os preços do petróleo e os preços das ações das empresas de petróleo e gás durante entre os anos de 2001 a 2016. Os resultados mostraram que as correlações são impactadas por eventos econômicos globais, bem como por eventos específicos das empresas. Observaram que o petróleo do WTI é um receptor líquido de choques de contágio para a volatilidade das empresas de petróleo e gás. Ademais, mostraram que a estratégia ideal de ponderação de portfólio é mais eficaz do que a estratégia ideal de taxa de *hedge* em período de crise financeira.

3. Metodologia e Dados da Pesquisa

O estudo investiga a correlação condicional dinâmica, o *spillover* de volatilidade e o *hedge* entre o preço do petróleo futuro do WTI e o preço das ações das principais empresas do setor petrolífero, no período entre 5 de janeiro de 2016 a 5 de novembro de 2021. A pesquisa revisita o artigo de Antonakakis *et al.* (2018) aplicando o Modelo de Correlação Condicional Dinâmica — DCC da família Heteroscedasticidade Condicional Autorregressiva Generalizada GARCH proposto por Engle (2002), a abordagem do Índice de *Spillover* de volatilidade abordada por Diebold e Yilmaz (2009, 2012, 2014, 2015) e o *Hedge* abordado por Maghyreh *et al.* (2017) no setor petrolífero.

3.1. Correlação Condicional Dinâmica – DCC/GARCH

O Modelo de Correlação Condicional Dinâmica — DCC da família Heteroscedasticidade Condicional Autorregressiva Generalizada — GARCH proposto por Engle (2002) serve para estimar a correlação condicional dinâmica entre as variações de preços de séries temporais no mer-

cado financeiro por um processo GARCH (Engle 2002). Dessa forma, para avaliar as ligações dinâmicas de volatilidade no setor petrolífero, aplicou-se o modelo DCC nas variantes no tempo entre o petróleo do WTI e as das empresas de petróleo e gás. Estas informações, serão utilizadas para a construção de estratégias ótimas de diversificação da amostra.

As equações [1], [2] e [3] descrevem o modelo de correlação condicional dinâmica DCC– GARCH proposto por Engle (2002).

$$r_t = \mu_t(\theta) + \varepsilon_t, \text{ onde } \varepsilon_t/\Omega_{t-1} \sim N(0, H_t), \quad (1)$$

$$\varepsilon_t = H_t^{1/2} u_t, \text{ onde } u_t \sim N(0, I) \quad (2)$$

$$H_t = D_t R_t D_t. \quad (3)$$

Onde $r_t = (r_{it}, \dots, r_{Nt})$ é o vetor $N \times 1$ dos retornos das variáveis (WTI, BP, CHEVRON, CNCP, ENI, EXXON, PETRO, SHELL, SINOPEC, EQUINOR, TOTAL e VALERO), assim $N = 12$, $\mu_t(\theta) = (\mu_t, \dots, \mu_{Nt})$, a média do vetor condicional r_t , e H_t , a matriz de covariância condicional, $D_t = \text{diag}(h_{iit}^{1/2}, \dots, h_{NNt}^{1/2})'$ a matriz diagonal da raiz quadrada condicional da variância, onde h_{iit} é definido como um tipo de modelo GARCH univariado, e R_t é a matriz que contém a variação no tempo que define a correlação condicional $t \times (\frac{N(N-1)}{2})$ (Engle 2002), como mostra a Equação [4].

$$R_t = \text{diag}\left(q_{ii,t}^{-\frac{1}{2}}, \dots, q_{NN,t}^{-\frac{1}{2}}\right) Q_t \text{diag}\left(q_{ii,t}^{-\frac{1}{2}}, \dots, q_{NN,t}^{-\frac{1}{2}}\right) \text{ ou}, \quad (4)$$

$$\rho_{ij,t} = \rho_{ij,t} = \frac{q_{ij,t}}{\sqrt{q_{ii,t}q_{jj,t}}}.$$

Onde $Q_t = (q_{ij,t})$ é uma matriz positiva definida (simétrica) $N \times N$, como pode ser observado na Equação [5].

$$Q_t = (1 - \alpha - \beta)\bar{Q} + \alpha u_{t-1} u'_{t-1} + \beta Q_{t-1}. \quad (5)$$

Onde $u_t = (u_{1t}, u_{2t}, \dots, u_{Nt})'$ é um vetor resíduos padronizados $N \times 1$, \bar{Q} a matriz de variância incondicional $N \times N$ de u_t , e α e β são parâmetros escalares não negativos que satisfazem $\alpha + \beta < 1$ (Engle 2002; Antonakakis *et al.* 2018).

Para este estudo, o procedimento para estimar o modelo DCC–GARCH ocorreu em duas etapas. Na primeira etapa, as variâncias condicionais individuais são especificadas como processos GARCH univariados. Na segunda etapa, os resíduos padronizados da primeira etapa são usados para construir a matriz de correlação condicional dinâmica (Antonakakis *et al.* 2018). Para estimar o modelo DCC–GARCH, utilizou-se a quase-máxima verossimilhança (QML) sob uma distribuição *t-Student* multivariada (Antonakakis *et al.* 2018; Fiorentini *et al.* 2003). Aplica-se a distribuição *t-Student* multivariada à medida que a suposição de normalidade das inovações é rejeitada para cada série de volatilidade (Antonakakis *et al.* 2018).

3.2. Índice de Spillover de Volatilidade

O *spillover* de volatilidade se refere ao efeito (transmissão) na volatilidade de eventos que ocorrem em um mercado e que interferem em outro mercado (Diebold e Yilmaz 2012). Estes eventos podem ter efeitos positivos ou negativos na volatilidade de um mercado e incluem calamidades naturais, pandemias ou crises políticas (Antonakakis *et al.* 2018; Corbet *et al.* 2020). Sendo assim, o estudo analisa os efeitos dos *spillovers* de volatilidade entre séries temporais do setor petrolífero a fim de compreender o mecanismo de transmissão e os efeitos de contágio de choques de volatilidade, durante a pandemia da covid-19.

Dessa forma, utilizou-se o índice de *spillover* desenvolvido por Diebold e Yilmaz (2012, 2014, 2015), baseado no modelo de vetor autorregressivo (VAR) do estudo de Sims (1980), e a variância de decomposição (Antonakakis *et al.* 2018). Além disso, aplicou-se uma estimativa de janela rolante para ilustrar a evolução dinâmica e o efeito de contágio de volatilidade da amostra. A Equação [6] descreve o vetor autorregressivo (VAR), sendo aplicada para modelar o processo de geração de dados de covariância estacionária.

$$y_{it} = \sum_{k=1}^K \theta_k y_{t-k} + \varepsilon_t \quad (6)$$

Onde $y_{it} = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{Nt})$, são vetores de variáveis endógenas, compreendendo ($n=1, \dots, 12$) sobre a volatilidade do preço do petróleo do WTI e do preço das ações das principais empresas de petróleo no dia t , $\theta_k, k=1, \dots, K$, são os coeficientes autorregressivos, $\varepsilon_t \sim (0, \Sigma)$ são os vetores de perturbações,

que são distribuídos ao longo do tempo de cada variável (Antonakakis *et al.* 2018). Na estrutura VAR generalizada, a decomposição da variância de erro de previsão *H-step-ahead* é dada por [7].

$$\phi_{ij}(H) = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e'_{iA_h} \Sigma e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e'_{iA_h} \Sigma A'_h e_i)} \quad (7)$$

Onde Σ é a matriz de variância do vetor de erro ε , σ_{jj} o desvio padrão do termo de erro para a volatilidade da variável j e e_i o vetor de seleção com 1 para em i -ésimo elemento e zero caso contrário. Isso resulta em uma matriz 12×12 , $\Phi(H) = [\phi_{ij}(H)]_{i,j=1,..,12}$, onde cada entrada dá a contribuição da variável j para a previsão da variância do erro da volatilidade da variável i (Diebold e Yilmaz 2015; Corbet *et al.* 2020).

Os principais elementos da diagonal contêm as contribuições de choques de volatilidade para a variável i para sua própria variação de erro de previsão, já que os elementos fora da diagonal representam os *spillovers* de volatilidade no mercado cruzado, onde são definidos como as contribuições de outras variáveis j para a variância do erro de previsões das variáveis i (Diebold e Yilmaz 2015; Corbet *et al.* 2020).

Visto que as quotas de contribuição da própria variância e variável cruzada não somam 1 sob a decomposição generalizada, ou seja, $\sum_{j=1}^N \phi_{ij}(H) \neq 1$, cada entrada da matriz de decomposição de variância é normalizada por sua soma de linha conforme a Equação [8].

$$\tilde{\phi}_{ij}(H) = \frac{\phi_{ij}(H)}{\sum_{j=1}^N \phi_{ij}(H)} \quad (8)$$

Diante desta análise, é possível definir um índice de *spillover* de volatilidade total, que é dado pela Equação (9), para verificar a média da variação do erro de previsão total sobre todas as variáveis (Corbet *et al.* 2020). Este indica, assim, a contribuição do choque do *spillover* de volatilidade para todas as outras variáveis (Corbet *et al.* 2020).

$$TS(H) = \frac{\sum_{i,j=1, i \neq j}^N \tilde{\phi}_{ij}(H)}{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\phi}_{ij}(H)} \times 100 = \frac{\sum_{i,j=1, i \neq j}^N \tilde{\phi}_{ij}(H)}{N} \times 100 \quad (9)$$

Dessa forma, estima-se a Equação [10], para obter imagens do *spillover* de volatilidade direcional, pela variável i de todas as outras variáveis j .

$$DS_{i \leftarrow j}(H) = \frac{\sum_{j=1, i \neq j}^N \tilde{\phi}_{ij}(H)}{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\phi}_{ij}(H)} x100 = \frac{\sum_{i,j=1, i \neq j}^N \tilde{\phi}_{ij}(H)}{N} x100, \quad (10)$$

Logo, o *spillover* de volatilidade direcional, é transmitido pela variável i para todas as outras variáveis j , como é demonstrado na Equação [11].

$$DS_{i \rightarrow j}(H) = \frac{\sum_{j=1, i \neq j}^N \tilde{\phi}_{ij}(H)}{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\phi}_{ij}(H)} x100 = \frac{\sum_{i,j=1, i \neq j}^N \tilde{\phi}_{ij}(H)}{N} x100, \quad (11)$$

O conjunto de *spillovers* de volatilidade direcional fornece uma decomposição do *spillover* de volatilidade total naqueles provenientes de (ou para) uma variável particular. A Equação [12] subtrai a Equação (10) da Equação (11) para determinar as repercussões de volatilidade líquida da variável i para todas as outras variáveis j (Diebold e Yilmaz 2015; Antonakakis *et al.* 2018). Este processo, fornecem informações se uma variável é transmissora ou receptora de choque de volatilidade, em termos líquidos (Antonakakis *et al.* 2018).

$$NS_i(H) = DS_{i \rightarrow j}(H) - DS_{i \leftarrow j}(H), \quad (12)$$

3.3. Hedge

A estratégia do *hedge* pode ser descrita como a manutenção das posições contrárias nos mercados à vista e futuro, como uma forma de obter uma proteção frente a um evento inesperado, a exemplo de crise financeira, para evitar risco provenientes das flutuações dos preços dos ativos no mercado futuro (Maghyereh *et al.* 2017; Antonakakis *et al.* 2018).

Segundo Antonakakis *et al.* (2018), para o *hedge* ótimo, o investidor assume uma posição longa nas variações dos preços do petróleo do WTI ou nas variações dos preços das empresas de petróleo e gás. Sendo assim, espera-se que a volatilidade futura seja maior em qualquer um dos ativos, em comparação com o atual nível de volatilidade. Dessa forma, o investido

deverá assumir uma posição de curto quando estiver com expectativa de diminuição da volatilidade futura. Os investidores podem estar dispostos a proteger suas posições longas ou curtas como medida de precaução para movimentos adversos de volatilidade (Antonakakis *et al.* 2018).

Com base na teoria do portfólio, as estimativas de variância condicional podem ser usadas para construir uma taxa do *hedge* e do peso de portfólio ideal (Maghyreh *et al.* 2017; Antonakakis *et al.* 2018). Uma posição longa na volatilidade do preço do petróleo do WTI, pode ser coberta em uma posição curta na volatilidade do preço das ações de uma das empresas petrolíferas c , conforme mostra a Equação [13]:

$$\beta_{oc,t} = h_{oc,t}/h_{cc,t} \quad (13)$$

Na Equação [13], o $h_{oc,t}$ é a covariância condicional das variações dos preços do petróleo do WTI (o) e das variações dos preços das ações das empresas de petróleo (c) e $h_{cc,t}$ é a variância condicional das variações dos preços das ações petrolíferas c no tempo t . O peso do portfólio ideal entre o e c são calculados pela Equação [14]:

$$w_{oc,t} = \frac{h_{cc,t} - h_{oj,t}}{h_{oo,t} - 2h_{oc,t} + h_{cc,t}} \quad (14)$$

Na equação [15], $w_{oc,t}$ é o peso da volatilidade das variações do petróleo do WTI e a volatilidade das variações de preço das ações das empresas c no tempo t . Assim, $1 - w_{oc,t}$ é o peso da volatilidade das variações de preço de uma das empresas petrolíferas c no momento t na referida carteira (Antonakakis *et al.* 2018).

$$w_{oc,t} = \begin{cases} 0, & \text{if } w_{oc,t} < 0 \\ w_{oc,t}, & \text{if } 0 \leq w_{oc,t} \leq 1 \\ 1 & \text{if } w_{oc,t} > 1 \end{cases} \quad (15)$$

Por fim, a Equação [16], estima a efetividade do *hedge*.

$$HE = \left[\frac{h_{oo,cc} - h_{\beta,w}}{h_{oo,cc}} \right] \quad (16)$$

O $h_{oo,cc}$ é a variância da posição não coberta do petróleo do WTI ou a volatilidade das ações de uma empresa de petróleo e gás estimado por um modelo DCC–GARCH (Engle 2002). O $h_{\beta,w}$ refere-se à variância da carteira coberta, tanto na estratégia do *hedge* ideal como da estratégia do peso de portfólio ideal (Maghyereh *et al.* 2017; Antonakakis *et al.* 2018).

3.4. Dados da Pesquisa

Com base no artigo de Antonakakis *et al.* (2018), este estudo revisita o Modelo de Correlação Condicional Dinâmica – DCC da família Heteroscedasticidade Condicional Autorregressiva Generalizada – GARCH proposto por Engle (2002), a abordagem do Índice de *Spillover* de volatilidade abordado por Diebold e Yilmaz (2012) e o *Hedge* abordado por Maghyereh *et al.* (2017) para investigar a relação da volatilidade entre a variação diária do preço do petróleo futuro do WTI e a variação diária do preço das ações das principais empresas do setor petrolífero, no período entre 5 de janeiro de 2016 a 5 de novembro de 2021. Na Tabela 1 são apresentadas algumas características (sede da empresa, valor de mercado, receita e lucro) das 11 grandes empresas do setor petrolífero que compõem a amostra.

Tabela 1 - Caracterização das principais empresas do setor petrolífero

Empresas	País	Valor de mercado (\$)	Receita (\$)	Lucro (\$)
British Petroleum (BP)	United Kingdom	85,88 B	151,97 B	15,09 B
China National Petroleum Corporation (CNPC)	China	-	283,9 M	4,5 M
China Petroleum & Chemical Corporation (SINOPEC)	China	70,11 B	350,88 B	24,49 B
Petróleo Brasileiro SA (PETRO)	Brazil	68,28 B	73,84 B	40,14 B
EQUINOR	Norway	85,03 B	69,41 B	18,55 B
Royal Dutch Shell (SHELL)	Netherlands	159,35 B	220,21 B	12,95 B
Ente Nazionale Idrocarburi (ENI)	Italy	46,66 B	70,42 B	10,67 B
Total Energies SE (TOTAL)	France	122,91 B	183,45 B	19,37 B
Chevron Corporation (CHEVRON)	United States	220,73 B	134,58 B	14,45 B
Exxon Mobil Corporation (EXXON)	United States	259,30 B	241,12 B	- 6,07 B
Valero Energy Corporation (VALERO)	United States	27,80 B	94,67 B	0,27 B

Nota: Adaptado do Ranking Global (2021). Dados do exercício fiscal de 2021; B = Bilhões; M = Milhão. Fonte: <https://companiesmarketcap.com/>.

A escolha das empresas de petróleo e gás da amostra é atribuída a sua representatividade no setor de energia (Antonakakis *et al.* 2018). O período da amostra da pesquisa foi escolhido pela disponibilidade de dados. Além disso, utilizou-se dado de série histórica de contrato futuro do preço do barril do petróleo do *West Texas Intermediary* (WTI) cotados em US\$/BBL. Todas as séries são expressas em dólares americanos. Os dados foram obtidos junto à base de dados *Investing.com*, totalizando 1532 observações diárias para cada série de tempo. Aplicou-se uma janela de 200 dias de negociações e um horizonte de previsão de 10 dias (Antonakakis *et al.* 2018) para se produzir um número suficiente de observações para estimar o vetor autorregressivo (VAR) (Diebold e Yilmaz 2012).

Utilizou-se a frequência diária, por ser mais adequada para estimar o *spillover* de volatilidade (Maghyreh *et al.* 2017). Adotou-se o critério de não imputação de dados faltantes, dessa forma, a empresa russa LUKOIL não foi considerada na amostra por ter muitos valores faltantes. Todas as estimativas sobre as variáveis foram obtidas com a utilização do *software* R.

4. Resultados

A análise empírica consiste em quatro etapas descritas a seguir. Inicialmente, comentam-se os resultados da evolução temporal e da estatística descritiva da volatilidade diária (retorno absoluto). Na sequência, estimam-se as correlações condicionais das variáveis ao longo tempo, de modo a avaliar as ligações dinâmicas entre as séries. Em seguida, estimam-se os efeitos de *spillover* de volatilidade das séries, de modo a compreender o mecanismo de contágio de volatilidade. Por fim, as informações foram utilizadas para a construção da diversificação de carteira e gerenciamento de risco das séries.

4.1. Estatística Descritiva do Setor Petrolífero

A Figura 1, ilustra a evolução temporal da volatilidade diária das variações do preço do petróleo futuro do *West Texas Intermediary* (WTI) e das variações do preço das ações das empresas petrolíferas: *British Petroleum* (BP), *China*

National Petroleum Corporation (CNPC), China Petroleum & Chemical Corporation (SINOPEC), Petróleo Brasileiro SA (PETRO), EQUINOR, Royal Dutch Shell (SHELL), Ente Nazionale Idrocarburi (ENI), Total Energies SE (TOTAL), Chevron Corporation (CHEVRON), Exxon Mobil Corporation (EXXON) e Valero Energy Corporation (VALERO), no período 05/01/2016 – 05/11/2021.

O retorno absoluto foi utilizado como *proxy* da volatilidade. Retorno absoluto é obtido aplicando módulo na diferença de preços, $V_{it} = |\ln P_{it} - \ln P_{it-1}|$, onde V_{it} é a volatilidade da empresa (i) (WTI) e P_{it} é o preço de fechamento diário das ações (WTI) no dia t e do dia imediatamente anterior, $t - 1$. Os dados diários foram utilizados para capturar os efeitos de curto duração dos *spillovers* de volatilidade do mercado petrolífero (Forsberg e Ghysels 2007). Ademais, para calcular o retorno absoluto, foram excluídos os valores de todas as variáveis do dia 20/04/2020, quando o preço do WTI foi negativo (-37,63). Este procedimento evita a influência de um valor extremo (*outlier*) nos resultados.

Analisando a Figura 1, pode-se observar que todas as empresas de petróleo e o WTI apresentaram alguns picos de volatilidades, sendo mais marcantes os picos durante o início da pandemia da covid-19 (março de 2020) onde, para a maioria das empresas, atingiram-se níveis sem precedentes. A empresa americana VALERO obteve um pico mais alto de volatilidade no final de 2020. É interessante evidenciar que a volatilidade da SINOPEC e CNPC (empresas da China), diferentemente das demais, apresentaram caracterização diferenciada da volatilidade no início da pandemia da covid-19.

A Tabela 2 apresenta a estatística descritiva para a volatilidade diária das variações do preço do petróleo do WTI e das variações do preço das ações das empresas petrolíferas. Pode-se observar que a PETRO apresenta a volatilidade média e desvio padrão mais elevados. Além disso, a SINOPEC e CNPC mostram os menores picos de volatilidade. A CNPC também apresentou o menor grau de assimetria, curtose e desvio padrão. É importante ressaltar que o WTI apresentou a maior volatilidade (60,168). A assimetria do WTI e das ações das empresas petrolíferas estão inclinados para a direita da média (assimetria positiva). Também observou-se que os coeficientes de curtose para todas as séries apresentam valor maior que 3, sugerindo distribuições *leptocúrticas*.

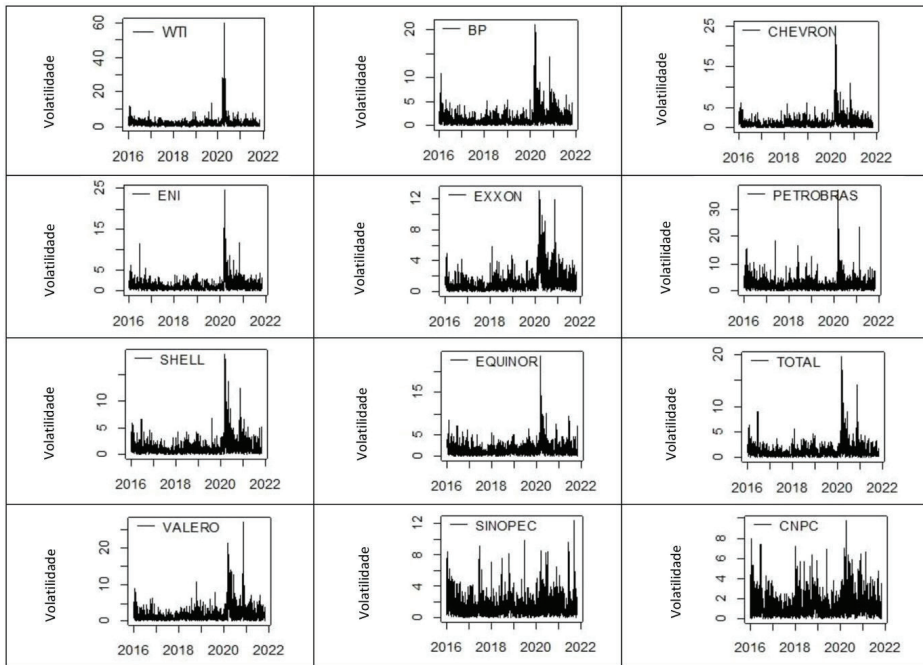


Figura 1 - Evolução temporal da volatilidade diária das variações do preço do petróleo do WTI e das ações das empresas petrolíferas (retorno absoluto no período 05/01/2016 – 05/11/2021).

Fonte: Elaborado pelos autores (2022) a partir dos dados da pesquisa.

Tabela 2 - Estatística descritiva para a volatilidade diária das variações do preço do petróleo do WTI e das ações das empresas petrolíferas (retorno absoluto no período 05/01/2016 – 05/11/2021)

	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	D. P.	Assimetria	Curtose
WTI	0,000	60,168	1,931	1,259	2,968	8,738	126,271
BP	0,000	21,201	1,356	0,887	1,684	4,583	36,007
CHEVRON	0,000	25,006	1,238	0,797	1,624	5,953	61,291
ENI	0,000	24,632	1,292	0,896	1,525	5,528	58,091
EXXON	0,000	13,039	1,215	0,796	1,375	3,240	16,887
PETRO	0,000	37,090	2,429	1,669	2,759	4,008	29,327
SHELL	0,000	18,841	1,353	0,875	1,692	4,531	33,124
EQUINOR	0,000	23,643	1,526	1,048	1,669	3,942	30,859
TOTAL	0,000	19,627	1,266	0,886	1,532	4,962	40,506
VALERO	0,000	27,157	1,730	1,123	2,070	4,189	30,689
SINOPEC	0,000	12,360	1,463	1,069	1,391	2,366	9,287
CNPC	0,000	9,774	1,343	1,001	1,225	1,892	5,046

Nota: Adicionalmente as estatísticas descritivas, foram calculados os testes de normalidade (Adjusted Jarque-Bera) e de raiz unitária (Augmented Dickey-Fuller). Em todos os casos foi rejeitada a normalidade com p-valor abaixo de 0,001 e, também, rejeitada a presença de raiz unitária com p-valor abaixo de 0,01.

4.2. Correlação Condicional Dinâmica do Setor Petrolífero

A Figura 2 ilustra os co-movimento variantes no tempo entre as variações de preço do petróleo do WTI e cada uma das empresas petrolíferas. Nota-se que após o pronunciamento da Organização Mundial sobre o início da pandemia da covid-19 em 11 de março de 2020, as correlações dinâmicas entre as variações dos preços do petróleo do WTI e as variações dos preços das ações das empresas apresentam valores extremos como, por exemplo, a correlação das variáveis apresentou flutuações em níveis baixos como WTI/SINOPEC ($\cong 0,10$), bem como em níveis altos WTI/EQUINOR ($\cong 0,50$).

É notório que a relação das variações do preço do petróleo do WTI e das variações de preço das ações das empresas petrolíferas apresentaram um aumento expressivo, precedido de uma grande queda que ocorreu em 20/04/2020. Além disso, os resultados evidenciam que o choque da covid-19 atinge fortemente tanto o petróleo do WTI quanto as empresas, mas esses choques são rapidamente dissipados. Observa-se que as correlações entre as variações do preço do petróleo do WTI e as variações do preço das ações das empresas sugerem que, durante a pandemia da covid-19, (desconsiderando-se o impacto inicial) as correlações diminuíram e iniciaram um caminho de retorno ao nível de antes do início da pandemia.

Também se observa que a SINOPEC e a VALERO apresentaram as correlações dinâmicas mais baixas, enquanto a BP, SHELL e a EQUINOR apresentaram as correlações mais elevadas. Estes resultados são interessantes, visto que Antonakakis *et al.* (2018), em sua análise de correlação condicional dinâmica entre o petróleo do WTI e as empresas, a SINOPEC e VALERO apresentaram baixa correlação, enquanto BP e SHELL apresentaram alta correlação, durante a crise financeira de 2007/2009.

As evidências sobre as correlações dinâmicas do petróleo do WTI com as empresas SINOPEC e a VALERO são interessantes, visto que essas relações das séries no tempo se mantêm desde da crise financeira de 2007/2009, principalmente a SINOPEC, dada a sua importância na indústria de petróleo e gás na China. Na sequência, discute-se os *spillovers* de volatilidade entre a WTI e as empresas de petróleo.

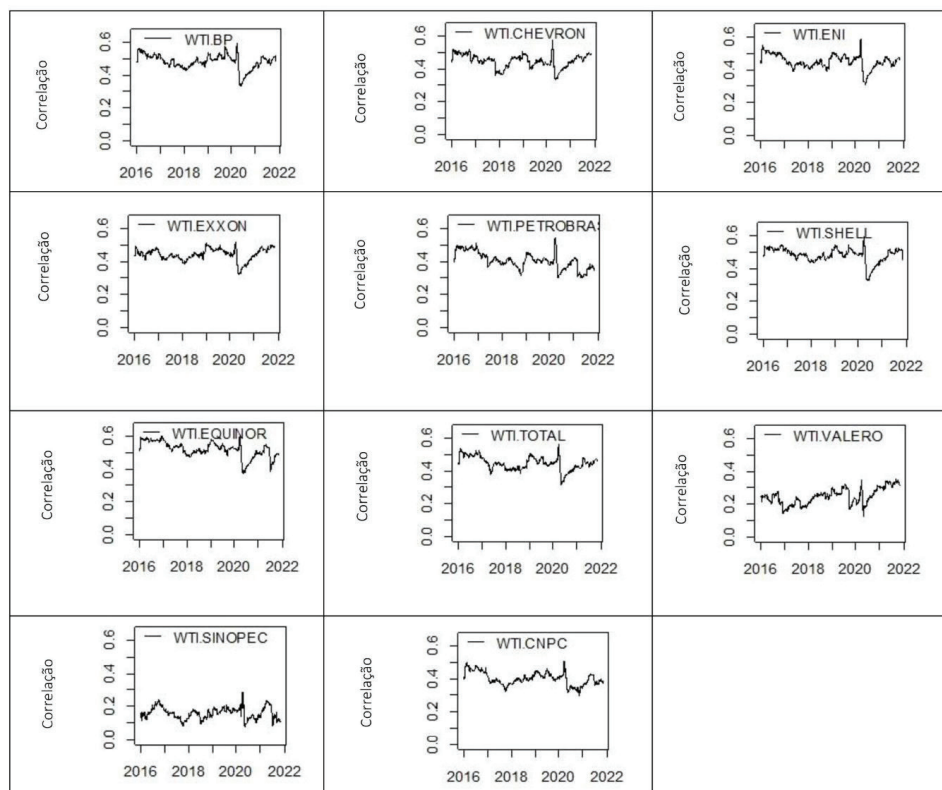


Figura 2 - Correlação condicional dinâmica entre as variações de preço do WTI e as variações do preço das ações das empresas petrolíferas. Dados diários no período de 05/01/2016 – 05/11/2021.

Fonte: Elaborado pelos autores (2022) a partir dos dados da pesquisa.

4.3. Índice de Spillover de Volatilidade do setor Petroleiro

Nesta seção, analisou-se o índice de *spillover* de volatilidade proposto por Diebold e Yilmaz (2012) para investigar os efeitos de contágio e o *spillover* de volatilidade direcional das variações do preço do petróleo futuro do WTI para as variações do preço das ações das empresas petrolíferas: BP, CNPC, SINOPEC, PETRO, EQUINOR, SHELL, ENI, TOTAL, CHEVRON, EXXON e VALERO.

A Tabela 3 apresenta o efeito *spillover* (transmissão) de volatilidade que ocorreu entre o petróleo do WTI e as empresas do setor petrolífero durante a pandemia da covid-19. Nota-se, na Tabela 3, que o Índice de Conectividade Total (TCI) é elevado (62,48%), indicando alta interdependência da volatilidade entre as séries do petróleo do WTI e das empresas. Nota-se que o efeito *spillover* de volatilidade, a SHELL (92,52%) se destacou como a empresa que mais contribuiu com as transmissões de volatilidade para as outras empresas. Além disso, as empresas EQUINOR (88,68%), BP (86,53%), TOTAL (82,92%), ENI (77,88%), EXXON (74,93%) e CHEVRON (72,82%), também foram transmissoras de volatilidade para as outras empresas. Ademais, as empresas CNPC (41,32%), PETRO (41,22%), VALERO (38,55%) e SINOPEC (13,45%) e o petróleo do WTI (38,92%) foram as empresas e o mercado que menos transmitiram volatilidade para outras empresas.

A empresa SHELL, além de ser a que mais contribuiu para a transmissão de choques para as outras empresas do petróleo, também é a que mais recebe choque de volatilidade de outras, a um nível considerado elevado (75,47%), seguido de BP (74,16%), EQUINOR (73,49%), TOTAL (72,64%), CHEVRON (70,30%). Ademais, a SINOPEC apresentou um nível baixo (30,39%), ou seja, foi a empresa que menos recebeu choques de transmissões de volatilidade de outras empresas durante a pandemia.

Os resultados dos efeitos dos *spillovers* de volatilidade líquida apresentaram que as empresas SHELL (17,06%), EQUINOR (15,19%), BP (12,37%), TOTAL (10,28%), EXXON (5,77%), ENI (6,85%) e CHEVRON (2,52%) foram as transmissoras de volatilidade líquida durante a covid-19. Além disso, observou-se que as empresas que mais receberam as transmissões líquidas de volatilidade foram a SINOPEC (-16,94%), CNPC (-14,88%), VALERO (-12,35%) e a PETRO (-9,10%).

Analisando a Tabela 3, constata-se que durante o período (05/01/2016 – 05/11/2021) as empresas SHELL, EQUINOR, BP, TOTAL, EXXON, ENI e CHEVRON foram transmissoras líquidas de volatilidade. Sob outra perspectiva, as empresas PETRO, VALERO, SINOPEC e CNPC agiram como receptoras líquidas de volatilidade. As empresas que mais apresentaram níveis elevados de transmissões líquidas de volatilidade para o petróleo do WTI, foram EQUINOR (8,88), BP (6,90) e SHELL (6,59). As transmissões líquidas de volatilidade da empresa de petróleo do WTI, foram sempre maiores do que as recepções líquidas de volatilidade da empresa

de petróleo do WTI, exceto para as empresas SINOPEC e CNPC. Estas evidências comprovam a existência de um efeito *spillover* de volatilidade significativo das variações dos preços das ações das empresas para a volatilidade das variações dos preços do petróleo do WTI.

A Figura 3 ilustra a evolução temporal do Índice de Conectividade Total (TCI) do petróleo do WTI e as empresas petrolíferas. O TCI é o cálculo a partir da variância do erro de previsão ao longo do tempo. Constatase que a conectividade total é bastante volátil. São identificadas grandes quedas abruptas e pico máximo de conectividade total durante a covid-19. Identifica-se que a conectividade total média está em torno de 85% com flutuações de $\text{TCI} \cong 35\%$ a $\text{TCI} \cong 90\%$, ao longo do período analisado.

É relevante destacar que o gráfico do TCI apresenta a ocorrência de quatro períodos de queda. O primeiro (longo) período de queda no TCI, teve início no final de 2016 e se estendeu até o início de 2018 ($\cong 35\%$). Esta queda pode ser explicada por fatores macroeconômicos, como: i) o aumento das tensões no Oriente Médio; ii) a perspectiva de extensão do acordo de corte de produção entre os países da Organização dos Países Exportadores de Petróleo – OPEP e outros países exportadores; iii) o forte crescimento da demanda no 2º trimestre de 2017; e iv) a intensa temporada de eventos climáticos no Golfo do México (World 2020). Em 2018 o setor petrolífero apresentou uma conectividade total elevada ($\cong 60\%$). Este pico é devido à decisão dos integrantes da OPEP de aumentaram a produção para 32,64 milhões bpd, para atender à demanda no mercado de petróleo (WorldBank 2020).

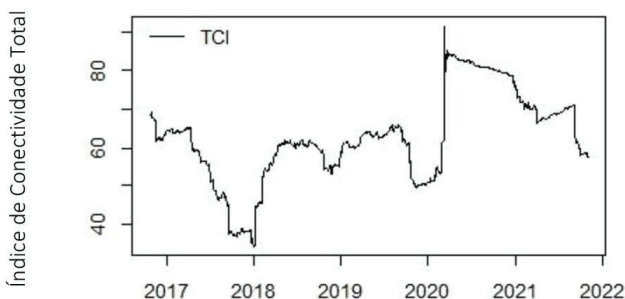


Figura 3 - Índice de Conectividade Total

Fonte: Elaborado pelos autores (2022) a partir dos dados da pesquisa

O segundo período de queda ($\cong 45\%$) ocorre em março de 2019, quando surgem os primeiros casos de covid-19 na China. Um novo colapso na demanda por petróleo ocorre em março de 2020, quando a Organização Mundial de Saúde (OMS) alterou o estado de contaminação para pandemia da covid-19. A alteração da classificação não ocorreu devido à gravidade da doença, mas devido a sua rápida disseminação geográfica. Este fato, associado às medidas mitigadoras frente a pandemia e à quebra do acordo de produção de petróleo entre a Organização dos Países Exportadores de Petróleo (OPEP) e seus parceiros, no terceiro trimestre de 2020, impulsionou o início do quarto (longo) período de queda.

As quedas na conectividade total estão associadas com a adoção das restrições de mobilidade em diversos países. Estas restrições influenciaram a redução das atividades de transportes terrestre, aéreo e marítimo que afetaram diretamente a demanda no mercado de petróleo (Rystad Energy 2020). É interessante destacar que, durante o período analisado, a conectividade dinâmica entre o petróleo do WTI e as ações das empresas petrolíferas mostraram níveis baixos de *spillover* de volatilidade, o que, de certa forma, está associado à disparidade das ações aplicadas em cada país frente a pandemia da covid-19.

Nas Figuras 4, 5 e 6, são ilustradas as repercussões sobre os *spillovers* de volatilidade direcional do petróleo do WTI e das empresas petrolíferas: BP, CNPC, SINOPEC, PETRO, EQUINOR, SHELL, ENI, TOTAL, CHEVRON, EXXON e VALERO.

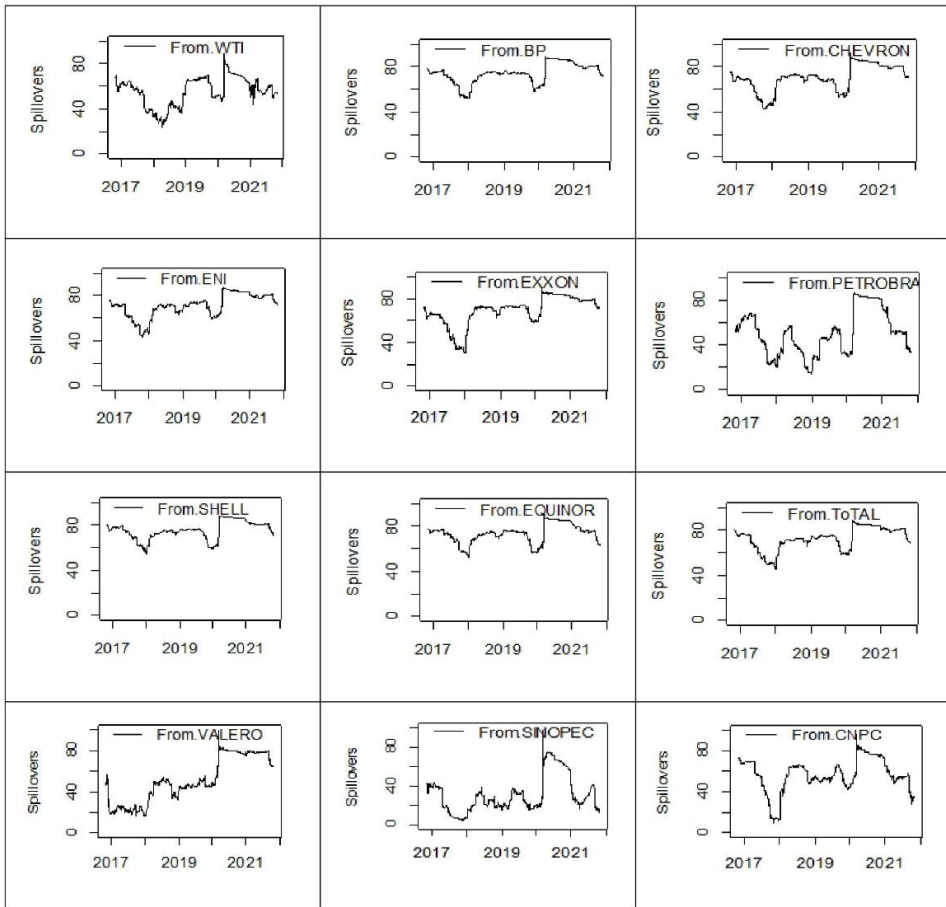


Figura 4 - *Spillover* de volatilidade direcional de todas as empresas (j) para a empresa (i)

Fonte: Elaborado pelos autores (2022) a partir dos dados da pesquisa.

A Figura 4 ilustra as repercussões do índice *from all others assets* (*From*) da amostra do estudo, estimado pela variância total do erro de previsão no tempo. Na Figura 4, observa-se que a volatilidade direcional apresentou grandes variações entre 10% até 90%. As empresas SHELL, BP, EQUINOR, TOTAL, ENI e CHEVRON foram as que mais receberam influências na volatilidade (>70%) pelas outras empresas e do petróleo do WTI. As empresas SINOPEC, PETRO, VALERO e CNPC foram as que menos receberam influência (<60%). Independente das empresas receberem mais ou menos influência na volatilidade, todas foram fortemente afetadas pelos choques da pandemia da covid-19.

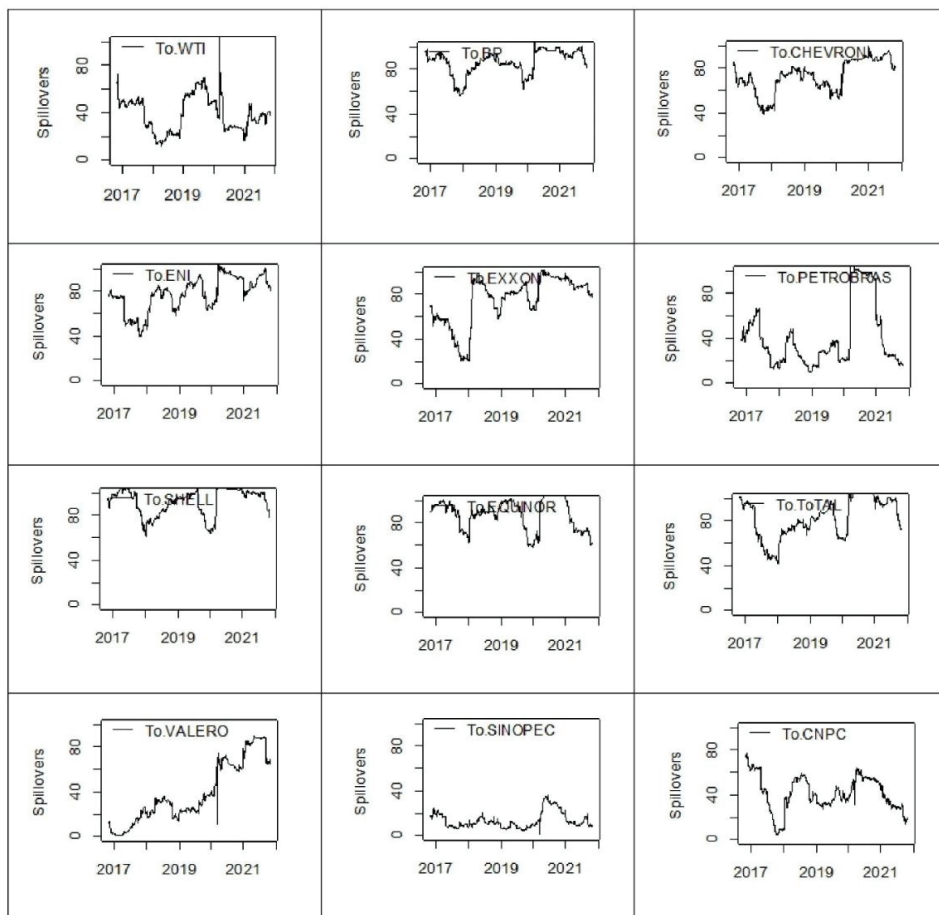


Figura 5 - *Spillover* de volatilidade direcional da empresa (*i*) para todas as outras (*j*)

Fonte: Elaborado pelos autores (2022) a partir dos dados da pesquisa

A Figura 5 ilustra as repercussões do índice *to all others assets* (*To*). O gráfico *To*, apresenta uma volatilidade direcional que oscilou entre 0,5% e 95%. Pode-se observar que, as empresas SHELL, EQUINOR, BP e TOTAL foram as que mais contribuíram para a transmissão de choques de volatilidade para o setor (>80%). As empresas SINOPEC, VALERO, PETRO e CNPC foram as empresas que menos contribuíram na transmissão de volatilidade para o setor. Durante o período da pandemia da covid-19, o *spillover* de volatilidade direcional das empresas para o setor atingiu níveis altos (em alguns casos >90%), com exceção das empresas CNPC e SINOPEC, ambas da China.

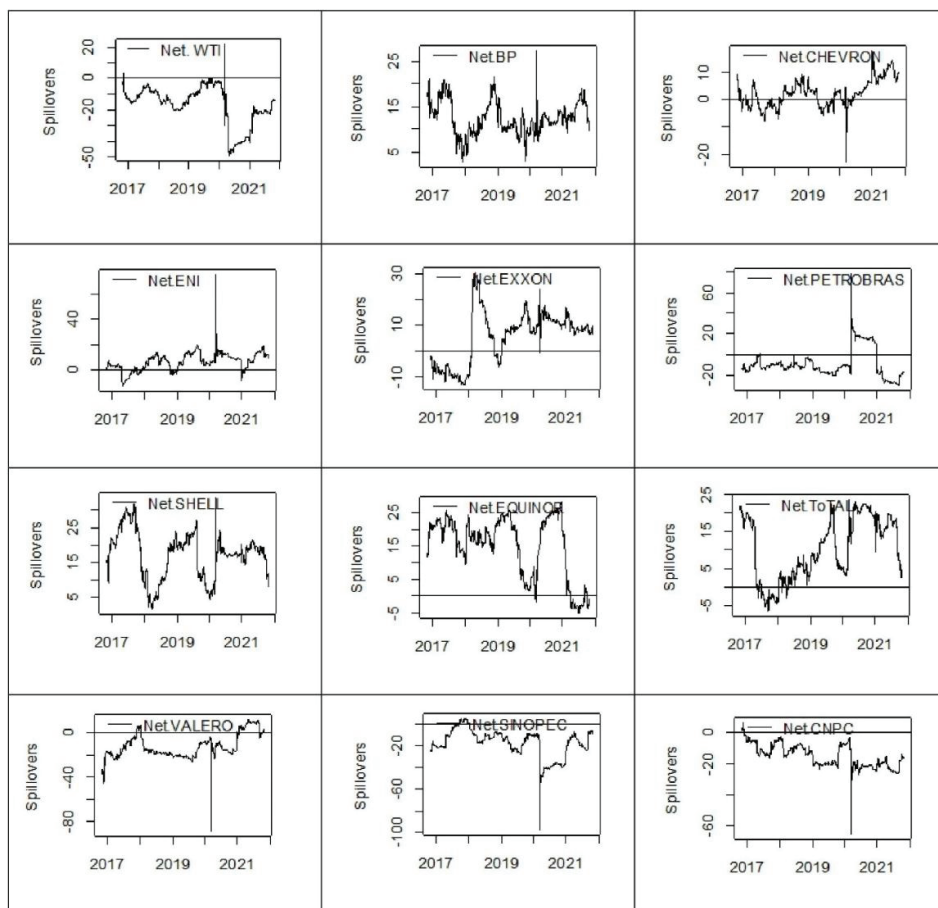


Figura 6 - *Spillover* líquido de volatilidade direcional da empresa (*i*) para todas as outras (*j*)

Fonte: Elaborado pelos autores (2022) a partir dos dados da pesquisa

A Figura 6 ilustra o *Net spillover index (Net)*, estimado pela variância total do erro de previsão ao longo do tempo. O gráfico *Net*, apresenta a volatilidade direcional com flutuações positivas (transmissor) e negativas (receptor) líquida de volatilidade. Transmissoras líquidas são as empresas que contribuem mais para o setor do que são influenciadas, e receptores líquidas são as empresas que mais influenciam o setor do que transmitem volatilidade. Constata-se que as empresas SHELL e BP são as empresas dominantes no setor, pois sempre foram transmissoras líquidas de vola-

tilidade para o setor. Vale destacar que, as empresas SINOPEC e CNPC quase sempre se caracterizam como receptores líquidas de volatilidade. Outro ponto interessante é que a PETRO age como transmissora líquida de volatilidade, apenas durante o período da pandemia da covid-19, retornando à posição de receptora a partir de 2021.

Assim, pode-se afirmar que o preço do petróleo do WTI é um receptor líquida da volatilidade das empresas do setor petrolífero. Estes resultados corroboram com os achados do estudo de Antonakakis *et al.* (2018), que analisaram o período durante a crise financeira de 2007/2009. Por exemplo, em sua análise do índice de *spillover* líquida de volatilidade, os autores Antonakakis *et al.* (2018) evidenciaram que as empresas TOTAL, SHELL e CHEVRON estão entre as cinco maiores transmissoras de volatilidade para o petróleo do WTI. Por outro lado, SINOPEC, CNPC, VALERO e PETRO foram as que menos transmitiram repercussões de volatilidade para o petróleo do WTI.

Estes resultados sugerem que o mecanismo de transmissão de volatilidade das variações dos preços das ações das empresas de petróleo para os preços do petróleo do WTI, não sofreram muitas alterações. Nossos resultados confirmam que as empresas SINOPEC, CNPC, VALERO e PETRO foram as que menos transmitiram repercussões de volatilidade para o preço do petróleo do WTI e, por outro lado, as empresas TOTAL, SHELL e CHEVRON estão entre as cinco que mais transmitiram volatilidade para o mercado do petróleo.

Em síntese, a análise do índice do *spillover* de volatilidade durante a pandemia da covid-19, mostrou quatro evidências relevantes: 1) o petróleo do WTI é impactado pelas empresas do setor petrolíferas na pandemia; 2) as empresas SINOPEC, CNPC, VALERO e PETRO foram as empresas que menos impactaram na volatilidade; 3) as empresas EQUINOR, SHELL e BP foram as empresas que mais impactaram na volatilidade do petróleo do WTI e do setor petrolífero; 4) a hierarquia de conexão da volatilidade não sofreu grandes alterações no setor petrolífero, permanecendo semelhante desde a crise financeira de 2007/2009.

4.4. Hedge

Nesta seção investigou-se a diversificação de portfólio e o risco das variações dos preços do contrato futuro do petróleo do WTI e as variações dos preços das ações das empresas petrolíferas. Para tanto, foram estimados a razão de *hedge*, peso do portfólio e o desempenho do portfólio ótimo. As estimativas foram obtidas a partir dos coeficientes de variância e covariância condicional do modelo DCC–GARCH.

A Tabela 4 apresenta o sumário da estatística da razão de *hedge* e peso do portfólio. O Painel A da Tabela 4 apresenta a razão de *hedge* (*long/short*). É notório que o valor médio na razão de *hedge* entre uma posição longa na volatilidade das variações dos preços do petróleo do WTI e uma posição curta na volatilidade das variações dos preços das ações das empresas de petróleo e gás mostrou uma variação entre \$0,21 e \$0,89 centavos de dólar. Este resultado sugere que o *hedge* mais barato para uma posição longa de \$1 dólar para o petróleo do WTI é obtido pela empresa SINOPEC (\$0,21 centavos), enquanto o mais caro é obtido pela empresa EXXON (\$0,89 centavos). Neste caso, EXXON foi a empresa do setor de petróleo e gás menos vantajosa para uma estratégia de *hedge* contra a volatilidade das variações dos preços do petróleo do WTI.

Além disso, observou-se que as médias do *hedge* no pré-covid foram de \$1,01 para a empresa EXXON e de \$0,21 centavos para a empresa SINOPEC. No pós-covid, as médias do *hedge* foram de \$0,68 para a empresa ENI e de \$0,19 centavos para a empresa SINOPEC. Portanto, as médias da razão do *hedge* mostraram que o período mais vantajoso para o investidor foi o pós-covid.

Tabela 4 - Sumário da razão de *hedge* e peso do portfólio

	Amostra completa (05/01/2016 11/05/2021)			Pré-Covid (05/01/2016 06/03/2020)			Pós-Covid (05/05/2020 11/05/2021)		
	Média	Mín.	Máx.	Média	Mín.	Máx.	Média	Mín.	Máx.
Painel A: Razão de <i>hedge</i> (long/short)									
WTI-BP	0,81	0,23	1,98	0,89	0,68	1,68	0,54	0,68	1,24
WTI-CHEVRON	0,81	0,29	1,94	0,87	0,57	1,56	0,61	0,57	1,37
WTI-ENI	0,79	0,37	2,38	0,82	0,65	1,50	0,68	0,65	1,61
WTI-EXXON	0,89	0,27	2,08	1,01	0,45	1,85	0,56	0,45	1,22
WTI-PETRO	0,35	0,07	1,70	0,35	0,39	0,70	0,31	0,39	0,91
WTI-SHELL	0,83	0,29	1,91	0,92	0,62	1,73	0,56	0,62	0,99
WTI-EQUINOR	0,73	0,25	2,12	0,76	0,70	1,19	0,60	0,70	1,44
WTI-TOTAL	0,79	0,30	2,02	0,84	0,62	1,51	0,62	0,62	1,22
WTI-VALERO	0,31	0,14	0,75	0,32	0,25	0,66	0,27	0,25	0,44
WTI-SINOPEC	0,21	0,05	1,03	0,21	0,37	0,46	0,19	0,37	0,50
WTI-CNPC	0,64	0,23	3,32	0,64	0,93	1,31	0,53	0,93	1,79
Painel B: Peso dos portfólios (WTI/Company)									
WTI-BP	0,24	0,00	1,00	0,13	0,00	0,81	0,57	0,00	1,00
WTI-CHEVRON	0,20	0,00	0,94	0,12	0,00	0,85	0,41	0,00	0,94
WTI-ENI	0,20	0,00	0,83	0,15	0,00	0,77	0,34	0,00	0,83
WTI-EXXON	0,19	0,00	1,00	0,08	0,00	0,85	0,49	0,00	1,00
WTI-PETRO	0,74	0,00	1,00	0,74	0,15	1,00	0,77	0,03	1,00
WTI-SHELL	0,22	0,00	1,00	0,11	0,00	0,68	0,52	0,01	1,00
WTI-EQUINOR	0,32	0,00	0,97	0,27	0,00	0,92	0,49	0,00	0,97
WTI-TOTAL	0,18	0,00	0,89	0,12	0,00	0,77	0,35	0,00	0,89
WTI-VALERO	0,46	0,03	0,97	0,38	0,09	0,82	0,68	0,17	0,97
WTI-SINOPEC	0,43	0,00	0,84	0,43	0,10	0,80	0,47	0,03	0,84
WTI-CNPC	0,31	0,00	0,95	0,29	0,00	0,87	0,41	0,00	0,95

Nota: A tabela apresenta as estimativas da estratégia de *hedge* do petróleo do WTI e das empresas de petróleo e gás. Equações na seção 3.3 - *Hedge*.

Fonte: Elaborado pelos autores (2022) a partir dos dados da pesquisa.

No Painel B da Tabela 4 são apresentadas as médias do peso do portfólio do petróleo do WTI e as empresas de petróleo e gás. Pode-se observar, por exemplo, que a carteira da WTI-TOTAL apresentou uma média de \$0,18 centavos de dólar para todo período amostral. Este resultado sugere

que para cada \$1 dólar investido na carteira WTI-TOTAL, \$0,18 centavos devem ser investidos no WTI e \$0,82 centavos na empresa TOTAL.

Os resultados sugerem que no período pré-covid as carteiras WTI/empresas apresentaram menor peso de portfólio. É relevante destacar que a carteira do WTI-PETRO apresentou maior média no peso do portfólio entre todas as empresas, tanto na amostra completa como nos períodos pré-covid e pós-covid. Estes resultados são semelhantes com os achados por Antonakakis *et al.* (2018).

No geral, os resultados da análise da média do peso do portfólio sugerem que a taxa ótima da estratégia do *hedge* não deve ser aplicada quando a volatilidade do petróleo do WTI for coberta pela empresa PETRO. Ademais, com base nos resultados desta pesquisa e o estudo Antonakakis *et al.* (2018), pode-se observar que a carteira WTI-PETRO apresentou peso de portfólio elevado durante o período de crise financeira 2007-2009 (Antonakakis *et al.* 2018) e durante a pandemia da covid-19.

Tabela 5 - Desempenho dos portfólios ótimos

	Razão de hedge			Pesos do portfólio		
	Sem cobertura	Ótimo	Ef. (%)	Sem cobertura	Ótimo	Ef. (%)
WTI-BP	0,035	0,024	31,63	0,035	0,034	4,58
WTI-CHEVRON	0,035	0,025	28,59	0,035	0,033	6,29
WTI-ENI	0,035	0,025	30,29	0,035	0,034	4,15
WTI-EXXON	0,035	0,026	27,91	0,035	0,034	4,75
WTI-PETRO	0,035	0,026	26,90	0,035	0,039	-10,03
WTI-SHELL	0,035	0,024	31,06	0,035	0,033	6,74
WTI-EQUINOR	0,035	0,024	33,37	0,035	0,034	5,13
WTI-TOTAL	0,035	0,025	28,53	0,035	0,033	5,62
WTI-VALERO	0,035	0,029	19,33	0,035	0,029	17,28
WTI-SINOPEC	0,035	0,029	16,98	0,035	0,032	9,82
WTI-CNPC	0,035	0,026	25,79	0,035	0,034	3,31

Nota: Ef. (%) = Efetividade do *hedge* em percentual. Todos os valores são valores médios diários. Equações na seção 3.3 - *Hedge*.

Fonte: Elaborado pelos autores (2022) a partir dos dados da pesquisa.

A Tabela 5 descreve a estratégia da efetividade do *hedge*. A Tabela mostra a razão de *hedge* e o peso de portfólio da carteira do setor petrolífero. Pode-se observar os ganhos significativos de redução de risco, seja em compa-

ração com a posição não protegida da volatilidade de uma empresa ou na volatilidade do petróleo do WTI. Nota-se que na razão do *hedge*, a maior efetividade do *hedge* para a volatilidade do petróleo do WTI pode ser obtida formando carteiras com as empresas EQUINOR, BP e SHELL. Por exemplo, um investimento de \$1 dólar na carteira WTI-EQUINOR pode ser protegido assumindo a estratégia de *hedge* com uma posição curta de \$0,24 centavos ou com pesos ótimos (variância mínima) de \$0,34 centavos. Observou-se que, no peso do portfólio, para obter maior efetividade de cobertura, os investidores das empresas VALERO e SINOPEC poderiam formar carteira com a volatilidade do petróleo do WTI.

Portanto, estes resultados sugerem que a razão de *hedge*, para o período da amostra, é mais adequada, proporcionando uma estratégia de diversificação mais eficaz para a formação de carteira entre o petróleo do WTI e as empresas petrolíferas. Esta evidência confronta os resultados de Antonakakis *et al.* (2018), que sugerem que o peso de portfólio é a estratégia de diversificação mais eficaz para a redução de risco, em relação a uma posição não coberta da volatilidade do WTI ou volatilidade das empresas petrolíferas.

5. Conclusão

Este artigo investigou a correlação condicional dinâmica, o *spillover* de volatilidade e o *hedge* entre as variações dos preços do petróleo do WTI e as variações dos preços das ações das principais empresas do setor petrolífero, no período entre 5 de janeiro de 2016 a 5 de novembro de 2021. A pesquisa revisita o artigo de Antonakakis *et al.* (2018), aplicando o Modelo de Correlação Condicional Dinâmica — DCC da família Heteroscedasticidade Condicional Autorregressiva Generalizada GARCH proposto por Engle (2002), a abordagem do Índice de *Spillover* de volatilidade abordado por Diebold e Yilmaz (2009, 2012, 2014, 2015) e o *Hedge* abordado por Maghyereh *et al.* (2017) no setor petrolífero.

Os resultados obtidos revelam padrões interessantes sobre o mecanismo de transmissão de choque, o contágio de volatilidade e a diversificação de carteira no setor petrolífero. Em síntese, os achados da pesquisa sugerem que: i) o retorno absoluto mostrou que o petróleo do WTI e as empresas de petróleo e gás apresentaram volatilidade expressiva no período da

amostra, com picos sem precedentes no período da pandemia da covid-19; ii) o *spillover* de volatilidade mostrou que as variações dos preços do petróleo do WTI é impactado pelas empresas do setor petrolíferas na pandemia; as empresas SINOPEC, CNPC, PETRO e VALERO, são as empresas que menos influenciaram a volatilidade do setor; as empresas EQUINOR, BP e SHELL, são as que mais impactaram nas variações dos preços do petróleo do WTI; iii) as transmissões de volatilidade no setor petrolífero não variam muito ao longo do tempo, ou seja, são semelhantes desde da crise financeira de 2007/2009; e iv) a estratégia de diversificação identifica que a razão de *hedge* é a mais eficaz para a formação de carteira entre o petróleo do WTI e empresas petrolíferas.

O estudo contribui para a literatura existente, investigando a existência de *spillovers* e co-movimentos de volatilidade no setor petrolífero, durante o período da pandemia da covid-19, no qual se gerou uma excessiva volatilidade nas variações dos preços do petróleo do WTI, ocasionando assim grande incerteza para o desenvolvimento econômico global. Além disso, nossos resultados abrem o caminho para pesquisas mais aprofundadas sobre estratégias de diversificação para analisar diferentes estratégia de cobertura de ativo, como a razão de *hedge* e portfólio no mercado energético. Para o investidor, a razão de *hedge* permite compreender a relação entre o tamanho da posição no mercado e o tamanho da exposição do risco tanto no petróleo do WTI quanto nas ações das empresas de petróleo. Por fim, nossos resultados são significativos para o investidor por fornecerem subsídios que possibilitam formular e analisar possíveis estratégias de diversificações de carteiras visando a proteção contra os riscos e oscilações do mercado financeiro em período de instabilidade econômica e financeira, como na pandemia da covid-19.

O estudo se limitou a existência do *spillover* e co-movimento de volatilidade entre as variações dos preços do petróleo e as variações dos preços das ações das principais empresas de petróleo, além de examinar as estratégias ótimas de diversificação, no período da pandemia da covid-19. Portanto, não foi considerado o *spillover* e co-movimento de retorno e liquidez, bem como outras empresas do seguimento de energia, a exemplo das empresas de gás natural e carvão mineral. Assim, sugerem-se essas abordagens como pesquisas futuras.

Anexo 1

Tabela 3 - Spillovers de volatilidade das variações do preço do petróleo do WTI e das variações dos preços das ações das empresas do setor petrolífero (retorno absoluto no período 05/01/2016 – 05/11/2021)

To	From											From	
	WTI	BP	CHEVRON	ENI	EXXON	PETRO	SHELL	EQUINOR	TOTAL	VALERO	SINOPEC	CNPC	Others
WTI	44,33	6,90	5,91	5,35	5,97	3,47	6,59	8,88	5,32	3,29	0,83	3,16	55,67
BP	4,35	25,84	7,57	8,90	7,43	3,84	13,48	10,59	10,12	3,28	1,02	3,57	74,16
CHEVRON	3,91	8,44	29,70	6,75	12,32	4,27	9,99	8,62	7,31	5,02	0,88	2,78	70,30
ENI	3,56	9,44	6,35	28,97	6,74	4,24	10,48	9,37	12,67	3,57	0,86	3,75	71,03
EXXON	3,88	8,28	11,76	6,87	30,84	3,89	9,52	8,30	7,56	5,00	0,90	3,19	69,16
PETRO	3,01	5,52	5,55	5,26	5,44	49,64	5,66	6,91	5,06	2,94	0,94	4,06	50,36
SHELL	4,00	12,78	8,61	9,43	8,13	3,86	24,53	10,06	10,01	3,79	1,00	3,80	75,47
EQUINOR	5,26	10,58	7,58	8,84	7,38	4,74	10,51	26,51	9,64	3,50	1,20	4,26	73,49
TOTAL	3,31	10,33	6,53	12,51	7,21	3,63	10,62	9,80	27,36	3,73	1,16	3,82	72,64
VALERO	2,37	5,35	6,42	5,24	7,06	2,90	6,13	5,54	5,53	49,10	1,28	3,08	50,90
SINOPEC	1,60	2,60	1,92	2,71	2,27	2,14	2,81	3,56	3,32	1,62	69,61	5,84	30,39
CNPC	3,65	6,30	4,62	6,04	4,96	4,26	6,72	7,06	6,40	2,80	3,38	43,80	56,20
Cont. to Others	38,92	86,53	72,82	77,88	74,93	41,26	92,52	88,68	82,92	38,55	13,45	41,32	TCI
Cont. Incl. Own	83,24	112,37	102,52	106,85	105,77	90,90	117,06	115,19	110,28	87,65	83,06	85,12	62,48
Net spillovers	-16,76	12,37	2,52	6,85	5,77	-9,10	17,06	15,19	10,28	-12,35	-16,94	-14,88	

Nota: A tabela apresenta as estimativas dos choques de volatilidade das variações do preço do petróleo do WTI e as variações de preços das empresas de petróleo e gás.

Fonte: Elaborado pelos autores (2022) a partir dos dados da pesquisa.

Referências

- Ahmed, M. Y. e S. A. Sarkodie. 2021. “Counterfactual shock in energy commodities affects stock market dynamics: evidence from the United States”. *Resour. Pol.* 72.
- Ahundjanov, B. B., S. B. Akhundjanov e B. B. Okhunjanov. 2021. “Risk perception and oil and gasoline markets under COVID-19”. *Journal of Economics and Business*, 115(C).
- Alqahtani, A., R. Selmi e O. Hongbing. 2021. “The financial impacts of jump processes in the crude oil price: evidence from G20 countries in the pre-and post-COVID-19”. *Resources Policy* 72(C).
- Aloui, D., S. Goutte, K. Guesmi e R Hchaichi. 2020. “COVID 19’s impact on crude oil and natural gas S&P GS Indexes”. Working Papers halshs-02613280.
- Amar, A. B., F. Belaid, A. B. Youssef, B. Chiao e K. Guesmi. 2020. “The unprecedented reaction of equity and commodity markets to COVID-19”. *Finance Research Letters* 38.
- Antonakakis, N., J. Cunado, G. Filis, D. Gabauer e F. Perez de Gracia. 2018. “Oil volatility, oil and gas firms and portfolio diversification”. *Energy Economics* 70: 499-515.
- Ashraf, B. N. 2020. “Stock markets’ reaction to COVID-19: cases or fatalities?”. *Research in International Business and Finance* 54.
- Baker, S. R, N. Bloom, S. J. Davis, K. J. Kost, M. C. Sammon e T. Viratyosin. 2020. “The unprecedented stock market impact of COVID-19”. *CEPR Covid Economics Review*, NBER Working Paper No. w26945.
- Corbet, S., J. W. Goodell e S. Günay. 2020. “Co-movements and spillovers of oil and renewable firms under extreme conditions: New Evidence from negative WTI prices during COVID-19”. *Energy Economics* 92.
- Cucinotta, D. e M. Vanelli. 2020. “WHO Declares COVID-19 a Pandemic”. *Acta Biomed* 91 (1): 157-160.
- Diebold, F. X. e K. Yilmaz. 2009. “Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets”. *Economic Journal* 119(534): 158-171.
- . 2012. “Better to Give than to Receive: Predictive Directional Measurement of Volatility Spillovers”. *International Journal of Forecasting* 28: 57-66.
- . 2014. “On the network topology of variance decompositions: measuring the connectedness of financial firms”. *Journal of Econometrics* 182 (1): 119-134.
- . 2015. *Financial and Macroeconomic Connectedness: A Network Approach to Measurement and Monitoring*. Oxford University Press.
- Dornbusch, R., Y. C. Park e S. Claessens. 2000. “Contagion: Understanding How It Spreads”. *World Bank Research Observer* 15 (2): 177-197.
- Engle, R. 2002. “Dynamic conditional correlation: a simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models”. *Journal of Business & Economic Statistics* 20 (3): 339-350.
- Farid, S., G. M. Kayani, M. A. Naeem e S. J. H. Shahzad. 2021. “Intraday volatility transmission among precious metals, energy and stocks during the COVID-19 pandemic”. *Resources Policy* 72 (C).
- Fiorentini, G., G. Sentana e G. Calzolari. 2003. “Maximum likelihood estimation and inference in multivariate conditionally heteroskedastic dynamic regression models with Student t innovations”. *Journal of Business & Economic Statistics* 21 (4): 532-546.
- Forbes, K. e R. Rigobon. 2001. “Measuring contagion: conceptual and empirical issues”. *International Financial Contagion* 1: 43-66.
- Forsberg, L. e E. Ghysels. 2007. “Why do absolute returns predict volatility so well?”. *Journal of Financial Econometrics* 5 (1): 31-67.
- Gil-Alana, L. A. e M. Monge. 2020. “Preços do petróleo bruto e COVID-19: Persistência do choque”. *Energy Research Letters* 1 (1): 1-4.

- Global Ranking. 2021. "Largest Companies by Market Cap". Disponível em: <https://companiesmarketcap.com/>. Acesso em: 10 mar. 2022.
- Goodell, J. W. 2020. "COVID-19 and finance: agendas for future research". *Finance Research Letters* 35.
- Guru, B. K. e A. Das. 2021. "COVID-19 and uncertainty spillovers in Indian stock market". *MethodsX* 8: 1-8.
- Heyden, K. J. e T. Heyden. 2020. "Market reactions to the arrival and containment of COVID-19: an event study". *Finance Research Letters*, 38.
- Haroon, O. e S. A. R. Rizvi. 2020. "COVID-19: media coverage and financial markets behavior—A sectoral inquiry". *J. Behav. Exp. Finance* 27.
- Iyke, B. N. 2020. "COVID-19: The reaction of US oil and gas producers to the pandemic". *Energy Research Letters* 1 (2): 13912.
- Lin, B. e T. Su. 2021. "Does COVID-19 open a Pandora's box of changing the connectedness in energy commodities?". *Research in International Business and Finance* 56.
- Linton, N. M., T. Kobayashi, Y. Yang, K. Hayashi, A. R. Akhmetzhanov, S. M. Jung, B. Yuan, R. Kinoshita e H. Nishiura. 2020. "Incubation period and other epidemiological characteristics of 2019 novel coronavirus infections with right truncation: a statistical analysis of publicly available case data". *Journal of Clinical Medicine* 9 (2): 538.
- Liu, H., A. Manzoor, C. Wang, L. Zhang e Z. Manzoor. 2020. "The COVID-19 Outbreak and affected countries stock markets response". *Int. J. Environ. Res. Public Health* 17 (8).
- Maghyereh, A. I., B. Awartani e P. Tziogkidis. 2017. "Volatility spillovers and cross-hedging between gold, oil and equities: evidence from the Gulf Cooperation Council countries". *Energy Economics* 68: 440-453.
- Mensi, W., M. U. Rehman e X. V. Vo. 2021. "Dynamic frequency relationships and volatility spillovers in natural gas, crude oil, gas oil, gasoline, and heating oil markets: Implications for portfolio management". *Resources Policy* 73.
- Narayan, P. K. 2020. "Oil price news and COVID-19-Is there any connection?". *Energy Research Letters* 1 (1).
- Qin, M., Y. C. Zhang e C. W. Su. 2020. "The Essential Role of Pandemics: A New View of the Oil Market". *Energy Research Letters* 1 (1).
- Rystad Energy, 2020. Rystad Energy Webinars: COVID-19 Update and Market Outlook. Disponível em: <https://www.rystadenergy.com/newsevents/events/rystad-energy-webinars>. Acesso em: 7 mar. 2022.
- Sharif, A., C. Aloui e L. Yarovaya. 2020. "COVID-19 pandemic, oil prices, stock market, geopolitical risk and policy uncertainty nexus in the US economy: fresh evidence from the wavelet-based approach". *International Review of Financial Analysis* 70 (C).
- Sims, C. 1980. "Macroeconomics and reality". *Econometrica* 48: 1-48.
- Wang, H. e S. Li. 2021. "Asymmetric volatility spillovers between crude oil and China's financial markets". *Energy* 233.
- WorldBank, 2020. "A Shock like No Other: the impact of COVID 19 on commodity market". Disponível em: <https://www.worldbank.org/en/news/feature/2020/04/23/coronavirus-shakescommodity-markets>. Acesso em: 3 mar. 2022.
- Zaremba, A., R. Kizys, D. Y. Aharon e E. Demir. 2020. "Infected markets: novel Coronavirus, government interventions, and stock return volatility around the Globe". *Finance Res. Lett.* 35.
- Zhang, D., M. Hu e Q. Ji. 2020. "Financial markets under the global pandemic of COVID-19". *Finance Res. Lett.* 35.