Dividendos e volatilidades: *Spillover* e causalidade em segunda ordem, cambial e financeira

Dividends and volatilities: Spillover and second order foreign exchange and financial causality

André Nunes Maranhão[†]
Guilherme Costa Chadud Moreira[‡]

Resumo Com a utilização de dados diários do retorno das ações, da cotação do Dólar e do índice Ibovespa, durante o período de 2010 até 2020, este estudo apresenta os resultados dos transbordamentos de volatilidades no mercado de ações do Brasil, com a utilização de correlações condicionais. A construção de retornos representativos pela Análise de Componentes Principais, tradicional e robusto se mostraram mais adequadas em relação à Análise de Componentes Principais Dinâmico. Para a estimação dos modelos, a utilização do modelo GARCH Multivarido Diagonal BEKK também se mostrou mais ajustado em comparação ao modelo GARCH Multivariado BEKK. A presença do efeito spillover e a direção em que ocorre o transbordamento de volatilidade foram avaliadas a partir da causalidade de Granger de segunda ordem, com teste CN, e indicaram a presença do efeito lead-lag.

Palavras-chave: GARCH multivariado; Causalidade de Granger; Análise de Componentes Principais; Choque cambial; Efeito *lead-lag*; Retorno de ações.
Código JEL: C22, C58, G35.

Abstract Examining daily stock returns, the dollar exchange rate, and the Ibovespa index from 2010 to 2020, this study analyzes spillovers of Brazilian stock market volatility, using conditional correlations. Representative returns constructed via either traditional or robust principal component analysis proved superior to those from dynamic principal component analysis. For model estimation, the diagonal BEKK multivariate GARCH model proved to be a better fit than the BEKK multivariate GARCH model. The existence and direction of volatility spillover effects were analyzed by second order Granger causality, with an CN test, which indicated a lead-lag effect.

Keywords: Multivariate GARCH; Granger Causality; Principal Components Analysis; Exchange shock; Lead-lag effect; Stock returns.
JEL Code: C22, C58, G35.

Submitted on September 26, 2020. Revised on March 15, 2021. Accepted on March 17, 2021. Published online in December 2021. Editor in charge: Marcelo Fernandes.
[†]Universidade Católica de Brasília and Banco do Brasil, Brazil: andrenmaranhao@gmail.com.
[‡]Universidade Católica de Brasília, Brazil: guilhermechadud@gmail.com.

©2021 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license

1. Introdução

A literatura sobre a relação entre dividendos distribuídos pelas empresas e os preços das ações tem sido alvo de pesquisas com amplas abordagens ao longo dos anos. Entretanto, as conclusões obtidas pelos pesquisadores foram, em muitas vezes, diferentes entre si, apontando que esta é uma linha de pesquisa com interessantes resultados a serem obtidos. Em um dos trabalhos seminais Miller e Modigliani (1961) apresentam a linha de pesquisa em que a distribuição de dividendos não é capaz de influenciar o valor das empresas e o preço de suas ações, conhecida como a Irrelevância dos Dividendos. Já em outro trabalho de fundamental importância para a literatura, Gordon (1959) aborda o impacto positivo que os dividendos tem no preço das ações, dada a aversão ao risco dos investidores em geral. Ainda, em uma abordagem mais recente, mas crucial para a literatura sobre o tema, Hartzmark e Solomon (2019) tratam da falácia dos dividendos, em que o investidor não observa, por completo, o impacto da distribuição dos dividendos no preço da ação podendo muitas vezes tomar uma decisão que não será, necessariamente, a melhor.

Outro ponto de destaque na literatura trata do efeito transbordamento (*spillover*) em pesquisas focadas na área de finanças, abordando o impacto entre os mercados, ou índices, bem como a direção em que estas interações ocorrem. No caso brasileiro, Maranhao e de Oliveira (2017b) apresentam um trabalho pioneiro ao tratar do efeito *spillover* combinando dois diferentes casos de volatilidades, a cambial e a de mercados financeiros internacionais, e os seus efeitos de trasbordamento para o mercado de ações no Brasil. Adicionalmente, nos trabalhos de Maranhão e de Oliveira (2017a) e Maranhao e de Oliveira (2017b) pode-se observar a contribuição dos autores com a utilização dos modelos GARCH multivariados e os testes de causalidade de Granger em segunda ordem (para verificar a direção dos transbordamento), incluindo, ainda, o efeito *lead-lag* para avaliar qual o mercado que atua como líder e quais são os que atuam como seguidores com alguma defasagem no tempo.

Conforme mencionado em Maranhão e de Oliveira (2017a), ao tratar do tema de volatilidade univariada, o modelo GARCH, e suas variações, são amplamente utilizados. Ainda, a inclusão do modelo GARCH multivariado neste tipo de pesquisa permite a observação dos efeitos cruzados de volatilidade, ao analisar as variâncias e correlações condicionais das séries estudadas.

Este presente estudo contribui na análise do efeito *spillover* ao avaliar o transbordamento entre o retorno das ações das empresas, segregadas de acordo com nível de dividendos distribuídos, o Dólar e o índice Ibovespa, e em que direção ocorre o efeito. Para tanto, as empresas analisadas foram segregadas em três grupos com base na distribuição dos seus dividendos no

período estudado, sendo estes grupos: i) que mais pagaram dividendos; ii) que menos pagaram dividendos e; iii) que não pagaram dividendos. A análise é feita utilizando o modelo GARCH Multivariado BEKK Assimétrico, incluindo os teste de causalidade de Granger de segunda ordem para verificar a direção do transbordamento. Posteriormente, são avaliadas as correlações condicionais com intuito de identificar qual efeito *spillover* é mais representativo em termos de magnitude, incluindo uma análise em períodos com crise e sem crise.

O artigo é estruturado exibindo na Seção 2 o referencial teórico com estudos relevantes sobre as linhas de pesquisa mencionadas. A Seção 3 trata a descrição da metodologia utilizada, incluindo o modelo GARCH Multivariado BEEK, o teste de causalidade de Granger de segunda ordem, com a inclusão do teste CN, e a Análise de Componentes Principais para volatilidade. A Seção 4 aborda a base de dados utilizada no trabalho e o tratamento dado às informações coletadas. Os resultados e suas respectivas análises estão descritas na Seção 5. Por fim, as conclusões finais do trabalho são apresentadas na Seção 6.

2. Referencial Teórico

2.1 A relação entre dividendos distribuídos e o preço das ações

A relação obtida entre os dividendos pagos de uma ação e seus impactos no preço do ativo tem sido objeto de pesquisa ao longo dos anos por diversos pesquisadores. Por um lado, algumas linhas de pesquisa defendem que o pagamento de dividendos é capaz de interferir no preço das ações, seja positivamente ou negativamente, enquanto outros estudos apontam que os dividendos recebidos pelos investidores não possuem a capacidade de alterar o seu valor de negociação no mercado.

Esta última linha de pesquisa, foi inicialmente estudada por Miller e Modigliani (1961) e ficou conhecida como a Irrelevância dos Dividendos. Neste trabalho, os autores apontam que, sob certas condições de mercado, o valor da empresa não pode ser influenciado pela sua estrutura de capital, seja ela com capital próprio, de terceiros ou, ainda, uma combinação entre as duas estruturas. Partindo deste ponto, a distribuição ou não de dividendos ao seus acionistas não impactaria no valor da empresa e, consequentemente, no preço de suas ações. Por outro lado, Gordon (1959), em um dos artigos seminais do tema, abordou o efeito positivo do pagamento de dividendos sobre o preço das ações, de modo que, o investidor com perfil avesso ao risco, teria uma preferência maior pelo recebimento do dividendo à ter que esperar pelo ga-

nho de capital. Portanto, de acordo com o autor, as empresas com distribuição de dividendos enfrentariam menor volatilidade em seus preços de mercado.

Em outra abordagem, a relação entre as variáveis dividendo distribuído e preço da ação no mercado é discutida sob a ótica conhecida como a Falácia dos Dividendos. Nela os pesquisadores apresentam a ideia de que o investidor, ao tomar a sua decisão de compra ou venda de uma ação que distribui dividendos, não observa o impacto do pagamento do dividendo no preço do ativo. De tal modo, as ações que distribuem uma maior quantidade de dividendos podem não ser, necessariamente, a melhor escolha para o investidor que deseja maximizar o seu ganho.

Hartzmark e Solomon (2019) analisaram a falácia dos dividendos a partir de uma amostra construída considerando três tipos de agentes, sendo eles: (i) investidores individuais; (ii) fundos mutualistas e; (iii) investidores institucionais. Para o estudo foi considerado o período de janeiro de 1991 a novembro de 1996, com a utilização de variáveis específicas para cada um dos grupos de investidores mencionados e o modelo adotado foi de dados em painel com efeitos fixos. A partir de uma robusta análise, Hartzmark e Solomon (2019) observaram que os investidores se comportam como se os ganhos de capital, obtidos a partir da variação do preço da ação, e os dividendos, fossem variáveis independentes entre si. Esta percepção de que as duas informações representam fontes separadas da renda do investidor, impactam diretamente no comportamento da ação no mercado, haja vista que, de acordo com os autores, os investidores não percebem o *tradeoff* entre as escolhas.

Em Silva e Machado (2015) os autores analisam a relação entre a política de dividendos e a variação nos preços das empresas com ações na BM&FBOVESPA, com intuito de verificar como a volatilidade do preço é afetada pela política de distribuição de dividendos praticada pela empresa. O estudo utilizou dados entre 2000 e 2012, com uso de regressão linear e variáveis de controle, sendo *dividend yield* e índice *payout* as variáveis explicativas. Os autores verificaram que a política de dividendos foi estatisticamente significante na determinação da volatilidade do preço da ação, de modo que, quanto maior o *dividend yield* menor tende a ser o risco que o acionista enfrenta. A variável de índice *payout* não se mostrou estatisticamente significante.

Dias (2019) analisou a relação entre os dividendos distribuídos e o retorno das ações, utilizando os ativos que compõem o IBrX 100, durante o período de 1997 a 2016. Neste estudo, o autor utilizou informações dos ativos como: (i) cotações mensais das ações; (ii) betas das ações; (iii) dividendos anuais; (iv) lucros anuais; (v) patrimônios líquidos e; (vi) valores de mercado. Dias

(2019) realizou alguns testes segregando a carteira construída em 4 grupos distintos de acordo com suas características. O intuito desta segunda etapa do trabalho foi verificar a relação entre algumas das variáveis e os retornos dos ativos, em diferentes períodos do tempo. Dentre as conclusões obtidas pelo autor em sua análise destaca-se que os dividendos apresentaram relevância estatística e que, ainda, o *dividend yield* possui relação positiva com o retorno das ações, enquanto o *payout ratio* só apresentou significância estatística quando foram desconsiderados da regressão os períodos de recessão econômica no Brasil.

2.2 A literatura de *spillover* no mercado de ações

O efeito *spillover*, também chamado de transbordamento, apresenta uma vasta utilização na literatura. Este efeito, procura identificar o quanto as variações de um mercado (ou índice) podem afetar outro mercado e em que direção este impacto pode ocorrer.

Em Maranhao e de Oliveira (2017b) os autores apresentam uma importante abordagem do efeito *spillover* para o mercado acionário brasileiro, combinando as volatilidades cambiais e de mercados internacionais para o mercado de ações brasileiro com a utilização dos modelos GARCH multivariados. Ademais, os autores acrescentaram os testes de causalidade de Granger em segunda ordem com intuito de verificar a direção do efeito *spillover* na análise. Os resultados apontados pelos autores indicaram a existência de correlações condicionais as quais permitiram chegar a conclusão de transbordamento e, ainda, que o *spillover*, cambial e de mercados financeiros estrangeiros, ocorre dos choques para o índice Ibovespa.

Milani et al. (2014) analisaram os choques de iliquidez entre os mercados brasileiros, por meio do modelo de Auto-regressão Vetorial (VAR). Os autores utilizaram em sua análise dados mensais dos mercados de Fundos de Investimento, Títulos do Tesouro Nacional, Poupança e Depósitos à Prazo no Brasil. A partir da análise de impulso-resposta e causalidade de Granger realizadas, os autores observaram em seus resultados co-movimentos na iliquidez dos mercados estudados, com destaque para o fato de que a variação da iliquidez dos Fundos de Ações causam a variação da iliquidez da Bovespa, de modo que, a estatística de relação entre os dois mercados foi a maior observada.

Em de Almeida et al. (2012), os autores avaliam como um *distress* nos retornos financeiros do Ibovespa, Dow Jones e das ações brasileiras negociadas no mercado brasileiro, se relacionam entre si, com intuito de capturar o efeito *spillover* entre as séries históricas. Os autores utilizaram a metodologia

CoVar nos dados diários, entre janeiro de 1995 e agosto de 2011, das variáveis analisadas. Ademais, construíram uma matriz de contágio para observar como ocorre a transmissão das perdas entre os papeis negociados. Os resultados encontrado indicaram a existência de uma interação entre os retornos dos ativos financeiros das empresas brasileiras e os Índices Ibovespa e Dow Jones, na presença de fortes choques nestes índices. Ainda, ressaltaram que a Petrobrás (PETR4) foi identificado como o ativo líder em contágio e a Usiminas (USIM5) a líder em ser contagiada quando há a presença de um ambiente adverso.

No trabalho de Righi e Ceretta (2013) os autores tratam do efeito *spillover* para a volatilidade do mercado acionário brasileiro, com relação aos mercados de México, Argentina, China e Estados Unidos. O período analisado foi de janeiro de 2000 até março de 2010, com a amostra diária dos índices dividida em três grupos distintos: pré-crise, durante a crise e pós-crise. O modelo utilizado pelos autores foi o GARCH Multivariado com parametrização BEKK. Os resultados apontados pelos autores indicam que durante a crise de 2008 ocorreu alteração na direção em que volatilidade se transmitiu entre o mercado brasileiro e os demais mercados analisados, de modo que, o Brasil passou a exercer maior influência na volatilidade condicional dos índices, por ter tido um impacto menor da crise comparativamente com os outros países. Os autores acrescentaram, ainda, que no período pós crise de 2008 a assimetria entre o mercado brasileiro e os demais diminuiu em termos de volatilidade, comparativamente ao período pré-crise.

Em outro trabalho, elaborado por Gaio et al. (2014), os autores visaram identificar, a partir de alguns índices de ações, a existência de causalidade e interdependência entre as volatilidades. Além do Ibovesva foram selecionados outros 5 índices de bolsa de valores internacionais, sendo eles: Dow Jones, Nasdaq, Nikkei-225, Standard & Poor's 500 e Financial Times, com a utilização da metodologia de séries temporais com os testes de estacionariedade ADF (DickeyFuller Aumentado), KPSS e Causalidade de Granger. Gaio et al. (2014) indicaram em seus resultados que os índices não obtiveram qualquer tipo de tendência, com um comportamento de média constante no tempo e, ainda, que as variações observadas na volatilidade do índice brasileiro não causam interferência nos índices Dow Jones e Standard & Poor's 500. Ademais, observam que há uma relação entre os índices Dow Jones e Financial Times sobre o Ibovespa.

Destaca-se que a literatura do efeito *spillover* é ampla tanto no âmbito nacional, quanto internacional, tratando do tema em diferentes áreas de pesquisa e várias abordagens distintas entre si. Menciona-se, ainda, a vasta revisão de

literatura apresentada em Maranhao e de Oliveira (2017b) tratando do tema, com foco no mercado acionário. No estudo, os autores citam literaturas com diferentes aplicabilidades do efeito transbordamento pelo mundo, em diferentes épocas.

2.3 Os impactos do efeito *lead-lag* no mercado acionário

O efeito *lead-lag* é utilizado por Maranhão e de Oliveira (2017a) como uma relação entre os movimentos de preços (ou volatilidades) de dois mercados distintos entre si, onde um mercado atua como líder enquanto o outro como seguidor com alguma defasagem de tempo. Portanto, este efeito, associado à literatura do efeito *spillover*, amplia a análise dos choques entre mercados e suas correlações ao longo do tempo.

Maranhão e de Oliveira (2017a) analisaram as volatilidades cambiais e os transbordamentos para o mercado de ações no Brasil. Os autores identificaram, com a utilização do modelo GARCH multivariado e dos testes de causalidades de Granger de segunda ordem, os efeitos *lead-lag* para volatilidades no mercado cambial e para o mercado acionário brasileiro, sendo que, o mercado cambial atua como líder e o mercado de ações como seguidor com defasagem.

Com intuito de avaliar os impactos das oscilações dos mercados externos no Ibovespa, Gaio e Rolim (2007) utilizaram a metodologia de co-integração e autorregressão vetorial estrutural, com a inclusão de uma análise de impulso e resposta entre os índices externos e o brasileiro. Os resultados apontados pelos autores indicaram uma evidência significativa dos retornos das bolsas internacionais sobre os retornos da bolsa brasileira, de modo que o mercado interno oscile de forma similar ao externo, devido à presença de especuladores estrangeiros no mercado brasileiro.

Em Bornia et al. (2012) os autores analisam a correlação entre os mercados de ações do Japão e do Brasil, utilizando os índices Nikkei-225 e o Ibovespa. Para a análise da correlação foi utilizado o efeito *lead-lag*. Nos resultados encontrados os autores identificaram que, no período de janeiro de 2003 até março de 2008 e abril de 2008 até janeiro de 2012, os efeitos de choques não antecipados no Ibovespa refletiram maior impacto no Nikkei-225 do que o inverso. De tal modo, o efeito *lead-lag* sugere que, neste período, a bolsa brasileira agiu como líder, enquanto a bolsa japonesa como seguidora com alguma defasagem.

Em um estudo com foco na relação causal entre o retorno das ações, volatilidade deste retorno e volume de negócios realizados no mercado de ações no Brasil, de Medeiros e Van Doornik (2008) encontraram resultados que

apontaram para ausência de uma relação causal entre o retorno das ações e o volume de negócios praticados, em ambas as direções, considerando o modelo VAR(1) bivariado. Já para a relação causal entre volatilidade dos retornos e volume de negócios, os autores destacam, a partir do teste de causalidade de Granger, a presença de uma relação mútua entre ambas.

Neto et al. (2012) estudaram o efeito *lead-lag* com uma abordagem focada na análise da velocidade de incorporação de informações entre os mercados de governança diferenciada, medido pelo Índice de Governança Diferenciada (IGC), e o mercado tradicional de ações, medido pelo Índice Brasil de Ações (IBrX). Ademais, foi acrescentada à análise o teste de causalidade de Granger entre os dois índices. Os resultados encontrados pelos autores sugerem que o mercado de governança lidera o mercado tradicional e, ainda, que há uma causalidade de Granger do IGC na direção do IBrX.

3. Metodologia

3.1 Modelo GARCH Multivariado - BEKK

Inicialmente, os estudos de volatilidade com comportamento variável no tempo foram discutidos por meio de modelos univariados. Posteriormente, outros autores passaram a tratar do tema considerando uma abordagem multivariada. Nesta primeira seção são apresentados os modelos de análises multivariadas, ampliando os modelos do tipo ARCH exibido por Engle (1982) e GARCH proposto por Bollerslev (1986).

Bollerslev (1986) propôs em seu estudo o modelo descrito como GARCH, uma generalização do modelo ARCH. Dentre uma das principais vantagens da adoção do modelo generalizado destaca-se a utilização de uma quantidade menor de parâmetros quando comparado com o modelo ARCH, para descrever a volatilidade.

Ainda, uma extensão aos modelos GARCH foi proposto por Bollerslev (1990), com a adoção dos modelos GARCH multivariados (MGARCH), de modo que, as correlações variando ao longo do tempo passaram a ter importância crucial nos estudos. O modelo VECH segue a fórmula geral:

$$\text{vech}(\Sigma_{t|t-1}) = A_0 + \sum_{j=1}^{q} A_j \,\text{vech}(u_{t-j}u'_{t-j}) + \sum_{j=1}^{m} B_j \,\text{vech}(\Sigma_{t-j|t-j-1})$$

$$u_t = \Sigma_t^{1/2} z_t, z_t \sim i.i.d\ (0, I_k)$$

$$\Sigma_t = \Sigma_t^{1/2}(\Sigma_t^{1/2})\ (Cholesky)$$

No modelo MGARCH os parâmetros estimados podem ser adequados em termos de covariâncias condicionais, entretanto, suas estimações tornam-se complicadas, mesmo em pequenas dimensões. A restrição do MGARCH é abordada em Bollerslev et al. (1988) com a implementação de modelos MGARCH diagonais, sendo que $A'_j s$ e $B'_j s$ são interpretados como matrizes diagonais.

Como opção alternativa ao modelo VECH foi exibido o modelo BEKK GARCH representado pela equação a seguir:

$$\Sigma_{t|t-1} = A_0^{*\prime} A_0^* + \sum_{n=1}^{N} \sum_{j=1}^{q} A_{jn}^{*\prime} u_{t-j} u'_{t-j} A_{jn}^* + \sum_{n=1}^{N} \sum_{j=1}^{m} B_{jn}^{*\prime} \Sigma_{t-j|t-j-1} B_{jn}^*,$$

em que A_0^* é a representação de uma matriz triangular de dimensão K x K, assim como, os coeficientes matriciais $A_{jn}^{*\prime}$ e $B_{jn}^{*\prime}$ que possuem a mesma dimensão.

Conforme mencionado nos estudos de Maranhão e de Oliveira (2017a) e Maranhao e de Oliveira (2017b), apesar do modelo BEKK full (Completo) de baixa ordem ser uma representação equilibrada da estrutura de covariância, o número de parâmetros tende a crescer de forma rápida com a dimensão do sistema subjacente. Diante desta situação, em termos práticos, somente pode ser considerado viável sistemas com algumas variáveis e com outras medidas de simplificação para comedir a modelagem de processos com dimensões mais elevadas. Para estes casos podem ser considerados modelos especiais BEKK (diagonal, escalar, etc).

Outras adaptações podem ser introduzidas no modelo MGARCH para observar os efeitos de choques no mercado financeiro. Os estudos de Hafner e Herwartz (1998) e Herwartz e Lütkepohl (2000) estenderam uma proposta univariada de Glosten et al. (1993) e substituíram $A_{jn}^{*\prime} u_{t-j} u'_{t-j} A_{jn}^*$ por

$$A_{11}^{*\prime} u_{t-1} u'_{t-1} A_{11}^* + A_{-}^{*\prime} u_{t-1} u'_{t-1} A_{-}^* I\left(\sum_{k=1}^{K} u_{kt} < 0\right),$$

considerando um modelo BEKK com $N = 1$, onde $I(\cdot)$ representa uma função indicadora binária que assume o valor 1, no caso em que o argumento é válido, e 0 se não for. O termo A_{-}^* é um coeficiente adicional da matriz, com dimensão $K \times K$.

3.2 Teste de Causalidade de Granger de Segunda Ordem

De acordo com Granger (1988), a causalidade de Granger pode ser definida, em termo ótimos, como uma esperança condicional, ou seja, pode-se

estabelecer uma variável de séries de tempo X_t para ser causal de Z_t, desde que

$$E(z_{t+1}|z_t,z_{t-1},...) \neq E(z_{t+1}|z_t,z_{t-1},...,x_t,x_{t-1}).$$

A partir da definição descrita acima, pode-se sugerir uma extensão direta de ordem superior de momentos condicionais. Portanto, define-se x_t como causal para z_t no r-ésimo momento se

$$E(z_{t+1}^r|z_t,z_{t-1},...) \neq E(z_{t+1}^r|z_t,z_{t-1},...,x_t,x_{t-1}).$$

Define-se, então, a partir da primeira desigualdade a causalidade em média, enquanto a segunda desigualdade define a causalidade na variância, considerando os segundos momentos centrais. Portanto, a definição na segunda desigualdade é similar à definição prévia de causalidade de Granger em média.

A conclusão acima permite analisar que, se X_t apresenta casualidade na variância para Z_t, a volatilidade condicional de Z_t pode ser prevista de forma mais precisa e completa, levando em consideração a informação presente e passada em X_t, do que não considerando esta informação.

Por fim, de acordo com Maranhão e de Oliveira (2017a), se as informações do passado sobre a variabilidade do primeiro não podem melhorar a previsão de variâncias condicionais dos últimos, então um vetor de variáveis não causa outro vetor de variáveis, conforme a causalidade de Granger de segunda ordem. Acrescentam, ainda, que de acordo com a definição de causalidade de segunda ordem, as relações causais de Granger podem existir no processo de média condicional mas estas devem ser modeladas a partir de filtros, ou caso caso contrário, podem ter impacto sobre os parâmetros responsáveis pelas relações causais em variâncias condicionais.

3.3 O teste CN

Nesta subseção será abordado o modelo CN, apresentado por Cheung e Ng (1996). Conforme mencionado pelos autores, a causalidade no segundo momento pode ser analisada como uma extensão natural da causalidade em média de Wiener-Granger introduzida por Granger (1969).

O modelo apresentado em Cheung e Ng (1996) incia-se a partir de duas séries temporais estacionárias dadas por X_t e Y_t e, definindo dois conjuntos de informações dados por $I_t = \{k_{t-j}, j \geq 0\}$ e $J_t = \{X_{t-j}, Y_{t-j}, j \geq 0\}$, em que, Y_t causa X_t, em termos de variância se

$$E((X_{t+1} - \mu_{x,t+1})^2|I_t) \neq E((X_{t+1} - \mu_{x,t+1})^2|J_t),$$

em que $\mu_{x,t+1}$ é a média de X_{t+1} condicionada em I_t. Ainda, há um retorno em termos de variância se, X causa Y e se o inverso também ocorre, ou seja, Y causa X. Os autores afirmam que há uma variância com causalidade instantânea no caso de

$$E((X_{t-1} - \mu_{x,t+1})^2 | J_t) \neq E((X_{t+1} - \mu_{x,t+1})^2 | J_t + Y_{t+1})$$

Para tornar o conceito de causalidade generalizada aplicável, na prática, os autores mencionam a necessidade de aplicar uma estrutura adicional, dado que, as duas equações descritas anteriormente são muito generalizadas. Com esse objetivo, suponha que X_t e Y_t são dados por

$$X_t = \mu_{x,t} + h_{x,t}^{0,5}\varepsilon_t \quad \text{e} \quad Y_t = \mu_{y,t} + h_{x,t}^{0,5}\zeta t,$$

onde ε_t e ζ_t são duas variáveis independentes representativas dos processos independentes de ruído branco, com média zero e variância igual a um. Em continuidade, as variâncias e médias condicionais, são dadas por

$$\mu_{z,t} = \sum_{i=1}^{\infty} \phi_{z,i}(\theta_{z,\mu}) Z_{t-i}$$

e

$$h_{z,t} = \varphi_{z,0} + \sum_{i=1}^{\infty} \phi_{z,i}(\theta_{z,h})\{(Z_{t-i} - \mu_{z,t-i})^2 - \varphi_{z,0}\},$$

onde $\theta_{z,w}$ é um vetor de parâmetro $p_{z,w} \times 1$; $W = \mu, h$; $\phi_{z,i}(\theta_{z,\mu})$ e $\varphi_{z,i}(\theta_{z,h})$ são funções definidas de $\theta_{z,\mu}$ e $\theta_{z,h}$; e $Z = X, Y$. Conforme mencionado em Cheung e Ng (1996), as definições em (3.3) e (3.3) incluem um modelo de séries temporais, como por exemplo, ARMA e GARCH. Acrescentam, ainda, que a premissa de estacionariedade é definida, implicitamente, por um conjunto de parâmetro factíveis. Na sequência do modelo proposto pelos autores, tem-se que U_t e V_t são dados por

$$U_t = ((X_t - \mu_{x,t})^2 / h_{x,t}) = \varepsilon_t^2 \quad \text{e} \quad V_t = ((Y_t - \mu_{y,t})^2 / h_{y,t}) = \zeta_t^2$$

Sendo $r_{u,v}(k)$ a correlação transversal amostral no *lag* k,

$$r_{u,v}(k) = e_{u,v}(k)(e_{u,u}(0)e_{v,v}(0))^{-1/2},$$

onde $e_{u,v}(k)$ é o k-ésimo *lag* da covariância transversal amostral dada por

$$e_{u,v}(k) = T^{-1}\sum(U_t - \bar{U})(V_{t-k} - \bar{V}), k = 0, \pm 1, \pm 2, ...$$

e $e_{u,v}(0)$ e $e_{v,v}(0)$ são as variâncias amostrais de U e V, respectivamente. Considerando que U_t e V_t são independentes a existência do segundo momento implica que

$$\begin{pmatrix} \sqrt{T} r_{u,v}(k) \\ \sqrt{T} r_{u,v}(k') \end{pmatrix} \rightarrow AN\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right), k \neq k'$$

Ainda de acordo com Cheung e Ng (1996) a expressão acima sugere que a *Cross-Correlation Function* (CCF) do resíduo dos quadrados padronizados pode ser usada para detectar uma relação causal e identificar parâmetros de causalidade no segundo momento. Os autores destacam que a CCF é de grande importância quando o número de observações é alto e longos *lags* na causalidade padrão são esperados. Acrescentam, ainda, que o teste tem uma distribuição assintótica bem definida e é assintoticamente robusto para as hipóteses distributivas. Para um maior detalhamento das demonstrações exibidas nesta seção e, suas respectivas, implicações recomenda-se a leitura de Cheung e Ng (1996).

3.4 Análise de Componentes Principais para Estudo de Volatilidade

Para cada conjunto de dados criado neste estudo foram calculados os respectivos retornos das variáveis analisadas. Após o cálculo dos retornos, aplicou-se a Análise de Componentes Principais (ACP), além da sua versão Dinâmica (ACPD) e robusta (ACPR), sendo sua versão básica proposta inicialmente por Box e Tiao (1977) e, posteriormente, adaptada por Ahn e Reinsel (1990), Reinsel e Velu (1998) e Stock e Watson (2011), sendo recentemente sugerida a versão robusta do componente principal de volatilidade, Trucíos et al. (2019). Neste presente trabalho, as séries de dados referentes ao Dólar e ao índice Ibovespa foram excluídas do tratamento com ACPD, sendo utilizado apenas o retorno das respectivas variáveis na análise. Uma das aplicabilidades desse método é apresentado no estudo de Meric et al. (2008) em que o autores abordam a análise de co-movimentos e causalidade nos mercado financeiro em diferentes países.

3.4.1 Análise de Componentes Principais Dinâmicos para dados completos

Em uma série temporal torna-se crucial a redução de dimensão dos vetores das séries, uma vez que, o número de parâmetros em um modelo cresce rapidamente com a dimensão N do vetor de séries temporais. De tal modo, é de suma importância encontrar, nestes modelos, estruturas (ou fatores) sim-

plificadoras com intuito de reduzir o número de parâmetros necessários para que possam ser aplicados de forma realista aos dados analisados.

Em geral, a redução de dimensão dos vetores é alcançada por meio da combinação linear das séries temporais que apresentam propriedades relevantes. Para aprofundar nesta análise, suponha o vetor de séries temporais $x_t = (x_{1,t},...,x_{N,t})$ com $1 \leq t \leq T$. O primeiro componente principal, $p_{1,t}$, minimiza o erro médio de previsão ao quadrado da reconstrução do vetor das séries temporais, dado por $\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}(x_{it} - \alpha_i p_{1,t})$. Ademais, o primeiro h componente principal $h \leq N$, $p_{1,t},...,p_{h,t}$ minimiza o erro médio de previsão ao quadrado $\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}(x_{i,t} - \sum_{j=1}^{h}\alpha_{i,j}p_{j,t})^2$ para reconstruir o vetor de séries temporais.

Em seguida, considera-se que $\Lambda = \sum_{t=1}^{T} T^{-1}x_t x_t'$ é a matriz de covariância amostral e $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_N$ são os auto valores de Λ, portanto, $\alpha_j = (\alpha_{1,j},\cdots,\alpha_{N,j})'$ com $1 \leq j \leq h \leq N$ é o autovetor de Λ correspondente ao autovalor λ_j.

Em Ku et al. (1995), os autores propõem a aplicação do componente principal para observações ampliadas $x_t^* = (x_{t-k}',X_{t-k+1}',...,x_t')',k+1 \leq t \leq T$ o que inclui os valores das séries até o *lag* k. Estes componentes principais fornecem um combinação linear dos valores presente e passado da séries de tempo com maior variância. Adicionalmente, utilizando as propriedades dos componentes principais padrão pode-se concluir que o primeiro componente obtido a partir desse método é uma solução do problema de reconstrução apresentado a seguir:

$$W_1 = \sum_{i=1}^{N} W_i$$

$$W_i = \sum_{t=k+1}^{T}(x_{i,t} - \alpha_i p_{t-k})^2 + \sum_{t=k}^{T-1}(x_{i,t} - \alpha_i p_{t-k+1})^2 + ... + \sum_{t=1}^{T-k}(x_{i,t} - \alpha_i p_t)^2,$$

o que implica que, além do efeito final, é minimizado para cada observação $x_{i,t}$, em que $k+1 \leq t \leq T-k$, o somatório $\sum_{i=1}^{N}\sum_{l=0}^{h}(x_{i,t} - \alpha_i p_{t-l})^2$. Portanto, este método não otimiza um critério de reconstrução útil. Como alternativa, Box e Tiao (1977) sugerem a maximização da previsibilidade da combinação linear $c_t = \gamma^2 x_t$. Outros métodos lineares também foram apresentados na literatura com intuito de reduzir a dimensão de séries temporais, como por exemplo o método de componente escalar exposto em Tiao e Tsay (1989).

3.4.2 Análise de Componentes de Volatilidade Robustos

A presença de *outliers* não são incomuns em séries temporais financeiras e diversos trabalhos mostram como *outliers* afetam dramaticamente a previsão de (co)volatilidades, Hotta e Trucíos (2018). Além disso, há evidências que mostram que o PCA pode, sob certas condições, ser muito sensível à presença de *outliers*, Candès et al. (2011). O trabalho de Trucíos et al. (2019) apresenta uma solução para estimação de componentes principais na presença de *outliers* para fins de estimação de componentes de volatilidade, essa alternativa robustas é estimado via

$$W^R = \sum_{i=1}^{N}\sum_{\tau=1}^{T}\omega(x_\tau)[\sum_{t=k+1}^{T}\sigma^*(d_t^2)[(x_t x_t' - \hat{\Sigma}^R)\times I(||x_{t-k}|| \leq ||x_t||)]]^2,$$

onde $\omega(\cdot) = \dfrac{1}{T}$, d_t^2 é a distância quadrática robusta de Mahalanobis, e $\hat{\Sigma}^R$ sendo uma estimativa robusta da matriz de covariância obtida usando o estimador de determinante de covariância mínima (MCD) de Rousseeuw (1984) implementado com o algoritmo de Hubert et al. (2012).

4. Base de Dados

Com intuito de analisar os efeitos dos choques do Dólar e do índice financeiro nos preços das ações presentes no Ibovespa, de acordo com o seu nível de distribuição de dividendos, foram extraídos da plataforma Economática os preços de fechamento diário das ações que compunham o índice, no período de 31/03/2010 à 03/04/2020. Foram selecionados também os dividendos distribuídos por essas empresas no últimos 5 anos. Ainda, obteve-se os seguintes conjuntos de informação, para obter um retorno representativo do Dólar e do Ibovespa:

Dólar cotação diária de fechamento do Dólar para mensurar os efeitos exclusivos da moeda norte-americana, devida à sua importância como principal moeda na composição das reservas internacionais do Brasil;

Ibovespa cotação diária de fechamento do índice na Bolsa de Valores, devida à sua importância como principal índice de referência da bolsa brasileira.

Com o objetivo de identificar os impactos do câmbio e da variação do Ibovespa no retorno das ações, as 73 empresas analisadas foram divididas em 3 grupos distintos, de acordo com os dividendos pagos por ação nos últimos 5 anos. Para realizar a segregação foram coletados dados referentes ao pagamento de dividendos por ação das empresas e realizado o somatório destes

pagamentos. Em seguida, foi calculada a mediana do somatório dos dividendos, com intuito de dividir as empresas entre as 50% que mais distribuíram dividendos e as 50% que menos distribuíram. Ressalta-se que a utilização da mediana como medida para dividir os grupos, impede que *outliers* distorçam a análise.

Após dividir a amostra de acordo com a medida de centralidade, foram alocadas no primeiro grupo, as empresas que pagaram os maiores dividendos no período analisado, totalizando 37 empresas. Posteriormente, o segundo grupo, composto pelas empresas que apresentaram menor pagamento de dividendos por ação, foi preenchido com um total de 31 empresas. Por fim, o terceiro grupo, com as empresas que não fizeram a distribuição de dividendos, totalizando 5 empresas.

A partir da variável de preço das ações, obtida por meio do preço de fechamento diário de cada ação, foi calculada a variável de retorno diário das ações, que será a variável utilizada na análise. A fórmula para o cálculo da variável de retorno é dada por:

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right),$$

em que r_t representa o retorno da empresa no período t calculado com base no preço da ação no período t (P_t) em relação ao preço da ação no período anterior (P_{t-1}).

Ressalta-se que, após calcular os retornos das ações no período analisado, foram retirados dos grupos descritos acima aquelas ações que não possuíam uma considerável quantidade de dados de preço de fechamento no período analisado. Desta forma, buscou-se eliminar uma quantidade excessiva de valores nulos que poderiam prejudicar os resultados. Portanto, os grupos descritos inicialmente passaram a obter a seguinte configuração:

1. Grupo Maiores Dividendos ("Maiores_Div"): 30 empresas;
2. Grupo Menores Dividendos ("Menores_Div"): 20 empresas; e
3. Grupo Sem Dividendos ("Sem_Div"): 3 empresas;

Na sequência do tratamento dos dados foram obtidas as informações referentes aos componentes principais, a partir dos retornos calculados, conforme analisado em Maranhao e de Oliveira (2017b). As metodologias de Análise de Componentes Principais (ACP) e Análise de Componentes Principais Dinâmico (ACPD) foram usadas nos grupos de ações com intuito de obter, para cada conjunto, um retorno que fosse representativo da variabilidade do conjunto de informação. A opção por utilizar uma das duas metodologias é explicada detalhadamente na próxima seção.

Posteriormente, foram combinados os retornos das ações com os retornos do Dólar e do Ibovespa, para a construção dos seguintes modelos:

Modelo 1 Retorno do grupo Maiores_Div, do Dólar e do índice Ibovespa;
Modelo 2 Retorno do grupo Menores_Div, do Dólar e do índice Ibovespa;
Modelo 3 Retorno do grupo Sem_Div, do Dólar e do índice Ibovespa.

Ressalta-se, por fim, que todas as informações de retorno das ações, choque cambial e índice Ibovespa foram elevadas ao quadrado, com intuito de capturar os efeitos em termos de volatilidade. Portanto, os grupos construídos acima foram analisados em nível (retorno) e em volatilidade.

5. Resultados

5.1 Análise Exploratória dos Dados e Testes Utilizados

Esta subseção apresenta as estatísticas exploratórias dos conjuntos descritos anteriormente. As estatísticas das variáveis de retorno das ações, bem como de suas volatilidades, podem ser consultadas no Apêndice deste trabalho. As estatísticas foram calculadas e obtidas com a utilização do *software* R.

Primeiramente, são realizadas as análises do teste de Bartlett e da estatística Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) para avaliar a possibilidade dos dados serem tratados por meio de retornos representativos.[1]

Tabela 1
Resultado do teste de Bartlett e estatística KMO

descrição	Barlett (*p*-valor)	KMO	variância explicada pelo 1º componente principal
Maiores_Div	0,0000	0,9492	0,3685
Menores_Div	0,0000	0,9192	0,3417
Sem_Div	0,0000	0,5902	0,4774

Conforme pode ser observado na Tabela 1, a estatística KMO apresentou valores acima de 0,9 para 2 dos 3 grupos analisados. O quinto grupo (Sem_Div) exibiu um valor abaixo dos demais para esta estatística, porém, acima de 0,5, o que possibilita a utilização de retornos representativos de forma adequada. Adicionalmente, observa-se que o teste de Bartlett indicou,

[1] Foram incluídas no Apêndice deste trabalho, as tabelas de volatilidade para os resultados do teste de Barlett e estatística KMO.

em termos inferenciais, a rejeição da hipótese nula de que a utilização de componentes principais não é adequada.

Nas próximas subseções serão apresentados os resultados das estatísticas exploratórias, da seleção dos modelos GARCH multivariados e do teste Multiplicador de Lagrange (LM) utilizando a ACPD, com componentes principais dinâmicos, e ACP, com componentes principais estáticos.

5.1.1 Discussão dos resultados da Análise de Componentes Principais Dinâmicos (ACPD)

As informações da Tabela 2 tratam das estatísticas exploratórias e dos testes estatísticos sobre os retornos da ações segregados pelos grupos de distribuição de dividendos, utilizando a ACPD, para o Dólar e para o Ibovespa.[2]

Tabela 2
Estatísticas exploratórias e testes sobre retornos agrupados – ACPD

estatísticas/testes	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa
nº obs	2456	2456	2456	2456	2456
média	0,0000	0,0000	0,0000	0,0004	0,0002
mediana	0,0000	0,0000	0,0000	0,0003	0,0003
máximo	0,0167	0,0160	0,0183	0,0727	0,0639
mínimo	–0,0134	–0,0161	–0,0153	–0,0560	–0,0921
variância	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0002
desvio padrão	0,0042	0,0042	0,0037	0,0096	0,0142
assimetria	0,0290	0,0705	0,0332	0,1183	–0,1899
curtose	3,3083	3,4300	3,5686	6,3580	5,0431
coef. variação	224,1068	210,8235	329,7991	25,0952	82,5575
Jarque Bera$_{(p\text{-valor})}$	0,0065	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000
ADF$_{(p\text{-valor})}$	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Conforme pode-se observar na Tabela 2, os dados apresentaram média muito próximas de zero, com presença de assimetria e curtose. De tal modo, estes resultados indicam que os retornos representativos criados a partir da ACPD podem ser, de fato, uma boa medida resumo das variáveis de retornos das ações. Entretanto, para a comprovação faz-se necessário a utilização de teste Multiplicador de Lagrange (LM) para os retornos e quadrados dos retornos.

Portanto, foram analisados os retornos e retornos ao quadrado (volatilidade) dos conjuntos de variáveis utilizando o teste LM, mencionado anteri-

[2]Foi adicionada no Apêndice deste trabalho a tabela de estatísticas exploratória em termos de volatilidade para o caso da ACPD.

ormente, com intuito de comprovar se os retornos representativos criados via ACPD são uma boa medida resumo das variáveis de retornos das ações. Neste teste, avalia-se a hipótese nula (H_o) de ausência de correlação na k-ésima defasagem. Com isso espera-se confirmar a ausência de autocorrelação para os retornos, porém, a presença de autocorrelação no quadrado dos retornos.

Conforme pode-se observar nas tabelas A10 e A11 no Apêndice, os p-valores dos grupos de dividendos das ações foram baixos ao nível de 1% de significância, rejeitando a hipótese nula de ausência de autocorrelação. Além disso, os p-valores para os retornos ao quadrado também foram baixos para o nível de significância de 1%, de modo que, a hipótese nula foi, novamente, rejeitada.

De tal modo, conclui-se que, apesar das estatísticas exploratórias indicarem que os retornos criados com a ACPD são uma boa medida resumo dos retornos das ações, os testes LM para estes grupos não corroboraram tal interpretação. Ante o exposto, optou-se por criar os conjuntos de retorno das ações por meio da ACP e ACPR, em seguida, analisar os resultados das estatísticas e testes LM para avaliar o comportamento das variáveis. Intuitivamente, o componente principal dinâmico ao ser estimado, reduz qualquer estrutura de autocorrelação do quadrado dos retornos dos ativos individuais de maneira conjunta, o que acabou por eliminar em seu primeiro componente a autocorrelação que seria ferramenta para as demais etapas de modelagem.

5.1.2 Discussão dos resultados da Análise de Componentes Principais Robustos (ACPR)

As informações da Tabela 3 tratam das estatísticas exploratórias e dos testes estatísticos sobre os retornos da ações segregados pelos grupos de distribuição de dividendos, utilizando a ACPR, para o Dólar e para o Ibovespa.

O componente principal robusto (ACPR), diferentemente do ACPD, apresentou menores desvios-padrões, e como esperado, menores valores de curtose e coeficientes de variação. Os demais componentes de assimetria média e variância também se mostraram adequados para a representação reduzida dos ativos em cada agregação. Os resultados dos testes LM, apresentados nas tabelas A12 e A13 no Apêndice, também validam o uso do ACPR, confirmando a presença de estrutura autorregressiva na volatilidade.

Tabela 3
Estatísticas exploratórias e testes sobre retornos agrupados – ACPR

estatísticas/testes	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa
nº obs	2456	2456	2456	2456	2456
media	0,0000	0,0000	0,0000	0,0004	0,0002
mediana	0,0000	0,0000	0,0000	0,0003	0,0003
máximo	0,0096	0,0101	0,0100	0,0727	0,0639
mínimo	–0,0102	–0,0110	–0,0111	–0,0560	–0,0921
variância	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0002
desvio padrão	0,0031	0,0032	0,0029	0,0096	0,0142
assimetria	0,0151	0,0511	0,0221	0,1183	–0,1899
curtose	3,0053	3,0410	3,3675	6,3580	5,0431
coef. variação	38,0951	35,8571	93,1921	25,0952	82,5575
Jarque Bera$_{(p\text{-valor})}$	0,0065	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000
ADF$_{(p\text{-valor})}$	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

5.1.3 Discussão dos resultados da Análise de Componentes Principais (ACP)

Esta subseção tem início de forma similar à anterior, apresentando na Tabela 4, as estatísticas exploratórias e os testes sobre os retornos agrupados de cada conjunto.[3]

Tabela 4
Estatísticas exploratórias e testes sobre retornos agrupados – ACP

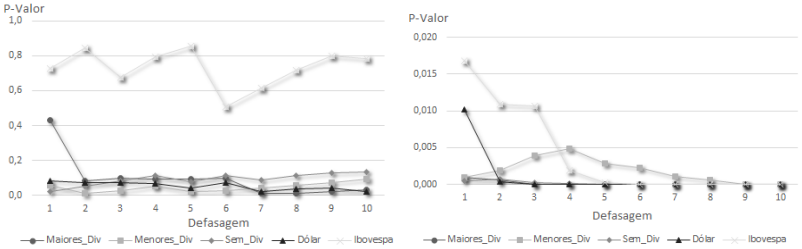
estatísticas/testes	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa
nº obs	2456	2456	2456	2456	2456
media	0,0001	0,0002	0,0001	0,0004	0,0002
mediana	0,0005	0,0002	–0,0002	0,0003	0,0003
máximo	0,0751	0,1086	0,2572	0,0727	0,0639
mínimo	–0,0984	–0,0838	–0,2355	–0,0560	–0,0921
variância	0,0003	0,0004	0,0018	0,0001	0,0002
desvio padrão	0,0179	0,0189	0,0419	0,0096	0,0142
assimetria	–0,0645	0,1318	–0,0440	0,1183	–0,1899
curtose	3,8967	4,2367	5,5308	6,3580	5,0431
coef. variação	238,0459	106,0773	430,0448	25,0952	82,5575
Jarque Bera$_{(p\text{-valor})}$	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
ADF$_{(p\text{-valor})}$	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Ao analisar a Tabela 4, de estatísticas exploratórias, observa-se que, assim como no caso da ACPD, os dados exibiram média muito próximas de

[3] Assim como no caso da ACPD, foi adicionada no Apêndice deste trabalho a tabela de estatística exploratória, para a volatilidade, no caso da ACP.

zero e, ainda, a presença de assimetria e curtose para todos os conjuntos. Entretanto, apesar dos resultados indicarem que estes retornos são uma boa medida resumo das variáveis, também é necessário analisar os resultados do teste LM sobre os retornos e quadrado dos retornos para que seja confirmada esta avaliação preliminar.

Figura 1
***p*-valor do teste LM para o retorno e volatilidade**



Neste caso, ao avaliar as informações dos p-valores do teste LM para os retornos (Figura 1), observa-se que as variáveis apresentaram altos p-valores de forma que não se rejeita a hipótese nula de ausência de autocorrelação na *k*-ésima defasagem. Por outro lado, ao considerar os dados dos p-valores do teste LM para o quadrado do retorno, identifica-se que os baixos valores rejeitam a mesma hipótese nula.

De tal modo, pode-se confirmar a ausência de autocorrelação para os retornos mas a presença da estrutura de autocorrelação no quadrado dos retornos. Este importante resultado indica que, de fato, a utilização de componentes principais estáticos é uma boa medida resumo das variáveis analisadas neste trabalho, diferentemente dos componentes principais dinâmicos analisados na subseção 5.1.1.

Para garantir interpretabilidade consideramos para as demais finalidades de modelagem o primeiro componente, que como apresentado, tem alta representatividade da volatilidade das agregações por pagamento de dividendos. Tanto o ACP quanto o ACPR apresentaram propriedades adequadas e estatisticamente validadas para representação das agregações necessárias para o estudo proposto. Adicionalmente a essa estimação, o ACP e o ACPR foram submetidos a um teste de t para o período de estudo com vistas a identificar diferenças entre essas estimativas, em particular em momentos de crises. Os resultados indicaram uma diferença estatisticamente significante apenas em momentos de crises, em que o ACPR apresentou valores menores de volatilidade. Como um dos objetivos será testar explicitamente as correlações

condicionais em tais períodos críticos, optamos por seguir as demais analises com uso do ACP, não eliminando a possibilidade de futuros estudos, comparar os efeitos da estimação via ACPR.

5.2 Modelos GARCH univariados estimados

Conforme citado em Maranhao e de Oliveira (2017b), haja vista a ampla literatura para a identificação das ordens de modelos GARCH no caso univariado, comparativamente ao caso multivariado, foi utilizada neste estudo a abordagem de seleção para o caso univariado. Adicionalmente, os autores ressaltam que para o caso MGARCH estrutural (BEKK) o excesso de parâmetros pode comprometer a estimação, sendo este outro fator crucial ao se considerar a seleção por meio do caso univariado. Na seleção dos melhores modelos foi utilizado o método proposto em Wuertz et al. (2020) e, em seguida, identificadas as seguintes ordens com base nos critérios de seleção:

Tabela 5
Identificação das possíveis ordens dos modelos

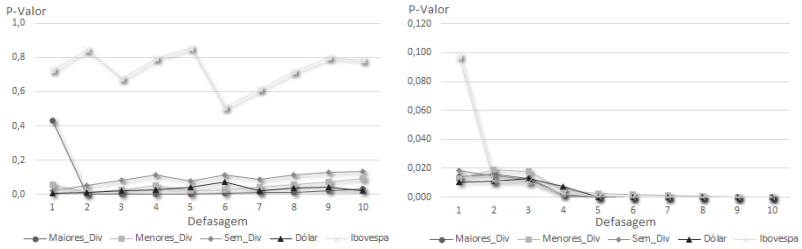
variáveis	análise ACF/PACF	ordem sugerida	distribuição
Maiores_Div	ACF1 e PACF1	GARCH(1,1)	Skew *t*-Student
Menores_Div	ACF1 e PACF1	GARCH(1,1)	*t*-Student
Sem_Div	ACF2 e PACF1	GARCH(1,2)	*t*-Student
Dólar	ACF2 e PACF2	GARCH(1,1)	*t*-Student
Ibovespa	ACF2 e PACF2	GARCH(1,1)	*t*-Student

Os gráficos com as ordens selecionadas para cada grupo, por meio da análise da Função de Autocorrelação (ACF) e da Função de Autocorrelação Parcial (PACF) estão disponíveis no Apêndice deste trabalho. Destaca-se, ainda, que as ordens identificadas foram testadas para quatro distribuições, sendo elas: i) Normal; ii) *Skew* Normal; iii) *t*-Student e; iv) *Skew t*-Student.[4]

Ainda de acordo com a Tabela 5, observa-se que a maior ordem univariada sugerida foi de 2, tanto para os componentes de autocorrelação quanto para os componentes de média móvel. De tal modo, utilizou-se a mesma interpretação que Maranhão e de Oliveira (2017a), em que os modelos univariados estimados indicam ordens relativamente baixas e, portanto, para o caso multivariado também tendem a ser baixas, sendo necessária a validação dessas ordens por meio da exclusão da autocorrelação dos resíduos padronizados e do quadrado dos resíduos padronizados, conforme gráficos a seguir.[5]

[4] Os critérios de seleção de cada distribuição podem ser consultados no Apêndice.
[5] Os resultados dos erros para os modelos que obtiveram o melhor critério de seleção são apresen-

Figura 2
***p*-valor do teste LM para autocorrelações de resíduos e quadrado dos resíduos**



Na análise dos gráficos (Figura 2), observa-se que os p-valores são consistentemente altos tanto para os resíduos padronizados quanto para os resíduos padronizados ao quadrado dos modelos GARCH univariados. Portanto, pode-se considerar que as baixas ordens dos modelos univariados são boa representações do caso GARCH multivariado, dado que houve a exclusão da autocorrelação dos resíduos padronizados e do quadrado dos resíduos padronizados.

5.3 Testes de causalidade de Granger de segunda ordem

Os testes de causalidade de Granger de segunda ordem foram calculados tendo como base os parâmetros estimados na subseção anterior. Os testes foram calculados considerando 3 horizontes temporais de defasagens, sendo eles: 30 dias, 10 dias e 3 dias. Além disso, foram incluídas 4 combinações de matriz de variância-covariância e de erros para cada período de tempo analisado, que são: i) matriz de variância-covariância heterocedástica e erros correlacionados; ii) matriz de variância-covariância heterocedástica e erros não-correlacionados; iii) matriz de variância-covariância homocedástica e erros correlacionados; e iv) matriz de variância-covariância homocedástica e erros não-correlacionados.

Com isso busca-se analisar de forma ampla e consistente os efeitos de transbordamentos entre os grupos de ações construídos, o Dólar e o índice Ibovespa. As tabelas 6, 7 e 8 apresentam os resultados obtidos dos testes.

Ao analisar os testes de causalidade de Granger obtêm-se importantes resultados a respeito do trasbordamento de retorno entre as variáveis analisadas. Primeiramente, percebe-se que os grupos relacionados à distribuição de dividendos (Maiores_Div, Menores_Div e Sem_Div) apresentam baixos

tados no Apêndice. Nestes resultados observa-se que, dada as suas respectivas ordens de análise, os modelos apresentaram, em sua maioria, parâmetros estatisticamente significantes.

Tabela 6
Teste de causalidade de Granger com 30 defasagens

grupo	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa	teste conjunto
Maiores_Div	-	0,0000	0,0000	0,0166	0,2579	0,0000
Menores_Div	0,0000	-	0,0000	0,2382	0,3202	0,0000
Sem_Div	0,0000	0,0000	-	0,1236	0,0125	0,0000
Dólar	0,0000	0,0000	0,0000	-	0,0109	0,0000
Ibovespa	0,0000	0,0000	0,0000	0,4273	-	0,0000

Matriz de variância-covariância heterocedastica e erros correlacionados

grupo	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa	teste conjunto
Maiores_Div	-	0,0000	0,0000	0,1635	0,3924	0,0000
Menores_Div	0,0000	-	0,0000	0,5198	0,4160	0,0000
Sem_Div	0,0000	0,0000	-	0,4430	0,0955	0,0000
Dólar	0,0000	0,0000	0,0000	-	0,2463	0,0000
Ibovespa	0,0000	0,0000	0,0000	0,7288	-	0,0000

Matriz de variância-covariância heterocedastica e erros não-correlacionados

grupo	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa	teste conjunto
Maiores_Div	-	0,0000	0,0000	0,0376	0,3426	0,0000
Menores_Div	0,0000	-	0,0000	0,4469	0,4119	0,0000
Sem_Div	0,0000	0,0000	-	0,2874	0,0432	0,0000
Dólar	0,0000	0,0000	0,0000	-	0,1314	0,0000
Ibovespa	0,0000	0,0000	0,0000	0,5898	-	0,0000

Matriz de variância-covariância homocedastica e erros correlacionados

grupo	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa	teste conjunto
Maiores_Div	-	0,0000	0,0000	0,0502	0,3713	0,0000
Menores_Div	0,0000	-	0,0000	0,4650	0,4305	0,0000
Sem_Div	0,0000	0,0000	-	0,4116	0,1186	0,0000
Dólar	0,0000	0,0000	0,0003	-	0,2262	0,0000
Ibovespa	0,0000	0,0000	0,0004	0,7133	-	0,0000

Matriz de variância-covariância homocedastica e erros não-correlacionados

Nota: H_0: $Y(i)$ não causa $Y(j)$, com $i \neq j$. Teste Conjunto H_0: $Y(i)$ não causa nenhuma $Y(j)$, com $i \neq j$.

Tabela 7
Teste de causalidade de Granger com 10 defasagens

grupo	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa	teste conjunto
Maiores_Div	-	0,0000	0,0012	0,8047	0,0885	0,0000
Menores_Div	0,0000	-	0,0000	0,0356	0,1320	0,0000
Sem_Div	0,0000	0,0000	-	0,0080	0,2641	0,0000
Dólar	0,0000	0,0000	0,0000	-	0,9598	0,0000
Ibovespa	0,0000	0,0000	0,0000	0,0025	-	0,0000

Matriz de variância-covariância heterocedastica e erros correlacionados

grupo	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa	teste conjunto
Maiores_Div	-	0,0000	0,0027	0,9066	0,1465	0,0000
Menores_Div	0,0000	-	0,0000	0,2669	0,1686	0,0000
Sem_Div	0,0000	0,0000	-	0,2341	0,4914	0,0000
Dólar	0,0000	0,0000	0,0000	-	0,9738	0,0000
Ibovespa	0,0000	0,0000	0,0000	0,3130	-	0,0000

Matriz de variância-covariância heterocedastica e erros não-correlacionados

grupo	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa	teste conjunto
Maiores_Div	-	0,0000	0,0000	0,8726	0,0541	0,0000
Menores_Div	0,0000	-	0,0001	0,1618	0,1041	0,0000
Sem_Div	0,0000	0,0000	-	0,0765	0,3786	0,0000
Dólar	0,0000	0,0000	0,0000	-	0,0108	0,0000
Ibovespa	0,0000	0,0000	0,0000	0,0744	-	0,0000

Matriz de variância-covariância homocedastica e erros correlacionados

grupo	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa	teste conjunto
Maiores_Div	-	0,0000	0,0000	0,8791	0,0678	0,0000
Menores_Div	0,0000	-	0,0001	0,1773	0,1170	0,0000
Sem_Div	0,0000	0,0000	-	0,1710	0,4962	0,0000
Dólar	0,0000	0,0000	0,0000	-	0,9745	0,0000
Ibovespa	0,0000	0,0000	0,0001	0,2220	-	0,0000

Matriz de variância-covariância homocedastica e erros não-correlacionados

Nota: H_0: $Y(i)$ não causa $Y(j)$, com $i \neq j$. teste conjunto H_0: $Y(i)$ não causa nenhuma $Y(j)$, com $i \neq j$.

Tabela 8
Teste de causalidade de Granger com 3 defasagens

grupo	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa	teste conjunto
Maiores_Div	-	0,0000	0,0021	0,0013	0,6312	0,0000
Menores_Div	0,0000	-	0,0000	0,0285	0,9423	0,0000
Sem_Div	0,0000	0,0000	-	0,0026	0,1874	0,0000
Dólar	0,0000	0,0000	0,0000	-	0,8722	0,0000
Ibovespa	0,0000	0,0000	0,0000	0,0003	-	0,0000

Matriz de variância-covariância heterocedastica e erros correlacionados

grupo	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa	teste conjunto
Maiores_Div	-	0,0000	0,0058	0,1085	0,7086	0,0000
Menores_Div	0,0000	-	0,0003	0,2634	0,9664	0,0000
Sem_Div	0,0000	0,0000	-	0,3563	0,4404	0,0000
Dólar	0,0000	0,0000	0,0000	-	0,9212	0,0000
Ibovespa	0,0000	0,0000	0,0000	0,1947	-	0,0000

Matriz de variância-covariância heterocedastica e erros não-correlacionados

grupo	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa	teste conjunto
Maiores_Div	-	0,0000	0,0000	0,0061	0,5594	0,0000
Menores_Div	0,0000	-	0,0000	0,0593	0,9528	0,0000
Sem_Div	0,0000	0,0000	-	0,0508	0,2630	0,0000
Dólar	0,0000	0,0000	0,0000	-	0,8961	0,0000
Ibovespa	0,0000	0,0000	0,0000	0,0144	-	0,0000

Matriz de variância-covariância homocedastica e erros correlacionados

grupo	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa	teste conjunto
Maiores_Div	-	0,0000	0,0000	0,0094	0,5804	0,0000
Menores_Div	0,0000	-	0,0000	0,0693	0,9545	0,0000
Sem_Div	0,0000	0,0000	-	0,1307	0,3866	0,0000
Dólar	0,0000	0,0000	0,0000	-	0,9165	0,0000
Ibovespa	0,0000	0,0000	0,0000	0,0941	-	0,0000

Matriz de variância-covariância homocedastica e erros não-correlacionados

Nota: H_0: $Y(i)$ não causa $Y(j)$, com $i \neq j$. teste conjunto H_0: $Y(i)$ não causa nenhuma $Y(j)$, com $i \neq j$.

p-valores (rejeitam H_0) quando comparados entre si, de modo que é evidenciada uma causalidade mútua, independentemente do período de defasagem, da matriz de variância-covariância e da correlação dos erros.

Outro ponto em comum nas tabelas apresentadas (6, 7 e 8) refere-se ao teste conjunto realizado nas diferente situações. Como é possível avaliar nos dados expostos, os baixos p-valores indicam que em todas os casos há causalidade, no sentido de Granger, em pelo menos uma das outras variáveis analisadas.

Ao considerar o grupo Maiores_Div observa-se que ocorre o *spillover* na direção dos conjuntos Menores_Div e Sem_Div em todas as combinações. Em relação ao índice Ibovespa, o grupo de maiores dividendos não apresentou dados estatisticamente significantes, evidenciando ausência de causalidade de Granger dos maiores dividendos para o Ibovespa. Para o Dólar, somente foi observada uma causalidade no sentido de Granger mais significativa no período de 3 defasagens, porém, nas demais defasagens o mesmo comportamento não foi observado.

No grupo Menores_Div também identifica-se o transbordamento na direção dos demais conjuntos de dividendos, mas o mesmo efeito não pode ser observado ao relacionar tal grupo com o índice Ibovespa. Ademais, o grupo representante das menores distribuições de dividendos só apresentou relação de causalidade, no sentido de Granger, com o Dólar em duas situações: i) no período com 10 defasagens, ao nível de significância de 5%, na matriz de variância-covariância heterocedástica e erros correlacionados e ii) no período com 3 defasagens, ao nível de significância de 5%, na matriz de variância-covariância heterocedástica e erro correlacionado.

Para o grupo Sem_Div mais uma vez observa-se o transbordamento na direção dos grupos que distribuem dividendos. Em relação à causalidade de Granger para o Dólar e Ibovespa, verifica-se que houve uma relação causal apenas nas seguintes situações: i) com o Ibovespa no período com 30 defasagens, ao nível de significância de 5%, na matriz de variância-covariância heterocedástica e erros correlacionados; ii) com o Dólar no período com 10 defasagens, ao nível de significância de 1%, na matriz de variância-covariância heterocedástica e erro correlacionado; e iii) com o Dólar no período com 3 defasagens, ao nível de significância de 1%, na matriz de variância-covariância heterocedástica e erro correlacionado

No conjunto referente ao Dólar observa-se, em todas as situações descritas, a presença do efeito *spillover* do Dólar na direção dos 3 grupos que analisam a distribuição de dividendos, evidenciando uma relação de causalidade, no sentido de Granger, do Dólar para as empresas consideradas no

estudo. Adicionalmente, o mesmo comportamento é identificado quando se avalia o índice Ibovespa e os grupos de ações, ou seja, há o efeito transbordamento do índice na direção dos 3 grupos com a presença da causalidade de Granger.

Os resultados apresentados na análise indicam que tanto o Dólar quanto o Ibovespa possuem o efeito de transbordamento para as ações analisadas, enquanto a situação inversa raramente foi observada. Ademais, os grupos de ações tiveram o efeito de transbordamento entre si, evidenciando uma causalidade mútua entre eles nas condições avaliadas. Por fim, apesar dos resultados de causalidade de Granger entre Dólar e Ibovespa divergirem dos encontrados em Maranhão e de Oliveira (2017a), ressalta-se que os períodos obtidos das séries temporais abordados nos dois estudos para as variáveis são diferentes, além das estruturas de matriz variância-covariância e de erros também serem diferentes. Estes fatores podem causar impactos divergentes no efeito transbordamento e na causalidade no sentido de Granger.

5.4 Análise dos modelos estimados – MGARCH BEKK Assimétrico

Nesta subseção foram estimadas correlações condicionais a partir do modelo MGARCH BEKK. Ainda, visando conferir a adequação dos resíduos do modelo, foram realizados testes de autocorrelação para os resíduos padronizados e para o quadrado destes mesmos resíduos.

Inicialmente foram estimados, para os 3 modelos, o MGARCH BEKK tradicional, entretanto, os resultados da estimação indicaram um alto número de parâmetros e, ainda, com uma quantidade considerável de parâmetros estatisticamente não significantes. Ademais, no caso do Modelo 2, que considera o grupo Menores_Div, Dólar e Ibovespa, o modelo BEKK(1,1) estimado não apresentou convergência nos parâmetros sendo mais um indicativo da necessidade de ajuste do modelo.

De tal modo, os 3 modelos foram estimados novamente considerando o modelo MGARCH Diagonal BEKK (DBEKK). Importante ressaltar que este modelo considera a imposição de diagonais vetoriais de modo que, supondo duas matrizes α e β tem-se $\alpha_{i,j} = 0$ e $\beta_{i,j} = 0$, $\forall i \neq j$. Os resultados desta estimação apresentaram um número menor de parâmetros, ou seja, é mais parcimonioso. Adicionalmente, houve um número maior de parâmetros estatisticamente significante (ao nível de 5%) para o modelo DBEKK em comparação ao BEKK tradicional, e melhores critérios de seleção (AIC e BIC), conforme pode-se observar na Tabela 9 a seguir.[6]

[6]Embora exista uma ampla classe de modelos MGARCH na literatura, este trabalho concentrou as análises nos modelos Full BEKK e Diagonal BEEK. Os testes das demais versões do modelo

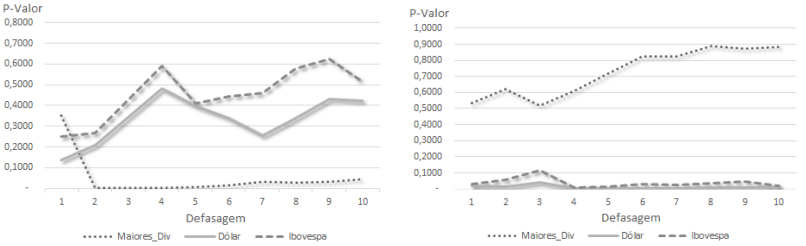
Tabela 9
Número de parâmetros estimados e estatisticamente significantes

modelos	BEKK		DBEKK	
	estimados	estat. signif.	estimados	estat. signif.
modelo 1	33	16	15	11
modelo 2	-	-	15	9
modelo 3	33	8	15	8

Na Tabela 10 são exibidos os modelos estimados que, conforme explicitado no decorrer destes trabalho, representam de forma adequada as séries de dados analisadas no estudo, considerando o modelo diagonal BEKK (DBEKK). Os parâmetros são definidos como: i) c representa a constante; ii) α representa a média móvel; iii) γ representa o choque assimétrico; e iv) β representa a matriz de autocorrelação.

De forma similar ao identificado no estudo de Maranhao e de Oliveira (2017b), é possível observar nas tabelas anteriores (9 e 10) que os modelos DBEKK apresentaram poucos parâmetros sem significância estatística. Além disso, os modelos estimados nas ordens especificadas eliminaram a estrutura de autocorrelação dos resíduos e do quadrados dos resíduos. Os gráficos que seguem (figuras 3, 4 e 5) demonstram o teste LM realizado para cada modelo, relacionando o p-valor pelo número de defasagem.

Figura 3
Teste LM para autocorrelação dos resíduos e quadrado dos resíduos – modelo 1



MGARCH conduziriam o estudo para além dos objetivos propostos neste trabalho. Ressalta-se, ainda, que estes dois modelos analisados cobrem parte significativa da literatura dos modelos GARCH multivariados.

Tabela 10
Resultado dos modelos MGARCH estimados – DBEKK

parâmetros	modelo 1 – DBEKK(1,1)				modelo 2 – DBEKK(1,1)				modelo 3 – DBEKK(1,1)			
	estimativa	dp	estatística	*p*-valor	estimativa	dp	estatística	*p*-valor	estimativa	dp	estatística	*p*-valor
$c_{1,1}$	0,0021	0,0005	4,4559	0,0000	0,0030	0,0008	3,7543	0,0001	0,0072	0,0013	5,4557	0,0000
$c_{2,1}$	0,0001	0,0000	2,5921	0,0048	0,0001	0,0003	0,2840	0,3882	0,0003	0,0001	3,9181	0,0000
$c_{2,2}$	0,0001	0,0000	2,2978	0,0109	0,0001	0,0003	0,2792	0,3901	0,0003	0,0001	3,7226	0,0001
$c_{3,1}$	0,0003	0,0001	3,8194	0,0001	0,0003	0,0002	2,1317	0,0166	0,0000	0,0000	1,7565	0,0397
$c_{3,2}$	0,0003	0,0001	3,8824	0,0001	0,0003	0,0001	2,1381	0,0164	0,0000	0,0000	3,4282	0,0003
$c_{3,3}$	0,0000	0,0000	−0,0218	0,5087	0,0000	0,0000	−0,0395	0,5158	0,0000	0,0000	−0,1904	0,5755
$\alpha_{1,1}$	0,1633	0,0246	6,6444	0,0000	0,1101	0,0326	3,3780	0,0004	−0,2113	0,0526	−4,0195	1,0000
$\alpha_{2,2}$	0,0016	0,0004	3,4699	0,0003	0,0002	0,0003	0,5894	0,2779	−0,0021	0,0013	−1,6011	0,9452
$\alpha_{3,3}$	0,0013	0,0003	4,2988	0,0000	0,0001	0,0000	2,5019	0,0063	−0,0017	0,0017	−1,0339	0,8493
$\gamma_{1,1}$	0,0000	0,0000	−0,3077	0,6208	0,2067	0,0441	4,6874	0,0000	−0,1986	0,0438	−4,5359	1,0000
$\gamma_{2,2}$	0,0000	0,0000	−1,5574	0,9401	0,0008	0,0043	0,1885	0,4253	−0,0029	0,0013	−2,1492	0,9841
$\gamma_{3,3}$	0,0000	0,0000	−2,8110	0,9975	0,0008	0,0023	0,3252	0,3725	−0,0022	0,0006	−3,6855	0,9999
$\beta_{1,1}$	0,9792	0,0067	146,2272	0,0000	0,9708	0,0100	96,6135	0,0000	0,9523	0,0163	58,2654	0,0000
$\beta_{2,2}$	0,9997	0,0000	26020,2162	0,0000	0,9997	0,0000	35572,3247	0,0000	0,9997	0,0000	24575,0378	0,0000
$\beta_{3,3}$	0,9998	0,0000	26464,7136	0,0000	0,9998	0,0000	33940,3768	0,0000	0,9998	0,0000	33584,6158	0,0000
AIC	−52.841,53				−52.538,60				−48.834,51			
BIC	−52.755,52				−52.452,60				−48.748,50			
LOG	26.435,76				26.284,30				24.432,25			

Figura 4
Teste LM para autocorrelação dos resíduos e quadrado dos resíduos – modelo 2

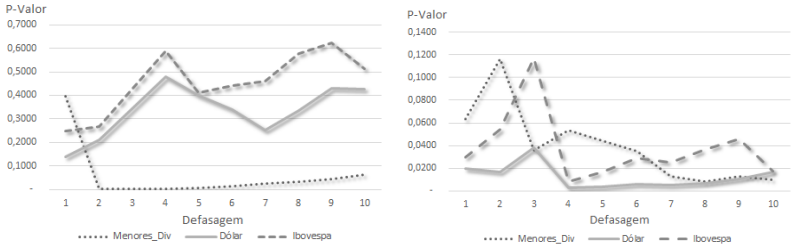
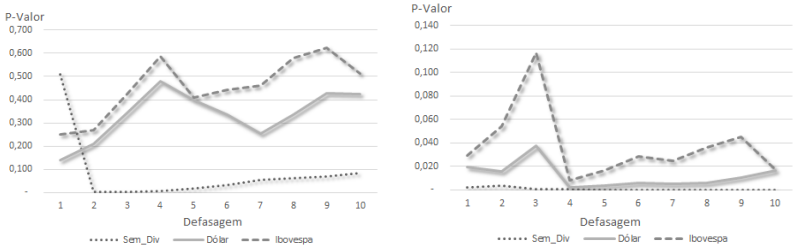


Figura 5
Teste LM para autocorrelação dos resíduos e quadrado dos resíduos – modelo 3



Com base nos modelos estimados e adequadamente validados nesta subseção, foram realizadas as análises comparativas utilizando as correlações condicionais estimadas.

5.5 Comparações estatísticas das correlações condicionais

Esta subseção trata de um conjunto de comparações estatísticas elaboradas com o intuito de identificar qual efeito *spillover* é mais representativo em termos de magnitude. Para tanto, foram avaliadas as correlações condicionais estimadas em cada modelo e aplicados os testes de média, testes t unicaudais, para inferir as comparações propostas.[7]

Conforme exposto na Tabela 11, todas as médias das correlações condicionais dos grupos de empresas com o Dólar foram negativas, enquanto as correlações condicionais dos mesmos grupos com o Ibovespa foram positivas, evidenciando que os grupos apresentam reações na mesma direção independentemente da magnitude do dividendo pago aos acionistas.[8]

[7] As variâncias iguais ou desiguais foram selecionadas a partir do teste F realizado
[8] Os gráficos das correlações condicionais, por grupo, podem ser visualizados no Apêndice.

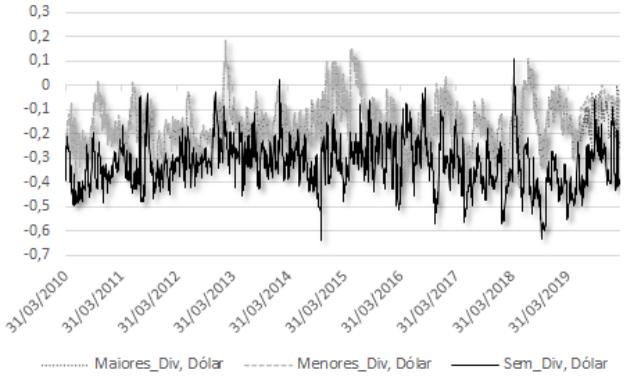
Tabela 11
Teste *t* para comparações entre grupos de dividendos

grupos de dividendos	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div
A: Média da Corr. Cond. Grupo_Div-Dólar	−0,1605	−0,1558	−0,3232
B: Média da Corr. Cond. Grupo_Div-Ibovespa	0,4023	0,4000	0,6489
p-valor teste *F* (A vs B)	0,0000	0,0000	0,0000
p-valor teste *t* (A vs B)	0,0000	0,0000	0,0000
hipótese alternativa	B > A	B > A	B > A

Nota: H_0: $y(i) = y(j)$, com $i \neq j$. H_0 ao nível de significância de 1%.

A seguir são apresentados os gráficos (figuras 6 e 7) com as correlações condicionais dos grupos frente ao Dólar e ao Ibovespa durante o período completo da análise. Ainda, são apresentadas as tabelas com os testes estatísticos para médias realizados com intuito de comparar as correlações condicionais dos grupos de empresas com o Dólar e, posteriormente, com o Ibovespa. Assim, as tabelas estão organizadas de modo que possam ser visualizadas as médias de cada grupo, bem como, os p-valores para o teste F e teste t.

Figura 6
Correlações Condicionais entre Dólar e grupos de empresas



Conforme pode-se observar na Figura 6, os transbordamentos entre o Dólar e os três grupos de empresas criados exibem correlações condicionais, em sua maioria, negativas, ou seja, uma variação no Dólar impacta o retorno das ações no sentido inverso da variação. O gráfico também exibe que o grupo Sem_Div apresenta uma correlação mais negativa comparado aos demais grupos, isto é, oscilações no Dólar provocam uma variação maior neste grupo do

Tabela 12
Teste t para comparações entre Dólar e grupo de empresas

correlações condicionais		média
Maiores_Div, Dólar		−0,1605
Menores_Div, Dólar		−0,1558
Sem_Div, Dólar		−0,3232
análise da correlação	p-valor (teste F)	p-valor (teste t)
Maiores_Div, Dólar = Menores_Div, Dólar	0,2696	0,0477
Maiores_Div, Dólar < Sem_Div, Dólar	0,1868	0,0000
Menores_Div, Dólar < Sem_Div, Dólar	0,0154	0,0000

Nota: H_0: $y(i) = y(j)$, com $i \neq j$. H_0 ao nível de significância de 1%.

que nos demais. Ainda, percebe-se que os valores das correlções condicionais apresentadas pelos grupos Maiores_Div e Menores_Div foram similares no período analisado, de modo que, graficamente as linhas ficaram sobrepostas. Este resultado indica uma evidência de que o pagamento de maiores ou menores dividendos não interfere, de forma significativa, no impacto sofrido pelas empresas ante uma oscilação da moeda norte-americana.

A Tabela 12, com os resultados estatísticos, reforçam a interpretação gráfica, dado os baixos p-valores na comparação dos grupos Maiores_Div e Sem_Div, e dos grupos Menores_Div e Sem_Div, rejeitando a hipótese nula em ambos os casos. Ainda, na comparação entre os grupos Maiores_Div e Menores_Div, observa-se um p-valor alto o suficiente para que não se rejeite a hipótese nula (ao nível de significância de 1%), indicando a presença de médias estatisticamente próximas.

Para o caso dos transbordamentos entre o Ibovespa e os três grupos de empresas observa-se, na Figura 7, a existência de correlações condicionais positivas, ou seja, uma variação do Ibovespa impacta o retorno dos grupos de ações no mesmo sentido da oscilação. Novamente o grupo Sem_Div apresentou maior nível de correlação condicional, isto é, uma variação no Ibovespa tende a afetar de forma mais significativa este grupo em comparação aos outros dois. Ademais, os grupos Maiores_Div e Menores_Div exibiram valores próximos de modo que as linhas ficaram sobrepostas no gráfico. Este resultado também indica uma evidência de que o pagamento de maiores ou menores dividendos não interfere, de forma significativa, na volatilidade sofrida pelas empresas diante de uma variação do Ibovespa.

A Tabela 13 com os resultados estatísticos corroboram a interpretação gráfica dado os baixos p-valores na comparação dos grupos Maiores_Div e Sem_Div, e dos grupos Menores_Div e Sem_Div, rejeitando a hipótese nula

em ambos os casos. Adicionalmente, na comparação entre os grupos Maiores_Div e Menores_Div, verifica-se um p-valor alto o suficiente para que não se rejeite a hipótese nula (ao nível de significância de 1%), indicando a presença de médias estatisticamente iguais.

Figura 7
Correlações condicionais entre Ibovespa e grupos de dividendos

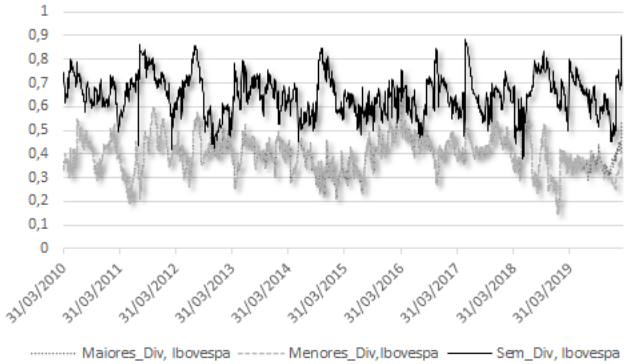


Tabela 13
Teste t para comparações entre Ibovespa e grupo de dividendos

correlações condicionais		média
Maiores_Div, Ibovespa		0,4023
Menores_Div, Ibovespa		0,4000
Sem_Div, Ibovespa		0,6489
análise da correlação	***p*-valor (teste *F*)**	***p*-valor (teste *t*)**
Maiores, Ibovespa = Menores_Div, Ibovespa	0,4390	0,1494
Maiores_Div, Ibovespa < Sem_Div, Ibovespa	0,0000	0,0000
Menores_Div, Ibovespa < Sem_Div, Ibovespa	0,0000	0,0000

Nota: H_0: $y(i) = y(j)$, com $i \neq j$. H_0 ao nível de significância de 1%.

Esta subseção apresentou importantes conclusões a respeito da magnitude do efeito transbordamento nos grupos analisados. Conforme mencionado anteriormente, o grupo Sem_Div tende a ser o mais impactado (maior volatilidade) por oscilações no Dólar e no Ibovespa, sendo no primeiro caso um impacto no sentido inverso enquanto no segundo um impacto na mesma direção. Ademais, os grupos de maiores distribuições e menores distribuições apresentaram correlações condicionais semelhantes, de modo que, há uma forte evidência de que o nível de pagamento de dividendos não impacta de

forma tão significativa na capacidade das empresas em absorver os choques cambiais e do mercado financeiro, ou seja, suas volatilidades ante os choques são similares.

5.6 Análise Comparativa na Recessão de 2014-2016

Esta subseção tem por objetivo analisar o comportamento das séries construídas no trabalho durante os períodos com crise e sem crise, utilizando as suas correlações condicionais.[9] O período de crise estudado abrange de abril de 2014 até dezembro de 2016, e para sua análise foram adicionadas *dummies* na base de dados, sendo 1 quando houve crise e 0 quando não houve. Com isso busca-se avaliar o comportamento dos grupos de empresas ante as variações do dólar e do Ibovespa em momentos distintos da economia brasileira. As análises para o período de crise contam com 682 observações, enquanto o período sem crise possui 1.774 observações, para os três grupos estudados.

5.6.1 Comportamento dos grupos de empresas nos períodos com e sem recessão

Nas tabelas 14 e 15 observa-se as médias das correlações condicionais e os testes estatísticos, com os p-valores para o teste F e teste t, nos períodos com recessão e sem recessão, respectivamente.

Tabela 14
Teste *t* para comparações entre grupos de empresas – períodos com recessão

grupos de dividendos	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div
A: Média da Corr. Cond. Grupo_Div-Dólar	−0,1447	−0,1447	−0,2954
B: Média da Corr. Cond. Grupo_Div-Ibovespa	0,3979	0,3979	0,6269
p-valor teste *F* (A vs B)	0,0000	0,0000	0,0000
p-valor teste *t* (A vs B)	0,0000	0,0000	0,0000
hipótese alternativa	B > A	B > A	B > A

Nota: H_0: $y(i) = y(j)$, com $i \neq j$. H_0 ao nível de significância de 1%.

Conforme exposto nos dados das tabelas 14 e 15, todas as médias das correlações condicionais dos grupos de empresas com o dólar foram negativas, enquanto as correlações condicionais dos mesmos grupos com o Ibovespa foram positivas. Este resultado é similar ao resultado encontrado quando analisou-se o período completo (Tabela 11).

[9] Os dados utilizados para determinar o período de crise econômica foram obtidos com base na cronologia estabelecida pelo Comitê de Datação de Ciclos Econômicos (CODACE).

Tabela 15
Teste t para comparações entre grupos de empresas – períodos sem recessão

grupos de dividendos	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div
A: Média da Corr. Cond. Grupo_Div-Dólar	−0,1605	−0,1558	−0,3232
B: Média da Corr. Cond. Grupo_Div-Ibovespa	0,4023	0,4000	0,6489
p-valor teste F (A vs B)	0,0000	0,0000	0,0000
p-valor teste t (A vs B)	0,0000	0,0000	0,0000
hipótese alternativa	B > A	B > A	B > A

Nota: H_0: $y(i) = y(j)$, com $i \neq j$. H_0 ao nível de significância de 1%.

Ressalta-se que nos períodos sem recessão a média das correlações condicionais, utilizando o dólar, foi superior (em módulo) à média das correlações condicionais no período com recessão, para os três grupos avaliados. Para o caso do Ibovespa, a média das correlações condicionais foi superior no período sem recessão em comparação ao período com recessão, para os mesmos grupos analisados.

5.6.2 Comparação entre os grupos de empresas nos períodos com e sem recessão

O foco desta subseção é comparar as correlações condicionais dos grupos de empresas com o dólar e o Ibovespa nos períodos com e sem recessão econômica, respectivamente. Inicialmente, apresenta-se as tabelas contendo as correlações condicionais médias por grupo e os resultados do teste F e teste t, para as correlações condicionais com a presença do dólar.

Conforme pode-se observar nas tabelas 16 e 17, independentemente, se houve ou não crise econômica as correlações condicionais se mantiveram negativas frente ao dólar, destacando-se que, nos três grupos analisados, a correlação se mostrou mais negativa no período sem recessão econômica.

Conforme Tabela 16, que avalia as médias das correlações condicionais no período de recessão, observa-se que os grupos Maiores_Div e Menores_Div apresentaram média estatisticamente iguais, corroboradas pelo alto p-valor no teste t. Adicionalmente, estes grupos apresentaram menor correlação condicional média, enquanto o grupo Sem_Div apresentou maior correlação condicional média.

Na análise da Tabela 17, verifica-se um padrão similar ao observado no período com crise, entretanto, de forma mais contundente. Novamente, os grupos Maiores_Div e Menores_Div apresentaram médias muito próximas e, ainda considerando o p-valor obtido no teste t, as médias foram consideradas estatisticamente iguais (ao nível de 1%). Ademais, assim como no período

Tabela 16
Correlações condicionais entre grupos de empresas e Dólar – período com recessão

correlações condicionais		média
Maiores_Div, Dólar		−0,1447
Menores_Div, Dólar		−0,1447
Sem_Div, Dólar		−0,2954
análise da correlação	*p*-valor (teste *F*)	*p*-valor (teste *t*)
Maiores_Div, Dólar = Menores_Div, Dólar	1,0000	0,5000
Maiores_Div, Dólar < Sem_Div, Dólar	0,0070	0,0000
Menores_Div, Dólar < Sem_Div, Dólar	0,0070	0,0000

Nota: H_0: $y(i) = y(j)$, com $i \neq j$. H_0 ao nível de significância de 1%.

Tabela 17
Correlações condicionais entre grupos de empresas e Dólar – período sem recessão

correlações condicionais		média
Maiores_Div, Dólar		−0,1665
Menores_Div, Dólar		−0,1601
Sem_Div, Dólar		−0,3338
análise da correlação	*p*-valor (teste *F*)	*p*-valor (teste *t*)
Maiores_Div, Dólar = Menores_Div, Dólar	0,0998	0,0182
Maiores_Div, Dólar < Sem_Div, Dólar	0,0000	0,0000
Menores_Div, Dólar < Sem_Div, Dólar	0,0041	0,0000

Nota: H_0: $y(i) = y(j)$, com $i \neq j$. H_0 ao nível de significância de 1%.

com recessão, o grupo Sem_Div foi o que apresentou maior correlação condicional média em relação ao dólar.

Na sequência da análise estão expostas as tabelas 18 e 19 contendo as médias das correlações condicionais nos períodos com e sem recessão em relação ao Ibovespa. Conforme pode-se observar, independentemente, se houve ou não recessão econômica as correlações condicionais foram positivas em comparação ao Ibovespa, para os três grupos analisados. Destacando-se que a correlação condicional se mostrou mais positiva no período sem recessão econômica.

Na Tabela 18, que identifica as médias das correlações condicionais no período de recessão, observa-se que os grupos Maiores_Div e Menores_Div exibiram médias estatisticamente iguais, confirmadas pelo alto p-valor no teste t. Adicionalmente, estes dois grupos novamente apresentaram menor

Tabela 18
Correlações condicionais entre grupos de empresas e Ibovespa – período com recessão

correlações condicionais		média
Maiores_Div, Ibovespa		0,3979
Menores_Div, Ibovespa		0,3979
Sem_Div, Ibovespa		0,6269
análise da correlação	***p*-valor (teste *F*)**	***p*-valor (teste *t*)**
Maiores_Div, Ibovespa = Menores_Div, Ibovespa	1,0000	0,5000
Maiores_Div, Ibovespa < Sem_Div, Ibovespa	0,1538	0,0000
Menores_Div, Ibovespa < Sem_Div, Ibovespa	0,1538	0,0000

Nota: H_0: $y(i) = y(j)$, com $i \neq j$. H_0 ao nível de significância de 1%.

volatilidade, enquanto o grupo Sem_Div apresentou a maior volatilidade.

Tabela 19
Correlações condicionais entre grupos de empresas e Ibovespa – período sem recessão

correlações condicionais		média
Maiores_Div, Ibovespa		0,4040
Menores_Div, Ibovespa		0,4008
Sem_Div, Ibovespa		0,6574
análise da correlação	***p*-valor (teste *F*)**	***p*-valor (teste *t*)**
Maiores_Div, Ibovespa = Menores_Div, Ibovespa	0,3123	0,1023
Maiores_Div, Ibovespa < Sem_Div, Ibovespa	0,0000	0,0000
Menores_Div, Ibovespa < Sem_Div, Ibovespa	0,0000	0,0000

Nota: H_0: $y(i) = y(j)$, com $i \neq j$. H_0 ao nível de significância de 1%.

As informações da Tabela 19 evidenciam o mesmo comportamento observado anteriormente, em que, os grupos Maiores_Div e Menores_Div apresentaram médias estatisticamente iguais e inferiores à correlação média observada no grupo Sem_Div, de modo que, este último grupo obteve maior volatilidade.

Ante o exposto, identificou-se que os grupos Maiores_Div e Menores_Div apresentaram médias de correlações condicionais, estatisticamente iguais, em relação ao dólar e ao Ibovespa, tanto para o período com recessão quanto para o período sem recessão. Ainda, evidenciou-se que o grupo Sem_Div possui as maiores volatilidades para o Dólar (negativa) e para o Ibovespa (positiva) nas duas situações analisadas.

Estes resultados indicam outras importantes conclusões, de que, indepen-

dentemente do cenário econômico observado, as empresas que pagam maiores e menores dividendos possuem correlações condicionais similares, enquanto o grupo sem a distribuição de dividendos apresenta maior correlação condicional para os dois choques. Ademais, estes choques são mais significativos, em média, nos períodos em que não houve recessão econômica, indicando que nos períodos com recessão econômica as correlações condicionais são atraídas por outros choques.

6. Conclusão

O presente trabalho propôs avaliar o efeito *spillover* envolvendo os grupos de ações presentes no índice Ibovespa, segregados de acordo com o nível de dividendos distribuídos, o dólar e o próprio Ibovespa.

Foi analisada a possibilidade de construir componentes principais que representassem de forma fidedigna os retornos das variáveis, por meio da Análise de Componentes Principais (ACP) e suas versões Robusta (ACPR) e Dinâmica (ACPD). Na construção destas *proxies* observou-se que, apesar das estatísticas exploratórias indicarem que a ACP, ACPR e ACPD fornecerem uma boa medida resumo, os teste LM para as *proxies* não confirmaram tal interpretação para o ACPD, haja vista que, os p-valores obtidos indicaram a ausência de autocorrelação para os retornos e para o quadrado dos retornos.

Para a construção de melhores *proxies* adotou-se então o ACP, que analisa o caso estático, muito embora outras conclusões possam ser encontradas com o uso do ACPR, que também se mostrou adequado para estimação da volatilidade conjunta. Com os conjuntos formados a partir desse método, foram obtidas boas estatísticas exploratórias e, ainda, a ausência de autocorrelação para os retornos, mas a presença da estrutura de autocorrelação no quadrado dos retornos.

Estes resultados forneceram importante conclusão para o estudo, dado que, as variáveis referentes aos grupos de empresas são melhores explicadas quando utilizada a ACP ou ACPR em comparação com a ACPD, ou seja, os retornos obtidos via ACP ou ACPR são mais representativos. Adicionalmente, por demonstrarem uma consistência com os fatos estilizados de retornos, permitiu-se que estes grupos construídos fossem utilizados para avaliar o efeito *spillover* entre os retornos das ações (agrupados por distribuição de dividendos), o dólar e o Ibovespa.

Os testes de causalidade de Granger de segunda ordem, com teste CN, corroboraram a presença do efeito transbordamento e indicaram a presença do efeito *lead-lag* no estudo. Os resultados encontrados indicaram que tanto o dólar, quanto o Ibovespa, apresentaram causalidade de Granger para os gru-

pos de ações, mas o inverso só foi observado em raras circunstâncias. Isto é, existe uma forte tendência de que a volatilidade do dólar e do Ibovespa provocam a volatilidade nos grupos de ações, independentemente do nível de dividendos distribuídos por estas empresas, entretanto, variações no retorno destas empresas não é capaz de impactar significativamente o retorno do dólar e do Ibovespa. Ressalta-se que os resultados foram obtidos após análise considerando diferentes horizontes temporais (3, 10 e 30 defasagens), matrizes de variância-covariância e estrutura dos erros.

As estimações com o modelo MGARCH BEEK tradicional indicaram um alto número de parâmetros e, ainda, com uma quantidade considerável de parâmetros estatisticamente não significantes. Acrescenta-se que, para o Modelo 2 do estudo, o resultado da estimação não apresentou convergência. Portanto, adotou-se a utilização do modelo MGARCH Diagonal BEKK (DBEKK). Os resultados obtidos com este modelo foram mais parcimoniosos e com maior significância estatística quando comparada com o modelo tradicional.

De tal modo, as estimações com o modelo MGARCH DBEKK eliminaram a estrutura de autocorrelação dos resíduos padronizados, assim como, do quadrado destes resíduos, indicando a importante conclusão de que, para este estudo, o modelo MGARCH DBEKK estima melhores parâmetros em comparação ao modelo MGARCH BEKK.

Em relação às correlações condicionais estimadas foram observados, em geral, valores negativos para as *proxies* de retorno dos grupos de ações segregadas por dividendos e o dólar. Este resultado indica que aumentos da volatilidade cambial estão relacionados à um aumento da volatilidade dos retornos dos grupos de ações na direção oposta do movimento cambial, em especial do conjunto Sem_Div. Para as correlações condicionais estimadas entre os mesmos grupos de ações e o Ibovespa, foram observados valores positivos, ou seja, os aumentos da volatilidade do mercado acionário brasileiro estão associados a um aumento da volatilidade dos retornos dos grupos de ações no mesmo sentido do movimento do índice, em especial para o conjunto Sem_Div, com maior correlação condicional atrelada ao Ibovespa, em comparação aos demais grupos.

Na sequência, buscou-se analisar as correlações condicionais dos grupos de empresas frente ao dólar e ao Ibovespa em períodos de recessão econômica. Neste sentido, foram estudados dois períodos de forma distintas, período com crise (abril/2014 até dezembro/2016) e período sem crise (demais dias da amostra). Os resultados encontrados nesta análise identificaram que os grupos Maiores_Div e Menores_Div apresentam médias de correlações

condicionais, estatisticamente iguais, em relação ao dólar e ao Ibovespa, tanto para o período com recessão quanto para o período sem recessão. Ainda, evidenciou-se que o grupo Sem_Div possui as maiores volatilidades para o Dólar (negativa) e para o Ibovespa (positiva) nos dois cortes temporais realizados. Ademais, estes choques são mais significativos, em média, nos períodos em que não houve recessão econômica, indicando que nos períodos com recessão econômica as correlações condicionais são atraídas por outros choques.

Os resultados aqui analisados possuem relação com os resultados apresentados por Hartzmark e Solomon (2019), ao discutirem a falácia dos dividendos. Os autores analisaram, pelo aspecto do retorno das ações, que a redução no preço das ações, causada pelo pagamento de dividendos é, muitas vezes, desconsiderada pelos investidores e que, os dividendos recebidos raramente são reinvestidos na própria ação. De tal modo, as ações que distribuem dividendos não apresentam, necessariamente, melhores retornos aos seus acionistas. O estudo aqui apresentado, observa, pelo aspecto da volatilidade, que as ações que pagam dividendos, em maiores ou menores valores, possuem menor efeito *spillover* do que as ações que não pagam dividendos. Isto é, considerando o conjunto de variáveis analisado, o risco das ações que pagam dividendos tende a ser menor e, consequentemente, os seus retornos também.

O presente trabalho apresenta relevantes conclusões na avaliação dos efeitos *spillover* e *lead-lag* entre os retornos dos conjuntos de ações separados de acordo com o nível de distribuição de dividendos, o dólar e o índice Ibovespa, bem como, na avaliação dos modelos estatísticos mais apropriados para as análises (e suas variações). Por fim, como extensão deste trabalho, pode considerar a estimação desses resultados considerando o ACPR, podem ser testados outros modelos GARCH Multivariados, com diferentes adaptações, assim como, a inclusão de outros câmbios com intuito de avaliar os impactos dos choques cambiais, assim como apresentado em Maranhao e de Oliveira (2017b) e Maranhão e de Oliveira (2017a). Outra alternativa ao estudo é a inclusão de outros períodos de crises, ampliando o período de análise.

Referências

Ahn, S. K. e Reinsel, G. C. (1990). Estimation for partially nonstationary multivariate autoregressive models, *Journal of the American Statistical Association* **85**(411): 813–823.

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, *Journal of Econometrics* **31**(3): 307–327.

Bollerslev, T. (1990). Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates: A multivariate generalized ARCH model, *Review of Economics and Statistics* pp. 498–505.

Bollerslev, T., Engle, R. F. e Wooldridge, J. M. (1988). A capital asset pricing model with time-varying covariances, *Journal of Political Economy* **96**(1): 116–131.

Bornia, J., Tonin, J. e Cunha, M. (2012). O efeito lead-lag entre o mercado acionário japonês e brasileiro, *A Economia em Revista - AERE* **20**: 35–48.

Box, G. E. e Tiao, G. C. (1977). A canonical analysis of multiple time series, *Biometrika* **64**(2): 355–365.

Candès, E. J., Li, X., Ma, Y. e Wright, J. (2011). Robust principal component analysis?, *Journal of the ACM (JACM)* **58**(3): 1–37.

Cheung, Y.-W. e Ng, L. K. (1996). A causality-in-variance test and its application to financial market prices, *Journal of Econometrics* **72**(1-2): 33–48.

de Almeida, A. T. C., Frascaroli, B. F. e da Cunha, D. R. (2012). Medidas de risco e matriz de contágio: Uma aplicação do CoVaR para o mercado financeiro brasileiro, *Revista Brasileira de Finanças* **10**(4): 551–584.

de Medeiros, O. R. e Van Doornik, B. F. N. (2008). A relação empírica entre dividendos, volatilidade de retornos e volume de negócios no mercado de ações brasileiro, *BBR-Brazilian Business Review* **5**(1): 1–17.

Dias, A. L. d. R. (2019). *A influência dos dividendos sobre o retorno dos ativos brasileiros: Um modelo de Fama e French ampliado*, Master's thesis, Fundação Getulio Vargas – Escola de Pós-Graduação em Economia, Rio de Janeiro.

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation, *Econometrica* pp. 987–1007.

Gaio, L. E., Ambrozini, M. A., Bonacim, C. A. G. e Junior, T. P. (2014). Interdependência entre os mercados mundiais de ações: Uma análise de volatilidades, *Revista Base (Administração e Contabilidade) da UNISINOS* **11**(3): 259–274.

Gaio, L. E. e Rolim, R. C. (2007). Interferência dos mercados externos sobre o ibovespa: Uma análise utilizando autoregressão vetorial estrutural, *X Seminários em Administração FEA-USP, Conference*, sn, pp. 9–10.

Glosten, L. R., Jagannathan, R. e Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks, *Journal of Finance* **48**(5): 1779–1801.

Gordon, M. J. (1959). Dividends, earnings, and stock prices, *Review of Economics and Statistics* **41**(2): 99–105.

Granger, C. W. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods, *Econometrica* pp. 424–438.

Granger, C. W. (1988). Some recent development in a concept of causality, *Journal of Econometrics* **39**(1-2): 199–211.

Hafner, C. M. e Herwartz, H. (1998). Structural analysis of portfolio risk using beta impulse response functions, *Statistica Neerlandica* **52**(3): 336–355.

Hartzmark, S. M. e Solomon, D. H. (2019). The dividend disconnect, *Journal of Finance* **74**(5): 2153–2199.

Herwartz, H. e Lütkepohl, H. (2000). Multivariate volatility analysis of VW stock prices, *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management* **9**(1): 35–54.

Hotta, L. K. e Trucíos, C. (2018). Inference in (M) GARCH models in the presence of additive outliers: Specification, estimation, and prediction, *Advances in Mathematics and Applications*, Springer, pp. 179–202.

Hubert, M., Rousseeuw, P. J. e Verdonck, T. (2012). A deterministic algorithm for robust location and scatter, *Journal of Computational and Graphical Statistics* **21**(3): 618–637.

Ku, W., Storer, R. H. e Georgakis, C. (1995). Disturbance detection and isolation by dynamic principal component analysis, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* **30**(1): 179–196.

Maranhão, A. N. e de Oliveira, W. S. (2017a). Spillovers de volatilidades cambiais e efeito lead-lag no mercado acionário brasileiro, *Revista Brasileira de Economia de Empresas* **17**(2).

Maranhao, A. N. e de Oliveira, W. S. M. (2017b). Spillovers de volatilidades cambiais e de mercados financeiros internacionais no mercado acionario brasileiro, *Revista Brasileira de Finanças* **15**(4): 569–603.

Meric, I., Ratner, M. e Meric, G. (2008). Co-movements of sector index returns in the world's major stock markets in bull and bear markets: Portfolio diversification implications, *International Review of Financial Analysis* **17**(1): 156–177.

Milani, B., Bender Filho, R., Ceretta, P. S., Vieira, K. M. e Coronel, D. A. (2014). Spillover de liquidez no mercado brasileiro, *Revista Pensamento Contemporâneo em Administração* **8**(2): 55–74.

Miller, M. H. e Modigliani, F. (1961). Dividend policy, growth, and the valuation of shares, *Journal of Business* **34**(4): 411–433.

Neto, J. C. d. C. O., de Medeiros, O. R. e de Queiroz, T. B. (2012). Governança corporativa e velocidade de incorporação de informações: Lead-lag entre o IGC e o IBrX, *Revista Brasileira de Finanças* **10**(1): 149–172.

Reinsel, G. C. e Velu, R. P. (1998). Multivariate linear regression, *Multivariate Reduced-Rank Regression*, Springer, pp. 1–14.

Righi, M. B. e Ceretta, P. S. (2013). Efeito da crise de 2007/2008 na transmissão internacional de volatilidade no mercado de capitais brasileiro, *REAd. Revista Eletrônica de Administração (Porto Alegre)* **19**(2): 384–400.

Rousseeuw, P. J. (1984). Least median of squares regression, *Journal of the American Statistical Association* **79**(388): 871–880.

Silva, C. P. e Machado, M. A. (2015). A influência da política de dividendos sobre a volatilidade das ações, *Revista Contabilidade e Controladoria* **7**(3).

Stock, J. H. e Watson, M. (2011). *Dynamic factor models*, Oxford University Press.

Tiao, G. C. e Tsay, R. S. (1989). Model specification in multivariate time series, *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)* **51**(2): 157–195.

Trucíos, C., Hotta, L. K. e Valls Pereira, P. L. (2019). On the robustness of the principal volatility components, *Journal of Empirical Finance* **52**: 201–219.

Wuertz, D., Setz, T., Chalabi, Y., Boudt, C., Chausse, P. e Miklovac, M. (2020). *fGarch: Rmetrics - Autoregressive Conditional Heteroskedastic Modelling*. R package version 3042.83.2.
URL: https://CRAN.R-project.org/package=fGarch

A. Estatísticas exploratórias e testes

A seguir são apresentadas as tabelas contendo as estatísticas exploratórias e testes sobre retorno e volatilidade para os grupos descritos neste trabalho.

Tabela A1
Resultado do teste de Bartlett e estatística KMO – volatilidade

Descrição	Barlett (P-valor)	KMO	Variância Explicada pelo 1º Componente Principal
Maiores_Div	0,0000	0,8861	0,2476
Menores_DIV	0,0000	0,8362	0,2289
Sem_Div	0,0073	0,5186	0,3604

Tabela A2
Estatísticas Exploratórias e Testes sobre Volatilidade Agrupadas - ACPD

Estatísticas/Testes	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa
Nº Obs	2456	2456	2456	2456	2456
Media	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001	0,0002
Mediana	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001
Máximo	0,0003	0,0003	0,0003	0,0053	0,0085
Mínimo	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Variância	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Desvio Padrão	0,0000	0,0000	0,0000	0,0002	0,0004
Assimetria	3,2901	3,3106	4,2669	10,0642	8,3994
Curtose	15,6366	15,5308	33,5816	176,6868	126,6205
Coef. Variação	1,5198	1,5596	1,6031	2,3170	2,0087
Jarque Bera$_{(P-Valor)}$	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
ADF$_{(P-Valor)}$	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Tabela A3
Estatísticas Exploratórias e Testes sobre Volatilidade Agrupadas - ACP

Estatísticas/Testes	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa
Nº Obs	2456	2456	2456	2456	2456
Media	0,0003	0,0004	0,0018	0,0001	0,0002
Mediana	0,0001	0,0001	0,0006	0,0000	0,0001
Máximo	0,0097	0,0118	0,0662	0,0053	0,0085
Mínimo	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Variância	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Desvio Padrão	0,0005	0,0006	0,0037	0,0002	0,0004
Assimetria	5,2677	5,7773	7,7666	10,0642	8,3994
Curtose	52,8099	60,8374	93,2503	176,6868	126,6205
Coef. Variação	1,7020	1,8008	2,1289	2,3170	2,0087
Jarque Bera$_{(P-Valor)}$	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
ADF$_{(P-Valor)}$	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Tabela A4
Estatísticas Exploratórias - Maiores Dividendos - Retorno

Estatística	ABEV3	B3SA3	BBDC3	BBDC4	BRAP4	BBAS3	BRKM5	CCRO3	CMIG4	HGTX3	CIEL3	CSAN3	CYRE3	ELET6	ENBR3
Média	0,0006	0,0007	0,0005	0,0005	0,0001	0,0004	0,0005	0,0004	0,0004	0,0004	0,0001	0,0007	0,0003	0,0003	0,0005
Mediana	0,0002	0,0000	0,0003	0,0003	0,0000	0,0000	0,0000	0,0005	0,0004	0,0000	0,0000	0,0004	0,0000	0,0000	0,0005
Máximo	0,1070	0,1054	0,1141	0,1225	0,1538	0,1343	0,1939	0,1059	0,1638	0,1475	0,1426	0,1084	0,1104	0,2782	0,1446
Mínimo	-0,0871	-0,0882	-0,1393	-0,1406	-0,2808	-0,2379	-0,2204	-0,1542	-0,2364	-0,2537	-0,1495	-0,1048	-0,1775	-0,2242	-0,1154
Variância	0,0002	0,0005	0,0004	0,0004	0,0007	0,0006	0,0006	0,0004	0,0006	0,0006	0,0004	0,0004	0,0005	0,0008	0,0003
Desvio Padrão	0,0144	0,0215	0,0193	0,0193	0,0263	0,0250	0,0248	0,0208	0,0252	0,0236	0,0207	0,0201	0,0234	0,0284	0,0182
Assimetria	0,0927	0,1059	0,0157	0,0100	-0,3864	-0,3051	-0,1145	-0,2671	-0,7795	-0,4150	0,0843	-0,0904	-0,1558	0,4552	0,0553
Curtose	6,5739	4,2031	5,4913	6,0090	9,8270	10,2848	10,0989	5,7387	13,5970	10,5494	6,9692	4,5176	5,1967	12,6689	6,1793
Coef. Variação	26,1694	29,1994	37,1139	40,2337	208,5601	58,3101	52,2177	53,5407	58,6973	53,0006	158,6968	29,8640	75,5195	88,4808	37,0035

Estatística	EGIE3	FLRY3	HYPE3	IGTA3	ITSA4	ITUB4	MRVE3	PETR4	RADL3	SBSP3	SANB11	VIVT4	TOTS3	VALE3	YDUQ3
Média	0,0007	0,0006	0,0003	0,0006	0,0005	0,0004	0,0004	0,0000	0,0011	0,0008	0,0005	0,0005	0,0006	0,0001	0,0009
Mediana	0,0005	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0003	0,0000	0,0006	0,0004	0,0015	0,0000	0,0006	0,0000	0,0000	0,0000
Máximo	0,0638	0,1053	0,1918	0,0686	0,0978	0,1037	0,1219	0,1509	0,0974	0,1040	0,1465	0,1342	0,0827	0,1377	0,2130
Mínimo	-0,0799	-0,0940	-0,1538	-0,1485	-0,1159	-0,1284	-0,1630	-0,1715	-0,1150	-0,1239	-0,1182	-0,0835	-0,0747	-0,2814	-0,1643
Variância	0,0002	0,0003	0,0004	0,0003	0,0003	0,0003	0,0007	0,0008	0,0004	0,0005	0,0004	0,0002	0,0004	0,0007	0,0007
Desvio Padrão	0,0148	0,0186	0,0206	0,0185	0,0184	0,0187	0,0261	0,0281	0,0196	0,0213	0,0207	0,0155	0,0201	0,0260	0,0263
Assimetria	-0,0685	0,0861	0,2146	-0,1725	-0,0630	-0,0339	-0,0378	-0,1513	0,0993	-0,1990	0,0840	0,1327	0,0973	-0,4666	0,0167
Curtose	4,5430	5,1841	10,1202	5,7318	5,2017	5,5807	4,4046	6,8980	4,3982	5,2979	6,1439	7,0160	4,0123	10,8538	7,2409
Coef. Variação	20,7874	29,9201	59,6513	31,8778	38,7825	43,9243	62,3465	-18301,3274	17,9859	25,6275	42,1758	31,3944	35,8056	246,3567	28,4625

Tabela A5
Estatísticas Exploratórias - Maiores Dividendos - Volatilidade

Estatísticas	ABEV3	B3SA3	BBDC3	BBDC4	BRAP4	BBAS3	BRKM5	CCRO3	CMIG4	HGTX3	CIEL3	CSAN3	CYRE3	ELET6	ENBR3
Média	0,0002	0,0005	0,0004	0,0004	0,0007	0,0006	0,0006	0,0004	0,0006	0,0006	0,0004	0,0004	0,0005	0,0008	0,0003
Mediana	0,0001	0,0002	0,0001	0,0001	0,0002	0,0002	0,0002	0,0001	0,0002	0,0002	0,0001	0,0001	0,0002	0,0002	0,0001
Máximo	0,0114	0,0111	0,0194	0,0198	0,0789	0,0566	0,0486	0,0238	0,0559	0,0644	0,0224	0,0118	0,0315	0,0774	0,0209
Mínimo	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Variância	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Desvio Padrão	0,0005	0,0008	0,0008	0,0008	0,0021	0,0019	0,0019	0,0009	0,0022	0,0017	0,0011	0,0008	0,0011	0,0028	0,0008
Assimetria	10,1565	4,7430	9,5819	10,1354	23,8518	18,4262	14,3683	9,8458	16,6925	23,4650	10,0469	6,1730	11,0355	15,4553	12,1315
Curtose	170,5246	37,7908	176,0526	177,8702	859,1506	483,2153	301,7499	182,2677	360,4575	805,5865	161,3195	67,1740	250,6403	338,0381	267,7942
Coef. Variação	2,3622	1,7933	2,1192	2,2379	2,9703	3,0436	3,0147	2,1723	3,5416	3,0849	2,4441	1,8718	2,0468	3,4193	2,2766

Estatísticas	EGIE3	FLRY3	HYPE3	IGTA3	ITSA4	ITUB4	MRVE3	PETR4	RADL3	SBSP3	SANB11	VIVT4	TOTS3	VALE3	YDUQ3
Média	0,0002	0,0003	0,0004	0,0003	0,0003	0,0003	0,0007	0,0008	0,0004	0,0005	0,0004	0,0002	0,0004	0,0007	0,0007
Mediana	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001	0,0001	0,0003	0,0002	0,0001	0,0002	0,0002	0,0001	0,0001	0,0002	0,0002
Máximo	0,0064	0,0111	0,0368	0,0220	0,0134	0,0165	0,0266	0,0294	0,0132	0,0153	0,0215	0,0180	0,0068	0,0792	0,0454
Mínimo	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Variância	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Desvio Padrão	0,0004	0,0007	0,0013	0,0007	0,0007	0,0007	0,0013	0,0019	0,0007	0,0009	0,0010	0,0006	0,0007	0,0021	0,0017
Assimetria	5,0369	6,2776	15,7008	12,9374	7,2312	8,9253	7,1849	7,1347	6,2417	6,3005	9,9021	14,4783	3,7301	22,5736	11,3771
Curtose	43,5531	64,0082	362,0639	321,3109	93,9416	138,8293	105,0561	74,6350	74,1615	64,2196	161,7083	358,7657	21,2624	782,3097	226,5589
Coef. Variação	1,8773	2,0475	3,0223	2,1695	2,0479	2,1393	1,8447	2,4291	1,8474	2,0644	2,2694	2,4550	1,7386	3,1385	2,4971

Tabela A6
Estatísticas Exploratórias - Menores Dividendos - Retorno

Estatística	BRML3	BRFS3	ECOR3	ELET3	EMBR3	EQTL3	GGBR4	GOAU4	NTCO3	JBSS3
Média	0,0004	0,0001	0,0004	0,0003	0,0003	0,0012	-0,0001	-0,0005	0,0005	0,0005
Mediana	0,0000	0,0000	0,0000	-0,0004	0,0000	0,0009	-0,0013	-0,0012	0,0000	0,0000
Máximo	0,0817	0,1158	0,0880	0,4008	0,2029	0,0803	0,1492	0,1627	0,1367	0,2032
Mínimo	-0,1549	-0,2200	-0,1600	-0,2353	-0,1678	-0,1448	-0,1281	-0,2096	-0,1251	-0,3761
Variância	0,0005	0,0004	0,0005	0,0010	0,0004	0,0003	0,0007	0,0009	0,0005	0,0009
Desvio Padrão	0,0214	0,0197	0,0217	0,0311	0,0206	0,0159	0,0264	0,0295	0,0218	0,0301
Assimetria	-0,0412	-0,4388	-0,1173	0,9738	-0,2169	-0,2292	0,1317	-0,1221	0,2824	-0,4859
Curtose	4,9237	11,5769	5,2843	18,0379	12,2642	7,3325	5,0757	7,2268	5,7087	15,8647
Coef. Variação	49,4677	220,1131	55,0747	121,9812	80,6410	13,7815	-230,1428	-57,5036	44,5977	62,6792

Estatística	RENT3	LAME4	LREN3	MULT3	PETR3	CSNA3	SULA11	TIMP3	USIM5	WEGE3
Média	0,0010	0,0006	0,0009	0,0006	-0,0001	-0,0003	0,0008	0,0005	-0,0005	0,0010
Mediana	0,0006	0,0005	0,0000	0,0003	0,0000	-0,0012	0,0000	0,0000	-0,0021	0,0004
Máximo	0,0803	0,0923	0,1062	0,0705	0,1497	0,1875	0,1621	0,1426	0,3009	0,0882
Mínimo	-0,0797	-0,1666	-0,0849	-0,1329	-0,1615	-0,2295	-0,0902	-0,0918	-0,1760	-0,0955
Variância	0,0004	0,0004	0,0004	0,0003	0,0008	0,0011	0,0004	0,0004	0,0012	0,0003
Desvio Padrão	0,0211	0,0212	0,0205	0,0176	0,0279	0,0335	0,0203	0,0207	0,0347	0,0174
Assimetria	0,0343	-0,2023	0,1689	-0,1049	-0,0109	0,2392	0,1008	0,2584	0,5491	0,0659
Curtose	3,6473	5,3598	4,1205	5,1341	6,4674	6,6098	5,4833	5,9629	8,2095	4,7152
Coef. Variação	21,3835	35,1659	21,6919	31,1690	-384,0700	-129,5946	26,4525	45,0883	-73,8299	17,9098

Tabela A7
Estatísticas Exploratórias - Menores Dividendos - Volatilidade

Estatísticas	BRML3	BRFS3	ECOR3	ELET3	EMBR3	EQTL3	GGBR4	GOAU4	NTCO3	JBSS3
Média	0,0005	0,0004	0,0005	0,0010	0,0004	0,0003	0,0007	0,0009	0,0005	0,0009
Mediana	0,0002	0,0001	0,0002	0,0002	0,0001	0,0001	0,0002	0,0003	0,0002	0,0003
Máximo	0,0240	0,0484	0,0256	0,1606	0,0412	0,0210	0,0223	0,0439	0,0187	0,1414
Mínimo	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Variância	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Desvio Padrão	0,0009	0,0013	0,0010	0,0040	0,0014	0,0006	0,0014	0,0022	0,0010	0,0035
Assimetria	9,4319	23,9372	9,3785	28,1987	17,1627	16,6175	5,7697	9,0049	7,5280	28,3909
Curtose	195,0728	856,9694	191,4163	1066,1656	395,9504	481,5669	53,4683	124,6848	88,6077	1079,4536
Coef. Variação	1,9800	3,2516	2,0679	4,1322	3,3549	2,4948	2,0187	2,4971	2,1756	3,8514

Estatísticas	RENT3	LAME4	LREN3	MULT3	PETR3	CSNA3	SULA11	TIMP3	USIM5	WEGE3
Média	0,0004	0,0004	0,0004	0,0003	0,0008	0,0011	0,0004	0,0004	0,0012	0,0003
Mediana	0,0002	0,0002	0,0002	0,0001	0,0002	0,0003	0,0002	0,0001	0,0003	0,0001
Máximo	0,0064	0,0277	0,0113	0,0177	0,0261	0,0527	0,0263	0,0203	0,0905	0,0091
Mínimo	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Variância	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Desvio Padrão	0,0007	0,0009	0,0007	0,0006	0,0018	0,0027	0,0009	0,0010	0,0032	0,0006
Assimetria	3,4056	12,3262	5,0420	10,7923	6,6564	7,9144	13,4016	8,5154	12,6945	5,9678
Curtose	18,7905	309,6065	44,6493	247,9708	65,9399	101,0938	339,5815	120,5551	277,6419	60,8238
Coef. Variação	1,6285	2,0820	1,7743	2,0293	2,3387	2,3673	2,1197	2,2327	2,6797	1,9289

Tabela A8
Estatísticas Exploratórias - Sem Dividendos - Retorno

Estatísticas	BTOW3	GOLL4	MRFG3
Média	0.0003	0.0000	-0.0002
Mediana	-0.0004	-0.0019	0.0000
Máximo	0.3479	0.4076	0.1724
Mínimo	-0.1675	-0.2436	-0.2855
Variância	0.0013	0.0016	0.0008
Desvio Padrão	0.0354	0.0395	0.0284
Assimetria	0.6599	0.8610	-0.2110
Curtose	8.7849	13.2364	9.8467
Coef. Variação	118.264804	840.741835	-152.265380

Tabela A9
Estatísticas Exploratórias - Sem Dividendos - Volatilidade

Estatísticas	BTOW3	GOLL4	MRFG3
Média	0,0013	0,0016	0,0008
Mediana	0,0004	0,0004	0,0002
Máximo	0,1211	0,1662	0,0815
Mínimo	0,0000	0,0000	0,0000
Variância	0,0000	0,0000	0,0000
Desvio Padrão	0,0035	0,0055	0,0024
Assimetria	19,6820	17,0433	18,4233
Curtose	603,5495	420,3912	542,7678
Coef. Variação	2,7946	3,4994	2,9758

Tabela A10
P-Valor do teste LM para o Retorno - ACPD

Defasagem	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa
1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0858	0,7282
2	0,0000	0,0000	0,0000	0,0715	0,8469
3	0,0000	0,0000	0,0000	0,0708	0,6771
4	0,0000	0,0000	0,0000	0,0679	0,7915
5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0448	0,8541
6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0706	0,5051
7	0,0000	0,0000	0,0000	0,0244	0,6163
8	0,0000	0,0000	0,0000	0,0364	0,7182
9	0,0000	0,0000	0,0000	0,0399	0,8004
10	0,0000	0,0000	0,0000	0,0229	0,7815

Nota: Nível de significância de 1%.

Tabela A11
P-Valor do teste LM para a Volatilidade - ACPD

Defasagem	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa
1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0102	0,0168
2	0,0000	0,0000	0,0000	0,0003	0,0109
3	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0107
4	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0019
5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0003
6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
7	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
8	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
9	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
10	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Nota: Nível de significância de 1%.

Tabela A12
P-Valor do teste LM para o Retorno - ACPR

Defasagem	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa
1	0,0721	0,0652	0,0818	0,0858	0,7282
2	0,0701	0,0612	0,0905	0,0715	0,8469
3	0,0654	0,0606	0,0798	0,0708	0,6771
4	0,0640	0,0578	0,0807	0,0679	0,7915
5	0,0587	0,0532	0,0651	0,0448	0,8541
6	0,0601	0,0487	0,0621	0,0706	0,5051
7	0,0431	0,0353	0,0602	0,0244	0,6163
8	0,0323	0,0260	0,0555	0,0364	0,7182
9	0,0303	0,0209	0,0452	0,0399	0,8004
10	0,0221	0,0141	0,0440	0,0229	0,7815

Nota: Nível de significância de 1%.

Tabela A13
P-Valor do teste LM para a Volatilidade - ACPR

Defasagem	Maiores_Div	Menores_Div	Sem_Div	Dólar	Ibovespa
1	0,0011	0,0061	0,0021	0,0102	0,0168
2	0,0021	0,0029	0,0019	0,0003	0,0109
3	0,0002	0,0007	0,0008	0,0000	0,0107
4	0,0005	0,0002	0,0000	0,0000	0,0019
5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0003
6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
7	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
8	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
9	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
10	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Nota: Nível de significância de 1%.

B. Funções de autocorrelação e autocorrelação parcial

Na sequência são apresentados os gráficos das funções de Autocorrelação (ACF) e Autocorrelação Parcial (PACF) de cada grupo.

Figura B1
ACF e PACF – Maiores_Div

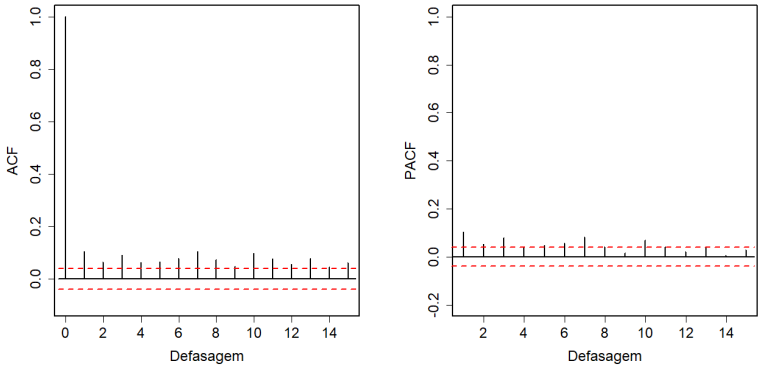


Figura B2
ACF e PACF – Menores_Div

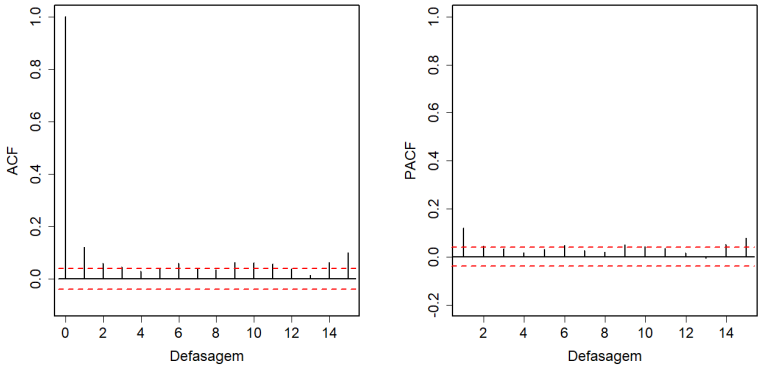


Figura B3
ACF e PACF – Sem_Div

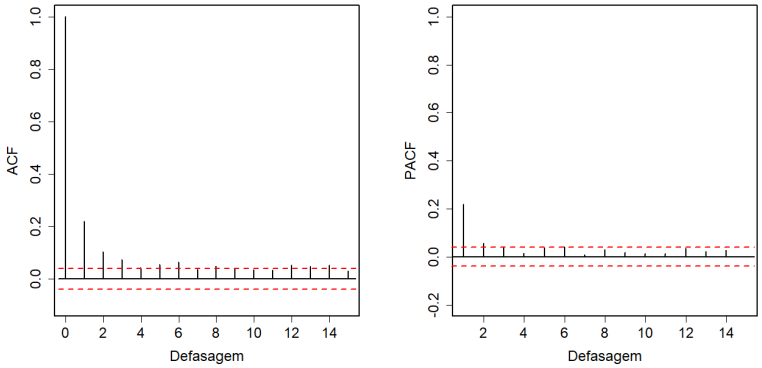


Figura B4
ACF e PACF – Dólar

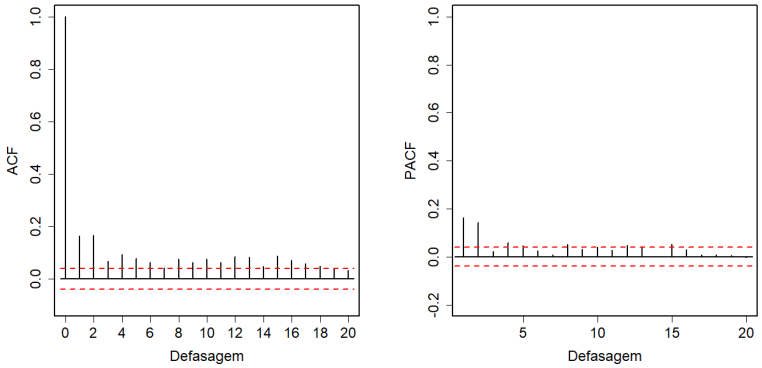
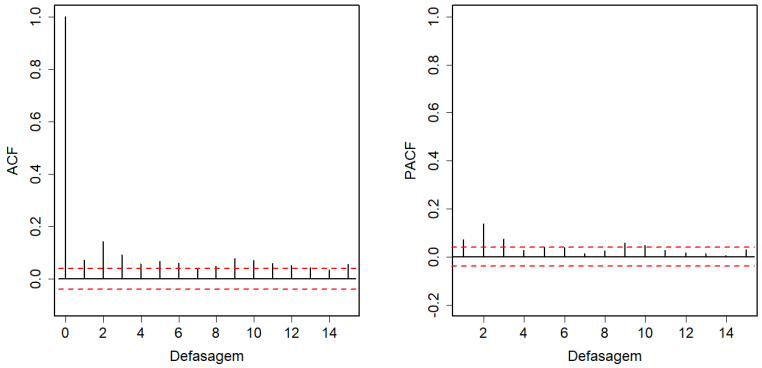


Figura B5
ACF e PACF – Ibovespa



C. Critérios de seleção e análises dos erros

As próximas tabelas exibem os menores critérios de seleção, para cada distribuição analisada, considerando os grupos criados. O modelo selecionado e sua respectiva distribuição estão em negrito. Na sequência são apresentadas as análises dos erros dos modelos selecionados.

Tabela C14
Critério de seleção – Maiores_Div

Critério de Seleção	GARCH(1,1) - Normal	GARCH(1,1) - Skew Normal	GARCH(1,1) - t-Student	**GARCH(1,1) - Skew t-Student**
AIC	-5,2562	-5,2564	-5,2619	**-5,2623**
BIC	-5,2468	-5,2446	-5,2501	**-5,2482**
SIC	-5,2562	-5,2564	-5,2619	**-5,2624**
HQIC	-5,2528	-5,2521	-5,2576	**-5,2572**

Tabela C15
Critério de seleção – Menores_Div

Critério de Seleção	GARCH(1,1) - Normal	GARCH(1,1) - Skew Normal	**GARCH(1,1) - t-Student**	GARCH(1,1) - Skew t-Student
AIC	-5,1375	-5,1381	**-5,1543**	-5,1543
BIC	-5,1280	-5,1263	**-5,1424**	-5,1401
SIC	-5,1375	-5,1382	**-5,1543**	-5,1543
HQIC	-5,1340	-5,1339	**-5,1500**	-5,1491

Tabela C16
Critério de seleção – Sem_Div

Critério de Seleção	GARCH(1,2) - Normal	GARCH(1,2) - Skew Normal	**GARCH(1,2) - t-Student**	GARCH(1,2) - Skew t-Student
AIC	-3,6049	-3,6040	**-3,6269**	-3,6262
BIC	-3,5930	-3,5899	**-3,6127**	-3,6096
SIC	-3,6049	-3,6041	**-3,6269**	-3,6262
HQIC	-3,6006	-3,5989	**-3,6217**	-3,6202

Tabela C17
Critério de seleção – Dólar

Critério de Seleção	GARCH(1,2) - Normal	GARCH(1,2) - Skew Normal	**GARCH(1,1) Student**	GARCH(1,2) - Skew Student
AIC	-6,5980	-6,5989	**-6,6371**	-6,6368
BIC	-6,5861	-6,5848	**-6,6253**	-6,6202
SIC	-6,5980	-6,5990	**-6,6371**	-6,6368
HQIC	-6,5937	-6,5938	**-6,6328**	-6,6308

Tabela C18
Critério de seleção – Ibovespa

Critério de Seleção	GARCH(1,1) - Normal	GARCH(1,1) - Skew Normal	**GARCH(1,1) - t-Student**	GARCH(1,1) - Skew t-Student
AIC	-5,7370	-5,7387	**-5,7630**	-5,7625
BIC	-5,7275	-5,7269	**-5,7512**	-5,7483
SIC	-5,7370	-5,7387	**-5,7630**	-5,7625
HQIC	-5,7335	-5,7344	**-5,7587**	-5,7573

Tabela C19
Análise do erro dos Maiores_Div – GARCH(1,1) *Skew t-Student*

Parâmetro	**Valor Estimado**	**Erro Padrão**	**t-valor**	**Pr(>|t|)**	**Significância**
mu	4,96E-05	3,43E-04	0,145	8,85E-01	
omega	4,91E-06	2,42E-06	2,032	0,0421	*
alpha1	3,50E-02	8,66E-03	4,046	5.22e-05	***
beta1	9,51E-01	1,39E-02	68,54	< 2e-16	***
skew	9,46E-01	2,99E-02	31,692	< 2e-16	***
shape	1,00E+01	1,44E+00	6,967	3,23E-12	***
Códigos de Significância					
0	0,001 '***'	0,01 '**'	0,05 '*'	0,1 '.'	1 ' '
Critérios de Informação		**AIC**	**BIC**	**SIC**	**HQIC**
Valor		-5,2623	-5,2482	-5,2624	-5,2572
Máxima Verossimilhança					
Log				**Normalizada**	
6.468,16				2,633615	

Tabela C20
Análise do erro dos Menores_Div – GARCH(1,1) *t-Student*

Parâmetro	Valor Estimado	Erro Padrão	t-valor	Pr(>|t|)	Significância
mu	2,70E-04	3,54E-04	0,763	4,46E-01	
omega	6,03E-06	2,51E-06	2,399	0,0164	*
alpha1	3,30E-02	7,90E-03	4,175	2,97E-05	***
beta1	9,50E-01	1,26E-02	75,509	< 2e-16	***
shape	1,00E+01	1,59E+00	6,309	2,81E-10	***
Códigos de Significância					
0	0,001 '***'	0,01 '**'	0,05 '*'	0,1 '.'	1 ' '
Critérios de Informação		**AIC**	**BIC**	**SIC**	**HQIC**
Valor		-5,1543	-5,1424	-5,1543	-5,1500
Máxima Verossimilhança					
	Log			**Normalizada**	
	6.334,43			2,579163	

Tabela C21
Análise do erro dos Sem_Div – GARCH(1,2) *t-Student*

Parâmetro	Valor Estimado	Erro Padrão	t-valor	Pr(>|t|)	Significância
mu	7,64E-04	7,47E-04	1,023	3,06E-01	
omega	8,64E-05	2,72E-05	3,177	0,00149	**
alpha1	1,22E-01	2,27E-02	5,371	7,83E-08	***
beta1	3,99E-01	1,67E-01	2,394	0,01669	*
beta2	4,32E-01	1,57E-01	2,761	0,00576	**
shape	9,48E+00	1,58E+00	5,988	2,13E-09	***
Códigos de Significância					
0	0,001 '***'	0,01 '**'	0,05 '*'	0,1 '.'	1 ' '
Critérios de Informação		**AIC**	**BIC**	**SIC**	**HQIC**
Valor		-3,6269	-3,6127	-3,6269	-3,6217
Máxima Verossimilhança					
	Log			**Normalizada**	
	4.459,84			1,815895	

Tabela C22
Análise do erro do Dólar – GARCH(1,1) *t-Student*

Parâmetro	Valor Estimado	Erro Padrão	t-valor	Pr(>|t|)	Significância
mu	1,90E-04	1,52E-04	1,249	2,12E-01	
omega	1,19E-06	4,46E-07	2,675	0,00747	**
alpha1	9,86E-02	1,50E-02	6,553	5,65E-11	***
beta1	8,94E-01	1,52E-02	58,861	< 2e-16	***
shape	8,40E+00	1,23E+00	6,858	6,96E-12	***
Códigos de Significância					
0	0,001 '***'	0,01 '**'	0,05 '*'	0,1 '.'	1 ' '
Critérios de Informação		**AIC**	**BIC**	**SIC**	**HQIC**
Valor		-6,6371	-6,6253	-6,6371	-6,6328
Máxima Verossimilhança					
Log				**Normalizada**	
8.155,00				3,321	

Tabela C23
Análise do erro do Ibovespa – GARCH(1,1) *t-Student*

Parâmetro	Valor Estimado	Erro Padrão	t-valor	Pr(>|t|)	Significância
mu	4,08E-04	2,59E-04	1,575	1,15E-01	
omega	5,56E-06	1,81E-06	3,072	0,00213	**
alpha1	5,43E-02	1,06E-02	5,109	3,24E-07	***
beta1	9,18E-01	1,64E-02	55,991	< 2e-16	***
shape	9,97E+00	1,72E+00	5,799	6,68E-09	***
Códigos de Significância					
0	0,001 '***'	0,01 '**'	0,05 '*'	0,1 '.'	1 ' '
Critérios de Informação		**AIC**	**BIC**	**SIC**	**HQIC**
Valor		-5,7630	-5,7512	-5,7630	-5,7587
Máxima Verossimilhança					
Log				**Normalizada**	
7.081,96				2,883533	

D. Correlações condicionais

Gráficos contendo as correlações condicionais, por grupo de distribuição de dividendos.

Figura D6
Correlações condicionais maiores_Div

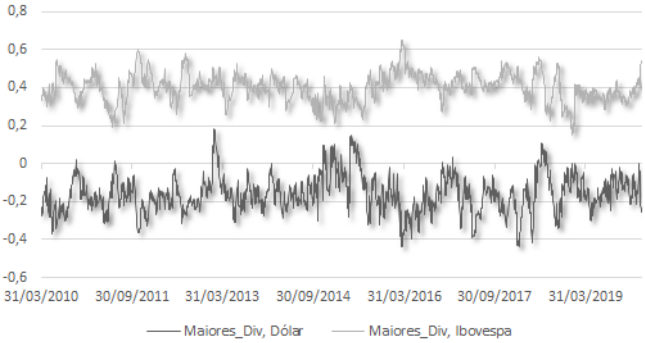


Figura D7
Correlações condicionais menores_Div

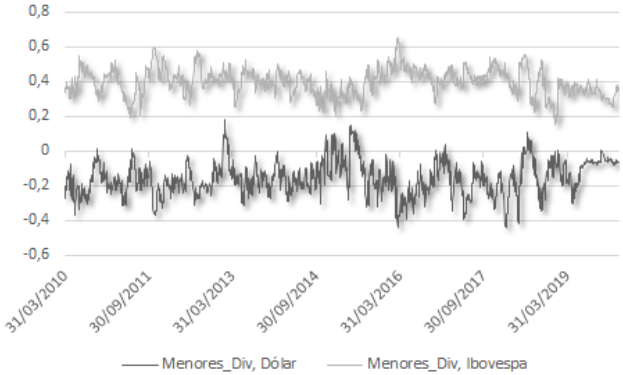


Figura D8
Correlações condicionais Sem_Div

