ARTÍCULO

EFEITO CAUSAL ENTRE O INDICADOR DE BOLSA DE VALORES IBOVESPA E OS INDICADORES SHANGAI, S&P500, MERVAL E NIKKEI

Jorge Luis Sánchez Arévalo
Gabriela Moreira de Sousa
Rodrigo Malta Meurer

Sánchez Arévalo, J. L., Moreira de Sousa, G., & Malta Meurer, R. (2022). Efeito causal entre o indicador de bolsa de valores Ibovespa e os indicadores Shangai, S&P500, Merval e Nikkei. *Cuadernos de Economía, 41*(87), 457-479.

O estudo analisa a relação de causalidade entre o indicador bursátil brasileiro em relação a outros indicadores de bolsa de valores. Especificamente, o tempo de estudo incorpora a crise mundial causada pela covid-19 e a guerra pelo preço do petróleo.

J. L. Sánchez Arévalo
Universidade Federal de Mato Grosso do Sul. Campo Grande-MS, Brasil. Endereço eletrônico: jorge.sanchez@ufms.br

G. Moreira de Sousa
Universidade Federal de Mato Grosso do Sul. Campo Grande-MS, Brasil. Endereço eletrônico: moreira_gabriela@outlook.com

R. Malta Meurer
Universidade Federal de Mato Grosso do Sul. Campo Grande-MS, Brasil. Endereço eletrônico: rodrigomeurer10@gamil.com

Sugerencia de citación: Sánchez Arévalo, J. L., Moreira de Sousa, G., & Malta Meurer, R. (2022). Efeito causal entre o indicador de bolsa de valores Ibovespa e os indicadores Shangai, S&P500, Merval e Nikkei. *Cuadernos de Economía, 41*(87), 457-479. https://doi.org/10.15446/cuad.econ.v41n87.89520

Este artículo fue recibido el 29 de julio de 2020, ajustado el 29 de julio de 2020 y su publicación aprobada el 27 de febrero de 2021.

Utilizaram-se as séries diferenciadas, considerando a existência de raiz unitária; posteriormente, realizou-se a estimação do modelo VAR e a causalidade de Granger. Nos resultados, verifica-se que a causalidade entre o Ibovespa com o S&P500 e o Nikkei é bidirecional. Esses resultados são consistentes ao relacionar o grau de intercâmbio comercial e de origem do investimento estrangeiro no Brasil.

Palavras-chave: séries temporais; causalidade de Granger; bolsas de valores; fluxo de comércio; Brasil.
JEL: F21, F37, G15, G17.

Sánchez Arévalo, J. L., Moreira de Sousa, G., & Malta Meurer, R. (2022). Efecto causal entre el indicador de bolsa de valores Ibovespa y los indicadores Shanghai, S&P500, Merval y Nikkei. *Cuadernos de Economía, 41*(87), 457-479.

En este artículo se analiza la relación causal entre el indicador de bolsa de valores de Brasil con relación a otros indicadores. El tiempo de estudio incorpora la crisis mundial causada por la COVID-19 y la guerra por el precio del petróleo. Se utilizaron series diferenciadas considerando la existencia de una raíz unitaria; luego se estimó la causalidad de Granger a partir de un VAR. Se verifica que la causalidad entre el Ibovespa con el S&P500 y el Nikkei es bidireccional. Estos resultados son consistentes al relacionar el grado de intercambio comercial y el origen de la inversión extranjera en Brasil.

Palabras clave: series temporales; causalidad de Granger; bolsas de valores; flujo comercial; Brasil.
JEL: F21, F37, G15, G17.

Sánchez Arévalo, J. L., Moreira de Sousa, G., & Malta Meurer, R. (2022). Causal effect between the Ibovespa stock market and Shanghai, S&P500, Merval and Nikkei indicators. *Cuadernos de Economía, 41*(87), 457-479.

This paper analyzes the causal relationship between the Brazilian stock market indicator and other stock exchange indicators. Specifically, the study time incorporates the world crisis caused by the covid-19 and the war over the price of oil. Were used the differentiated series considering the existence of a unit root, the VAR and Granger Causality models were subsequently estimated. The results show that the causality between the Ibovespa with the S&P500 and Nikkei is bidirectional. These results are consistent when relating the degree of commercial exchange and the origin of foreign investment in Brazil.

Keywords: Time series; Granger's Causality; stock exchanges; trade flow; Brazil.
JEL: F21, F37, G15, G17.

INTRODUÇÃO

Importância e objetivos

O preço dos produtos cotados no mercado financeiro e, de forma geral, os fluxos de capitais sofrem oscilações quando eventos de diversas naturezas acontecem, os quais podem estar associados a questões políticas, econômicas ou sociais. Ao falar do caso brasileiro (considerando o recorte temporal do estudo), desde 2018 até 2020, diversos episódios causaram efeitos negativos no mercado, tal como o caso da Operação Lava-jato (desde 2014), Operação Carne fraca — carne adulterada (desde 2017), greve dos caminhoneiros, entre outros (Arantes *et al*., 2019; Barros *et al*., 2019; de Araújo *et al*., 2018; Padula e Albuquerque, 2018).

Esses eventos, quando associados à conjuntura internacional e a países com os quais o Brasil mantém uma forte relação bilateral, causam um grande impacto no mercado financeiro. O contexto do caso da Operação Lava-jato, em que onde foram envolvidas várias empresas de capital aberto, fez com que o tema gerasse um risco sistêmico que afetou o indicador da bolsa de valores. Além disso, o tema ganhou destaque quando a Petróleo Brasileiro S.A. (Petrobras) foi citada como alvo inicial, haja vista a importância dessa empresa na composição da carteira do indicador de mercado. Na mesma linha, tem-se o caso da carne adulterada, "carne fraca", algo que, inicialmente, pode ser visto como um problema não sistêmico, mas que, posteriormente, foi se transformando em um problema sistêmico, afetando outras empresas do setor.

Também não se pode negligenciar os eventos que acontecem em outros países (que podem ser determinantes para o fluxo de capitais) com os quais o Brasil mantém um alto nível de dependência comercial, como é o caso da guerra comercial entre os Estados Unidos e a China. Especificamente, as trocas de comércio entre o Brasil, os Estados Unidos e a China representam, aproximadamente, 70 % em média no total do fluxo de comércio (vide figura 1). Assim, a princípio, entende-se que exista uma relação causal entre o indicador Ibovespa e os indicadores de bolsas internacionais mencionados.

A canalização de eventos políticos, econômicos e vinculados com os indicadores de bolsas de valores tem sido vastamente estudada na literatura (Iskenderoglu e Akdag, 2020; Blahun e Blahun, 2020; Park *et al*., 2019; Debata e Mahakud, 2018; Ali, 2018; Megaravalli e Sampagnaro, 2018). Além disso, existe um consenso de que o crescimento econômico medido pela renda da economia tem uma relação direta com o indicador bursátil (Bostanci e Yilmaz, 2020), e essa relação também pode refletir um comportamento bi-causal entre dois países que detêm uma assídua relação de troca comercial. Evidentemente, o comércio bem como o fluxo de capitais são importantes determinantes na conexão entre países (Bostanci e Yilmaz, 2020; Gouvea *et al*., 2020). E essa relação, em muitos casos, pode ser notória em países com maior desenvolvimento, bem como, nos que apresentam vantagem competitiva para certos produtos no mercado internacional (Iskenderoglu e Akdag, 2020).

Nesse ínterim, uma variável importante dentro da abordagem em discussão diz respeito ao preço internacional do petróleo. No período em estudo, o preço internacional desse produto teve oscilações em determinados momentos, resultado da guerra de preços entre os países da Organização dos Países Exportadores de Petróleo (Opep) e a Rússia (vide figura 2). Dada a importância desse produto para a movimentação da economia, o efeito no mercado financeiro foi notório. Cabe reforçar, nesse contexto, que o estudo em questão visa incorporar todos os efeitos para determinar o grau de relação causal entre esses indicadores de bolsas.

Portanto, o objetivo do estudo é analisar a relação de causalidade entre o Ibovespa e as demais bolsas de valores internacionais: Shangai, Nikkei, Merval e S&P500, de 2018 a 2020. O tempo de análise foi definido com a finalidade de captar a expansão que o indicador Ibovespa teve nos últimos anos até a crise econômica causada pela covid-19. Além disso, por intermédio do estudo, visa-se captar a reação do mercado (medidas ou estratégias das empresas) e as medidas adotadas pelos governos para impulsionar as economias. Para tal finalidade, utilizou-se do procedimento de causalidade de Granger, por meio do vetor autorregressivo (VAR), incorporando também a função impulso-resposta.

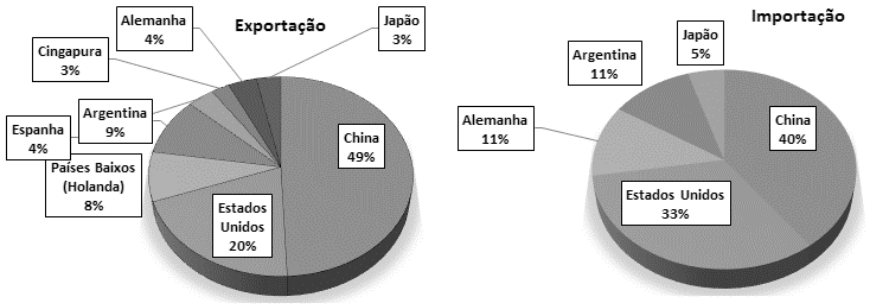
Evidência empírica

A importância do estudo, o qual tem o objetivo de analisar o efeito causal entre o indicador Ibovespa e as demais bolsas mundiais, é reforçada em virtude do grau de relação bilateral de comércio, o que pode ser verificado na figura 1. Evidentemente, os Estados Unidos e a China são os mercados mais importantes, logo, é esperado que eventos que favoreçam o aumento do fluxo de comércio tenham um efeito estatisticamente significativo na análise de causalidade. A princípio, verifica-se que o efeito no comércio é significativo (considerando uma análise de trocas de comércio), mas a importância desse comportamento deve ainda ser verificada por meio do teste de causalidade de Granger, ou seja, evidenciar que o comércio segue um comportamento similar ao fluxo de capitais no mercado financeiro.

Por meio dos estudos desenvolvidos por Gnangnon (2020), Carrasco e Tovar-Garcia (2020), Zhao e Serieux (2018), e Tan e Chin (2017), sustenta-se que o fluxo de comércio e importância dos países na composição do mercado de destino das exportações exercem influência na renda, bem como nas intenções de investimento das empresas exportadoras. Consequentemente, é esperado que a captação de recursos, o aumento de receita e a expansão de capital exerçam um efeito favorável e uma valorização das empresas na bolsa de valores, já que o mercado precifica antecipadamente esse comportamento (Kartika *et al*., 2020; Sugianto, *et al*., 2020; Hertina, *et al*., 2019).

Nesse contexto, Visalakshmi e Manickavasagam (2018), afirmam que a diversificação, em curto prazo, seria benéfica para os investidores em bolsa de valores dos

Figura 1.
Relação comercial entre o Brasil e os países selecionados



Fonte: MDIC, plataforma comexstat (2020).

BRICS[1]. Assim, a longo prazo, eventos conjunturais dos países tenderiam a dificultar os possíveis ganhos dos investidores. Farias e Sáfadi (2010), verificaram que a bolsa dos Estados Unidos (Dow Jones) exerce uma forte influência sobre os outros mercados, ao analisar uma relação de causalidade com as bolsas do Brasil, da China, da Rússia, do Japão e do Reino Unido. Portanto, no estudo proposto, espera-se um efeito causal e/ou bi-causal do Ibovespa, principalmente com a China e os Estados Unidos, de forma positiva e significativa — hipótese principal (Gusarova, 2019; Escher e Wilkinson, 2019).

Já, ao relacionar a importância do comércio e seu efeito na bolsa de valores, Beh e Yew (2020), determinaram que o valor das exportações, a oferta monetária, a taxa de câmbio efetiva real nos Estados Unidos e o preço do ouro são fatores determinantes para o mercado de ações nos Estados Unidos. Além disso, as bolsas dos Estados Unidos e da China têm uma forte relação de longo prazo, ao considerar fatores macroeconômicos no estudo, tais como taxa de câmbio e índice de preços ao consumidor (Beh e, Yew,; 2020; Duran e, Ersin,; 2020; Feng *et al*., 2020).

Ao falar da taxa de câmbio, Caporale *et al*. (2017) verificaram que a alta (ou baixa) volatilidade da taxa de câmbio está associada a entradas de ações (títulos) dos países asiáticos em direção aos Estados Unidos. Evidentemente, a valorização ou desvalorização da moeda internacional pode exercer uma forte influência na tomada decisão e na atração dos fluxos de investimentos entre os países. Também, Duran e Ersin (2020) detectaram uma relação de longo prazo entre exportações e mercado de ações, ao analisar os Estados Unidos e a China.

[1] Agrupamento econômico atualmente composto por cinco países: Brasil, Rússia, Índia, China e África do Sul.

BOLSA DE VALORES B3 (IBOVESPA): EVENTOS ASSOCIADOS AO COMPORTAMENTO DA SÉRIE

Desde 2018 até final de 2019, a bolsa de valores B3 (oficial do Brasil) experimentou uma tendência crescente, com diversas oscilações nesse período, porém, em intensidade menor quando comparada à crise causada pela covid-19 (vide figura 2). Na figura 2, são mencionados alguns eventos que causam oscilação do indicador Ibovespa, seja de eventos associados ao contexto interno do país, seja ao ambiente internacional.

A exemplo, em junho de 2018, as ações da Petrobras (uma das empresas mais importantes no Brasil) tiveram uma queda de, aproximadamente, 15 %, o que causou uma perda de valor de mercado em torno de 40,9 bilhões de reais (Economatica, 2020). Associado a esse evento, tem-se a greve dos caminhoneiros, que durou 11 dias, causando desabastecimento e prejuízos em vários setores da economia. Além disso, no mesmo mês, as medidas comerciais dos Estados Unidos contra a China causaram uma reação adversa no mercado interno, consequentemente, o fortalecimento do dólar causou pressão negativa sobre os mercados acionários emergentes[2].

Em maio de 2019, as perspectivas econômicas do Brasil tornam o ambiente de negócios instável. A estimativa do produto interno bruto brasileiro sofre uma correção evidenciando desaceleração da economia. O fraco desempenho das vendas no varejo e o menor desempenho industrial da China (Global Economic Data, Indicators, Charts & Forecasts – (Ceic), 2020), explicam, em grande parte, a questão. Especificamente, nesse período, a produção industrial na China teve uma desaceleração de 5,4 em relação ao ano anterior. A importância da economia chinesa se faz notória em outras economias, e o Brasil não é alheio. Os problemas citados no parágrafo anterior, além de terem um efeito na economia chinesa (refletindo um deterioro da renda e do emprego), foram repassados para o mercado financeiro.

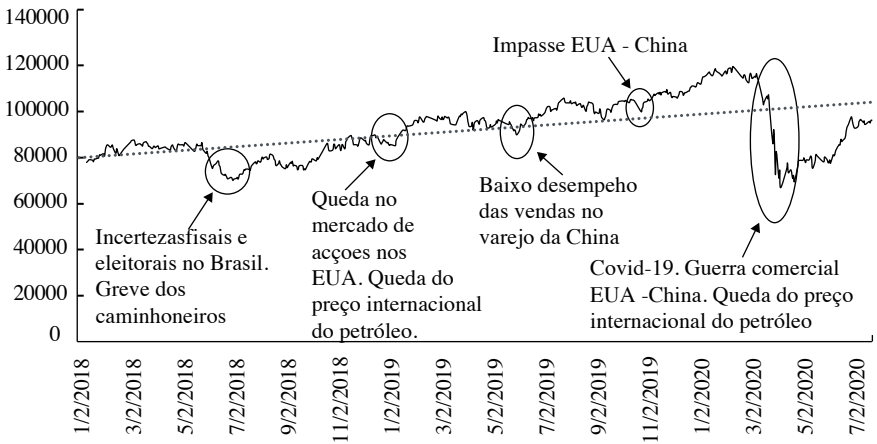
Em abril de 2020, a Arábia Saudita (membro da Opep e segundo maior produtor no mundo de petróleo) iniciou uma guerra de preços com a Rússia (não integra o cartel), consequentemente, o preço internacional se desvalorizou. O caso ficou evidente com o aumento das reservas nos Estados Unidos, ante o qual os produtores foram obrigados a baixar o preço, o que provocou o colapso. Assim, por esse período, as negociações do preço futuro WTI ficaram negativas (fato inusual) e o Brent caiu 9 % aproximadamente (Economatica, 2020).

Nesse mesmo período, o mercado do petróleo sofreu a pressão da crise causada pelo avanço do coronavírus, a qual levou diversos setores da economia e cadeias de produção a ficarem paradas, além das restrições de viagens em todo o mundo. Especificamente, o choque de oferta teve seu início em março de 2020, sendo notório o efeito da pandemia causada pelo coronavírus. O resultado disso foi relevante no pri-

[2] Righi *et al.* (2014) verificaram uma relação inversa entre o dólar e o indicador de mercado e Dwumfour e Addy (2019), e Ito *et al.* (2016), a importância do tipo de câmbio na composição de carteira de ações.

meiro semestre de 2020, com queda na renda das economias dependentes de energia (Fundo Monetário Internacional, 2020), queda na demanda dos derivados de petróleo, além de desaceleração de projetos voltados à exploração de petróleo.

Figura 2.
Comportamento do indicador Ibovespa de janeiro de 2018 a 2 de julho de 2020



Fonte: Economatica (2020).

O efeito da crise causada pela covid-19 foi amplamente evidente nas séries de indicadores das bolsas (vide figura 3), sendo que as maiores volatilidades podem ser verificadas nos indicadores S&P500, Ibovespa, Nikkei e Merval, enquanto a menor no indicador Shangai. Esse comportamento, a priori, pode servir de base para sustentar que as relações de causalidade podem ser estatisticamente significativas ao relacionar o indicador Ibovespa com as bolsas que tiveram maior volatilidade nesse período, em detrimento do indicador Shangai — hipótese secundária.

MÉTODO

VAR, causalidade de Granger

O modelo VAR consiste em um sistema de equações simultâneas que procuram captar a existência de relações de interdependência entre as variáveis, o que permite avaliar o impacto de choques aleatórios sobre uma variável específica.

Segundo Enders (2009), o uso da metodologia VAR permite a obtenção das elasticidades impulso para k períodos posteriores, que possibilitam avaliar o comportamento das variáveis em resposta a choques individuais sobre qualquer variável do sistema. Somada a isso, sua utilização possibilita a decomposição da variância dos erros de previsão para k períodos à frente, em percentagens a serem distribuídas a

cada variável que compõe o sistema (Balcilar e Bekun, 2020; Ruch, F. *et al*., 2020; Weigt e Wilfling, 2020; Gogas *et al*., 2018).

Portanto, o modelo VAR descreve os movimentos dinâmicos das variáveis endógenas por meio de seus próprios valores passados. A partir de Enders (2009), expressa-se um sistema bivariado simples:

$$y_t = b_{10} + b_{12}z_t + \gamma_{11}y_{t-1} + \gamma_{12}z_{t-1} + \varepsilon_{yt} \tag{1}$$

$$z_t = b_{20} + b_{21}y_t + \gamma_{21}y_{t-1} + \gamma_{22}z_{t-1} + \varepsilon_{zt} \tag{2}$$

Supõe-se que y_t e z_t sejam estacionários; εy_t e εy_z sejam sequências de distúrbios do tipo ruído branco com erro-padrão de σ_y e σ_z, não correlacionados.

Dessa forma, as equações (1) e (2) são a forma estrutural ou o modelo primitivo do VAR, em que y_t tem efeito contemporâneo em z_t e z_t têm efeito contemporâneo em y_t. Na forma matricial, o modelo VAR estrutural pode ser representado como:

$$\begin{bmatrix} 1 & b_{12} & b_{13} & \dots & b_{1n} \\ b_{21} & 1 & b_{23} & \dots & b_{2n} \\ . & . & . & \dots & . \\ b_{n1} & b_{n2} & b_{n3} & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{1t} \\ x_{2t} \\ \dots \\ x_{nt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \\ \dots \\ b_{n0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{13} & \dots & \gamma_{1n} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} & \gamma_{23} & \dots & \gamma_{2n} \\ . & . & . & \dots & . \\ \gamma_{n1} & \gamma_{n2} & \gamma_{n3} & \dots & \gamma_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{1,t-1} \\ x_{2,t-1} \\ \dots \\ x_{n,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \\ \dots \\ \varepsilon_{nt} \end{bmatrix} \tag{3}$$

Ou:

$$\begin{bmatrix} 1 & b_{12} \\ b_{22} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{zt} \\ \varepsilon_{zt} \end{bmatrix} \tag{4}$$

Em um formato mais compacto tem-se:

$$Bx_t = \Gamma_0 + \Gamma_1 x_{t-1} + \varepsilon_t \tag{5}$$

Em que B é conhecida como matriz de relações contemporâneas. Pré-multiplicando por B^{-1} obtém-se o VAR na forma-padrão:

$$x_t = A_0 + A_1 x_{t-1} + e_t \tag{6}$$

Que na forma de equações seria:

$$y_t = a_{10} + a_{11}y_{t-1} + a_{12}z_{t-1} + e_{1t} \tag{7}$$

$$z_t = a_{20} + a_{21}y_{t-1} + a_{22}z_{t-1} + e_{2t} \tag{8}$$

Em que:

$$A_0 = B^{-1}\Gamma_0 = B^{-1}\begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} \tag{9}$$

$$A_0 = B^{-1}\Gamma_1 = B^{-1}\begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \tag{10}$$

$$e_t = B^{-1}e_t = B^{-1}\begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} \\ \varepsilon_{zt} \end{bmatrix} \tag{11}$$

Desde que $e_t = B^{-1}\begin{bmatrix} \varepsilon_{yt} \\ \varepsilon_{zt} \end{bmatrix}$, os resíduos do VAR na forma-padrão incorporam as relações contemporâneas e pode-se escrever $^{e}1_t$ e $^{e}2_t$ como:

$$e_{1t} = \frac{\left(\varepsilon_{yt} - b_{12}\varepsilon_{zt}\right)}{\left(1 - b_{12}b_{21}\right)} \tag{12}$$

$$e_{2t} = \frac{\left(\varepsilon_{zt} - b_{21}\varepsilon_{yt}\right)}{\left(1 - b_{12}b_{21}\right)} \tag{13}$$

Contudo, não é possível identificar todos os parâmetros do modelo primitivo com base na estimação do VAR, pois as equações a serem estimadas (1 e 2) contêm seis coeficientes $(a_{10}, a_{20}, a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22})$ e os valores calculados $\mathrm{VAR}(e_{1t})$, $\mathrm{VAR}(e_{2t})$ e $\mathrm{Cov}(e_{1t}, e_{2t})$, o que soma nove parâmetros, enquanto o sistema primitivo contém 10 parâmetros, que são os coeficientes $(b_{10}, b_{20}, \gamma_{11}, \gamma_{12}, \gamma_{21}, \gamma_{22}, b_{12}, b_{21})$ e os erros-padrão σ_y e σ_z.

Uma maneira de identificar o modelo é utilizar um sistema recursivo por meio de restrições na matriz de relações contemporâneas. Enders (2009) utiliza a restrição $b_{21} = 0$ de forma que as equações (12) e (13) tornam-se:

$$e_{1t} = \varepsilon_{yt} - b_{12}\varepsilon_{zt} \tag{14}$$

$$e_{2t} = \varepsilon_{zt} \tag{15}$$

Ao utilizar esse recurso, impõe-se a restrição de que y_t não tem relação contemporânea com z_t. A equação (14) indica que choques εyt e εzt afetam contemporaneamente y_t, porém, pela equação (15), observa-se que somente o choque εzt afeta zt. Com essa restrição ($b_{21} = 0$), a decomposição dos resíduos torna-se uma matriz triangular conhecida como decomposição de Choleski. Segundo Enders (2009), para

generalizar esse resultado, considera-se um modelo VAR com n variáveis. A identificação exata exige que $(n^2 - n)/2$ restrições sejam impostas na forma estrutural.

A vantagem do VAR é a exigência de um grau reduzido de restrições teóricas sobre sua estrutura, na qual apenas se exigem a especificação de um conjunto de variáveis que se acredita interagirem dentro do sistema e a determinação do número de defasagens necessárias para captar a dinâmica de interação entre as variáveis do modelo (Arevalo *et al*., 2013; Chen e Groenewold, 2018; Huber e Fischer, 2018). Dentro do objetivo da utilização do modelo, está a obtenção do tempo de reação e das intensidades das respostas a choques, bem como da direção, padrão e duração dessas respostas.

A resposta a choques (função impulso-resposta do modelo VAR) é restrita, a partir de uma representação média móvel em que as variáveis y_t e z_t são expressas em termos dos valores correntes e passados de $^{e}2_t$ e $^{e}2_t$, o que permite traçar o caminho de vários choques sobre as variáveis do sistema (Arevalo *et al*., 2020; Siami-Namini *et al*., 2020; Lutkepohl *et al*., 2020; Camba e Camba, 2020; Cellmer *et al*., 2019).

Também, a partir de um modelo VAR, pode ser estimada a relação de causalidade de Granger. No caso do estudo em questão, temos as seguintes hipóteses: 1) a relação existente entre as variáveis é menor que um ano, sendo considerada de curto prazo; 2) a relação existente entre as variáveis é maior que um ano, sendo considerada de longo prazo.

Importante ressaltar que, para analisar a relação de longo prazo (previamente à estimação da causalidade), utilizou-se o teste de cointegração de Engle e Granger (1987).

Matematicamente, o modelo empírico tem a seguinte relação:

$$\begin{aligned} \ln\text{Ibov}_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p}\gamma_i \ln\text{Ibov}_{t-1} + \sum_{i=1}^{p}\beta_i \ln\text{Merval}_{t-1} + \sum_{i=1}^{p}\beta_i \text{LSP500}_{t-1} \\ + \sum_{i=1}^{p}\beta_i \text{LShangai}_{t-1} + \sum_{i=1}^{p}\beta_i \text{LNikkei}_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned} \tag{16}$$

Em que α_0 é um termo determinístico; γi e βi são os coeficientes de inclinação; εt é o termo de erro; p é o número de defasagens que é definido por meio do critério de informação de Akaike (AIC). No estudo, utiliza-se o teste de causalidade de Granger para analisar empiricamente a relação entre o IBOV (Bolsa de Valores do Brasil) e quatro bolsas internacionais: S&P500, Merval, Shangai e Nikkei, considerando um intervalo de tempo entre janeiro de 2018 e julho de 2020.

Dados utilizados e procedimentos

A série de dados coletados da Economatica corresponde aos indicadores da Bolsa de Valores do Brasil (B3), Estados Unidos (S&P500), China (Shangai SSEC),

Japão (Nikkei N225) e Argentina (S&P Merval), cada um deles com seu respectivo código de distinção de mercado. O desenho da pesquisa foi demarcado em um universo temporal de dados diários, desde 2 de janeiro de 2018 até 3 de julho de 2020. O período em estudo incorpora diversos eventos que causaram volatilidade no IBOV (vide discussão na seção "Bolsa de Valores B3 (Ibovespa): eventos associados ao comportamento da série").

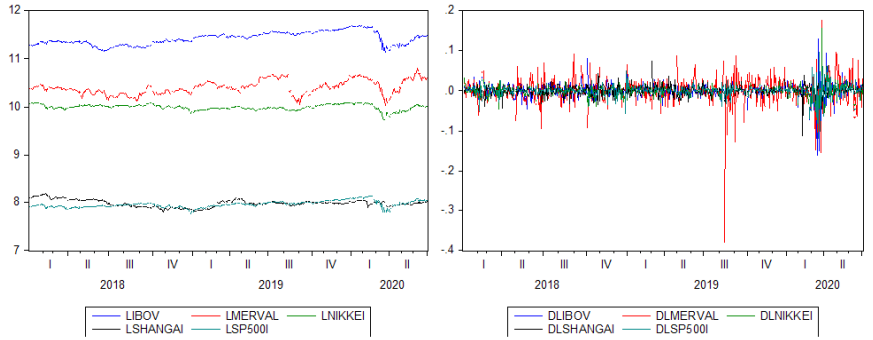
Os dados diários coletados para cada indicador em estudo (equação 16) foram transformados em logaritmos com a finalidade de reduzir a variância e facilitar a interpretação, a qual pode ser entendida como elasticidade.

RESULTADOS

Análises das séries e teste de cointegração

Os dados utilizados no estudo são séries logarítmicas padronizadas na primeira diferença pelo fato de considerar a existência de raiz unitária nas variáveis, por meio do teste de Dickey Fuller (1981). Na figura 3, pode ser verificado o comportamento das séries em nível e na primeira diferença. Para determinar a existência de uma relação de equilíbrio em longo prazo, que sustente a análise de causalidade de Granger, previamente se realizou o teste de cointegração de Engle e Granger (1987).

Figura 3.
Comportamento da série de indicadores de bolsas mundiais em nível e nas primeiras diferenças. De 2 de janeiro de 2018 a 3 de julho de 2020



Fonte: Economatica (2020).

Para tal finalidade, utilizou-se dos resíduos da regressão que fazem parte do modelo de estudo (considera-se previamente por meio da análise gráfica que as séries em estudo possuem tendência determinista), e foi verificada a estacionariedade por meio do teste de Dickey Fuller (1981). O contraste do Dickey Fuller foi realizado após a confirmação da ausência de autocorrelação dos resíduos por meio

do estatístico de Durbin-Watson[3] de 2,001085. Assim, a análise de cointegração para o modelo com constante e tendência indica a rejeição da hipótese nula (H0) a 1 %, os resíduos são estacionários e integrados de ordem 1; diante disso, as variáveis do modelo são cointegradas e, portanto, existe uma relação de equilíbrio de longo prazo.

Causalidade de Granger

Previamente à estimação de um modelo VAR, é necessário determinar a longitude máxima do número de defasagens que permeará a estimação do modelo empírico proposto (tabela 1). No estudo, considera-se a defasagem (lags) ótima indicada pelo critério Bayesiano de Schwarz e de Hannan-Quinn. Assim, na estimação do VAR, considerou-se uma e duas defasagens.

Tabela 1.
Critério de ordem das defasagens para o VAR

Lags	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	4.0E-18	-25.8793	-25.8635	-25.8390
1	2.0E-18	-26.5607	-26.4462	-26.3192*
2	1.8E-18	-26.6627	-26.4894*	-26.2199
3	1.8E-18	-26.6797	-26.4277	-26.0357
4	1.8E-18*	-26.6969*	-26.3661	-25.8516
5	1.8E-18	-26.6868	-26.2772	-25.6403

Fonte: resultado da pesquisa (2020).

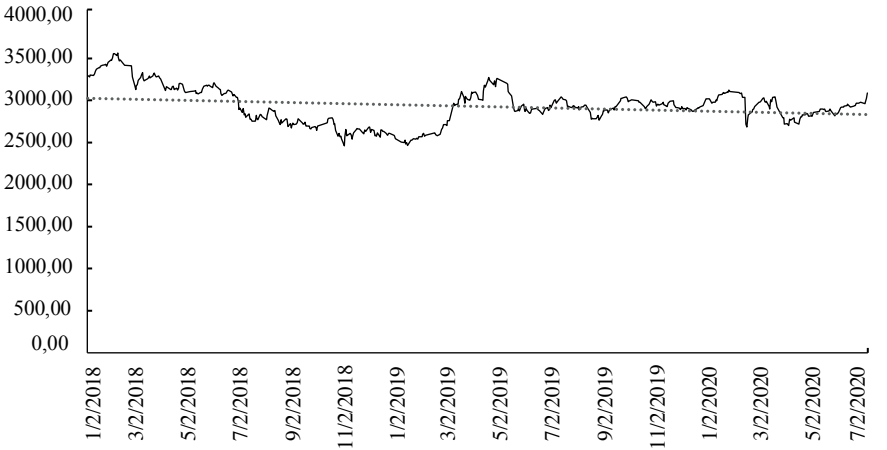
O resultado de longo prazo de forma conjunta do modelo VAR pode ser observado na tabela 2. Em geral, por meio da estimação de uma e de duas defasagens, os resultados são significativos, salvo o indicador Merval no lag 1 e a diferença do Ibovespa no lag 2. Nesse ponto, chama a atenção o coeficiente estimado da variável Shangai, sendo significativo e negativo, esperava-se um resultado com coeficiente significativo e positivo. Assim, por meio desse resultado, a hipótese secundária não se verifica e, a hipótese principal é validada parcialmente. Um aspecto que reforça esse achado é o comportamento das duas séries para o período em estudo, enquanto a série Ibovespa é crescente, o indicador Shangai apresenta comportamento decrescente (as séries caminhando em direção oposta, vide figuras 2 e 4).

Com relação a isso, embora o resultado estatístico corrobore o comportamento gráfico das séries (figura 4), Farias e Sáfadi (2010) também sustentam que a bolsa chinesa não exerceu efeito sobre a bolsa brasileira. De tal forma, o resultado obtido

[3] Para maiores detalhes do teste, ver Econometria básica (Gujarati e Porter, 2011).

indica que, embora a China seja um mercado importante para as trocas de comércio, tal realidade não é canalizada na mesma direção quando se trata do mercado financeiro.

Figura 4. Comportamento da série indicador Shangai de janeiro de 2018 a 2 de julho de 2020



Fonte: Economatica (2020).

Quando consideradas duas lags na estimação do modelo, chama a atenção o resultado negativo do indicador S&P500, ante o qual, a princípio, a hipótese principal definida no estudo de relação causal positiva não seria validada. Pelo princípio da parcimônia, a estimação do modelo com um lag seria o mais adequado. Na visão de Enders (2009), a utilização do critério bayesiano de Schwarz é o mais parcimonioso; assim, o achado no estudo reforça o argumento quanto à escolha do critério.

Nesse sentido, a longo prazo, a valorização do indicador S&P500 e Nikkei pode representar também uma valorização do Ibovespa. Analogicamente, o fluxo de capitais e de comércio podem ser benéficos tanto para o Brasil como para os outros dois países cujos indicadores são mencionados. Especificamente, o resultado do indicador S&P500 reforça a hipótese principal do estudo, o qual pode permitir verificar e esperar uma reação positiva, em curto prazo, no Ibovespa, considerando um choque do S&P500 (vide figura 6).

Esses resultados complementam os achados de Beh e Yew (2020) e Duran e Ersin (2020), que verificaram uma relação de longo prazo entre as bolsas dos Estados Unidos e da China, o que também se verifica com o Ibovespa no estudo em questão. Ressaltando que, os resultados sustentam uma relação estatisticamente significativa e positiva do Ibovespa com a bolsa americana e inversa com a bolsa chinesa.

Tabela 2.
Valores do modelo VAR para o Ibovespa

VAR	Variável	Coeficiente	Valor P
Lag 1	Dlogibov. L1	-0,2572	0,000
	Dlogsp500. L1	0,2021	0,001
	Dlogmerval. L1	0,0303	0,269
	Dlogshangai. L1	-0,2152	0,001
	Dlognikkei. L1	0,1349	0,052
Lag 2	Dlogibov. L2	0,0459	0.153
	Dlogsp500. L2	-0,1626	0,000
	Dlogmerval. L2	0,0562	0,003
	Dlogshangai. L2	-0,0994	0,031
	Dlognikkei. L2	0,1192	0,013

Fonte: resultado da pesquisa (2020).

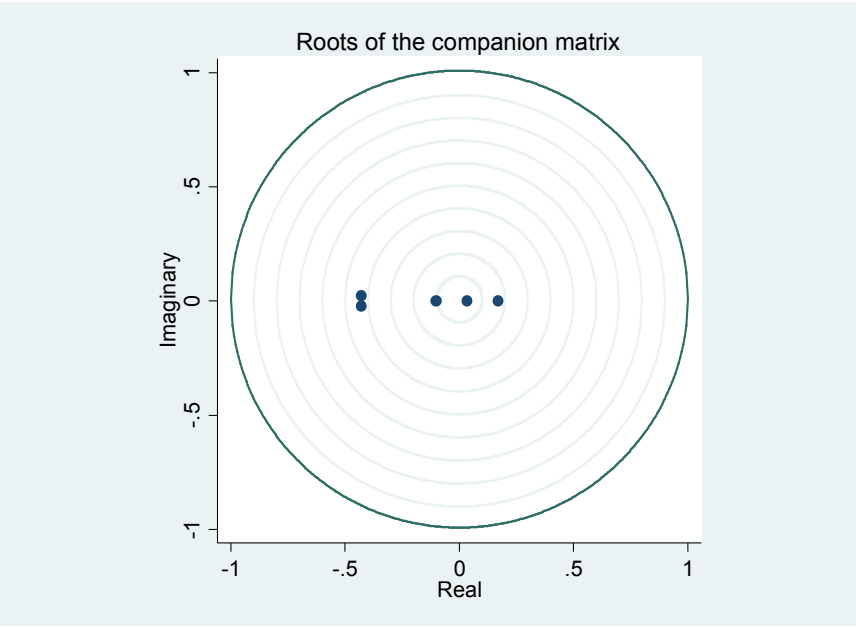
A figura 5 denota que o modelo atende a condição de estabilidade, pois todos os pontos (autovalores) estão dentro do círculo da unidade (Wang, N., *et al.,* 2020; Matuka, 2019). Ou seja, a condição de estabilidade não indica que o modelo está especificado incorretamente.

Nas tabelas 3 e 4, podem ser verificados os resultados do teste de causalidade de Granger para avaliar a relação de causalidade estatística entre cada variável do modelo em relação ao Ibovespa. Os resultados corroboram a significância estatística verificada nos resultados do VAR (tabela 2).

Assim, observa-se que a hipótese de causalidade no sentido de Granger, entre as variáveis do modelo em relação ao Ibovespa, apresenta significância estatística, a exceção do p-valor associado ao indicador Merval. A hipótese Ho é rejeitada entre as variáveis S&P500, Shangai e Nikkei a 1 % nas duas primeiras variáveis e a 5 % no último. O resultado demonstra a existência de causalidade unidirecional do movimento do Ibovespa em comparação aos indicadores de bolsas mencionados.

Por meio do teste, verificou-se a ausência de qualquer associação do Ibovespa com o indicador Merval. Além disso, uma relação bi-causal entre o Ibovespa com os indicadores S&P500 e Nikkei (tabela 4). No geral, os resultados corroboram a hipótese principal do estudo ao verificar que os indicadores dos Estados Unidos e da China afetam o comportamento do Ibovespa, o qual é reforçado por uma relação bi-causal do indicador da bolsa japonesa.

Figura 5.
Raízes da equação característica



Fonte: resultado da pesquisa (2020).

Tabela 3.
Causalidade no sentido de Granger para o Ibovespa (valores p). De 2 de janeiro de 2018 a 3 de julho de 2020

Variáveis		**P-valor**
H0	SP&500 não causa o Ibovespa	0,001
H0	Merval não causa o Ibovespa	0,269
H0	Shangai não causa o Ibovespa	0,001
H0	Nikkei não causa o Ibovespa	0,052
	ALL	0,000

Fonte: resultado da pesquisa (2020).

Tabela 4.
Causalidade no sentido de Granger do Ibovespa para as outras bolsas (valores p). De 2 de janeiro de 2018 a 3 de julho de 2020

Variáveis		P-valor
H0	Ibovespa não causa o SP&500	0,000
H0	Ibovespa não causa o Shangai	0,792
H0	Ibovespa não causa o Nikkei	0,000
H0	Ibovespa não causa o Merval	0,801

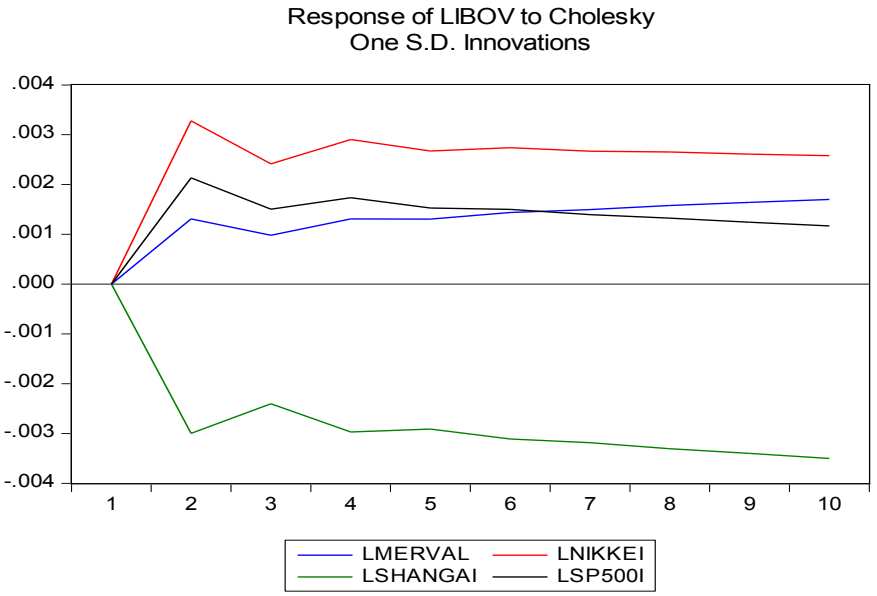
Fonte: resultado da pesquisa (2020).

A função impulso-resposta (figura 6) permite verificar a reação do indicador Ibovespa no curto prazo a um choque no termo de erro dos outros indicadores definidos na equação 16. O resultado indica que a valorização do indicador Shangai afeta negativamente o Ibovespa no curto prazo, sendo esse resultado contrário ao esperado. Ou seja, partindo do princípio de que o indicador Ibovespa reflete o comportamento da renda da economia de um país (Bostanci e Yilmaz, 2020). A conclusão seria que a variação positiva do indicador Shangai causaria diminuição do fluxo de capitais e instabilidade na economia brasileira. O resultado pode obedecer ao tempo de corte do estudo que vai desde 2018 a 2020. Tal como mencionado anteriormente, no tempo de estudo, a série dos indicadores apresenta desempenho diferente. Por meio desse resultado, a hipótese principal é rejeitada; assim, a importância da China como parceiro comercial não se vê canalizada em uma análise de curto e longo prazo, considerando os indicadores do mercado financeiro. Esse resultado corrobora com o achado de Farias e Sáfadi (2010); ademais, tal comportamento no tempo do estudo aqui proposto ainda se reforça.

Contrariamente, e esperado, um choque em Merval, S&P500 e Nikkei causam respostas positivas no Ibovespa. Esse comportamento confirma os resultados para as estimações de longo prazo (considerando uma defasagem), de que o indicador Ibovespa capta os comportamentos das bolsas Merval, S&P500 e Nikkei de forma positiva. Confirma-se, assim, que esses mercados são importantes para a economia brasileira, não somente do ponto de vista das trocas de comércio, como também nas intenções de captação de recursos e entrada de capitais estrangeiros (Gouvea *et al*., 2020; Bortoluzzo *et al*., 2013).

Em resumo, a hipótese inicial de que os Estados Unidos, Japão e Argentina sejam mercados importantes para o fluxo de comércio e de capitais é validada. Os movimentos positivos do indicador Ibovespa seguem o mesmo comportamento dos indicadores das bolsas de valores em tela. Já no caso da China, estudos empíricos passados e com tempo maior de análise explicam o grau de importância para o mercado brasileiro (Gouvea *et al*., 2020; Escher e Wilkinson, 2019; Bortoluzzo *et al*., 2013). Porém, considerando um período de menor magnitude, ou seja, de 2018 a 2020, o grau de causalidade dos indicadores financeiros denota divergên-

Figura 6.
Resposta do Ibovespa ante choques não esperados em cada uma das bolsas internacionais em estudo



Fonte: resultado da pesquisa (2020).

cia de comportamento. Um aspecto, além do comportamento inverso das séries (figuras 2 e 4), que pode pesar no resultado encontrado pode ser explicado pelo baixo desempenho em 2018 do mercado bursátil da China, já que, nesse tempo, os principais indicadores Shangai e Shenzhen registraram perdas anuais de aproximadamente 24 % em média (Economatica, 2020). Além disso, o crescimento econômico da China em 2019 foi um dos menores em ao menos 30 anos, resultado de queda tanto na demanda interna quanto externa (Stats, 2020); em síntese, esse comportamento reflete a pressão comercial exercida pelos Estados Unidos.

CONCLUSÕES

Desde 2018 a 2020, as séries de indicadores de bolsas (Ibovespa, Shangai, S&P500, Nikkei e Merval), que são objeto de estudo, tiveram diversos comportamentos, os quais podem ser explicados pelo desempenho econômico internacional, a guerra de preço do petróleo ou por aspectos intrínsecos do próprio país de origem. Assim, o objetivo do estudo foi verificar a relação de causalidade entre o indicador Ibovespa e as demais bolsas associadas a cada país com os quais o Brasil detém uma forte relação comercial. A importância do estudo radica no fato de que os países como China, Estados Unidos, Japão e Argentina são importantes parceiros comer-

ciais do Brasil; diante disso, a canalização de fluxos de capitais relacionada com o indicador bursátil também deve ser fortalecida. Embora a teoria sustente tal premissa, fatores como crises, especulações e/ou guerra comercial entre países podem contrariar os resultados esperados.

Os resultados encontrados por meio da metodologia de causalidade Granger (a partir de um VAR) permitiram verificar que, no curto prazo, o Ibovespa reage positivamente a choques inesperados nos indicadores S&P500, Nikkei e Merval, de forma análoga; sustenta-se que o fluxo de capitais entre esses mercados caminha na mesma direção. No longo prazo, as variações positivas acompanham o comportamento do curto prazo. Esses resultados corroboram, além da importância desses mercados, a valorização da economia e da bolsa brasileira, no período em estudo, atrelados às variações positivas desses indicadores. Esses resultados validam a hipótese principal que permeia a proposta do estudo.

Efeito adverso se verifica por meio do choque que o indicador Shangai pode exercer no Ibovespa, o que também se verifica no longo prazo. Esse resultado é contrário ao esperado e a achados na literatura para períodos passados. Embora o teste de causalidade de Granger denote uma resposta negativa do Ibovespa ante variações positivas do indicador Shangai, não se pode negligenciar que a China é o mercado mais importante para o Brasil em termos de trocas comerciais, ainda que o fluxo do mercado financeiro (verificado pelo teste de causalidade de Granger) não acompanhe essa realidade. Alguns eventos que podem explicar esse comportamento são um desempenho não tão satisfatório da economia chinesa (atrelado principalmente a guerra comercial com os Estados Unidos), bem como a tendência inversa do indicador Shangai.

O sinal esperado e positivo de longo prazo do indicador S&P500 e Nikkei, bem como a significância estatística ratifica a hipótese principal do estudo, na qual se considera esses mercados importantes, tanto para o fluxo de capitais no mercado financeiro como para as trocas de comércio. Uma relação bi-causal é observada entre esses mercados, com o Ibovespa causando os indicadores S&P500 e Nikkei. Esse resultado permite arrazoar que o Brasil pode ser visto como importante mercado de origem de capitais, algo que pode ser reforçado pelos acordos de cooperação e volume de comércio.

Em síntese, o estudo colaborou com a compreensão da causalidade entre indicadores de bolsa de valores, o grau de interação e as implicações para as economias que detêm uma forte relação comercial. A principal contribuição do estudo indica que existe uma relação causal positiva e significativa entre o mercado financeiro e o fluxo de comércio entre economias, sempre que a facilitação para o investimento no mercado financeiro seja propicia. Eventuais disputas comerciais (como medidas protecionistas) entre países afeta de forma negativa as intenções de investimento.

Estudos futuros devem incorporar em suas análises as implicações dos indicadores de liberdade. Desde o ponto de vista teórico, a liberdade econômica e de negócios refletem a característica social e econômica dos países; ante tal, podem ser fortes preditores dos ativos no mercado financeiro.

REFERÊNCIAS

1. Ali, M. S. (2018). Interest rates and investors behaviour: Cointegration and Granger causality. *ACRN Journal of Finance and Risk Perspectives, 7*(1), 1-15.
2. Arantes, V. A., Gusmão, I. B., & Costa, M. C. (2019). Análise do relatório de *guidance* em empresas investigadas pela Polícia Federal: exame sob a perspectiva do gerenciamento de impressões. *Revista De Contabilidade E Organizações,* 13.
3. Arevalo, J. L. S., De Souza, G. M., & Meurer, R. M. (2020). The Brazilian stock market indicator: Determinants to measure variation and direction. *International Journal of Science and Management Studies, 3*(5), 48-59. https://doi.org/10.51386/25815946/ijsms-v3i5p105
4. Arévalo, J. L. S., Lima, J. R. F., de & Araújo, A. F. V. de. (2013). Determinantes de la oferta de exportación de mango: estudio de caso para el Perú. *Revista de Economia e Sociologia Rural, 51*(supl. 1), s101-s120. https://doi.org/10.1590/S0103-20032013000600006
5. Balcilar, M., & Bekun, F. V. (2020). Spillover dynamics across price inflation and selected agricultural commodity prices. *Journal of Economic Structures, 9*(1). https://doi.org/10.1186/s40008-020-0180-0
6. Barros, C. M. E., Lopes, L. F., & de Almeida, L. B. (2019). Efeito contágio da Operação Carne Fraca sobre o valor das ações dos principais *players* do mercado de proteínas do Brasil e do México. *Enfoque Reflexão Contábil,* 38(1), 105-122. https://doi.org/10.4025/enfoque.v38i1.39966
7. Beh, W. L., & Yew, W. K. (2020). Macroeconomic factors and stock markets interdependencies: Evidence from United States and China. *Journal of Critical Reviews, 7*(5), 68-74.
8. Blahun, I. S., & Blahun, I. I. (2020). The relationship between world and local stock indices. *Montenegrin Journal of Economics, 16*(1), 55-67. https://doi.org/10.14254/1800-5845/2020.16-1.4
9. Bortoluzzo, M. M., Sakurai, S. N., & Bortoluzzo, A. B. (2013). Allocation of foreign direct investment across Brazilian states. *Estudos Econômicos, 43*(2), 241-269. https://doi.org/10.1590/S0101-41612013000200002
10. Bostanci, G., & Yilmaz, K. (2020). How connected is the global sovereign credit risk network? *Journal of Banking and Finance, 113.* https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2020.105761
11. Caporale, G. M., Faek, M. A., Spagnolo, F., Spagnolo, F. (2017). International portfolio flows and exchange rate volatility in emerging Asian markets. *Journal of International Money and Finance, 76,* 1-15. https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2017.03.002
12. Camba, A. L., & Camba, A. C. J. (2020). The Effect of COVID-19 Pandemic on the Philippine Stock Exchange, Peso-Dollar Rate and Retail Price of Diesel. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business, 7*(10), 543–553. https://doi.org/10.13106/jafeb.2020.vol7.no10.543

13. Carrasco, C. A., & Tovar-Garcia, E. D. (2020). Export composition and the eurozone trade balance in manufacturing goods. *Romanian Journal of Economic Forecasting, 23*(1), 134-150.
14. Cellmer, R., Belej, M., & Cichulska, A. (2019). Identification of cause-and-effect relationships in the real estate market using the VAR model and the granger test. *Real Estate Management and Valuation, 27*(4), 85-95. https://doi.org/10.2478/remav-2019-0038
15. Chen, A., & Groenewold, N. (2018). The regional effects of macroeconomics shocks in China. *China Economic Review, 48*(C), 139-154.
16. De Araújo, E., Rodrigues, V., Monte-mor, D., & Correia, R. (2018). Corrupção e valor de mercado: os efeitos da Operação Lava Jato sobre o mercado de ações no Brasil. *Revista Catarinense da Ciência Contábil, 17*(51). https://doi.org/10.16930/2237-7662/rccc.v17n51.2626
17. Debata, B., & Mahakud, J. (2018). Interdependence between Monetary Policy and Stock Liquidity: A Panel VAR Approach. *Margin: The Journal of Applied Economic Research, 12*(4), 387–413. https://doi.org/10.1177/0973801018786270
18. Dickey, D., & Fuller, W. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. *Econometrica, 49*, 1057-1072.
19. Duran, S., & Ersin, I. (2020). The Effects of Trade Wars Between US and China on the Financial Performances of the Companies. In Dincer, H., Yüksel, S. (eds.), *Strategic Priorities in Competitive Environments. Contributions to Management Science*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-45023-6_16
20. Dwumfour, R. A., & Addy, N. A. (2019). Interest rate and exchange rate exposure of portfolio stock returns: Does the financial crisis matter? *Journal of African Business*, *20*(3), 339-357. https://doi.org/10.1080/15228916.2019.1583977
21. Economatica. (2020). *Banco de dados.* https://economatica.com
22. Enders, W. (2009). *Applied Econometric Time Series* (3ª ed.). Wiley.
23. Engle, R. F., & Granger, C. W. J. (1987). Co-Integration and error correction: Representation, estimation, and testing. *Econometrica, 55*(2), 251-276.
24. Escher, F., & Wilkinson, J. (2019). The political economy of the Brazil-China soy-meat complex. *Revista de Economia e Sociologia Rural, 57*(4), 656-678. https://doi.org/10.1590/1806-9479.2019.191017
25. Farias, H. P., & Sáfadi, T. (2010). Causalidade entre as principais bolsas de valores do mundo. RAM, *Revista de Administração Mackenzie* (on-line), *11*(2), 96-122. https://doi.org/10.1590/S1678-69712010000200005
26. Feng, L., Zhang, X., & Liu, B. (2020). Multivariate tests of independence and their application in correlation analysis between financial markets. *Journal of multivariate analysis,* 179. https://doi.org/10.1016/j.jmva.2020.104652

27. Fundo Monetário Internacional. (2020). *Text: Global Financial Stability Overview: Markets in the Time of COVID-19.* https://www.imf.org/en/~/link.aspx?_id=7248F3B62F0D4F18ABB71C15A44CDF3E&_z=z#Chapter1
28. Global Economic Data, Indicators, Charts & Forecasts. (2020). *Economic, sector and industrial data.* https://www.ceicdata.com/en
29. Gnangnon, S. K. (2020). Aid for Trade and sectoral employment diversification in recipient-countries. *Economic Change and Restructuring*, *53*(2), 265-295. https://doi.org/10.1111/1467-8454.12200
30. Gogas, P., Pragidis, I., & Tabak, B. M. (2018). Asymmetric effects of monetary policy in the U.S and Brazil. *Journal of Economic Asymmetries,* 18. https://doi.org/10.1016/j.jeca.2018.e00108.
31. Gouvea, R., Kapelianis, D., & LI, S. (2020). Fostering intra-BRICS trade and investment: The increasing role of China in the Brazilian and South African economies. *Thunderbird International Business Review*, *62*(1), 17-26. https://doi.org/10.1002/tie.22098
32. Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2011). *Econometria básica* (5ª ed.). AMGH.
33. Gusarova, S. (2019). Role of China in the development of trade and FDI cooperation with BRICS countries. *China Economic Review,* 57. https://doi.org/10.1016/j.chieco.2019.01.010
34. Hertina, D., Hidayat, M. B. H., & Susanti, N. (2019). Company value: Impact of capital structure, company growth and liquidity. *International Journal of Innovation, Creativity and Change,* 6(5), 73-84.
35. Huber, F., & Fischer, M. M. (2018). A Markov switching factor-augmented VAR model for analyzing US business cycles and monetary policy. *Oxford Bulleting of Economics and Statistics, 80*(3), 575-604. https://doi.org/10.1111/obes.12227
36. Iskenderoglu, O., & Akdag, S. (2020). Comparison of the Effect of Vix Fear Index on Stock Exchange Indices of Developed and Developing Countries: The G20 Case. *South East European Journal of Economics and Business, 15*(1), 105-121. https://doi.org/10.2478/jeb-2020-0009
37. Ito, T., Koibuchi, S., Sato, K., & Shimizu, J. (2016). Exchange rate exposure and risk management: The case of Japanese exporting firms. *Journal of the Japanese and International Economies, 41*(2), 17-29. https://doi.org/10.1016/j.jjie.2016.05.001
38. Kartika, A., Sunarto, S., Rahman, F. R., & Machmuddah, Z. (2020). Determinants of capital structure and their effect to company's value: study in LQ 45 companies listed in Indonesia stock exchange. *Academic Journal of Interdisciplinary Studies, 9*(3), 156-165. https://doi.org/10.36941/ajis-2020-0051
39. Lutkepohl, H., Staszewska-Bystrova, A., & Winker, P. (2020). Constructing joint confidence bands for impulse response functions of VAR models: A review. *Econometrics and Statistics,* 13, 69-83. https://doi.org/10.1016/j.ecosta.2018.10.002

40. Markoni, P. L. (2020). Foreign portfolio investments, exchange rates and capital openness: A panel data approach. *International Journal of Economics and Business Administration, 8*(2), 100-113. http://dx.doi.org/10.35808/ijeba/458
41. Matuka, A. (2019). Exchange rate pass-through to prices: VAR evidence for Albania. *International Journal of Business, Economics and Management, 6*(5), 303-315. http://dx.doi.org/10.18488/journal.62.2019.65.303.315
42. Megaravalli, A. V., & Sampagnaro, G. (2018). Macroeconomic indicators and their impact on stock markets in ASIAN 3: A pooled mean group approach. *Cogent Economics and Finance, 6*(1). https://doi.org/10.1080/23322039.2018.1432450
43. Ning W., Jiahui G., Xiang, L., & Tong, F. (2020). A service demand forecasting model for one-way electric car-sharing systems combining long short-term memory networks with Granger causality test. *Journal of Cleaner Production, 244.* https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118812
44. Padula, A. J. A., & Albuquerque, P. H. M. (2018). Corrupção governamental no mercado de capitais: um estudo acerca da operação lava jato. *Revista de Administração de Empresas, 58*(4), 405-417. https://doi.org/10.1590/S0034-759020180406
45. Park, Y. K., Binh, K. B., & Kim, S. J. (2019). Time varying correlations and causalities between stock and foreign exchange markets: Evidence from China, Japan and Korea. *Investment Analysts Journal, 48*(4), 278-297. https://doi.org/10.1080/10293523.2019.1670385
46. Righi, M. B., Ceretta, P. S., & Coronel, D. A. (2014). Estimation of non -linear dependence between exchange rate and stock market through different time scales: Latin case. *Inzinerine Ekonomika-Engineering Economics, 25*(3), 302-309. https://doi.org/10.5755/j01.ee.25.3.3710
47. Ruch, F., Balcilar, M., Grupta, R., & Modise, M. P. (2020). Forecasting core inflation: The case of South Africa. *Applied Economics, 52*(28), 3004-3022. https://doi.org/10.1080/00036846.2019.1701181
48. Siami-Namini, S., Lyford, C., & Trindade, A. A. (2020). The effects of monetary policy shocks on income inequality across U.S. states. *Economic Papers, 39*(3), 204-221. https://doi.org/10.1111/1759-3441.12279
49. Stats. (2020). *National Bureau of Statistics of China.* Dados de base estatística. http://www.stats.gov.cn/english/Statisticaldata/AnnualData
50. Sugianto, S., Oemar, F., Hakim, L., & Endri, E. (2020). Determinants of firm value in the banking sector: Random effects models. *International Journal of Innovation, Creativity and Change, 12*(8), 208-218.
51. Tan, D. Y., & Chin, M. Y. (2017). ASEAN China trade Flow: A study on intra-industry trade in manufacturing sector. Advanced Science Letters, 23(4), 2961-2694.

52. Visalakshmi, S., & Manickavasagam, J. (2018). Causal linkage between stock markets: International evidence. *International Journal of Mechanical Engineering and Technology, 9*(7), 902-908.
53. Weigt, T., & Wilfling, B. (2020). An approach to increasing forecast-combination accuracy through VAR error modeling. *Journal of Forecasting, 40*(4), 686-699. https://doi.org/10.1002/for.2733
54. Wang, N., Guo, J., Liu, X., & Fang, T. A service demand forecasting model for oneway electric car-sharing systems combining long short-term memory networks with Granger causality test. *Journal of Cleaner Production*. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118812
55. Zhao, J., & Serieux, J. (2018): Globalization, regionalization and convergence in East Asia. *The Journal of International Trade & Economic Development, 28*(4), 486-507. https://doi.org/10.1080/09638199.2018.1550801