

## ***SPILOVER* DE VOLATILIDADE DIRECIONAL ENTRE *COMMODITIES* AGRÍCOLAS, PETRÓLEO E ÍNDICES FINANCEIROS**

### **Directional volatility *spillover* between agricultural *commodities*, oil and financial indices**

**Alexandra Kelly de Moraes<sup>a\*</sup>, Paulo Sergio Ceretta<sup>b</sup>**

<sup>a\*</sup>Universidade Federal de Lavras, akmoraes.am@gmail.com, ORCID: 0000-0002-5408-5658

<sup>b</sup>Universidade Federal de Santa Maria, ceretta.10@gmail.com, ORCID: 0000-0001-8264-0439

#### **RESUMO**

Este artigo utilizou a abordagem de Diebold e Yilmaz (2012) para investigar o *spillover* de volatilidade direcional entre os mercados de *commodities* agrícolas, o petróleo da *West Texas Intermediary* - WTI, S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE com base no modelo FEV/VAR juntamente com o índice *spillover*. Para analisar o comportamento da variável de volatilidade das variações de preço ao longo do tempo das *commodities* e os índices financeiros em um período de 2014 a 2021. Os resultados apresentam evidências da inexistência de uma rede conectividade de volatilidade entre as variações dos preços dos WTI e as *commodities* agrícolas. Índice *spillover* de volatilidade entre *commodities*-WTI e *commodities*-índices financeiros evidenciaram que a interação entre esses mercados, foram afetados durante o Covid-19, com repercussões positivas e negativas. Por fim, os resultados sugerem que os choques entre alguns índices e WTI, não apresentaram conexões diretas com as *commodities* agrícolas em períodos de curto prazo.

**Palavras-chave:** Oscilação de preço. FEV/VAR. *Commodities* agrícolas. Petróleo. Índices financeiros.

#### **ABSTRACT**

This article used the approach of Diebold and Yilmaz (2012) to investigate the directional volatility spillover between agricultural commodity markets, West Texas Intermediary oil - WTI, S&P 500, REITs, Treasury and ICE based on the FEV/VAR model. along with the spillover index. To analyze the behavior of the volatility variable of price changes over time of commodities and financial indices in a period from 2014 to 2021. The results show evidence of the inexistence of a volatility network connectivity between WTI price variations and agricultural commodities. Volatility spillover index between commodities-WTI and commodity-financial indices evidenced that the interaction between these markets were affected during Covid-19, with positive and negative repercussions. Finally, the results suggest that the shocks between some indices and WTI did not show direct connections with agricultural commodities in short-term periods.

**Keywords:** Price fluctuation. FEB/VAR. Agricultural commodities. Petroleum. Financial indices.

## **1. INTRODUÇÃO**

O surto da covid-19 desencadeou uma crise de saúde sem precedentes, corroborando com repercussões sociais, sanitárias e políticas. Além disso, o choque rápido e maciço da pandemia da covid-19 e as políticas de contenção necessárias para enfrentá-la (Le et al., 2021), lançou a economia mundial numa

recessão severa (Ahmed & Sarkodie, 2021). Esse cenário impactou diretamente na produção industrial, além de provocar a paralisação do comércio nacional e internacional, consumo de combustível, transportes aéreos, o mercado financeiro (Hu et al., 2021; Atkeson, 2020), bem como outros aspectos.

À medida que a covid-19 se espalhou pelos países, diversos estudos acadêmicos registraram

evidências empíricas sobre o impacto da pandemia em vários mercados (Hu et al., 2021), especialmente, no mercado financeiro (Zhang & Hamori, 2021). A ênfase nesse setor justifica-se em razão dos altos níveis de incertezas dos investidores (Le et al., 2021) e a preocupação crescente com as perspectivas econômicas (Adekoya & Oliyide, 2021).

As incertezas dos investidores durante a pandemia estão relacionadas a alta volatilidade, principalmente no comportamento dos preços das ações das empresas (Hung, 2021), sendo influenciados pelas notícias relacionadas acerca do coronavírus (Le et al., 2021). A incerteza causada pela pandemia resultou em várias quedas nos preços das *commodities*, além dos índices das empresas negociadas nas bolsas de valores (Zhang et al., 2021). Tem-se como exemplo o mercado de ações dos Estados Unidos (EUA), o qual sofreu uma desvalorização nas suas ações com três quedas consecutivas durante 15 dias de negociação em março de 2020. O mecanismo *circuit breaker*<sup>1</sup> precisou ser ativado quatro vezes dentro 10 dias, como no caso do índice da *Dow Jones Industrial Average* (DJIA) (queda de 33%) e do índice *Standard and Poor's 500* (S&P 500) (queda de 29%), ambos são os principais índices do mercado de capitais dos EUA (Ali et al., 2022).

Também houve um choque nos mercados de ações europeus e asiáticos no período pandêmico, o índice do Reino Unido (RU) e o índice FTSE 100 das maiores ações de Londres apresentaram uma redução significativa de 10% em março de 2020, enquanto o mercado de ações no Japão apresentou uma queda de 20%, em dezembro de 2019 (Ali et al., 2022). A desvalorização no mercado de ações foi fruto da orientação e decreto do *lockdown* em muitas cidades e países do mundo, o que implicou no fechamento das fronteiras e comércios internacionais, além do isolamento das pessoas nas suas residências e paralisação das atividades não essenciais (Zhang et al., 2021; Ali et al., 2022).

Outro mercado afetado pela pandemia da covid-19 foi o *Real Estate Investment Trusts* (REITs). O REITs trata-se de fundo de investimento imobiliário das principais propriedades listadas nos Estados Unidos. Este, sofreu uma queda de 10% nas primeiras semanas de abril de 2020, destacando-se como uma das maiores quedas históricas (Lin et al., 2020; Baker et al., 2020). Isto ocorreu sob a justificativa do covid-19 causar choques no consumo e despesas relacionadas com habitação (Baker et al., 2020). Estes choques ocasionaram um impacto nos preços no mercado imobiliário (Ling et al., 2020), agravando a estabilidade econômica nos EUA (Baker et al., 2020).

O cenário pandêmico gerou uma sequência de eventos no mercado financeiro (Jebabli et al., 2021). O colapso recente justifica-se devido à demanda por *commodities* energéticas, combinado com uma série de questões geopolíticas internacionais, tais como a quebra do acordo de produção de petróleo entre a Organização dos Países Exportadores de Petróleo (OPEP) (WorldBank, 2020; Corbet et al., 2021). Isto, proporcionou altos níveis de incerteza e choque negativos no preço futuro do petróleo *West Texas Intermediary* (WTI), S&P 500, REITs, *Treasury* e *Intercontinental Exchange Index* (ICE).

O WTI chegou a ser negociado por um preço negativo de -US\$ 37,63 (Le et al., 2021). A alta volatilidade de preço no petróleo do WTI - ocasionado pela pandemia - é consequência do aumento da oferta e a redução da capacidade de armazenamento do petróleo. Essa questão dificulta a operação padrão do mercado (Ahmed & Sarkodie, 2021), que resultou um cenário em que um investidor receberia mais de US\$ 40 por barril para comprar um contrato futuro na WTI, em maio de 2020, para entrega no próximo mês (Corbet et al., 2021).

Diante desta conjuntura, percebe-se que a retomada das atividades econômicas, especialmente nos mercados financeiro e *commodity*, tornou-se

um desafio durante a covid-19 em diversos países (Jebabli et al., 2021). Repercussões da pandemia ao que tange a volatilidade do mercado financeiro, excepcionalmente sobre os fatores que ocasionam a oscilação dos preços negociados nas principais bolsas mundiais, tornou-se foco de muitas discussões entre acadêmicos (Corbet et al., 2021; Le et al., 2021). Embora já existam evidências recentes sobre o impacto negativo da covid no mercado futuro (Lin & Su, 2021; Zhang et al., 2021; Ali et al., 2022), poucos estudos buscaram explorar o *spillover* de volatilidade, entre as variações de preços na agricultura, petróleo bruto, setor imobiliário, e os índices financeiros da S&P 500, *Treasury* e ICE (Caos & Cheng, 2021; Sun et al., 2021). Assim, este estudo tem como finalidade responder a seguinte questão norteadora: como o *spillover* de volatilidade de curto prazo varia no tempo entre os mercados de *commodities* agrícolas, o petróleo da *West Texas Intermediary* (WTI), REITs, S&P 500, *Treasury* e ICE?

O *spillover* é um fenômeno que busca compreender o comportamento da volatilidade nas variações de preços nos mercados financeiros (Jebabli et al., 2021), além de explicar como um mercado pode influenciar fortemente outros mercados (Le et al., 2021). Nesse contexto, o objetivo deste trabalho é explorar o *spillover* de volatilidade direcional entre as variações de preços na agricultura, petróleo bruto, setor imobiliário, e os índices financeiros da S&P 500, *Treasury* e ICE no período entre 4 de janeiro de 2014 a 7 de dezembro de 2021, negociados nas bolsas *Chicago Board of Trade (CBOT)*, *New York Mercantile Exchange (NYMEX)* e *New York Stock Exchange (NYSE)*. A pesquisa, revisita o artigo Grosche e Heckelei (2016), aplicando o modelo de decomposição de variância do erro de previsão generalizada (FEV) de um modelo vetorial autorregressivo — VAR e o índice do *spillover* abordado por Diebold e Yilmaz (2012).

O restante deste artigo está organizado da seguinte forma: Além desta seção introdutória, posteriormente tem-se apresentada uma breve revisão de estudos similares já realizados. A terceira seção, por sua vez, apresenta o delineamento metodológico deste estudo, bem como a utilização dos dados, para fins de análise. Finalmente, a quarta seção apresenta os resultados e discussões, seguida pelas conclusões e sugestões para futuras pesquisas.

## 2. REVISÃO DE LITERATURA

A crise de saúde advinda da covid-19 produziu um choque inédito na economia mundial. Sob essa crise, estudiosos buscaram compreender o impacto da covid em mercados individuais, a exemplos do mercado de energia (Lin & Su, 2021; Zhang et al., 2021; Umar et al., 2022), mercado de *commodity* (Bargaglia et al., 2020; Sun et al., 2021), petróleo (Jebabli, 2021; Ali et al., 2022), setor imobiliário (Ling et al., 2020; Chen et al., 2021; Hu et al., 2021) e setor financeiro (Zhang & Hamori, 2021; Le et al., 2021; Adekoya & Oliyide 2021). Além disso, alguns estudiosos se concentraram no *spillover* em mercados futuros (Hung, 2021; Caos & Cheng, 2021; Chowdhury et al., 2021). Outros estudiosos focaram no *spillover* direcional para analisar o vínculo entre o mercado financeiro e o mercado de *commodity* (Shah & Dar, 2021; Umar et al., 2021).

O índice do *spillover* foi desenvolvido por Diebold e Yilmaz (2012) como um índice que avalia o transbordamento entre ativos. A escala do índice do *spillover* varia de zero a cem e mede as transmissões de volatilidade, retorno e liquidez entre diferentes mercados (Diebold & Yilmaz, 2012). Diebold e Yilmaz (2012) propõem medidas do *spillover* de volatilidade total e direcional, além de terem usado uma estrutura generalizada de vetor autorregressivo em que as decomposições de variância de erro de previsão são invariantes à ordenação de variáveis, para verificar o *spillover* de volatilidade nos mercados

de ações, títulos, câmbio e *commodities* dos EUA, entre 1999 a 2009.

Com isso, demonstraram que apesar das flutuações significativas de volatilidade em todos os quatro mercados analisados, o *spillover* de volatilidade entre os mercados foi bastante limitado até a crise financeira global em 2007. À medida que a crise se intensificou, o mesmo aconteceu com as repercussões da volatilidade, particularmente no mercado de títulos para outros mercados após o colapso do Lehman Brothers, em setembro de 2008 (Diebold & Yilmaz, 2012).

Com base no modelo do *spillover* de volatilidade proposto por Diebold e Yilmaz (2012), pesquisadores combinaram dois ou mais modelos econométricos para explicar o *spillover* durante a covid-19. Esse apontamento pode ser exemplificado por autores como Caos e Cheng (2021), que aplicaram o método de conectividade de rede e bayesiano para verificar os efeitos do *spillover* de frequência entre os *commodities* agrícolas e de petróleo durante o período pandêmico. Ademais, evidenciaram que os preços do milho e da soja têm efeitos colaterais significativos sobre os preços do trigo e do petróleo durante a pandemia, enquanto a relação do *spillover* entre o mercado de arroz e todos os outros mercados são fracos.

Chowdhury et al. (2021) utilizaram a regressão quantílica em quantil para analisar o impacto da covid-19, em *commodities* agrícolas, energéticas e mercados de ações. No estudo identificaram que a pandemia proporcionou um impacto negativo nas *commodities* de alimentos, energia e ações com variações substanciais entre estes mercados. Sun et al. (2021) estimaram a dinâmica de causalidade para examinar a conexão entre o petróleo bruto e preços de *commodities* agrícolas. O estudo identificou que durante o período da covid-19, os preços dos produtos agrícolas e petróleo permanecem imunes aos choques originados em ambos mercados.

Outros estudos mostraram as repercussões do preço de petróleo em outras *commodities* de energia, como no caso de Lin e Su (2021). Os autores aplicaram o índice de conectividade baseado em autorregressão de vetor de parâmetros variáveis no tempo (TVP – VAR) para explorar o impacto da covid no mercado energético. Os autores descobriram que o efeito do *spillover* entre os mercados de energia é afetado durante a pandemia e demonstraram que as relações mudaram de direção antes e depois da crise.

Ali et al. (2022) utilizaram o método de coerência wavelet para examinar o *spillover* de frequência no mercado futuro do petróleo e os mercados de ações dos Estados Unidos, Canadá, China, Rússia e Venezuela antes e durante a pandemia. Observaram que os mercados de ações dos EUA e do Canadá foram mais afetados pelos choques do preço do petróleo de que outros países durante o período.

Umar et al. (2022) estimaram a autorregressão do vetor de parâmetros variáveis no tempo (TVP – VAR) para analisar as ligações do *spillover* de volatilidade entre os mercados de ações de energia limpa e os mercados de combustíveis fósseis durante a pandemia. Os autores identificaram efeitos de contágio elevados entre os mercados de energia na crise da covid. Jebabli et al. (2021) investigaram o *spillover* de volatilidade entre os mercados de energia e de ações dos EUA durante este período temporal e identificaram que neste momento, o *spillover* assimétrico de volatilidades entre os mercados de energia e de ações excedeu o ocorrido na crise financeira global de 2008.

O impacto da covid-19 no mercado imobiliário foi abordado por Ling et al. (2020). Os autores realizaram uma análise univariada para investigar os efeitos da pandemia no preço das ações do REITs nos EUA. Os resultados do estudo indicaram que as intervenções políticas locais e estaduais para conter o vírus, ajudou a moderar o impacto de retorno negativo no preço das ações do REITs.

Chen et al. (2021), por sua vez, utilizaram o modelo autorregressão vetorial (VAR) para analisar o *spillover* como uma forma de quantificar a diferença da variação no tempo entre o aluguel da habitação e os comportamentos de preços. Neste estudo ficou evidenciado a existência de risco sistêmico habitacional nos preços e aluguéis de moradia na China durante a pandemia. Hu et al. (2021) estimaram o método de imputação de regressão hedônica para verificar a relação entre casos anteriores da covid-19 e retornos diários de habitação em cinco capitais australianas. Os autores concluíram que a prevalência do vírus, impacta negativamente o mercado imobiliário australiano.

Alguns estudos acadêmicos buscaram examinar as repercussões entre o mercado financeiro durante a covid-19. Le et al. (2021) empregaram a análise espectral cruzada quantílica para fornecer evidências do impacto da pandemia em ativos financeiros. Eles observaram entre diferentes tipos de ativos, a conectividade das redes de dependência na cauda entre ações e *commodities* foi o que mais aumentou durante esse período temporal. No entanto, os autores destacam que os títulos do Bitcoin e do Tesouro dos EUA estão desconectados de outros ativos, tornando-os um porto seguro para os investidores durante a crise em questão.

Zhang et al. (2021) estimaram a autorregressão do vetor de parâmetros variáveis no tempo (TVP-VAR) para analisar o *spillover* entre o preço de energia e o índice S&P 500 antes e depois do surto do vírus. O efeito do *spillover* mostrou um aumento significativo de transbordamento total durante a pandemia. Além disso, o mercado de energia era um importante receptor de risco do mercado de ações antes da covid-19. Contudo, a extensão da aceitação do risco aumentou após o surto do vírus.

Zhang e Hamori (2021) aplicaram o modelo autorregressão vetorial generalizada (VAR) para examinar o *spillover* do retorno e de volatilidade

durante a pandemia, entre petróleo (WTI) e o *Infectious Disease Equity Market Volatility Tracker* (IDEMVT), índice S&P 500, índice TOPIX e índice DAX. Concluíram que o impacto do choque da covid-19 na relação de ligação entre o petróleo e os mercados de ações é significativamente maior do que a da crise financeira global de 2008.

Adekoya e Oliyide (2021) utilizaram a autorregressões do vetor de parâmetros variáveis no tempo (TVP – VAR) para examinar o efeito do *spillover* de volatilidade entre as *commodities* e os ativos financeiros no período da Covid. Evidenciaram que o vírus foi responsável pela transmissão de riscos entre vários mercados de *commodities* e financeiros durante a crise. Isto ocorreu devido ao aumento significativo das incertezas dos investidores e das políticas públicas voltadas à contenção do contágio do vírus. Esses fatos alteraram o ciclo financeiro global, influenciando o fluxo de capital e movimento nos preços dos ativos em diferentes mercados financeiros.

Hung e Vo (2021) aplicaram o índice do *spillover* de Diebold e Yilmaz (2012) quanto a coerência wavelet para investigar o efeito do *spillover* e a conexão do tempo-frequência entre S&P 500, preços do petróleo e do ouro durante o surto do vírus. O estudo identificou a existência de padrões nos *spillovers* de informações entre os mercados do petróleo, S&P 500 e ouro. Esses resultados fornecem implicações significativas para gestão de portfólio, investidores e agências governamentais.

Shah e Dar (2021) empregaram o *spillover* baseado em tempo e frequência, conforme Diebold e Yilmaz (2012). O fizeram para examinar as repercussões do *spillover* de retorno em *ativos* como metais preciosos, energia, agricultura e S&P 500. O estudo evidenciou que o índice do *spillover* indica que aproximadamente um terço dos *spillovers* de retorno nos mercados financeiros e de *commodities* são explicados pelos choques de outras variáveis (interdependência). Enquanto os dois terços

restantes das repercussões de retorno no sistema são explicados por seus próprios choques. Além disso, neste estudo indicou que os *spillovers* direcionais revelam o isolamento do patrimônio (S&P 500) e das *commodities*, enquanto os *spillovers* aos pares sugerem superioridade do ouro sobre outras *commodities* para diversificar o risco com o S&P 500.

Com base no modelo do *spillover* de volatilidade total e direcional de Diebold e Yilmaz (2012), e a decomposição de variância do erro de previsão generalizada (FEV) de um modelo vetorial autorregressivo (VAR), os autores Grosche e Heckelei (2016) analisaram os efeitos de interação de volatilidade de curto prazo dentro de um sistema que compreende produtos agrícolas, petróleo bruto e mercados de ativos financeiros selecionados durante o período entre 1998 e 2013, concentrando a análise durante a crise do subprime. Concluíram que choques nos ativos financeiros, não têm conexões fundamentais diretas com os mercados de *commodities* durante a crise subprime.

Este estudo revisita a metodologia utilizada por Grosche e Heckelei (2016), aplicando o modelo de decomposição de variância do erro de previsão generalizada (FEV) de um modelo vetorial autorregressivo (VAR) e o índice do *spillover* abordado por Diebold e Yilmaz (2012). Optou-se por esse caminho para verificar o *spillover* de volatilidade de curto prazo que variam no tempo entre os mercados de *commodities* agrícolas, o petróleo da *West Texas Intermediary* (WTI), S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE, especialmente o comportamento das variáveis antes, durante e pós pandemia.

O estudo contribui para o fortalecimento da literatura, ao investigar as ligações de volatilidade entre *commodities* agrícolas, petróleo da WTI, setor imobiliário e índices financeiros da S&P 500, *Treasury* e ICE, que permanecem poucos pesquisadas em crises sanitárias. Além disso, a pesquisa analisa o índice do *spillover* de volatilidade, para medir o nível

de influência do mercado de *commodities* agrícolas sobre o preço do petróleo da WTI, S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE.

Outro fator relevante desta pesquisa, é a análise bivariada entre as séries diárias da *commodities*-índices e *commodities*-petróleo da WTI. Por fim, examina as mudanças estruturais graduais das variáveis entre o período de 2014 a 2021. O modelo de decomposição de variância do erro de previsão generalizada (FEV) de um modelo vetorial autorregressivo (VAR) utilizada por Grosche e Heckelei (2016), e o índice do *spillover* abordado por Diebold e Yilmaz (2012), é detalhado na seção da metodológica.

### 3. METODOLOGIA

Esta seção compõe-se de dois itens. Inicialmente, descreve a decomposição de variância do erro de previsão generalizada (FEV) de um modelo vetorial autorregressivo (VAR) utilizada por Grosche e Heckelei (2016), e o índice do *spillover* de volatilidade proposto por Diebold e Yilmaz (2012). Em seguida, apresenta os dados da pesquisa.

#### 3.1. Decomposição de variância do erro de previsão generalizada – FEV e o índice do *spillover* de volatilidade

A decomposição de variância do erro de previsão generalizada (FEV) permite analisar as ligações financeiras no mercado, mediante as ligações de volatilidade de curto prazo com base no conteúdo informativo, interpretabilidade e propriedades estatísticas (Diebold & Yilmaz, 2012; Grosche & Heckelei, 2016). Esta abordagem, divide o FEV da faixa de cada ativo incluído em um modelo VAR, em ações decorrentes de choques próprios e ações decorrentes de choques na faixa de outro ativo ( $j$ ) (Diebold & Yilmaz, 2012; Grosche & Heckelei, 2016).

O modelo VAR com um comprimento de *lag*  $p$  (VAR ( $p$ )) consiste em observações de alcance para todos os ativos. Este, é descrito por  $y_t = A_0 + A_1 y_{t-1} + \dots$

+  $A_p y_{t-1} + v_t$ , onde  $y_t$  é um vetor  $N \times 1$  de volatilidade de intervalo e  $N$  correspondente ao número de ativos no sistema (Grosche & Heckeleei, 2016). Onde  $A_i$  é uma matriz de coeficiente fixo  $N \times N$  (incluindo o termo de intercepto)  $v_t$  e  $N \times 1$  é o vetor de inovações de ruído branco, de tal modo que  $E(v_t) = 0$ ,  $E(v_t v_t')$  =  $\Sigma$  e  $E(v_t v_{t-s}) = 0$  (Grosche & Heckeleei, 2016). No modelo VAR (1), a matriz é dada por  $y_t = c + AY_{t-1} + U_t$ , conforme (1)

$$Y_t = \begin{bmatrix} y_t \\ y_{t-1} \\ \vdots \\ y_{t-p+1} \end{bmatrix}; c = \begin{bmatrix} c \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}; A = \begin{bmatrix} A_1 & A_2 & \dots & A_{p-1} & A_p \\ I_N & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & I_N & & 0 & 0 \\ \vdots & & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & I_N & 0 \end{bmatrix}; U_t = \begin{bmatrix} u_t \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$N.p \times 1 \quad N.p \times 1 \quad N.p \times 1 \quad N.p \times 1 \quad N.p \times 1$

Conforme Lütkepohl (2007), o processo da média móvel (MA) é  $y_t = \mu + \sum_{h=0}^{\infty} \Phi_h u_{t-h}$  onde  $\Phi_h = JA^h J'$  e  $J = [I_N : 0 : \dots : 0]$ , onde a seleção da matriz é  $N \times N.p$ . Segundo Grosche e Heckeleei (2016), o elemento  $\Phi_{ij,h}$  descreve a resposta do  $i$ -ésimo da volatilidade da faixa de ativo a um choque no  $j$ -ésimo da volatilidade da faixa de ativo no período  $h$ .  $\Phi_j(h)$  correspondente a função de resposta ao impulso (Grosche & Heckeleei, 2016).

Para o elemento em  $u_t$  ser correlacionado a matriz de coeficiente  $\Phi_h$  requer restrições de coeficiente externo (Grosche & Heckeleei, 2016). Neste caso, uma possibilidade é ortogonalizar o choque, Grosche e Heckeleei (2016) explicam que através de uma decomposição de Cholesky da matriz de covariância ( $\Sigma$ ), a função de resposta ao impulso ortogonalizado que rastreia a resposta do sistema para um choque específico *ceteris paribus* na faixa do ativo  $j$  ao longo do tempo. Segundo Enders (2010), a resposta do impulso sensível ordena a variável no modelo VAR. Quando se estimam as interações de volatilidade dentro de um sistema de diferentes ativos, tal ordem é difícil de impor e introduzir um elemento indesejado de subjetividade (Grosche & Heckeleei, 2016).

Para Koop et al. (1996) e Pesaran e Shin (1998) resposta de impulso generalizada é um método de

restrição alternativo. A função da resposta de impulso generalizada é estimada por  $\Phi_j^g(h) = \sigma_{jj}^{-\frac{1}{2}} \Phi_h \Sigma e_j$ , onde  $\sigma_{jj}$  é a variância do termo de erro na equação para a volatilidade do intervalo  $j$  e a variação de volatilidade  $e_j$  e  $N \times 1$  é o vetor de seleção contendo 1 como  $j$ -ésima e 0 é o elemento de outra forma (Pesaran & Shin, 1998). Considerando a correlação contida  $\Sigma$ , a resposta de impulso representa a gama de ativo ( $i$ ) a um choque na faixa de ativo ( $j$ ). Assim, a função de resposta ao impulso traça resposta do sistema a um choque proveniente do intervalo no ativo  $j$  (Pesaran & Shin, 1998). A resposta de impulso generalizada é independente da variável, sendo assim, é mais adequado para análise de sistema no mercado de ativo (Grosche & Heckeleei, 2016). Dessa forma, o FEV segundo Pesaran e Shin (1998) é definido (2):

$$\theta_{ij}^g(h) = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{l=0}^{h-1} (e_i' \Phi_l \Sigma e_j)^2}{\sum_{l=0}^{h-1} (e_i' \Phi_l \Sigma \Phi_l' e_i)}, i, j, = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

O período de previsão é denominado pelo subscrito  $t$ . Os choques correlacionados levam a um  $\Sigma$  não diagonal, onde os elementos nas linhas da matriz  $\Phi_{ij}^g$  não somam 1 (Grosche & Heckeleei, 2016).

Para a análise do índice do *spillover* de volatilidade foi aplicado o vetor autorregressivo (VAR), proposto por Diebold e Yilmaz (2009). Segundo Grosche e Heckeleei (2016) uma janela de regressão com observações do tamanho  $w$  e  $T$  para a volatilidade do intervalo fornecerá uma estimativa total de  $T - w + 1$  para as matrizes  $\theta_{ij}^g$ . Para um sistema de  $N$  ativos, os elementos fora da diagonal principal da matriz  $\theta_{ij}^g$ , mostram a contribuição de choques na gama dos ativos  $j = 1, \dots, N$ , para FEV o  $h$ -step à frente da faixa dos ativos  $i = 1, \dots, N$ , com  $i \neq j$  os elementos diagonais denotam as contribuições dos próprios choques (Grosche & Heckeleei, 2016).

Conforme Diebold e Yilmaz (2012), a base para os cálculos do índice do *spillover* é constituído da seguinte forma: uma parcela das contribuições dos choques para a gama dos ativos  $i = 1, \dots, N$ , em relação

ao FEV total da faixa de ativos  $i$  com  $i \neq j$ . A matriz  $\theta_{ij}^g$  foi normalizada com as respectivas somas de linha de modo que a entrada em cada linha some 1 (Grosche & Heckelei, 2016). Dessa forma o FEV total em todo o intervalo para todos os ativos do sistema é igual a  $N$  (Grosche & Heckelei, 2016).

Para o índice do *spillover*, aplicou-se as definições e fórmulas detalhadas por Diebold e Yilmaz (2012), e posteriormente utilizada por Grosche e Heckelei (2016). Dessa forma, para estimar a volatilidade de todos os ativos, aplicou-se o índice do *spillover total* (TOTAL), que é a soma das repercussões para o intervalo em todas as classes de ativos em relação ao FEV total no sistema dado por (3):

$$TOTAL(h) = \frac{\sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^N \theta_{ij}^g(h)}{N} \times 100 \quad (3)$$

Para quantificar o *spillover* de volatilidade direcional aplicou-se o *Index from all other assets* (FROM), *Index to all other assets* (TO) e o *Net spillover index* (NET). Para medir as repercussões recebidas por ativo  $i$  de todos os outros ativos  $j$  aplicou-se o *Index from all other assets* (FROM). São os *spillovers* recebidos pela gama de ativos  $i$  da gama de todos os outros ativos  $j = 1, \dots, N, j \neq i$ , em relação ao FEV total no sistema, conforme e dado por (4):

$$FROM_i(h) = \frac{\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \theta_{ij}^g(h)}{N} \times 100 \quad (4)$$

Para medir as repercussões de volatilidade transmitido pelo ativo  $i$  para todos os outros ativos  $j$ , utilizou-se o *Index to all other assets* (TO) – são os *spillovers* transmitidos pela gama do ativo  $i$  para todos os outros ativos  $j = 1, \dots, N, j \neq i$ , em relação ao FEV total no sistema, que é dado por (5):

$$TO_i(h) = \frac{\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \theta_{ij}^g(h)}{N} \times 100 \quad (5)$$

Os efeitos colaterais da volatilidade líquida do ativo  $i$  para todos os outros ativos  $j$ , foram estimados

o *Net spillover index* (NET) – que são os *spillovers* transmitidos pela faixa do ativo  $i$  para a faixa de todos os outros ativos  $j = 1, \dots, N, j \neq i$ , menos os *spillovers* recebidos da faixa de todos os outros ativos  $j = 1, \dots, N, j \neq i$ , em relação ao FEV total no sistema (6):

$$NET_i(h) = TO_i(h) - FROM_i(h) \quad (6)$$

Por fim, estimou-se as repercussões de volatilidade entre os ativos  $i$  e  $j$ , mediante o *Net pairwise spillover index* (PAIR) – que são os *spillovers* transmitidos pela faixa do ativo  $i$  para a faixa de um ativo específico  $j, j \neq i$ , menos repercussões recebidas do intervalo deste ativo  $j$ , em relação ao FEV total, definido por (7):

$$PAIR_{ij}(h) = \frac{\theta_{ji}^g(h) - \theta_{ij}^g(h)}{N} \times 100 \quad (7)$$

### 3.2. Dados da pesquisa

Com base no modelo de decomposição de variância do erro de previsão generalizada (FEV) de um modelo vetorial autorregressivo (VAR) utilizada por Grosche e Heckelei (2016), e o índice do *spillover* abordado por Diebold e Yilmaz (2012), este estudo investiga o *spillover* de volatilidade direcional entre os mercados de *commodities agrícolas* (*Corn, Soy e Wheat*), o petróleo bruto da *West Texas Intermediate (WTI)*, o *Standard & Poor's 500 – S&P 500*, *Real Estate Investment Trusts (REITs)*, *Treasury e Intercontinental Exchange Index (ICE)*, no período entre 4 de janeiro de 2014 a 7 de dezembro de 2021.

O Quadro 1, apresenta a descrição sucinta dos dados. A escolha das *commodities* e índices são atribuídas a sua representatividade no mercado agrícola, petróleo bruto, setor imobiliário e financeiro (Grosche & Heckelei, 2016). Todas as séries diárias são expressas em dólares americanos.

Obtiveram-se 2001 observações diárias para cada série de tempo apresentada na Tabela 1. Utilizou-se uma janela de 200 dias de negociações.



Isto reflete os movimentos de volatilidade dentro em um período de aproximadamente um ano de negociação e, simultaneamente, produz um número suficiente de observações para estimar o VAR (Grosche & Heckelei, 2016). Para a seleção do comprimento de lag, utilizou-se o *Akaike Information Criterion* (AIC), as matrizes FEV foram calculadas para um horizonte de previsão de 10 dias, no qual é comumente aplicado a cálculo de risco financeiro (Diebold & Yilmaz 2012). Assim como em Antonakakis et al. (2018), foi utilizado o retorno absoluto como *proxy* de volatilidade das variações de preços. O retorno absoluto obtido por  $V_{it} = |\ln P_{it} - \ln P_{it-1}|$  onde  $P_{it}$  é o preço de fechamento diário do ativo ( $i$ ) no dia ( $t$ ). Para a estimativa das variáveis foi utilizado o *software* R, e os resultados são apresentados na seção dos resultados empíricos.

## 4. RESULTADOS

Nesta seção constam quatro itens. Inicialmente, comenta-se sobre os resultados obtidos na análise estatística descritiva. Na

sequência, descreve a conectividade dinâmica. Em seguida, analisa-se o *spillover* de volatilidade direcional. E, por fim, aplica-se *Pairwise Spillover Index*.

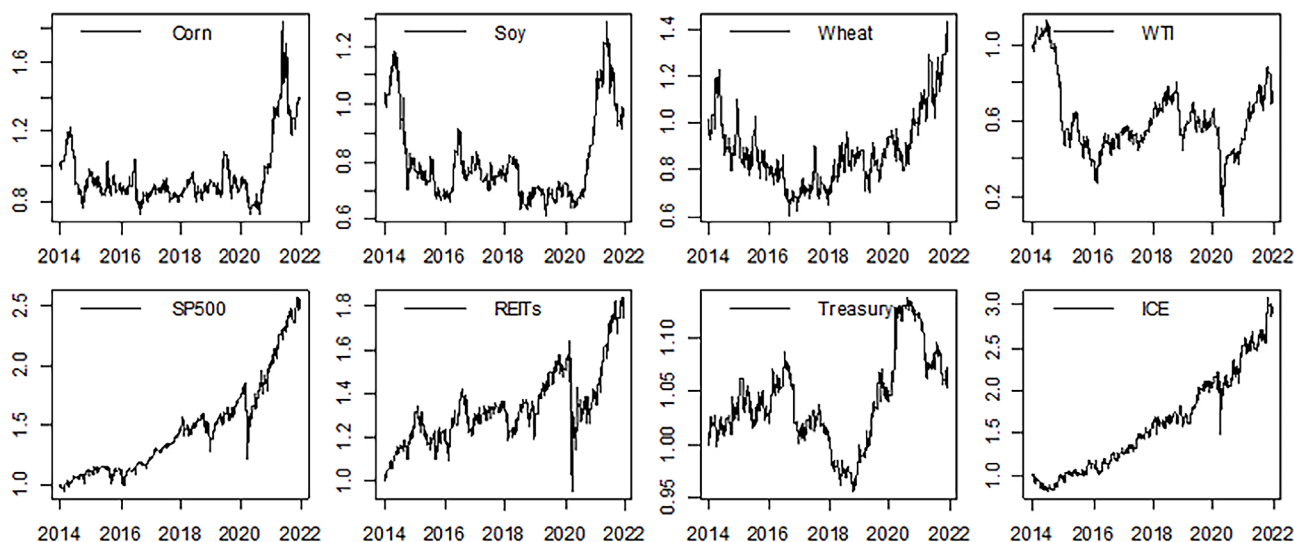
### 4.1. Análise estatística descritiva dos dados da pesquisa

Na Figura 1 apresenta-se a análise estatística descritiva das *commodities* agrícolas (*Corn*, *Soy* e *Wheat*), o petróleo bruto da *West Texas Intermediate* (WTI), o *Standard & Poor's 500 – S&P 500*, *Real Estate Investment Trusts* (REITs), *Treasury* e *Intercontinental Exchange Index* (ICE). Na imagem é possível observar que as *commodities* e os índices do mercado financeiro exibem um declínio anormal no início da pandemia da covid-19 (março de 2020). É notório, que os valores do WTI, S&P 500, REITs e ICE foram os mais afetados na pandemia. É interessante evidenciar, que a volatilidade do *Wheat*, petróleo da WTI, SP500, REITs e ICE, apresentaram um comportamento crescente entre o período de 04/2020 a 12/2021.

**QUADRO 1** – Descrição das séries de dados analisadas

Variável	Breve descrição
Corn	Milho negociado no mercado de futuros e derivativos pela <i>Chicago Board of Trade</i> (CBOT).
Soy	Soja negociado no mercado de futuros e derivativos pela <i>Chicago Board of Trade</i> (CBOT).
Wheat	Trigo negociado no mercado de futuros e derivativos pela <i>Chicago Board of Trade</i> (CBOT).
Oil (WTI)	Petróleo – <i>West Texas Intermediate</i> (WTI) é um tipo mais pesado, produzido nos Estados Unidos da América, principalmente na região do Texas, Louisiana e Dakota do Norte. Obtido na <i>New York Mercantile Exchange</i> (NYMEX).
S&P 500	<i>Standard &amp; Poor's 500</i> é um índice de ações do mercado americano que reúne as 500 principais empresas e representa aproximadamente 80% da capitalização de mercado. Obtido na <i>New York Stock Exchange</i> (NYSE).
REITs	<i>Dow Jones Equity All Index</i> (REITs) índice que mede os fundos de investimento imobiliário negociados publicamente no universo de ações do <i>Dow Jones</i> dos Estados Unidos da América e que operam principalmente com imóveis geradores de renda. Obtido na <i>New York Stock Exchange</i> (NYSE).
Treasury	Nota do Tesouro dos Estados Unidos da América de 10 anos é um título de dívida emitido pelo governo dos EUA, com obrigações entre 2 a 10 anos, com cupons semestrais. Obtido no <i>website</i> do <i>US Treasury</i>
ICE	<i>Intercontinental Exchange Index</i> (ICE) – é uma referência para o valor internacional do dólar americano. Obtido na <i>New York Stock Exchange</i> (NYSE).

Fonte: Elaborado pelos autores (2022)



**FIGURA 1** – Séries temporais de preços diários padronizados das *commodities* agrícolas, o petróleo da West Texas Intermediary (WTI), S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE no período de 29/10/2014 até 07/12/2021

Nota: Preços padronizados são obtidos dividindo cada valor da série pelo primeiro valor da sua série  $sp_{it} = p_{it}/p_{i(02-01-2014)}$ .

Fonte: Elaborado pelos autores a partir dos Dados da Pesquisa

A Tabela 1 apresenta as características das séries de retorno dos mercados agrícolas, petróleo da WTI, setor imobiliário e outros mercados financeiros. Pode-se observar que todas as variáveis apresentaram um retorno médio próximo de zero, resultado característico do *log* de retorno. Os dados mostram que o retorno médio do *Corn*, *Wheat*, S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE são positivos, enquanto a *Soy* e WTI são negativos no intervalo da amostra. É relevante destacar que WTI apresenta a volatilidade mais elevada, indicando que o risco do mercado de petróleo é alto.

No entanto, a *Treasury* e S&P 500 mostraram os menores valores da volatilidade. Este resultado sugere que a WTI foi a mais afetada pelo período pandêmico. O *Wheat* apresentou uma assimetria à direita, enquanto os demais mercados apresentaram uma assimetria à esquerda da média. É notório, que os coeficientes da curtose dos dados da amostra têm características de distribuição *leptocúrtica*, exceto *Wheat* e *Treasury* que apresentaram valores menores que 3. Além disso, os testes Jarque-Bera e o teste de hipótese da raiz

unitária o Ponto-Ótimo de Elliot, Rothenberg e Stock – E.R.S. possuem *p* valor muito próximos a zero, identificando que os retornos das séries não apresentam características de uma distribuição normal, mas são estacionários.

A correlação incondicional identifica a associação linear entre as variações dos preços das *commodities* agrícolas, petróleo bruto, o setor imobiliário e os índices financeiros examinados durante o período amostral. Pode-se observar que *Treasury* apresentou correlações negativas com todos os mercados. Além disso, as *commodities* *Corn*, *Soy*, *Wheat* e WTI são fracamente correlacionados com os índices S&P 500, REITs e ICE.

As *commodities* agrícolas apresentaram um grau de correlações mais elevadas entre o *Wheat* e *Corn* (0,553) e *Corn* e *Soy* (0,538). Os índices financeiros mostraram correlação entre S&P 500 e REITs (0,750), S&P 500 e ICE (0,574) e REITs e ICE (0,490). É interessante, destacar que o WTI mostrou um grau de correlações moderado com os índices S&P 500 (0,312) e REITs (0,205), e uma baixa correlação com o *Wheat* (0,064).

**TABELA 1** – Sumário estatístico dos retornos diários das *commodities* agrícolas, petróleo da WTI, e os índices financeiros no período de 29/10/2014 até 07/12/2021

	Corn	Soy	Wheat	WTI	SP500	REITs	Treasury	ICE
Mean	0,016	-0,002	0,015	-0,014	0,047	0,031	0,003	0,055
Variance	2,409	1,685	3,046	10,668	1,207	1,625	0,080	2,067
Skewness	-0,914	-0,819	0,280	-2,974	-1,075	-2,338	-0,046	-0,659
p-value	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,400	0,000
Ex. Kurtosis	12,984	7,284	0,546	74,387	21,615	38,750	2,314	10,409
p-value	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Jarque-Bera	14298	4636	51	463140	39241	126701	446	9155
p-value	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
E. R. S.	-20,140	-21,462	-20,264	-18,292	-20,034	-19,595	-20,070	-19,559
p-value	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Q2(10)	26,789	47,027	36,326	328,894	1850,322	960,980	429,674	1365,614
p-value	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Unconditional correlations								
Corn	1,000	0,538	0,553	0,157	0,095	0,058	-0,063	0,052
Soy	0,538	1,000	0,364	0,133	0,114	0,045	-0,082	0,059
Wheat	0,553	0,364	1,000	0,064	0,054	0,049	-0,046	0,047
WTI	0,157	0,133	0,064	1,000	0,312	0,205	-0,163	0,173
SP500	0,095	0,114	0,054	0,312	1,000	0,750	-0,333	0,574
REITs	0,058	0,045	0,049	0,205	0,750	1,000	-0,080	0,490
Treasury	-0,063	-0,082	-0,046	-0,163	-0,333	-0,080	1,000	-0,191
ICE	0,052	0,059	0,047	0,173	0,574	0,490	-0,191	1,000

Nota: \*\*\* Retornos são analisados através da primeira diferença dos logaritmos dos preços:  $r_{it} = [\log(p_{it}) - \log(p_{it-1})] * 100$ ; E.R.S. = Método proposto por Elliott et al. (1996)

Fonte: Elaborado pelos autores a partir dos Dados da Pesquisa (2022)

#### 4.2 Análise da conectividade dinâmica

Na Figura 2 e na Tabela 2 apresentam-se a análise da conectividade dinâmica da volatilidade das *commodities* agrícolas (*Corn*, *Soy* e *Wheat*), o petróleo bruto da *West Texas Intermediate* (WTI), o *Standard & Poor's 500* – S&P 500, *Real Estate Investment Trusts* (REITs), *Treasury* e *Intercontinental Exchange Index* (ICE). A Figura 2, ilustra a volatilidade diária das *commodities* agrícolas, WTI e os índices financeiros. Nota-se que a variação do preço do *Wheat* mostrou um comportamento mais intenso com diversos picos elevados durante todo período analisado.

É interessante destacar que o comportamento semelhante com o *Wheat*, é da variação do preço do *Treasury*. A volatilidade é reflexo do período pandêmico, a restrição de isolamento aumentou a demanda por *Wheat*. Ademais, os custos com insumos (sementes, adubos e defensivos), baixa produção de *Wheat* no mundo, intempéries climáticas, frete, valor da cotação em dólar resultou na alta oscilação no

preço da *commodity*. A alta volatilidade do *Treasury*, é resultante da deterioração da liquidez do mercado do Tesouro americano durante a pandemia. As incertezas deste mercado proporcionaram elevadas variações nos preços dos ativos, impulsionando os investidores a buscarem ativos mais seguros.

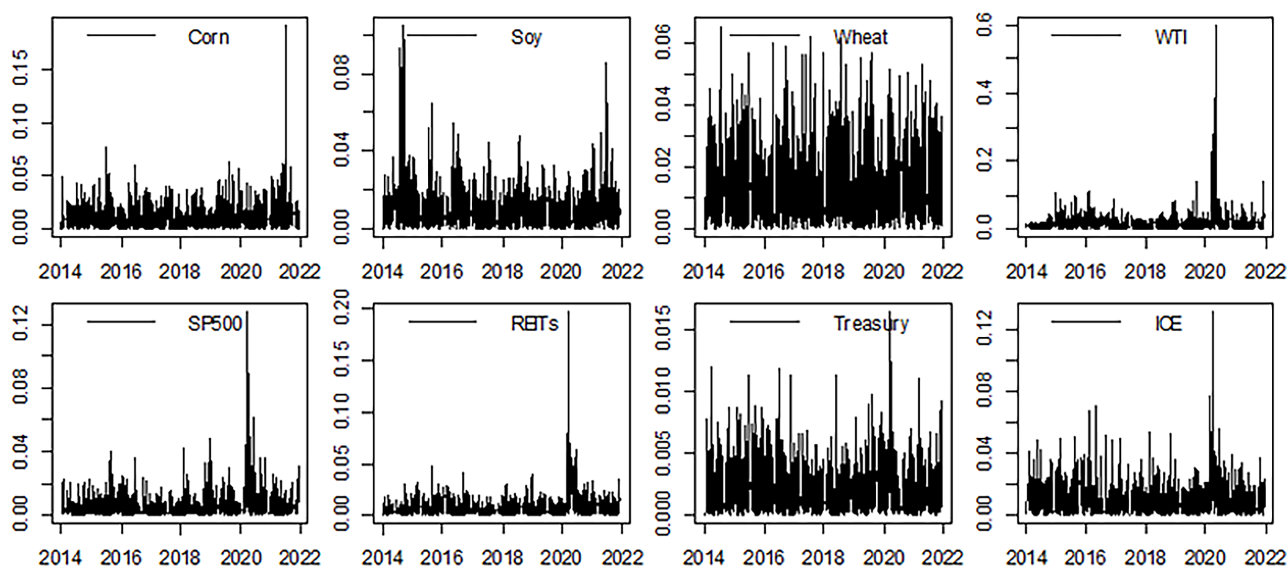
Nota-se que no início de pandemia (março de 2020), as variações de preços do WTI, S&P500, REITs, *Treasury* e ICE apresentaram picos mais elevados oscilando entre (0,05) a (0,20). No entanto, as *commodities Corn* (0,20) e *Soy* (0,15) obtiveram seus picos elevados de volatilidade no final de 2021.

A Tabela 2 apresenta a conectividade dinâmica média da volatilidade (retorno absoluto) para cada mercado gerado pelo modelo FEV/VAR. O Índice de Conectividade Total (TCI), sugere quanto maior for o horizonte de previsão, maior é a quantidade de informações transmitidas pelo sistema, dessa forma o valor do TCI para um horizonte de previsão de

10 dias em uma janela de 200 dias de negociações é de 25,31%. Isto sugere que após aparição de um choque de preço em um mercado, a informação flui rapidamente e impacta os preços dos demais mercados das *commodities* ou índices financeiros.

A conectividade dinâmica apresenta uma característica bidirecional. Os resultados mostram que a volatilidade do S&P 500 contribui para a variância do erro de previsão de todos os outros mercados transmitindo níveis de (44,28%), seguidos por *Corn* (32,86%), REITs (30,50%), ICE (23,52%) e *Wheat* (22,45%). Embora o S&P 500 seja o mercado que mais contribuiu para a transmissão de choque

para outros mercados, também recebe a maior parte de repercussões significativas da volatilidade com 33,97%. O índice do *spillover* sugere que ICE é um receptor de variação de volatilidade líquida (-4,99), bem como WTI (-3,52), *Treasury* (-3,39) e *Soy* (-3,17) são impactadas pela variação da volatilidade dos demais mercados. O principal mercado transmissor de choque de volatilidade líquida é S&P 500 (10,31%), seguido por *Corn* (2,92%), REITs (1,69%) e *Wheat* (0,13%), evidenciando assim, um efeito *spillover* entre a volatilidade do S&P 500 para as volatilidades dos demais mercados analisados.



**FIGURA 2** – Volatilidade diária das *commodities* agrícolas, WTI, S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE (retorno absoluto da primeira diferença dos preços em logaritmos no período de 20/10/2014 até 12/07/2021)

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

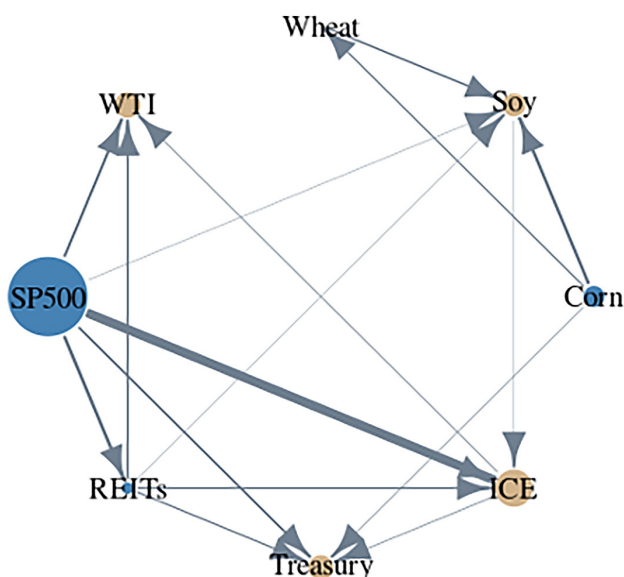
**TABELA 2** – Conectividade dinâmica média da volatilidade das *commodities* agrícolas, petróleo da WTI, e os índices financeiros (período de 29/10/2014 até 12/07/2021)

To Others	Daily volatility (absolute return)								From Others
	Corn	Soy	Wheat	WTI	SP500	REITs	Treasury	ICE	
Corn	70,06	10,69	13,44	1,47	1,22	0,98	1,11	1,03	29,94
Soy	12,57	78,09	4,21	0,98	1,40	1,07	1,00	0,67	21,91
Wheat	14,26	3,08	77,68	1,51	0,76	0,95	0,89	0,87	22,32
WTI	1,69	0,90	1,34	83,50	4,65	3,35	2,53	2,05	16,50
SP500	1,16	1,09	0,81	3,04	66,03	13,29	5,17	9,41	33,97
REITs	0,87	0,80	0,80	2,14	15,27	71,20	3,21	5,70	28,80
Treasury	1,53	1,24	1,09	2,29	6,52	4,12	79,43	3,78	20,57
ICE	0,78	0,93	0,76	1,54	14,47	6,74	3,28	71,50	28,50
To Others	32,86	18,74	22,45	12,98	44,28	30,50	17,18	23,52	202,50
Inc. Own	102,92	96,83	100,13	96,48	110,31	101,70	96,61	95,02	TCI
Net	2,92	-3,17	0,13	-3,52	10,31	1,69	-3,39	-4,99	25,31

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

Diante do exposto, é importante destacar que a S&P 500 é transmissor e receptor de volatilidade para outros mercados. Nos EUA, a S&P 500 representa cerca de 80% da capitalização no mercado de valores (WorldBank, 2020). Além disso, o índice quando comparado com outros mercados, se destaca por ser usado pelo investido como referência de rentabilidade em título de renda variável e por grande volume negociado na *New York Stock Exchange* (NYSE) e *National Association of Securities Dealers Automated Quotations* (Nasdaq).

A Figura 3, apresenta a rede de conectividade da volatilidade dos mercados agrícolas, petróleo bruto, imobiliário e financeiro. A rede ilustra que a volatilidade da S&P 500 gera conectividade de volatilidade forte para o índice da ICE, bem como para os mercados WTI, REITs e *Treasury*. No entanto, estas proporcionam uma conectividade de volatilidade fraca para o *Soy*. Isto indica que qualquer oscilação mais forte nas cotações da S&P 500 reflete negativamente nos preços dos índices da REITs e *Treasury* e nas *commodities* da WTI e *Soy*.



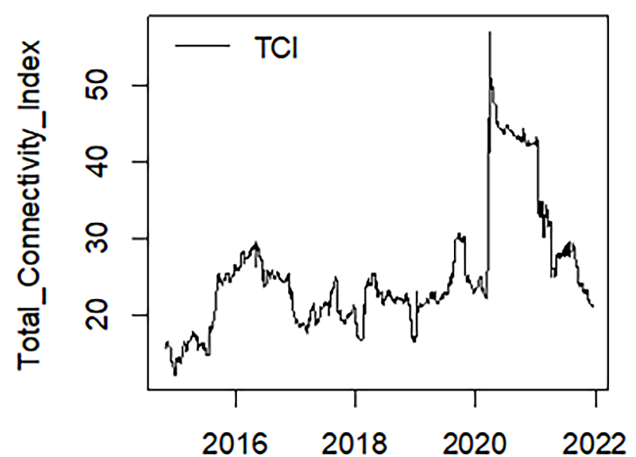
**FIGURA 3** – Rede de conectividade da volatilidade das *commodities* agrícolas, WTI, S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE (as linhas dos nós representam a rede de conectividade entre os mercados e as cores variam de cinza escuro (forte), cinza médio (moderado) e cinza claro (fraco))

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

O índice do ICE, proporciona uma rede de conectividade de volatilidade fraca para os mercados do WTI e *Treasury*. O REITs exibe uma rede conectividade de volatilidade moderada para os mercados WTI, ICE e *Treasury*, e fraca para *Soy*.

A rede de conectividade do *Corn* exibe uma volatilidade forte com a *commodity* do *Soy*, moderada com a *commodity* do *Wheat*, e fraca com o mercado do *Treasury*. Além disso, os resultados mostram a inexistência de uma rede conectividade de volatilidade entre o preço WTI e as *commodities* *Corn*, *Soy* e *Wheat*.

A Figura 4, apresenta o Índice de Conectividade Total (TCI). O TCI mede a influência média existente no mercado agrícola, petróleo bruto, imobiliário e financeiro. Nota-se que o TCI apresenta flutuações que variam entre 5% a quase 60% ao longo do período analisado. É interessante observar, que há uma mudança significativa na tendência de conexão entre os índices S&P 500, REITs, ICE, o título do tesouro, o petróleo bruto (WTI), e as *commodities* *Soy*, *Corn* e *Wheat*. Em março de 2020 evidencia-se um pico elevado em torno de 60% durante os primeiros meses da crise de saúde, decorrente do coronavírus.



**FIGURE 4** – Índice de Conectividade Total (TCI)

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

Pode-se observar na Figura 4 que houveram dois saltos no TCI. O primeiro de 30% no final de 2016 a 2017, e o segundo de 60% no início de 2020. Alguns

fatores podem explicar a causa desse fenômeno entre 2016 a 2017. São eles: i) no primeiro trimestre de 2017, os preços da maioria das *commodities* industriais se fortaleceram, enquanto os preços agrícolas globais aumentaram apenas 1%; ii) houve uma previsão em 2017, que o preço do barril do petróleo bruto aumentaria para US\$ 55 (bbl); iii) pressão ascendente sobre os preços dos cortes de produção acordados pela Organização de Países Exportadores de Petróleo (OPEP) e países não produtores da OPEP; iv) a forte demanda na China por metal, resultou um aumento 16% no preço (WorldBank, 2017).

Em 2020, no início da pandemia da covid-19, resultou numa recessão sem precedente na economia global, no qual gerou uma reestruturação fundamental nos mercados agrícolas, petróleo bruto, imobiliário e financeiro. Antes do período pandêmico, o índice de conectividade total permaneceu mais estável com flutuações em torno de 5% a 30% e exibiu alguns saltos e tendências de longo prazo. Embora o índice tenha apresentado um pico elevado, superior a 60%, entre março a maio de 2020, o TCI dos mercados de *commodities* e financeiros mostra uma tendência de aumentar e diminuir posteriormente. O aumento observado no índice da conectividade total pode ser atribuído a recente crise de saúde da covid.

Em 20 março de 2020, foi registrado mais de 2,5 mil infectados nos Estados Unidos (WorldBank, 2020), este período corresponde exatamente com o pico elevado do TCI, sugerindo o forte impacto da covid-19 nos preços dos mercados da S&P500, REITs, ICE, o título de tesouro *Treasury*, o petróleo bruto (WTI), e nas *commodities* *Soy*, *Corn* e *Wheat*. Tais achados assemelham-se ao obtido por Shah e Dar (2021), em que os *spillovers* no mercado financeiro e no mercado de *commodities* agrícolas, metais e energias mostram repercussões com maior magnitude de transbordamentos nos ativos financeiros e nas *commodities* durante a incerteza do mercado, como ocorreu na crise financeira global, a crise da dívida europeia.

### 4.3. *Spillover de volatilidade direcional*

A Figura 5 ilustra o *spillover* de volatilidade direcional de Diebold e Yilmaz (2009) baseado no modelo VAR, no período amostral de 2014 a 2022. A partir dela, é possível analisar os índices de transbordamento de volatilidade líquidos resultantes do valor positivo (negativo), no qual indicam que o ativo é um transmissor (receptor).

A Figura 5, apresenta a volatilidade direcional do *Corn*, *Soy*, *Wheat*, WTI, S&P500, REITs, *Treasury* e ICE. Os gráficos do *Corn* do “To” e “From” mostram uma flutuação em torno de 15% a 50%. O *Spillover Net* do *Corn* apresenta flutuação com picos marcantes em 2019 e 2020. Esse aspecto sugere que o *Corn* transmite volatilidade com picos elevados de 20% antes da crise de saúde em decorrência da covid, no entanto, no início da pandemia o *Corn* recebe volatilidade na magnitude de (-11%) de outros mercados. Em 2021 o *Corn* demonstra picos ao nível de 9%, transmitindo volatilidade para outros mercados.

Os gráficos do *Soy* “To” e “From” do *Soy* mostram variação aos níveis de 10% a 40% de volatilidade. O *Spillover Net* da *Soy* varia entre 5% e (-20%), permanecendo exclusivamente em território negativo quase todo o período, ou seja, a *commodity* é receptora de volatilidade de outros mercados. O comportamento da volatilidade da *Soy* no mercado internacional foi influenciado pelas oscilações nos preços da *commodity* no último trimestre de 2019, à disponibilidade do grão proveniente da safra estadunidense e às incertezas trazidas pelo surgimento do quadro epidêmico (USDA, 2020).

Observa-se que os gráficos *Wheat* “To” e “From” apresentaram níveis de flutuações equivalentes 15% a 40%. O *Wheat* sugere que o *Spillover Net* com variações aos níveis de entre 10% e -10%, é notório que durante o período analisado, o *Wheat* transmite volatilidade

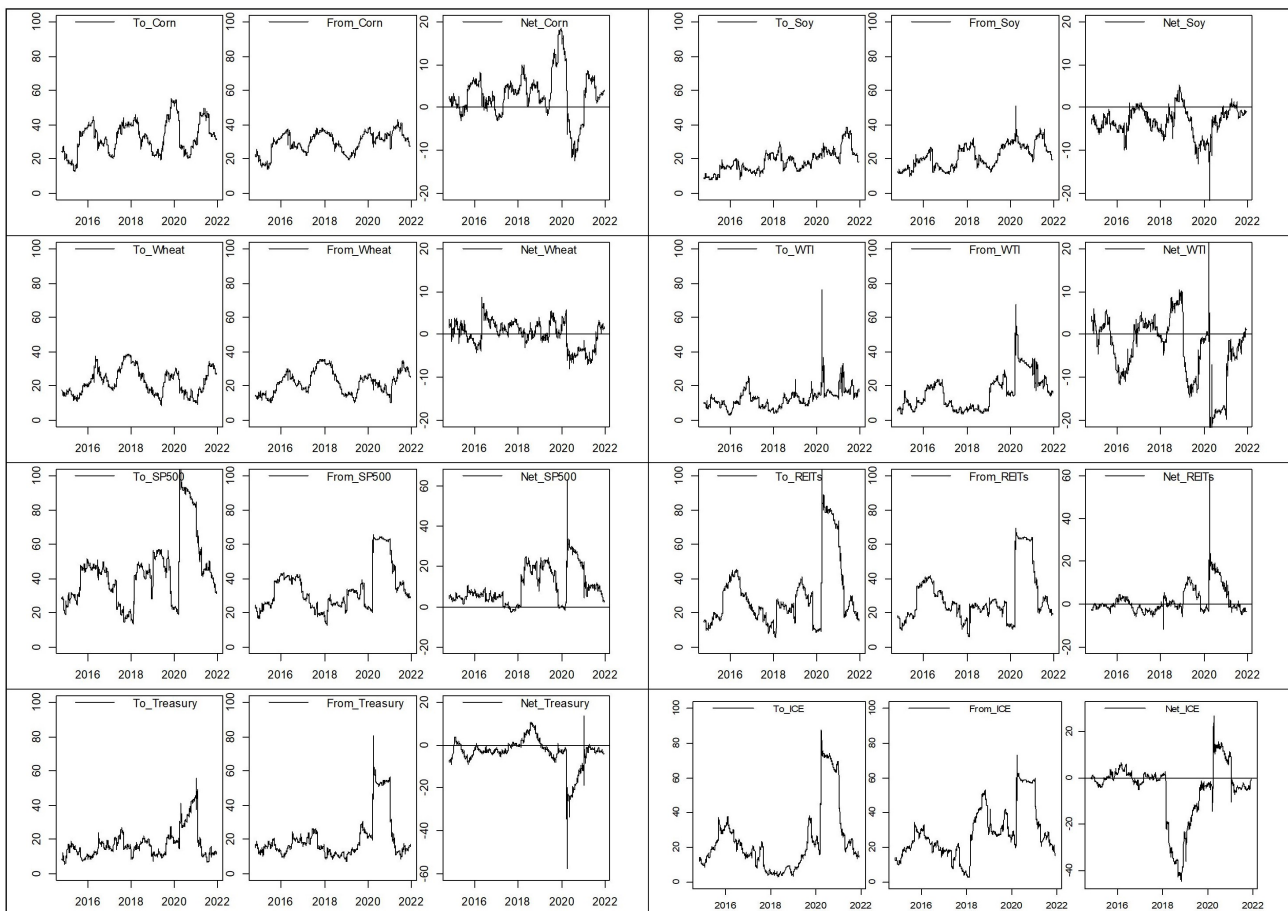
mais do que recebe de outros mercados. É importante destacar no início da pandemia (março/2020) a *commodity* foi receptora de volatilidade de outros mercados até dezembro de 2021.

É possível observar que os gráficos WTI “To” e “From” apresentaram níveis de flutuações equivalentes a 5% a 80%, tendo picos mais marcantes no início da pandemia. O *Spillover Net* demonstra diversas flutuações, permanecendo em território negativo entre 2019 a 2021. É perceptível um pico elevado de 20% em março de 2020. Em seguida, há uma queda WTI que variam em torno de 0% a (-20%), caracterizando-se como receptor de volatilidade de outros mercados antes e durante a pandemia.

Também se observou que os gráficos S&P500 “To” e “From” apresentam níveis de flutuações entre

20% a 100% com picos elevados no início da Covid-19. O *Spillover Net* do índice S&P 500 permaneceu positivo aos níveis que variaram entre 1% e 60% para o período analisado, caracterizando-se como transmissor de volatilidade para os outros mercados. Esta forte predominância, pode ser explicado por ser um índice observado no mercado acionário por investidor como uma fonte de investimento.

É perceptível que os gráficos “To” e “From” do REITs são semelhantes ao índice S&P 500, além de terem apresentado uma variação entre os níveis de 20% a 100% com picos elevados no início da pandemia. Pode-se observar que o gráfico do *Spillover Net* apresenta oscilação com variações positivo e negativo no período da amostra, durante o início da pandemia o REITs teve um pico elevado



**FIGURA 5** – *Spillover* de volatilidade direcional das *commodities* agrícolas e os índices financeiros

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

ao nível de 60%. Isto indica que foi transmissor de volatilidade para outros mercados, embora até 2021, gradativamente tenha diminuído ao ponto de se tornar receptor de outros mercados.

Nos gráficos “To” e “From” do *Treasury* observaram-se níveis entre de 5% a 80%, com picos marcantes em março de 2020. O *Spillover Net* tem predominância negativa, sendo marcante durante a pandemia, tendo um nível (-60%). Isto implica, que a *Treasury* é receptora de volatilidade quase todo o período analisado, sendo mais evidente na pandemia. Além disso, pode-se observar o “To” e “From” do ICE são semelhantes ao índice S&P 500 e REITs, os gráficos mostram diversas flutuações aos níveis de 5% a 90%, sendo mais marcante os picos em março de 2020, justamente no início da covid-19. Esse comportamento permaneceu até 2021.

Nota-se que *Spillover Net* é marcado por pequenas variações aos níveis de 5% e (-5%) entre 2014 a 2018, conseqüentemente, mostra um declínio de (-40%) seguido de elevações, no entanto, permaneceu em território negativo até março de 2020, quando ocorreu um pico ao nível de 20% durante o início da pandemia. Esse apontamento sugere que foi transmissor de volatilidade para outros mercados até início de 2021, quando o índice da ICE tornou-se novamente receptor de volatilidade.

Assim, a S&P500, o *Treasury* e REITs possuem forte influência no mercado acionário, indicando que ambos os índices absorvem totalmente as informações disponíveis, sinalizando que os preços correntes de mercado refletem o valor presente de cada título. Isso resulta em bons resultados para o investidor, refletindo diretamente no cenário da economia americana.

#### 4.4 Pairwise Spillover Index

As Figuras 6 e 7 ilustram o *Pairwise Spillover Index*. Este índice permite uma investigação mais

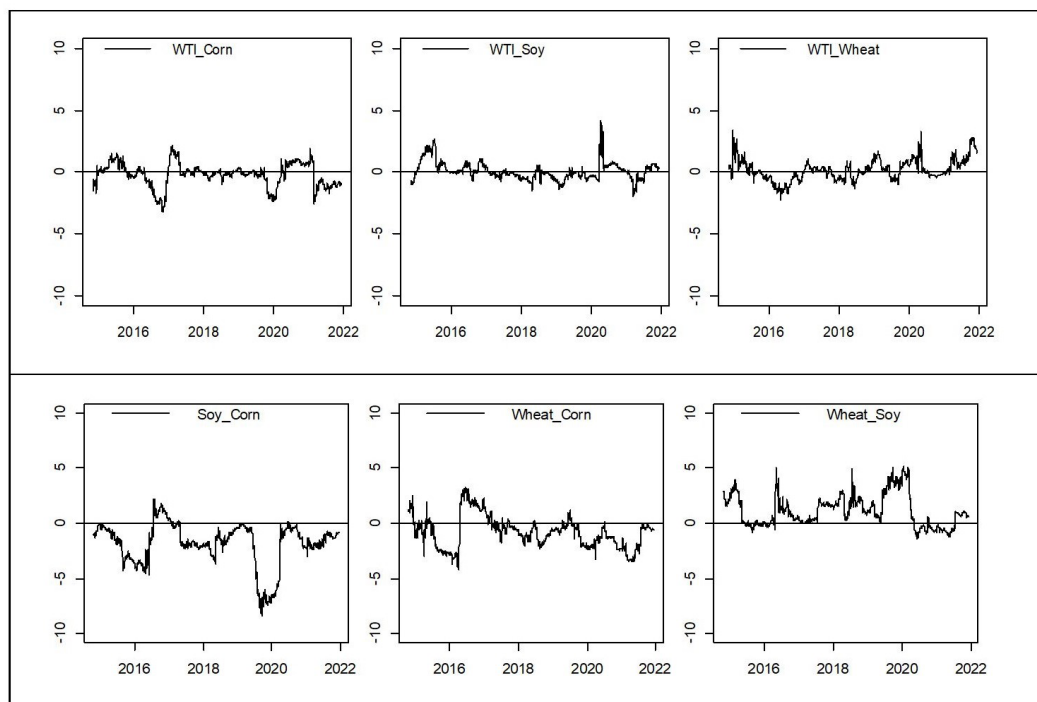
detalhada (em pares) das interações estruturais de volatilidade entre a agricultura, petróleo bruto, setor imobiliário, o câmbio e o índice financeiro.

A Figura 6 ilustra o *Pairwise Spillover index* entre as *commodities Corn, Soy, Wheat* e WTI. É notório, que durante quase todo o período, *Soy* é receptor de volatilidade do *Corn*. *Soy* apresenta variações com magnitude entre 0% a (-9%) antes e durante a pandemia. Como pode-se observar o *Wheat* apresenta um declínio entre 2015 a 2017 com níveis entre 0% a 4,5%, indicando que é receptor de volatilidade de *Corn*, seguindo de um pico moderado ao nível de 4%, onde o *Wheat* transmitiu volatilidade ao *Corn*. A relação de transbordamento foi revertida no final de 2017, permanecendo em um território negativo, isto é, o *Wheat* recebe volatilidade do *Corn*.

O *Wheat* foi o principal transmissor de volatilidade para *Soy* de 2014 a março de 2021, a níveis de 0% a 5% durante o período. Esta interação se modificou no início da pandemia, ou seja, o *Wheat* recebeu volatilidade da *Soy* com variações significativas a (-1%), essa relação foi alterada em novembro de 2021. O *Wheat* novamente transmite volatilidade para *Soy*. O *Pairwise Spillover Index* entre WTI e *Corn, Soy* e *Wheat*. Pode-se observar que o WTI é receptor de volatilidade do *Corn* durante a maior parte do período, antes da pandemia (-3%), em dezembro de 2019. Durante a crise, este foi transmissor até 1% em junho de 2021, conseqüentemente, essa relação foi revertida e o WTI tornou-se receptor do *Corn* ao nível (-3%), até dezembro de 2021.

O WTI transmite volatilidade para *Soy* com picos de até 3% em junho de 2017. Essa relação foi revertida e WTI tornou-se receptor de volatilidade para *Soy*, até março de 2020. Neste momento, WTI transmite volatilidade *Soy* com picos de até 5%, que diminuíram gradualmente até dezembro de 2020. É perceptível que a relação foi revertida e o WTI passou a receber volatilidade do *Soy*. A interação da





**FIGURA 6** – *Pairwise spillover Index commodities agrícolas e WTI*

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

volatilidade entre o WTI e *Wheat* oscilam bastante durante todo período de 2014 a 2021, contudo, o WTI transmite mais do que recebe volatilidade do *Wheat*. Como pode-se observar antes do cenário pandêmico, o WTI transmite volatilidade com magnitude de 4% no início da crise para o *Wheat*, seguido de uma queda suave onde recebe volatilidade do *Wheat*, revertendo essa relação transmitindo volatilidade significativamente do WTI para *Wheat*.

A Figura 7, mostra *Pairwise Spillover Index* para as *commodities* e índice do mercado financeiro. Durante a pandemia, os índices S&P 500 e título do Tesouro apresentam um declínio de (-5%) antes da crise, sendo receptores de volatilidade do *Corn*. REITs e ICE apresentaram um comportamento semelhante, com leve declínio (-0,5%) entre 2018 a dezembro de 2019. Estes foram receptores do *Corn*.

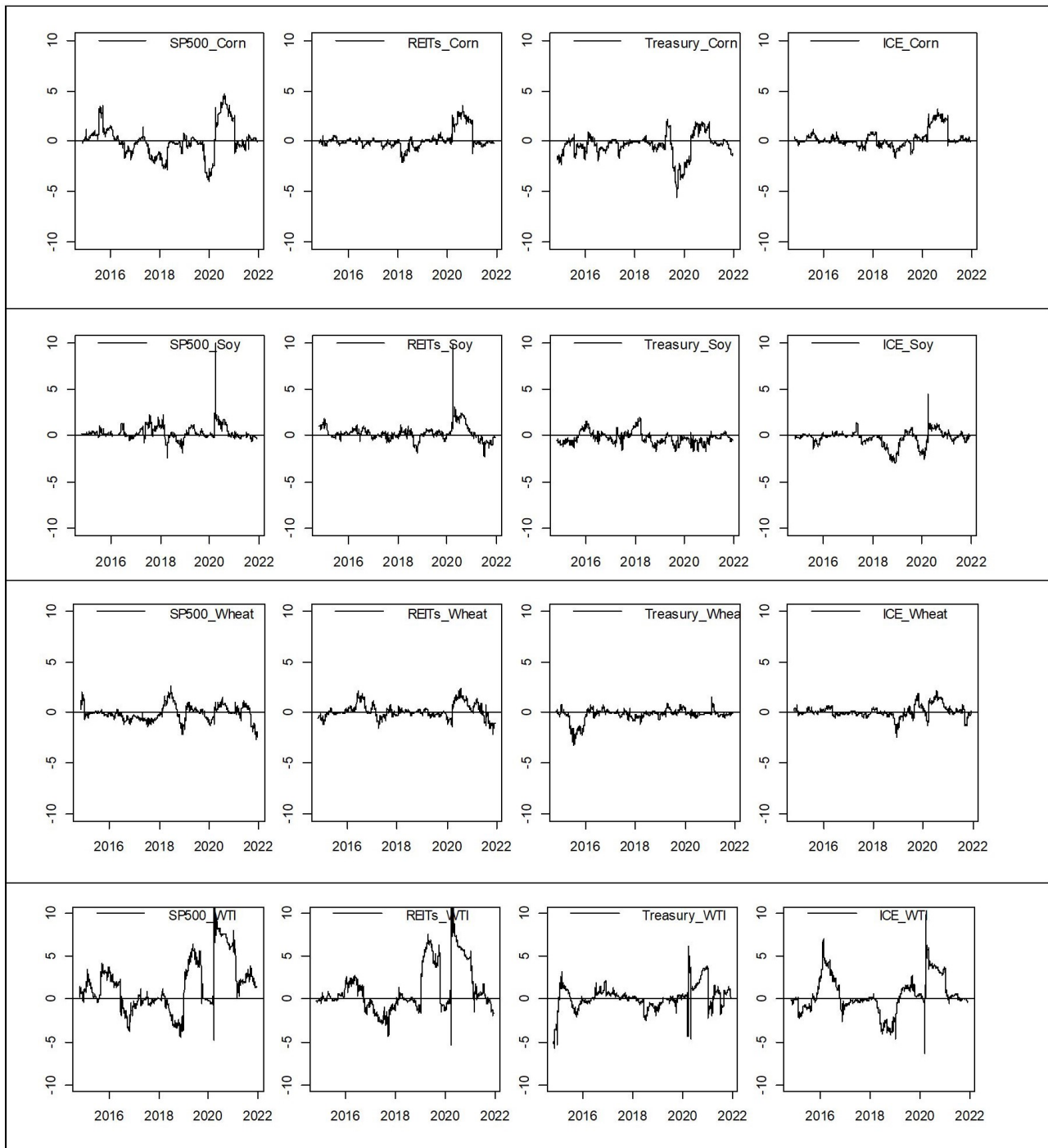
Como característica comum dos quatro índices, destaca-se que todos foram transmissores de volatilidade para *Corn*, com isso, este transbordamento teve níveis de 0% a 5% durante o período de

março a dezembro de 2020. Este comportamento durante a covid-19, pode ser explicado pela fraca demanda, redução nos custos de insumos (energia e fertilizantes), restrições comerciais, interrupção nas cadeias de suprimentos, preço do dólar americano (WorldBank, 2020).

Os índices S&P 500 e REITs mostraram variações positivas e negativas entre os níveis de 0,5% a -1% até março de 2020. Neste momento, os índices apresentam picos de forte magnitude de até 10%, logo, pode-se considerar que transmitiram volatilidade para *Soy* em dezembro de 2020, quando essa relação foi revertida, os índices tornam-se receptores de volatilidade da *Soy*. O ICE mostra baixa variação volatilidade entre 2014 a 2017, onde alguns momentos são transmissores e receptores de volatilidade da *Soy*. No entanto, no final de 2017 há um declínio significativo de -4% até março de 2020. Neste período, o ICE recebe volatilidade da *Soy*, todavia, posteriormente houve uma mudança notável nesta relação de transbordamento durante a pandemia, ocorreu um pico de magnitude de 5%

de transmissão de volatilidade do índice para a *commodity*. Durante o período analisado, *Treasury* é receptor de volatilidade do *Soy*. A mudança da volatilidade entre os índices e *Soy* pode ser

explicada pela queda dos preços das *commodities* alimentares em resposta às medidas de mitigação para conter a propagação da pandemia de covid-19 (WorldBank, 2020).



**FIGURA 7** – Pairwise spillover Index: commodities agrícolas – índices financeiros

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

A relação entre os índices S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE com *Wheat* não indicaram padrões marcantes, as variações se concentraram em níveis de 3% a -3%. O S&P 500, REITs e ICE mostram um pequeno declínio de volatilidade antes da pandemia, logo, há o indicativo que recebeu volatilidade do *Wheat*. Esta interação é revertida no início da pandemia com a transmissão de volatilidade destes índices para *Wheat*. Em 2015, *commodity* transmite volatilidade ao nível -4% para *Treasury* até o início de 2016, além disso, a relação entre *Treasury* e *Wheat* apresentam várias flutuações sequenciais em territórios positivos e negativos que variam em níveis mínimos 0,5% a -0,5%, nos períodos de 2016 a 2021. No entanto, no início de 2021 apresenta um pico significativo de 1%, indicando um transbordamento de volatilidade do título do Tesouro para a *commodity*.

É interessante observar que a interação entre os índices S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE com WTI apresentam transbordamentos que variam entre 10% a -6%, destacando uma dinâmica intensa em comparação com os índices financeiros e as *commodities* agrícolas. Por exemplo, S&P 500 transmite volatilidade WTI ao nível de 5% entre 2014 ao primeiro trimestre de 2016, seguindo de uma queda significativa de -4,5% do segundo trimestre de 2016 a 2019. Neste período o índice recebe volatilidade do WTI. Entre 2019 e 2021, mostram dois picos: o primeiro ao nível de 5% antes da crise advinda com o coronavírus, seguindo de breve declínio. Entretanto, logo em seguida ocorre o segundo pico ao nível elevado de 10% durante a pandemia, que diminui gradualmente. Contudo, se manteve em território positivo indicando que S&P 500 transmitiu volatilidade ao WTI.

Paralelamente, REITs transmite repercussões de volatilidade ao nível de 3% para WTI entre 2014 a 2017, essa relação é invertida e o índice recebe volatilidade do WTI com variações entre 0% a -5%,

entre 2017 a 2019. Entre 2019 e 2021, o índice apresenta dois picos significativos com magnitudes de 8% e 10%, transmitindo volatilidade ao WTI. *Treasury* em 2014 recebe volatilidade ao nível de -5% do WTI, também mostra flutuação que variam de 3% a -2% entre 2015 a 2020, quando ocorre picos de 6% e -5%, no início da pandemia. Isto é, neste período o título do Tesouro tanto transmitiu como recebeu volatilidade ao WTI. O índice ICE é transmissor e receptor do WTI, então, é notório que nos períodos de 2015 a 2016, de 2019 a 2020 e março de 2020 a 2021, o índice transmitiu volatilidade para o WTI em magnitudes de 7%, 2% e 10%.

Assim, as interações estruturais de volatilidade indicam a existência de transbordamento significativos nos índices S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE no mercado *commodities* agrícolas e WTI. Os principais achados também são consistentes com resultados de Caos e Chen (2021), Zhang e Hamori (2021), Adekoya e Oliyide (2021) e Hung e Vo (2021), que também indicaram um efeito transbordamento de volatilidade em ativos financeiros, especialmente no índice da S&P 500 significativo mais forte sob a pandemia da covid-19.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo, investigou o *spillover* de volatilidade direcional entre as variações de preços diários no mercado agrícola, petróleo bruto, setor imobiliário e financeiro, no período compreendido entre 4 de janeiro de 2014 a 7 de dezembro de 2021. O modelo de decomposição de variância do erro de previsão generalizada – FEV/VAR é utilizado para estimar o índice *spillover* desenvolvido por Diebold e Yilmaz (2012), com o intuito de verificar os efeitos da interação de volatilidade de curto prazo dentro de um sistema que compreende os produtos agrícolas (*Corn*, *Soy*, *Wheat*), petróleo bruto da WTI e os mercados da S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE. Destaca-se especialmente a comparação dos períodos, antes e

depois do período pandêmico ou antes e depois da implementação das políticas de contenção do vírus, permitindo assim examinar as mudanças estruturais graduais dos mercados.

Os resultados do estudo demonstram que durante a pandemia é possível observar que a volatilidade dos intervalos individuais das *commodities* agrícolas e os índices financeiros demonstraram um declínio acentuado, com saltos significativos no início da pandemia do período, em março de 2020. Além disso, o Índice de Conectividade Total (TCI) sugere que após aparição de um choque de preço em um mercado, ou seja, a informação flui rapidamente e impacta os preços dos demais mercados das *commodities* ou índices financeiros. A conectividade dinâmica apresenta uma característica bidirecional. O S&P 500 é o transmissor e receptor de volatilidade líquida mais forte no sistema e os transbordamentos atingiram picos elevados durante a pandemia. Também foi possível verificar a inexistência de uma rede conectividade de volatilidade entre os preços dos WTI e as *commodities Corn, Soy e Wheat*.

Os índices de *spillover* de volatilidade agrícola (WTI) aos pares, fornecem evidências significativas que o WTI é transmissor e receptor de volatilidade das *commodities* da *Soy, Wheat e Corn* durante o período estudado. O índice de *spillover* de volatilidade de *commodities*-financeira aos pares apresentam evidências que a interação de volatilidade entre *commodities (Corn, Soy, Wheat)* e WTI, os índices S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE foram afetados durante a pandemia, corroborando com repercussões positivas e negativas no período analisado. Estas evidências apresentam implicações relevantes, como os choques do mercado financeiro e WTI, que não possuem conexões diretas com mercados de *commodities*, especialmente com o *Wheat e Corn*, consequentemente, afetando a volatilidade das *commodities* de curto prazo em

períodos de crise, como ocorreu na pandemia da covid-19.

O estudo contribui com a literatura existente, ao analisar a existência de *spillover* direcional de volatilidade entre as variações dos preços nos mercados de *commodities* agrícolas, petróleo bruto e índices financeiros durante o período pandêmico. Notou-se que houve uma excessiva volatilidade no mercado financeiro, ocasionando em alguma medida turbulência econômica em diversos países. Além disso, os resultados abrem o caminho para pesquisas mais aprofundadas sobre *spillover* direcional de volatilidade, com vistas a análise das variações de preços nos mercados de *commodities* e índices financeiros em períodos crises sanitárias. Por fim, os resultados são significativos sob a ótica do mercado financeiro, por permitir ao investidor formular e analisar possíveis estratégias de negociações nos mercados de *commodities* e índices financeiros nas bolsas de valores, visando a proteção contra os possíveis riscos e variações de preços em períodos de instabilidade econômica em crises sanitárias, como no caso da pandemia do coronavírus.

O estudo limita-se a existência de *spillover* direcional de volatilidade entre as variações dos preços dos mercados de *commodities*, petróleo bruto, setor imobiliário e índices financeiros negociados nos Estados Unidos (EUA), no período pandêmico. Portanto, não foi abordado os co-movimentos de volatilidade, bem como outras *commodities* do seguimento de minerais e biocombustíveis, bem como outros mercados de ações. Assim, sugerem-se essas abordagens como pesquisas futuras.

## NOTA DE FIM

<sup>1</sup> *Circuit breaker* é um mecanismo para combater um eventual excesso de volatilidade. Este mecanismo prevenir a volatilidade excessiva dos preços ao impedir ou restringir a realização de certas negociações (Shiller, 1987).

## AGRADECIMENTO

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

## REFERÊNCIAS

- Adekoya, O. B. & Oliyide, J. A. (2021). How COVID-19 drives connectedness among commodity and financial markets: Evidence from TVP-VAR and causality-in-quantiles techniques. *Resources Policy* 70: 1-17. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2020.101898>.
- Ahmed, M.Y., & Sarkodie, S.A., 2021. Counterfactual shock in energy commodities affects stock market dynamics: evidence from the United States. *Resour. Pol.* 72, 102083. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102083>, 2021/08/01/.
- Ali, S. R. M., Mensi, W., Anik, K. I., Rahman, M., & Kang, S. H. (2022). The impacts of COVID-19 crisis on spillovers between the oil and stock markets: Evidence from the largest oil importers and exporters. *Economic Analysis and Policy* 73: 345–372. <https://doi.org/10.1016/j.eap.2021.11.009>.
- Antonakakis, N., Cunado, J., Filis, G., Gabauer, D., & Perez de Gracia, F. (2018). Oil volatility, oil and gas firms and portfolio diversification. *Energy Economics*, 70, 499–515. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2018.01.023>.
- Atkeson A. (2020). “What Will Be the Economic Impact of COVID-19 in the US? Rough Estimates of Disease Scenarios,” NBER Working Papers 26867, *National Bureau of Economic Research*, Inc. Retrieved from <https://www.nber.org/papers/w26867>.
- Barbaglia, L., Croux, C., & Wilms, I. (2020). Volatility spillovers in commodity markets: A large t-vector autoregressive approach. *Energy Economics* 85:1-11. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2019.104555>.
- Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J. Kost, K., Sammon, M., & Viratyosin, T. (2020). The Unprecedented Stock Market Reaction to COVID-19. *The Review of Asset Pricing Studies*, Volume 10, Issue 4, Pages 742–758, <https://doi.org/10.1093/rapstu/raaa008>
- Borgards, O., Czudaj, R. L., C., & Hoang, T. H. V. (2021). Price overreactions in the commodity futures market: An intraday analysis of the Covid-19 pandemic impact. *Resources Policy*, v.71. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2020.101966>.
- Chen, C., Hui, E. C. M., & Chiang, S. (2021). What do we know about the status of housing market in China? Evidence from price and rent spillovers across first-tier cities. *Habitat International* 118: 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2021.102471>.
- Cao, Y. & Cheng, S. (2021). Impact of COVID-19 outbreak on multi-scale asymmetric spillovers between food and oil prices. *Resources Policy* 74. Pages 1-18. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102364>.
- Corbet S., Hou, Y., Hu, Y., Lucey, B., & Oxley, L. (2021). Aye Corona! The contagion effects of being named Corona during the COVID-19 pandemic. *Finance Research Letters*, V. 38, <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101591>.
- Chowdhury, M. A. F., Meo, M. S. & Aloui, C. (2021). How world uncertainties and global pandemics destabilized food, energy and stock markets? Fresh evidence from quantile-on-quantile regressions. *International Review of Financial Analysis*, 76. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2021.101759>.
- Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2012). Better to Give than to Receive: Predictive Directional Measurement of Volatility Spillovers. *International Journal of Forecasting*, 28, 57-66. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.02.006>.
- Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2014). On the network topology of variance decompositions: measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*, Elsevier, vol. 182(1), pages 119-134. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2014.04.012>.
- Enders, W. (2010). *Applied econometric time series*, 3rd edn. Wiley, Hoboken, NJ.
- Elliott, G., Rothenberg, T. J. & Stock, J. H. (1996). Efficient tests for an autoregressive unit root. *The Econometric Society*, v. 64, n. 4, 1996. <https://doi.org/10.2307/2171846>
- Grosche, S.-C. & Heckelevi, T. (2016). Directional Volatility Spillovers Between Agricultural, Crude Oil, Real Estate, and Other Financial Markets. *Food Price Volatility and Its Implications for Food Security and Policy*, pages 183-205. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-28201-5\\_9](https://doi.org/10.1007/978-3-319-28201-5_9)
- Hu, M. R., Lee, A. D. & Zou, D. (2021). COVID-19 and Housing Prices: Australian Evidence with Daily Hedonic Returns. *Finance Research Letters* 43:1-8. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.101960>.
- Hung, N. T. (2021). Oil prices and agricultural commodity markets: Evidence from pre and during COVID-19 outbreak. *Resources Policy* 73. Pages 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102236>

- Hung, N. T. & Vo, X. V. (2021). Directional *spillover* effects and time-frequency nexus between oil, gold and stock markets: Evidence from pre and during COVID-19 outbreak. *International Review of Financial Analysis* 76: 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2021.101730>.
- Jebabli, I., Kouaissah, N., & Arouri, M. (2021). Volatility *Spillovers* between Stock and Energy Markets during Crises: A Comparative Assessment between the 2008 Global Financial Crisis and the Covid-19 Pandemic Crisis. *Finance Research Letters*, <https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102363>.
- Koop, G., Pesaran, M., & Potter, S.M. (1996) Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of Econometrics*, 74(1):119–147. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(95\)01753-4](https://doi.org/10.1016/0304-4076(95)01753-4).
- Le, T. H., Do, H. X, Nguyen, D. K. & Sensoy, A. (2021) Covid-19 pandemic and tail-dependency networks of financial assets. *Finance Research Letters* 38:1-9. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2020.101800>.
- Lin, B. & Su, T. (2021). Does COVID-19 open a Pandora's box of changing the connectedness in energy commodities? *Research in International Business and Finance* 56:1-16. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2020.101360>.
- Ling, D. C., Wang, C., & Zhou, T. (2020). A First Look at the Impact of COVID-19 on Commercial Real Estate Prices: Asset-Level. *The Review of Asset Pricing Studies*, v 10, n 4, 1-36. <https://doi.org/10.1093/rapstu/raaa014>.
- Lütkepohl, H. (2007). *New introduction to multiple time series analysis*, 1st ed, corr. 2nd print edn. Springer, Berlin. Retrieved from [https://doc.lagout.org/science/0\\_Computer%20Science/3\\_Theory/Mathematics/New%20Introduction%20to%20Multiple%20Time%20Series%20Analysis.pdf](https://doc.lagout.org/science/0_Computer%20Science/3_Theory/Mathematics/New%20Introduction%20to%20Multiple%20Time%20Series%20Analysis.pdf)
- Pesaran, H. H. & Shin, Y. (1998) Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters*. 58(1):17–29. [https://doi.org/10.1016/S0165-1765\(97\)00214-0](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(97)00214-0).
- Shah, A. A. & Dar, A. B. (2021). Exploring diversification opportunities across commodities and financial markets: Evidence from time-frequency based *spillovers*. *Resources Policy* 74: 1-9, <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102317>.
- Shiller, R. J. (1987). Investor behavior in the October 1987 stock market crash: survey evidence. Working Paper, Cambridge: National Bureau of Economic Research.
- Sun, Y., Mirza, N., Qadeer, A., & Hsueh, H. (2021). Connectedness between oil and agricultural commodity prices during tranquil and volatile period. Is crude oil a victim indeed? *Resources Policy* 72:1-8. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102131>.
- USDA - United States Department of Agriculture. (2020) Oilseeds: World Markets and Trade. Washington: USDA, Retrieved from: <https://apps.fas.usda.gov/psdonline/circulars/oilseeds.pdf>.
- Umar, Z., Jareno, F., & Escribano, A. (2021). Agricultural commodity markets and oil prices: An analysis of the dynamic return and volatility connectedness. *Resources Policy*, 73:1-14. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102147>.
- Umar, M., Farid, S., & Naeem, M. A. (2022). Time-frequency connectedness among clean-energy stocks and fossil fuel markets: Comparison between financial, oil and pandemic crisis. *Energy* 240:1-12. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.122702>.
- Zhang, H, Chen, J. & Shao, L. (2021). Dynamic spillovers between energy and stock markets and their implications in the context of COVID-19. *International Review of Financial Analysis* 77. Pages 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2021.101828>.
- Zhang, W., & Hamori, S., (2021). Crude oil market and stock markets during the COVID-19 pandemic: evidence from the US, Japan, and Germany. *Int. Rev. Financ. Anal.* 74, 101702. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2021.101702>.
- WorldBank, (2017). *Commodity Markets Outlook, April 2017*. Retrieved from <https://data.opendevelopmentmekong.net/dataset/commodity-markets-outlook>
- WorldBank, (2020). *A Shock like No Other: The Impact of COVID 19 on Commodity Market*. Retrieved from <https://www.worldbank.org/en/news/feature/2020/04/23/coronavirus-shakescommodity-markets>.