



***Spillover* de volatilidade direcional entre os mercados agrícola, petróleo bruto, imobiliário e outros mercados financeiros**

ALEXANDRA KELLY DE MORAES

Universidade Federal de Lavras (UFLA)

PAULO SERGIO CERETTA

Universidade Federal de Santa Maria (UFSM)

Resumo

Este artigo utilizou a abordagem de Diebold e Yilmaz (2012) para investigar o *spillover* de volatilidade direcional entre os mercados agrícola, petróleo bruto, imobiliário e outros mercados financeiros, com base no modelo de decomposição de variância do erro de previsão generalizada – FEV de um modelo vetorial autorregressivo – VAR juntamente com o índice *spillover*. A ideia básica deste estudo é estudar o comportamento da variável volatilidade das variações de preço ao longo do tempo dos mercados de *commodities* e mercados financeiros em um período que engloba a pandemia do Covid-19. Os resultados apresentam evidências que durante a pandemia do Covid-19, é possível observar que as volatilidades dos intervalos individuais das *commodities* agrícolas e os índices dos mercados financeiros demonstraram um declínio anormal. Também foram identificados saltos significativos no início da pandemia do Covid-19 (março de 2020). Os resultados apresentam evidências que o índice do mercado dos Estados Unidos da América, S&P 500 é o transmissor e receptor de volatilidade líquida mais forte no sistema analisado e os transbordamentos atingiram o pico durante a pandemia do Covid-19. Também foi constatado a 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*-Mercados financeiros evidenciaram que a interação entre esses mercados, foram afetados durante a pandemia do covid-19, com repercussões positivas e negativas. Por fim, os resultados sugerem que os choques de alguns índices dos financeiros e WTI, não apresentaram conexões diretas com mercados de *commodities* agrícolas em períodos de curto prazo.

Palavras-chave: Volatilidade Direcional *Spillovers*, Mercados Agrícola, Oleo Cru, Mercado Imobiliário, Mercado Financeiro.



São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

Introdução

O surto do Covid-19 desencadeou uma crise de saúde sem precedentes, produzindo repercussões sociais, sanitárias e políticas. Além disso, o choque rápido e maciço da pandemia do Covid-19 e as políticas de contenção necessárias para enfrentá-lo (Le et al., 2021), lançou a economia mundial em uma recessão severa (Ahmed & Sarkodie, 2021), impactando diferentes mercados financeiros (Hu et al., 2021) e, conseqüentemente, impondo perdas em diversos setores econômicos (Atkeson, 2020).

À medida que o COVID-19 se espalha pelos países, diversos estudos acadêmicos registraram evidência empírica sobre o impacto da pandemia em vários mercados (Hu et al., 2021), especialmente, no mercado financeiro (Zhang & Hamori, 2021) devido aos altos níveis de incertezas dos investidores (Le et al. 2021), por estarem cada vez mais preocupados com as perspectivas econômicas (Adekoya e 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), que são influenciados pelas notícias relacionadas ao coronavírus (Le et al., 2021). A incerteza causada pela pandemia Covid-19, resultou em várias quedas nos preços das *commodities*, além dos índices das empresas negociadas nas bolsas de valores (Zhang et al. 2021). Por exemplo, o mercado de ações dos Estados Unidos - EUA, sofreu uma desvalorização em suas ações com três quedas consecutivas durante 15 dias de negociação em março de 2020, com o mecanismo do disjuntor sendo 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 choque nos mercados de ações europeus e asiáticos no período do Covid-19, o índice do Reino Unido - RU e o índice FTSE 100 das maiores ações de Londres despencaram 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, teve como origem a implementação do *lockdown* em muitas cidades do mundo, fechamento das fronteiras e comércios internacionais, além do isolamento das pessoas em suas residências e paralisação das atividades não essenciais (Zhang et al., 2021; Ali et al., 2022).

Outro mercado afetado pela pandemia do Covid-19 foi o REITs. O REITs é fundo de investimento imobiliário das principais propriedades listadas nos Estados Unidos - EUA. O REITs sofreu uma queda de 10% nas primeiras semanas de abril de 2020 (Lin et al., 2020). Isto ocorreu devido o 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 (Lin 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), recentemente o colapso devido à demanda por *commodities* energéticas, combinado com uma série de questões geopolíticas internacionais (Corbet et al., 2021), proporcionou altos níveis de incerteza e choque negativos no preço futuro do petróleo *West Texas Intermediary* - WTI. O WTI chegou a ser negociado por um preço negativo de -US\$ 37,63 (Le et al., 2021). A alta volatilidade de preço no WTI ocasionado pela pandemia do Covid-19, é consequência do aumento da oferta e a redução da capacidade de armazenamento do petróleo, dificultando a operação padrão do mercado (Ahmed & Sarkodie, 2021), que ocasionou um cenário em que um investidor receberia mais de US\$ 40 por barril para comprar um contrato futuro de WTI de maio de 2020 para entrega no próximo mês (Corbet et al., 2021).

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

Embora a ocorrência de choques significativos nos preços das *commodities* em 2020 devido à pandemia do Covid-19 (Corbet et al., 2021), certamente, algumas *commodities* tiveram mais impacto do que outras. Por exemplo, os preços das *commodities* do petróleo diminuíram enquanto os preços das *commodities* agrícolas e metais aumentaram (Ahmed & Sarkodie, 2021). Essa dinâmica dos preços das *commodities* é uma consequência das políticas para conter o Covid-19, principalmente devido o isolamento das pessoas, que diretamente reduziu a demanda dos combustíveis para transportes, enquanto aumentou a demanda por alimentos e produtos relacionados à tecnologia (Borgards et al., 2021).

Diante desta conjuntura, percebe-se que a retomada das atividades econômicas, em especialmente nos mercados financeiro e *commodities*, tornou-se um desafio durante o Covid-19 em diversos países (Jebabli et al., 2021). Repercussões da pandemia do Covid-19 sobre 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 do Covid-19 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 outros mercados financeiros (Caos e Cheng, 2021; Sun et al., 2021).

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, este estudo explora o *spillovers* de volatilidade direcional entre as variações de preços na agricultura, petróleo bruto, setor imobiliário e outros mercados financeiros no período entre 04 de janeiro de 2014 a 07 de dezembro de 2021. 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 *spillover* abordado por Diebold e Yilmaz (2012).

O restante deste artigo está organizado da seguinte forma. A segunda seção apresenta uma breve revisão de estudos similares já realizados. A terceira seção apresenta a descrição da metodologia e dos dados utilizados. Finalmente, a quarta seção apresenta os resultados empíricos, na última seção, as conclusões e sugestões para futuras pesquisas.

Revisão de estudos anteriores

A crise de saúde do Covid-19 produziu um choque inédito na economia mundial. Sob essa crise, estudiosos buscaram compreender o impacto da Covid-19 em mercados individuais, a exemplos do mercado de energia (Lin & Su, 2021; Zhang et al., 2021; Umar et al., 2022), mercado de *commodities* (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 *commodities* (Shah & Dar 2021; Umar et al., 2021). O índice de *spillover* foi desenvolvido por Diebold e Yilmaz (2012) como um índice que avalia o transbordamento entre ativos. A escala do índice de *spillover* varia de zero a cem e mede as transmissões de volatilidade, retorno e liquidez entre diferentes mercados (Diebold & Yilmaz, 2012).

Caos e Cheng (2021) verificaram os efeitos de *spillover* de frequência entre os *commodities* agrícolas e de petróleo, durante a pandemia do Covid-19. Os resultados evidenciaram que os preços do milho e da soja têm efeitos colaterais significativos sobre os



São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

preços do trigo e do petróleo durante a pandemia, enquanto a relação de *spillover* entre o mercado de arroz e todos os outros mercados são fracos. Chowdhury et al. (2021) analisaram o impacto da Covid-19, em *commodities* agrícolas, energéticas e mercados de ações. No estudo foi identificado que a pandemia proporcionou um impacto negativo nas *commodities* de alimentos, energia e ações com variações substanciais entre estes mercados. Sun et al. (2021) examinaram a conexão entre o petróleo bruto e preços de *commodities* agrícolas. O estudo identificou que durante o período 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* energia, como no caso de Lin e Su (2021) que se concentraram em explorar o impacto da pandemia do Covid-19 no mercado energético. Os autores descobriram que o efeito do *spillover* entre os mercados de energia é afetado durante a crise do Covid-19 e indicam que as relações mudaram de direção antes e depois da crise. Ali et al. (2022) examinaram o *spillover* de frequência no mercado futuro do petróleo e os mercados de ações dos Estados Unidos - EUA, Canadá, China, Rússia e Venezuela antes e durante a pandemia Covid-19. Observaram que os mercados de ações dos EUA e do Canadá foram mais afetados pelos choques do preço do petróleo do que outros países durante o Covid-19. Umar et al. (2022) pesquisaram as ligações de *spillover* de volatilidade entre os mercados de ações de energia limpa e os mercados de combustível fóssil durante a recente pandemia de Covid-19. Os autores identificaram efeitos de contágio elevados entre os mercados de energia na crise do Covid-19. Jebabli et al. (2021) investigaram os *spillovers* de volatilidade entre os mercados de energia e de ações dos EUA durante a pandemia do Covid-19 e identificaram que durante a Covid-19, os *spillovers* assimétricos 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) quando investigaram os efeitos da pandemia no preço das ações dos REITs nos EUA. Os resultados do estudo indicaram que as intervenções políticas locais e estaduais para conter o Covid-19, ajudou a moderar o impacto de retorno negativo no preço das ações do REITs. Chen et al. (2021) analisaram o *spillover* para 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 do Covid-19. Hu et al. (2021) verificaram a relação entre casos anteriores do Covid-19 e retornos diários de habitação em cinco capitais australianas. Os autores concluíram que a prevalência do Covid-19, impacta negativamente o mercado imobiliário australiano.

Alguns estudos acadêmicos buscaram examinar as repercussões entre o mercado financeiro e outros mercados durante a Covid-19. Le et al. (2021) forneceram evidências do impacto da Covid-19 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 à Covid-19. No entanto, os autores destacam que os títulos do Bitcoin e do Tesouro dos EUA – UST estão desconectados de outros ativos, tornando-os um porto seguro para os investidores durante a crise do Covid-19. Zhang et al. (2021) analisaram o *spillover* entre o preço de energia e o índice S&P 500 antes e depois do surto do Covid-19. O efeito *spillover* mostrou um aumento significativo de transbordamento total durante a pandemia do Covid-19. Além disso, o mercado de energia era um importante receptor de risco do mercado de ações antes do Covid-19, e a extensão da aceitação do risco aumentou após o surto do Covid-19. Zhang e Hamori (2021) examinaram o *spillover* do retorno e de volatilidade durante a pandemia do Covid-19, entre petróleo bruto - WTI e o *Infectious Disease Equity Market Volatility Tracker* - IDEMVT, índice S&P 500, índice TOPIX e índice DAX.

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

Concluíram que o impacto do choque Covid-19 na relação de ligação entre o petróleo bruto e os mercados de ações é significativamente maior do que a da crise financeira global de 2008.

Adekoya e Oliyide (2021) examinaram o efeito *spillover* de volatilidade entre as *commodities* e os ativos financeiros na pandemia do Covid-19. Evidenciaram que o Covid-19 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 da política pública para conter o avanço do Covid-19. 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) investigaram o efeito *spillover* e conexão tempo-frequência entre S&P 500, preços do petróleo bruto e ativos de ouro durante o surto do Covid-19. O estudo identificou a existência de padrões nos *spillovers* de informações entre os mercados de petróleo bruto, S&P 500 e ouro. Esses resultados fornecem implicações significativas para gestão de portfólio, investidores e agências governamentais. Shah e Dar (2021) examinaram as repercussões do *spillover* de retorno em *ativos* como metais preciosos, energia, agricultura e índices S&P 500. O estudo evidenciou que o índice de *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.

Metodologia e dados

A abordagem de Diebold e Yilmaz (2012) é uma forma eficaz de medir as ligações entre mercados agrícolas, de petróleo bruto, setor imobiliário e outros mercados financeiros, com base na decomposição de variância do erro de previsão generalizada – FEV de um modelo vetorial de autorregressão – VAR. O 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 & Heckeleei, 2016). Assim como em Antonakakis et al. (2018) foi utilizado o retorno absoluto como *proxy* da 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).

O presente estudo investiga o *spillover* de volatilidade direcional entre os mercados agrícola, petróleo bruto, setor imobiliário e outros mercados financeiros, no período entre 04 de janeiro de 2014 a 07 de dezembro de 2021. A Tabela 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 & Heckeleei, 2016). Todas as séries são expressas em dólares americanos.

Os dados foram obtidos junto à base de dados *Investing.com*, totalizando 2001 observações para cada série de tempo. 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, ao mesmo tempo, produz um número suficiente de observações para estimar o VAR (Grosche & Heckeleei, 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 e Yilmaz 2012).

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

Tabela 1. Descrição das séries de dados analisadas

Variables	Description	Traded
Corn, soy e wheat	CBOT performs intermediation in the futures and derivatives market.	Chicago Board of Trade (CBOT)
Oil - West Texas Intermediate (WTI)	It is a heavier type of oil, produced in the United States, mainly in the region of Texas, Louisiana, and North Dakota.	New York Mercantile Exchange (NYMEX)
Standard & Poor's 500 (S&P500)	Standard & Poor's 500 (S&P500) US stock index - it gathers the 500 leading companies in the world and represents approximately 80% of market capitalization.	New York Stock Exchange (NYSE)
REITs	The Dow Jones Equity All Index (REITs) measures all publicly traded real estate investment funds in the US Dow Jones stock universe that operate primarily in income-generating real estate.	New York Stock Exchange (NYSE)
Treasury	US 10-year Treasury Note futures is a debt security issued by the US government, with obligations between 2 to 10 years, semiannual coupons.	US Treasury website
ICE	Intercontinental Exchange Index (ICE) – is a benchmark for the international value of the US dollar.	New York Stock Exchange (NYSE)

Ao examinar a Figura 1, é possível observar que as *commodities* e os índices do mercado financeiro, exibe um declínio anormal no início da pandemia do 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*, WTI, SP500, REITs e ICE, apresentaram um comportamento crescente entre o período de 04/2020 a 12/2021.

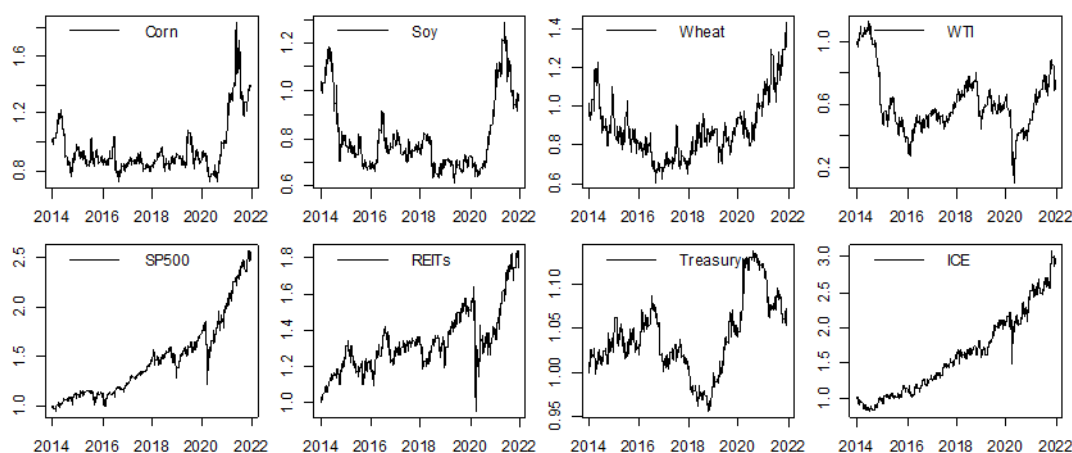


Figura 1. Séries temporais de preços diários padronizados dos mercados agrícola, óleo cru, imobiliário e outros mercados financeiros no período de 10/29/2014 até 07/12/2021. Preços padronizados são obtidos dividindo cada valor da série pelo primeiro valor da sua série $sp_{it} = p_{it}/p_{i(02-01-2014)}$.

A Tabela 2 apresenta as características das séries de retorno dos mercados agrícola, petróleo bruto, setor imobiliário e outros mercados financeiros. Pode-se observar que todas as variáveis apresentaram um retorno médio próximo de zero, resultado característico do log 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

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

volatilidade. Este resultado sugere que a WTI foi a mais afetada pelo Covid-19. 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 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.

Tabela 2. Sumário estatístico dos retornos diários dos mercados agrícolas, óleo cru, imobiliário e outros mercados financeiros no período de 10/29/2014 até 07/12/2021

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

*** 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, Rothenberg and Stock (1996).

A correlação incondicional identifica a associação linear entre as variações dos preços dos mercados agrícola, petróleo bruto, imobiliário e outros mercados 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 SP500 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).

A decomposição de variância do erro de previsão generalizada – FEV, divide o FEV da faixa de cada ativo incluído em um modelo VAR, em ações decorrentes de

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

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 é descrito por $y_t = A_0 + A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + u_t$, onde y_t é um vetor $N \times 1$ de volatilidade de intervalo e N correspondente ao número de ativos no sistema (Grosche & Heckelei, 2016). Onde A_i é uma matriz de coeficiente fixo $N \times N$ (incluindo o termo de intercepto) u_t e $N \times 1$ é o vetor de inovações de ruído branco, de tal modo que $E(u_t) = 0, E(u_t u_t') = \Sigma$ e $E(u_t u_{t-s}) = 0$ (Grosche & Heckelei, 2016). No modelo VAR (1), a matriz é dada por $y_t = c + A Y_{t-1} + U_t$, conforme [1]

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

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

Conforme Lütkepohl (2007), o processo da média móvel (MA) é $y_t = \mu + \sum_{h=0}^{\infty} \Phi_h u_{t-h}$ onde $\Phi_h = J A^h J' e_j = [I_N : 0 : \dots : 0]$, onde a seleção da matriz é $N \times N.p$. Segundo Grosche e Heckelei (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 & Heckelei, 2016).

Para o elemento em u_t ser correlacionado a matriz de coeficiente Φ_h requer restrições de coeficiente externo (Grosche & Heckelei, 2016). Neste caso, uma possibilidade é ortogonalizar o choque, Gosche e Heckelei (2016) explicam que através de uma decomposição de Cholesky da matriz de covariância (Σ), 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 & Heckelei, 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 σ_{jj} , é o 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 -ésimo e 0 é o elemento de outra forma (Pesaran & Shin, 1998). Considerando a correlação contida Σ , 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 & Heckelei, 2016). Dessa forma, o FEV segundo Pesaran e Shin (1998) é definido [2]:

$$\theta_{ij}^g(h) = \frac{\sigma_{jj}^{-\frac{1}{2}} \sum_{i=0}^{h-1} (\epsilon' \Phi_i \Sigma e_j)^2}{\sum_{i=0}^{h-1} (\epsilon' \Phi_i \Sigma \Phi_i \epsilon_i)}, i, j, = 1, 2, \dots, N \quad [2]$$

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

O período de previsão é denominado pelo subscrito h . Os choques correlacionados levam a um Σ não diagonal, onde os elementos nas linhas da matriz Φ_{ij}^g não somam 1 (Grosche & Heckelei, 2016).

Para a análise do índice *spillover* de volatilidade será aplicado o vetor autorregressivo (VAR), proposto por Diebold e Yilmaz (2009). Segundo Grosche e Heckelei (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 θ_{ij}^g . Para um sistema de N ativos, os elementos fora da diagonal principal da matriz θ_{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 & Heckelei, 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 θ_{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 de *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 *Total spillover index* (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]:

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

Para quantificar o *Directional spillover* 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]:

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

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]:

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

Os efeitos colaterais da volatilidade líquida do ativo i para todos os outros ativos j , foram estimados pelo *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 *spillovers* recebidos da faixa de todos os outros ativos $j = 1, \dots, N, j \neq i$, em relação ao FEV total no sistema [6]:

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

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

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]:

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

Resultados empíricos

A análise empírica consiste na estimativa da decomposição de variância de erro de previsão – FEV/VAR e nos índices de *spillover* de volatilidade do mercado agrícola, petróleo bruto, imobiliário e outros mercados financeiros. Na Figura 2, são ilustradas as volatilidades diárias das *commodities* e dos índices financeiros. É evidente, 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*. Nota-se que no início de pandemia (março de 2020), as variações de preços do WTI, SP500, 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 3 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 dez 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.

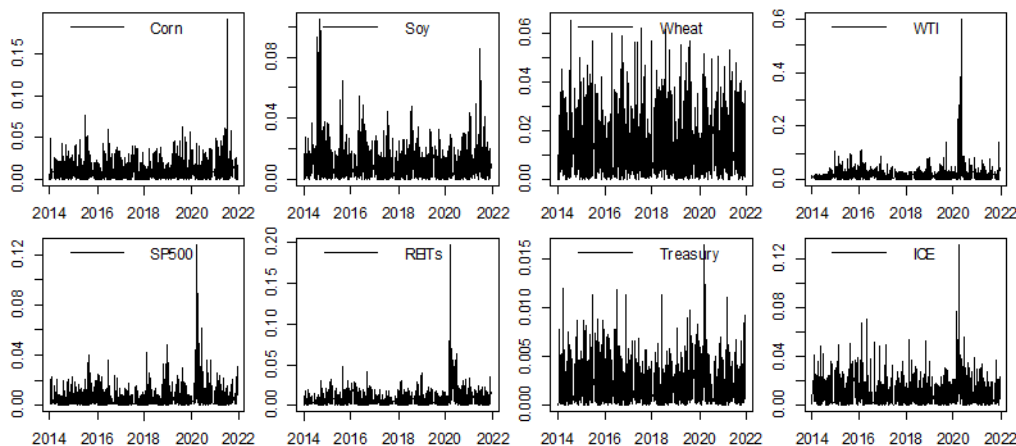


Figura 2. Volatilidade diária dos mercados agrícola, óleo cru, imobiliário e outros mercados financeiros (retorno absoluto da primeira diferença dos preços em logaritmos no período de 10/29/2014 até 12/07/2021)

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 de *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),

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

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 de *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.

Tabela 2. Conectividade dinâmica média da volatilidade dos mercados agrícolas, óleo cru, imobiliário e outros mercados financeiros (período de 10/29/2014 até 12/07/2021)

To	Daily volatility (absolute return)									From
	Others	Corn	Soy	Wheat	WTI	SP500	REITs	Treasury	ICE	
<i>Corn</i>		70,06	10,69	13,44	1,47	1,22	0,98	1,11	1,03	29,94
<i>Soy</i>		12,57	78,09	4,21	0,98	1,40	1,07	1,00	0,67	21,91
<i>Wheat</i>		14,26	3,08	77,68	1,51	0,76	0,95	0,89	0,87	22,32
<i>WTI</i>		1,69	0,90	1,34	83,50	4,65	3,35	2,53	2,05	16,50
<i>SP500</i>		1,16	1,09	0,81	3,04	66,03	13,29	5,17	9,41	33,97
<i>REITs</i>		0,87	0,80	0,80	2,14	15,27	71,20	3,21	5,70	28,80
<i>Treasury</i>		1,53	1,24	1,09	2,29	6,52	4,12	79,43	3,78	20,57
<i>ICE</i>		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

A Figura 3, apresenta a rede de conectividade da volatilidade dos mercados agrícola, 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, 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*.

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*.

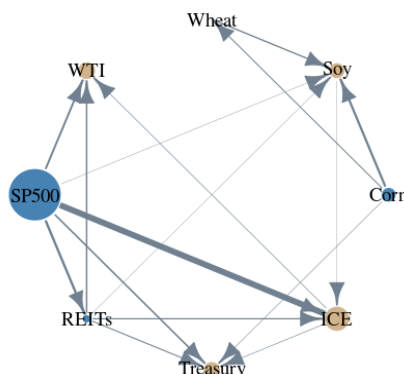


Figura 3. Rede de conectividade da volatilidade dos mercados agrícolas, óleo cru, imobiliário e outros mercados financeiros (Os linha dos nós representam a rede de conectividade entre os mercados e as cores variam de cinza escuro (forte), cinza médio (moderado) e cinza claro (fraco))

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

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 os preços dos 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 outros mercados financeiros. 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, mostra pico elevado em torno de 60% durante os primeiros meses da crise de saúde do Covid-19.

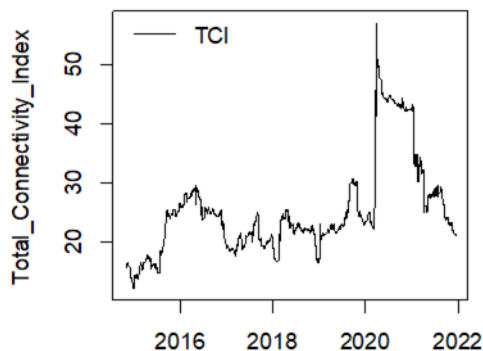
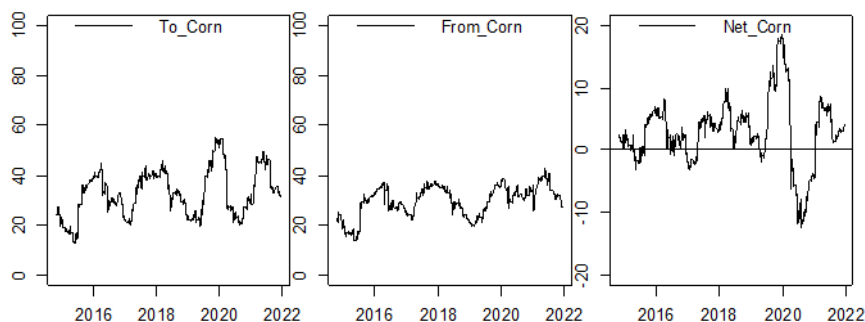


Figure 4. Índice de Conectividade Total (TCI)

A pandemia causa uma reestruturação fundamental nos mercados agrícolas, petróleo bruto, imobiliário e outros mercados financeiros. Antes da crise do Covid-19, 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 apresentou um pico elevado, superior a 60%, em março de 2020 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 do Covid-19. 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 SP500, REITs, ICE, o título de tesouro *Treasury*, o petróleo bruto (WTI), e nas *commodities Soy, Corn e Wheat*.

As Figuras 5 a 12 ilustram o *Spillover* de volatilidade direcional de Diebold e Yilmaz (2009) baseado no modelo VAR, no período amostral de 2014 a 2022, para 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 ilustra a volatilidade direcional do *Corn*. Os gráficos do “*To*” e “*From*” mostram uma flutuação em torno de 15% a 50%.



São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

Figura 5. Volatilidade do *Corn* transmitida para outros mercados, volatilidade recebida de outros mercados e volatilidade líquida

O *Spillover Net* do *Corn* apresenta flutuação com picos marcantes em 2019 e 2020. Sugerindo que o *Corn* transmite volatilidade com picos elevados aproximadamente ao nível de 20% antes da crise de saúde do Covid-19, no entanto, no início da pandemia o *Corn* recebe volatilidade na magnitude de (-11%) de outros mercados. Em 2021 o *Corn*, mostra picos ao nível de 9%, transmitindo volatilidade para outros mercados.

A Figura 6 apresenta a volatilidade direcional do *Soy*. Os gráficos “*To*” e “*From*” do *Soy* mostram variação aos níveis de 10% a 40% de volatilidade. *Soy* mostra o *Spillover Net* variam entre 5% e (-20%), permanecendo exclusivamente em território negativo quase todo o período, ou seja, a *commodity* é receptora de volatilidade de outros mercados.

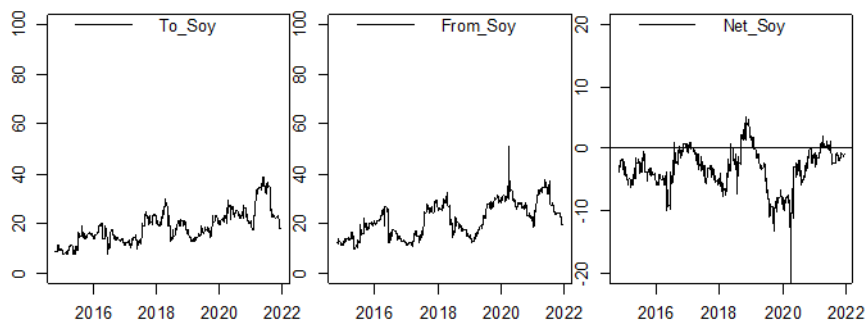


Figura 6. Volatilidade da *Soy* transmitida para outros mercados, volatilidade recebida de outros mercados e volatilidade líquida

A Figura 7 mostra a volatilidade direcional do *Wheat*. Observa-se que os gráficos “*To*” e “*From*” apresentaram níveis de flutuações equivalentes 15% a 40%.

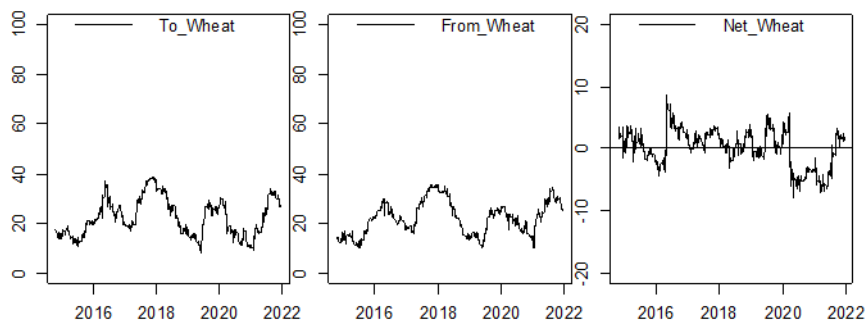


Figura 7. Volatilidade do *Wheat* transmitida para outros mercados, volatilidade recebida de outros mercados e volatilidade líquida

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, em março de 2020, início da pandemia do Covid-19 a *commodity* foi receptora de volatilidade de outros mercados até dezembro de 2021.

A Figura 8 apresenta a volatilidade direcional do petróleo WTI. Os gráficos “*To*” e “*From*” apresentaram níveis de flutuações equivalentes a 5% a 80%, tendo picos mais marcantes no início do Covid-19. O *Spillover Net* demonstra diversas flutuações, permanecendo em território negativo entre 2019 a 2021. É perceptível um pico elevado de

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

20% no início do Covid-19 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.

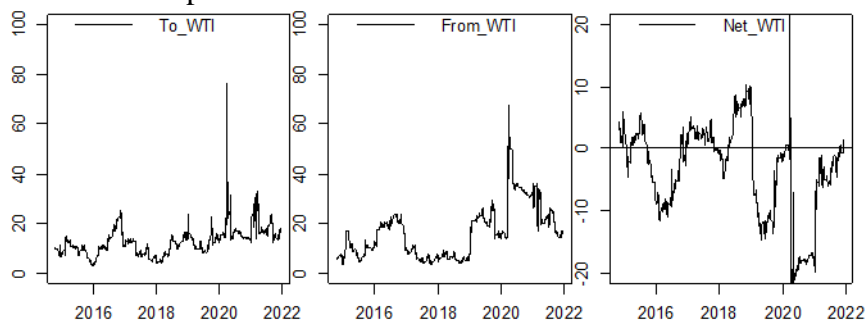


Figura 8. Volatilidade do WTI transmitida para outros mercados, volatilidade recebida de outros mercados e volatilidade líquida

A Figura 9 ilustra a volatilidade direcional do índice da S&P 500. Também se observou que os gráficos “To” e “From” apresentam níveis de flutuações entre 20% a 100% com picos elevados no início do Covid-19.

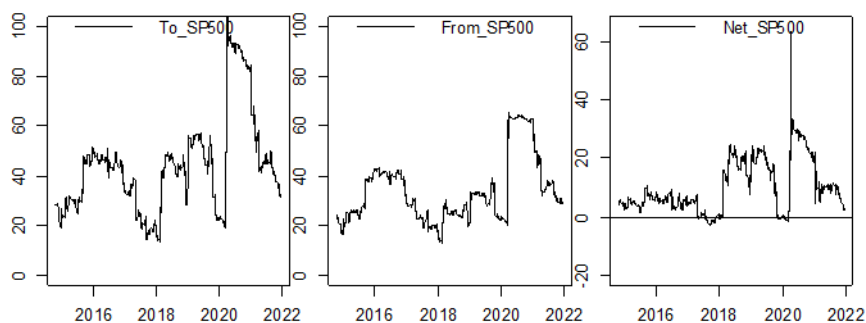


Figura 9. Volatilidade do S&P 500 transmitida para outros mercados, volatilidade recebida de outros mercados e volatilidade líquida

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.

A Figura 10 evidencia a volatilidade direcional do REITs. É perceptível que os gráficos “To” e “From” do REITs são semelhantes ao índice S&P 500, apresentaram uma variação entre os níveis de 20% a 100% com picos elevados no início da Covid-19.

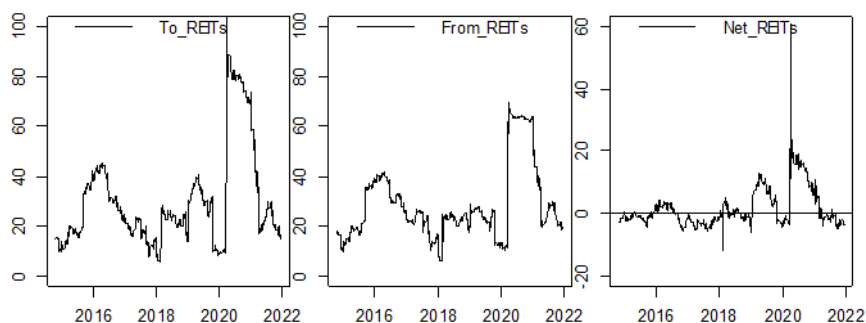


Figura 10. Volatilidade do REITs transmitida para outros mercados, volatilidade recebida de outros mercados e volatilidade líquida

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

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 do Covid-19 o REITs teve um pico elevado ao nível de 60%, isto indicam que foi transmissor de volatilidade para outros mercados, no entanto, até 2021, gradativamente foi diminuindo ao ponto de se tornar receptor de outros mercados.

A Figura 11 apresenta a volatilidade direcional do *Treasury*. Nos gráficos “*To*” e “*From*” observaram-se níveis entre de 5% a 80%, com picos marcantes no início da pandemia do Covid-19 em março de 2020. O *Spillover Net* tem predominância em território negativo, sendo extremamente 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.

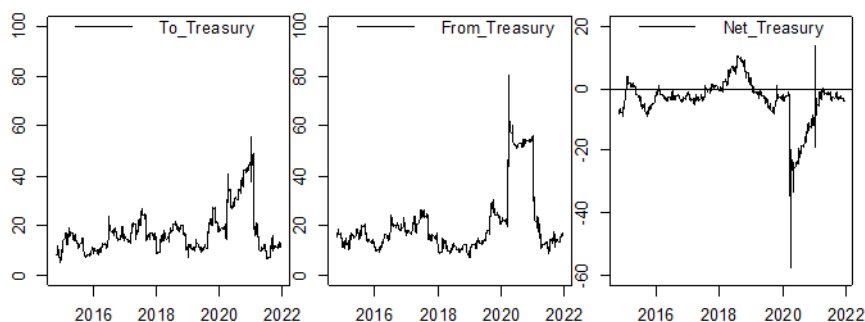


Figura 11. Volatilidade do *Treasury* transmitida para outros mercados, volatilidade recebida de outros mercados e volatilidade líquida

A Figura 12 ilustra a volatilidade direcional do ICE. Como 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 do Covid-19, esse comportamento permaneceu até 2021.

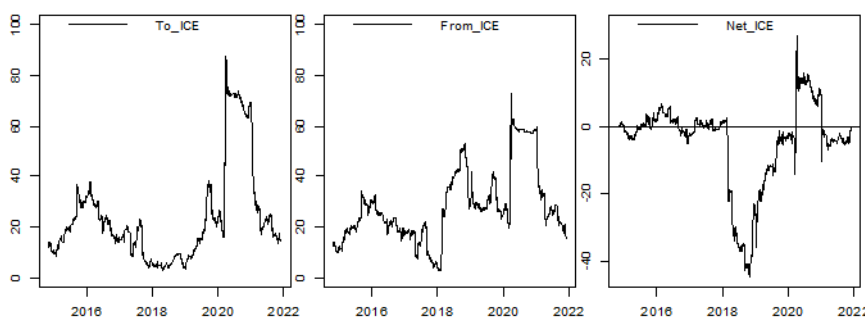


Figura 12. Volatilidade do ICE transmitida para outros mercados, volatilidade recebida de outros mercados e volatilidade líquida

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 Covid-19, o que sugere que foi transmissor de volatilidade para outros mercados até início de 2021, quando o índice da ICE tornou-se novamente receptor de volatilidade.

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

As Figuras 13, 14 e 15 ilustram o índice *Pairwise Spillover index*. Este índice permite uma investigação mais detalhada (em pares) das interações estruturais de volatilidade entre a agricultura, petróleo bruto, imobiliário e outros mercados financeiros. A Figura 13, ilustra o *pairwise spillover index* entre as *commodities* Corn, Soy e Wheat. É notório, que durante quase todo o período, Soy é receptor de volatilidade do Corn. Durante a crise do Covid-19, Soy apresenta variações com magnitude entre 0% a (-9%) antes e durante a pandemia do Covid-19. 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 do Covid-19, 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.

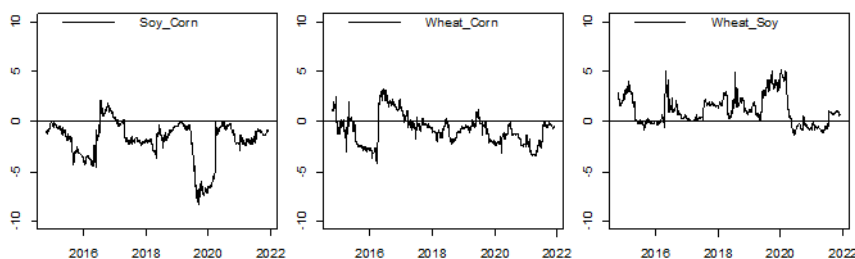


Figura 13. *Pairwise spillover index*: Mercado Agrícola

A Figura 14, mostra 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 crise do Covid-19 (-3%) em dezembro de 2019, durante a crise do Covid-19 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.

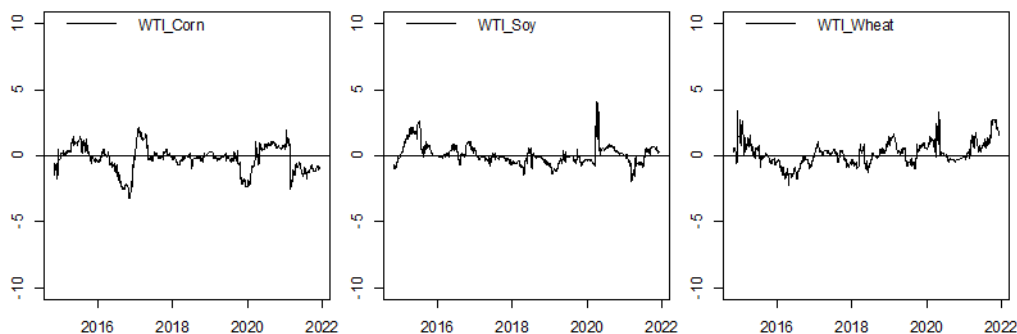


Figura 14. *Pairwise spillover index*: Óleo cru – Mercado Agrícola

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 no início da crise do Covid-19, neste momento, WTI transmite volatilidade Soy com picos até 5% diminuíram gradualmente até dezembro de 2020, é perceptível que a relação foi revertida

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

e o WTI passou a receber volatilidade do Soy. A interação da volatilidade entre o WTI e *Wheat* oscilam bastante durante todo período de 2014 a 2021, no entanto, o WTI transmite mais do que recebe volatilidade do *Wheat*, como pode-se observar antes da crise do Covid-19 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 15, mostra *Pairwise Spillover Index* para as *commodities* e índices do mercado financeiros. Durante a pandemia do Covid-19 os índices S&P 500 e título do Tesouro apresentam um declínio de (-5%) antes da crise do Covid-19, sendo receptores de volatilidade do *Corn*. REITs e ICE apresentaram um comportamento semelhante com leve declínio (-0,5%) entre 2018 a dezembro de 2019, foram receptores do *Corn*. Uma característica comum dos quatro índices, todos foram transmissores de volatilidade para *Corn*, este transbordamento teve níveis de 0% a 5% durante o período de março a dezembro de 2020, justamente, quando os países adotaram as medidas de contenção para evitar a propagação do vírus.

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%, isto indicam 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 em territórios positivos e negativos entre 2014 a dezembro de 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*, logo em seguida, 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*. Mas durante o período analisado, *Treasury* é receptor de volatilidade do *Soy*, principalmente na crise do Covid-19.

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 do Covid-19, isto indicam 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 positivo e negativo 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 do Covid-19, seguindo de breve declínio, entretanto, logo em seguida houve ocorre o segundo pico ao nível elevado de 10% durante a pandemia que diminui gradualmente, mas se manteve em território positivo, indicando S&P 500 neste período transmitiu volatilidade ao WTI.

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

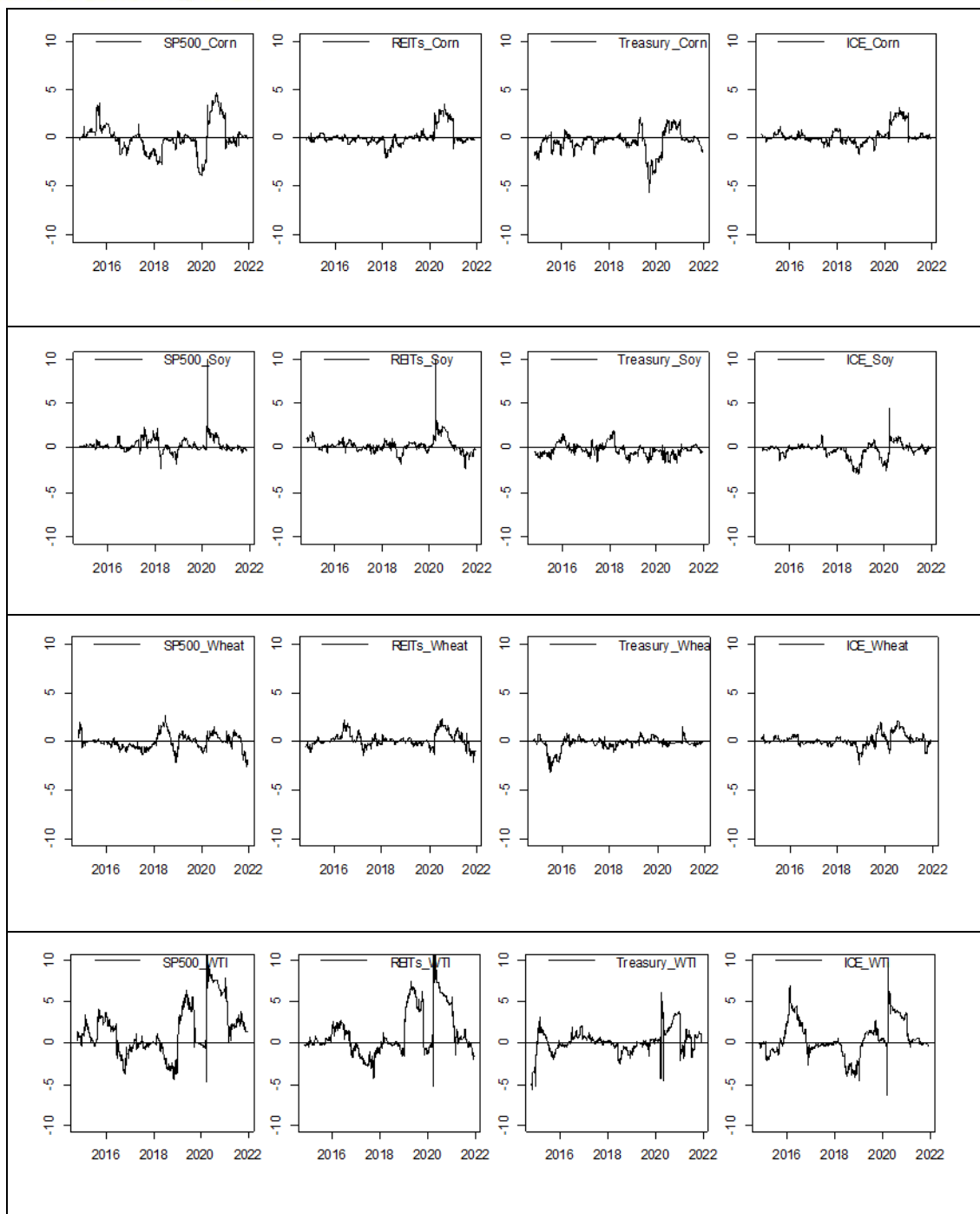


Figura 15. *Pairwise spillover index: Mercado Agrícola – Mercado Financeiro*

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 março de 2020, quando ocorre picos de 6% e (-5%) no início da pandemia, ou seja, neste período o título do Tesouro tanto transmitiu como recebeu volatilidade ao WTI. O índice ICE é transmissor e receptor do WTI, é notório que nos



São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

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%.

Conclusão e considerações finais

Este artigo, investigou o *spillovers* de volatilidade direcional entre as variações de preços no mercado agrícola, petróleo bruto e mercados financeiros no período entre 04 de janeiro de 2014 a 07 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 de interação de volatilidade de curto prazo dentro de um sistema que compreende os produtos agrícolas (*Corn*, *Soy*, *Wheat*), petróleo bruto da *West Texas Intermediate* - WTI e os mercados financeiros da *Standard & Poor's 500* - S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE. Destacamos especialmente a comparação dos períodos, antes e depois do surto do Covid-19, ou antes e depois da introdução das políticas de contenção do vírus, permitindo assim, examinar as mudanças estruturais graduais dos mercados.

Os resultados do deste estudo revelaram que durante a pandemia do Covid-19, é possível observar que as volatilidades dos intervalos individuais das *commodities* agrícolas e os índices dos mercados financeiros demonstraram um declínio anormal, com saltos significativos no início da pandemia do Covid-19 (março de 2020). Além disso, o Índice de Conectividade Total - TCI, 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. O S&P 500 é o transmissor e receptor de volatilidade líquida mais forte no sistema e os transbordamentos atingiram o pico durante a pandemia do Covid-19. 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 do Covid-19. 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 e os índices S&P 500, REITs, *Treasury* e ICE foram afetados durante a pandemia do Covid-19, com repercussões positivas e negativas no período analisado. Estas evidências apresentam implicações relevantes, como os choques do mercado financeiro e WTI, que não têm conexões diretas com mercados de *commodities*, especialmente com o *Wheat* e *Corn*, conseqüentemente, afetando a volatilidade das *commodities* de curto prazo em períodos de crise, como ocorreu na pandemia do Covid-19.

O estudo contribui para a literatura existente, analisando 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 da pandemia do covid-19, no qual gerou uma excessiva volatilidade no mercado financeiro, ocasionando assim, turbulência econômica em diversos países. Além disso, nossos resultados abrem o caminho para pesquisa mais aprofundada sobre *spillover* direcional de volatilidade, para analisa as 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 períodos de crises sanitárias, como no caso da pandemia do Covid-19.

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

O estudo se limitou a existência de *spillovers* direcional de volatilidade entre as variações dos preços dos mercados de *commodities*, petróleo bruto e índices financeiros negociados nos Estados Unidos - EUA, no período da pandemia do Covid-19. Portanto não foi abordado o co-movimentos de volatilidade, bem como outras *commodities* do seguimento de minerais e biocombustíveis, bem como outros mercados de ações. Assim, sugerimos essas abordagens como pesquisas futuras.

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>.
- 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.
- 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*, V. 70, <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2020.101898>.
- 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., (2020). Sammon, M., & Viratyosin, T. 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>

São Paulo 27 a 29 de julho 2022.

- Grosche, S.-C. & Heckelei, 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
- 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.
- 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>.
- 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>.
- Umar, Z., Jareno, F., & Escibano, 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, (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>.