O setor como determinante da estrutura de capital: evidências após as alterações das alíquotas do IPI no Brasil (The industry effect on firm's capital structure: Evidence from Brazil)

Rossimar Laura Oliveira[†]
Eduardo Kazuo Kayo[‡]

Resumo

Este artigo utiliza as alterações de IPI realizadas pelo governo brasileiro como choques exógenos com o objetivo de testar a relação entre alavancagem da firma e do setor. Foram utilizados dados de empresas brasileiras entre 2007-2015. O modelo econométrico utilizado foi o *diff-in-diff-in-diff*. Os resultados mostram uma relação positiva entre a alavancagem média do setor e da firma e indícios que esta relação se mantém para o grupo de tratamento após a inclusão do choque exógeno de redução do IPI no modelo. Estes resultados se alinham com trabalhos que colocam o setor no centro dos aspectos influenciadores da estrutura de capital da firma.

***Palavras-chave*:** Estrutura de Capital; Setor; Choques exógenos.
Código JEL: G32, G38.

Abstract

This paper is an empirical investigation that uses IPI benefits (tax advantages) offered by the Brazilian government as an exogenous shock to the relationship between firm and industry leverage. We use data from Brazilian companies between 2007 and 2015. The econometric model rests on a diff-in-diff-in-diff approach. Results show a direct relationship between the mean industry leverage and the firm's leverage. The relationship remains for the treatment group after we include the exogenous shock of IPI reduction in the model. These results are in line with studies that consider the industry as the principal influence on a firm's capital structure.

***Keywords*:** Capital Structure; Industry-sector; Exogenous shocks.
JEL Code: G32, G38.

1. Introdução

Os estudos em estrutura de capital geralmente analisam a influência dos determinantes relacionados às características da firma sobre a alavancagem (Almeida & Campello, 2007; Byoun, 2008). Entretanto, existem trabalhos que integram fatores externos aos modelos. Por exemplo, alguns deles confirmam que as firmas que produzem bens homogêneos podem ter uma estrutura de capital parecida, sendo a alavancagem média do setor um importante determinante da alavancagem da firma (Lemmon, Roberts & Zender, 2008; Frank & Goyal, 2009; Rauh & Sufi, 2012).

Sobre o papel do setor como determinante da estrutura de capital, ainda há espaço para busca de mais respostas. Com este intuito, Leary & Roberts (2014) investigaram se o comportamento dos pares teria alguma influência nas decisões de financiamento da firma e como isso acontece. De acordo com os seus resultados, as firmas alteram sua alavancagem diante de choques nas ações dos pares: elas lançam dívida diante de um choque negativo e lançam ações diante de um choque positivo.

O objetivo deste artigo foi analisar o papel do setor sobre as decisões da firma, porém de uma forma diferente de Leary & Roberts (2014). A principal diferença está na forma de tratamento da possível endogenia presente no modelo. Enquanto Leary & Roberts (2014) utilizaram como variável exógena os retornos idiossincráticos, este

Submetido em 22 de novembro de 2018. Revisado em 10 de março de 2019. Aceito em 09 de abril de 2019. Publicado online em outubro de 2019. Editor responsável: Paulo Renato Soares Terra.
[†](Autor correspondente) Instituto Federal de São Paulo, Brasil. E-mail: rossimar.laura@ifsp.edu.br
[‡]Universidade de São Paulo, Brasil. E-mail: kayo@usp.br

©2019 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license (http://creativecommons.org/licenses/by/3.0)

trabalho utiliza as alterações no Imposto sobre Produtos Industrializados (IPI) feitas para beneficiar os setores de móveis, automóveis e eletrodomésticos no Brasil a partir de 2008. Utilizar o choque exógeno é importante para evitar conclusões viesadas, principalmente se tratando de empresas que estão no mesmo ambiente, sujeitas muitas vezes às mesmas regulações, tecnologia e oportunidades de investimento.

Os resultados mostram que existe forte relação entre as variáveis do setor e da firma. Os valores médios do setor, principalmente a alavancagem média, exceto a própria firma *i*, mostram que o coeficiente além de positivo é superior em magnitude a qualquer outra variável relacionada no modelo.

Com a inclusão do choque exógeno, o modelo mostra que após a primeira redução do IPI, a alavancagem média do setor continuou positivamente relacionada com a alavancagem de mercado da firma.

As variáveis de controle mantiveram-se de acordo com a literatura, que foram as relações entre alavancagem e tangibilidade, tamanho, lucratividade e *market-to-book*. Apenas a relação com concentração apresentou resultados contraditórios (Mackay & Phillips, 2005; Almazan & Molina, 2009). Tomado isoladamente, a alavancagem defasada do líder também mostrou relação positiva com a alavancagem da firma nos períodos dos dois choques analisados.

Este trabalho se relaciona e se aproxima de trabalhos que afirmam que as decisões a respeito da estrutura de capital da firma estão ligadas às decisões e características de seus pares no setor (Lemmon, Roberts & Zender, 2008; Frank & Goyal, 2009; Rauh & Sufi, 2012; Leary & Roberts, 2014) que serão apresentados na próxima seção.

2. Revisão teórica

Os fatores relacionados ao setor afetam as decisões individuais da firma e a estrutura financeira depende das mudanças feitas pelos pares (Mackay & Phillips, 2005). Frank & Goyal (2009), analisando empresas americanas em um horizonte de mais de 50 anos, encontraram seis fatores que determinariam a alavancagem. Dentre estes fatores, um mostra que existe uma relação positiva entre alavancagem da firma e do setor, os outros fatores são o *market-to-book* (-), tangibilidade (+), lucratividade (-), tamanho (+). Um fator macroeconômico também se mostrou positivamente relacionado com alavancagem: quando se espera alta inflação, as firmas aumentam as dívidas. Estes seis fatores evidenciam a influência de fatores internos, dos pares no setor e do ambiente econômico.

Mackay & Phillips (2005), ao dissertarem sobre a relevância do setor para a estrutura de capital da firma, relatam que já na década de 1990 trabalhos buscaram apresentar como as decisões financeiras são tomadas conjuntamente em setores competitivos, não considerando que exista uma meta do setor, mas sim que as decisões seriam tomadas levando em consideração as decisões dos pares. Para estes autores, a alavancagem financeira é maior e menos dispersa em setores concentrados, existindo uma determinação em conjunto da estrutura de capital.

Almazan & Molina (2005) partem da ideia que fatores relacionados ao setor interferem nas escolhas da estrutura de capital das firmas. A questão destes autores é porque existem diferenças entre setores (alguns setores aparecem com estrutura de capital similar e outros muito diferentes) e a hipótese é que as características do setor onde as firmas se encontram podem alterar esta influência. As características do setor utilizadas e as relações esperadas pelos autores: 1) o nível de competição: Se é alta a competição, a alavancagem será mais homogênea, evidenciando como as pressões competitivas podem atuar sobre a determinação da estrutura de capital. 2) uso de mecanismos de governança: se existe um sistema de governança rígido no setor, a alavancagem será mais homogênea, sugerindo que a gestão da empresa tem efeito na estrutura de capital. 3) diferenças tecnológicas entre as empresas no setor: Se existe grande diferença tecnológica, a estrutura de financiamento será mais heterogênea. As variáveis de controle utilizadas pelos autores mostram também que em setores de empresas mais antigas e com mais oportunidades de crescimento os níveis de alavancagem são mais dispersos. 4) liquidez dos ativos: Se os ativos do setor têm liquidez, onde os ativos são facilmente transferíveis, a estrutura de capital do setor será mais heterogênea, mostrando a importância da venda do ativo como determinante da estrutura de capital.

A especificidade dos ativos, que é maior em alguns setores, muda o custo de captação de recursos e faz

com que os custos também sejam específicos de determinado setor. As questões relacionadas aos custos de transação interagem com outras forças para determinar a estrutura geral de indústrias e mercado (Bresnahan & Leven, 2012).

Os ativos das firmas fazem parte desta relação, pois as que atuam no mesmo mercado possuem grande homogeneidade em seus fatores de produção e o papel de garantia destes ativos é constantemente testado na literatura de finanças (Rauh & Sufi, 2012). Para Williamson (1988), os ativos não específicos deveriam ser financiados com dívidas. Estes ativos menos específicos são mais fáceis de revender para as outras empresas do setor ou mesmo de outros setores, como imóveis e terrenos, o que aumenta a capacidade endividamento da empresa (Campello & Giambona, 2013) e por consequência poderia aumentar a independência da firma em relação às alterações no nível de endividamento.

Têm-se pesquisado também a influência dos pares em outros aspectos da firma como nas decisões de investimento (Foucault & Fresard, 2014), o seu valor de mercado (Carvalho, 2015) e *split* de ações (Kaustia & Rantala, 2015).

Foucault & Fresard (2014) mostram que existe uma relação positiva entre valoração das ações dos pares e investimento das firmas a partir da hipótese que o valor dos pares é uma informação sobre oportunidades de crescimento. As firmas interpretam desta forma e por este motivo decidem aumentar os seus próprios investimentos. Seus resultados refletem que um aumento de um desvio padrão no valor dos pares aumenta em 5,9% os investimentos da firma.

Carvalho (2015) estuda a influência dos pares em um cenário de crise por meio da variação dos retornos das ações. Seu trabalho mostra a existência de um efeito contágio negativo onde a firma perde entre 13,4% e 15,8% de seu valor caso seus pares estejam passando por restrição financeira em um momento de crise, sendo a perda esperada de 10% se não houvesse restrição financeira dos pares. O autor mostra que qualquer choque nas ações dos pares terá um efeito no aumento ou redução da alavancagem das firmas em um momento de crise.

Kaustia & Rantala (2015) também partem da hipótese de que os gerentes interpretam as decisões dos pares como oportunidades, assim, se os pares fazem *split* de ações a tendência é que as firmas do mesmo setor também façam, esperando obter algum benefício do gerenciamento do preço da ação. E quando os pares anunciam um retorno positivo após o *split*, a tendência de outras firmas na indústria fazerem o mesmo é o dobro de quando o resultado é negativo, o que seria uma aprendizagem organizacional a partir dos pares, mas em geral esta imitação não traz benefícios para as firmas que fazem depois.

Leary & Roberts (2014) levantam os prováveis motivos pelos quais pode haver influência entre os pares de um mesmo setor: 1) Estrutura financeira e concorrência: empresas muito alavancadas procuram se igualar a seus pares menos alavancados se houver uma concorrência predatória de preços por parte dos menos alavancados. 2) Perda de mercado em situações de crise no setor: as empresas mais alavancadas subinvestem em momentos de recessão no setor e perdem clientes, assim elas tendem a imitar a política financeira das menos alavancadas para recuperar mercado. 3) Comportamento de manada: a) quando os gerentes percebem ou acreditam que existe mais conhecimento em outras empresas do setor e/ou quando o custo para se chegar à melhor decisão na empresa é alto ou é demorado; b) quando a empresa não tem um bom modelo de decisão os gerentes podem tender a imitar seus pares, eles não ignoram completamente suas próprias informações, mas sim, as atualizam com as informações observadas de seus pares; c) No mercado de trabalho o desempenho relativo é importante, por isso os gerentes podem imitar o comportamento dos outros, pois em caso de erro a culpa é compartilhada. Caso um gerente tome determinada decisão equivocada e ela é diferente do que o mercado está fazendo, provavelmente ele será demitido se o resultado não for positivo. Mas a principal explicação usada por Leary & Roberts (2014) é a aprendizagem, ou seja, os autores pressupõem que esta influência se dá pela insegurança dos gestores em relação às decisões e quais modelos devem adotar, assim, imitar o comportamento dos pares pode trazer uma informação em meio a tantas possibilidades. O sucesso do par pode ser entendido como um possível sucesso próprio se o comportamento for repetido ou uma ação contrária pode ser tomada em caso de insucesso do par. Estes autores também testaram a influência dos fatores determinantes da estrutura de capital relacionados às características da firma, mas nenhum deles teve uma influência igual ou superior à alavancagem dos pares.

Este comportamento de manada citado entre os motivos da influência intrasetor é mais estudado e percebido no mercado financeiro e foi descrito por Devenow & Welch (1996) por meio de modelos teóricos. Neles os agentes se movimentam baseados, entre outros fatores, no desejo de proteger ou sinalizar algo, o que seria um problema agência, ou, assim como acreditam Leary & Roberts (2014), por uma questão de aprendizagem informacional. Banerjee (1992) mostra que é racional o tomador de decisão olhar para as decisões tomadas anteriormente porque estes pioneiros podem ter alguma informação relevante. Por isso existe a tendência de se fazer o que os outros estão fazendo mais do que usar apenas as próprias informações.

A convergência comportamental quase sempre aparece espontaneamente e as decisões convergem rapidamente (Bikhchandani et al., 1998). Estudos em administração e economia analisam esta tendência das empresas se influenciarem de diversas formas e os nomes podem aparecer como *benchmark* ou isomorfismo institucional, por exemplo. As empresas podem se sentir motivadas a mimetizar aquelas que são bem sucedidas ou tem maior legitimidade no setor em que se encontram, isto seria uma reação às incertezas do ambiente e é uma forma de buscar aceitação e credibilidade e as próprias empresas consideram que as práticas socialmente aceitas são racionais (Meyer & Rowan, 1977; DiMaggio & Powell, 2000; Scott, 2008).

Para Giachetti & Torrisi (2017), em estratégia, o papel de influenciador assumido pela empresa líder do setor muda de acordo com as incertezas do ambiente e com sua visibilidade; por exemplo, o primeiro líder possui um nível diferente de visibilidade que o segundo. Se a liderança e a incerteza são altas, os pares tendem à imitação, mas se a incerteza é baixa, a diferenciação vai ocorrer por propósitos competitivos. Se a liderança de mercado e a incerteza são baixas, o líder é visto como igual, pode haver a imitação por propósitos competitivos, mas se a incerteza é alta, juntamente com a não existência de um líder forte, poderia haver ou não a imitação.

O conceito de par utilizado neste artigo é o das firmas que competem em determinado mercado, mas é possível encontrar na literatura caracterizações alternativas. Por exemplo, trabalhos que consideram clientes, fornecedores e os bancos como pares. Chu & Wang (2014) consideram os clientes como pares examinando a relação da alavancagem da firma e de seus clientes. Seus resultados mostram que a alavancagem da firma tem relação positiva com a alavancagem dos clientes, principalmente quando o cliente tem maior poder de barganha. A influência entre setores que interagem foi analisada por Chiu et al. (2015), onde comprovaram um extravasamento do comportamento do setor financeiro para a economia real, principalmente em momentos de crise. Os setores mais endividados, com ações menos valorizadas e baixo investimento são os principais afetados em um momento de alta volatilidade no setor financeiro.

É possível encontrar na literatura indícios da influência do setor e da estrutura competitiva em outras áreas de uma empresa, por exemplo, Ayyagar et al. (2012) mostram que a firma inova mais quando tem competição estrangeira e menos quando tem competidores estatais. Nos resultados financeiros esta situação também é observável, como para Campello (2003), quando os pares competidores são pouco alavancados, a alavancagem da firma tem impacto negativo no crescimento da sua receita durante períodos de recessões. O autor afirma que uma preocupação existente ao analisar a relação entre competitividade e estrutura de capital é a possibilidade de ambos serem influenciados pelos mesmos fatores não observados do ambiente, mostrando uma relação espúria.

Para Hoberg, Phillips & Prabhala (2014) as políticas financeiras da firma são muito ligadas à dinâmica do seu próprio mercado. Os autores chamaram de fluidez do produto as ameaças vindas das mudanças nos produtos das empresas rivais. Eles acreditam que as empresas em um mercado com alta fluidez pagarão menos dividendos e irão reter mais caixa. Isto para manter sua flexibilidade financeira na instabilidade do mercado e ter capacidade de reação diante dos pares. Os autores mostram que são as firmas em mercados mais competitivos que tendem ao comportamento financeiro mais conservador. Masulis & Shivakumar (2002) mostram que as diferenças nas estruturas de mercado são relevantes visto que podem acelerar ou retardar a incorporação de notícias relevantes nos preços de mercado de empresas das bolsas americanas.

A influência intrasetor e a concorrência são relevantes mesmo para as pequenas empresas. Degryse et al (2012) estudaram as pequenas empresas alemãs e verificaram, principalmente entre as menores, que elas seguem o *Pecking Order*, que os setores têm níveis de alavancagem diferentes, mas dentro do setor existe alta semelhança. Os autores concluem que o grau de concorrência e características como a tecnologia do setor são determinantes da estrutura de capital.

Estes estudos evidenciam que as firmas não tomam suas decisões usando apenas suas próprias informações, mas sendo influenciadas e usando também as informações vindas de seus pares e do ambiente em que se encontram.

3. Metodologia

Este estudo foi feito a partir da amostra de empresas ativas e inativas listadas na Bovespa no período entre 2007 e 2015, excluindo as empresas do setor financeiro e reguladas (Energia Elétrica, Gás e Água). Os dados foram extraídos da Base Economática®. Este período foi escolhido devido aos incentivos fiscais aos setores de bens duráveis no Brasil que aconteceram entre os anos 2008 e 2014. Estes incentivos fiscais foram utilizados como choques exógenos no modelo e serão mais detalhados posteriormente. A divisão dos setores segue a classificação internacional NAICS, separação esta já disponível na base de dados Economática.

3.1 Modelo

O modelo inicial está representado na Equação 1:

$$Y_{ijt} = \alpha + \beta_1 \overline{Y}_{-ijt} + \beta_2 \overline{X}_{-ijt} + \beta_3 X_{ijt} + u, \tag{1}$$

onde

- Y_{ijt}: Representa a política financeira da firma i, no setor j e no tempo t. Será representada pela alavancagem contábil e pela alavancagem de mercado.
- $\overline{Y}_{-ijt}$: Representa as decisões dos pares no setor, por exemplo, o valor médio da alavancagem contábil do setor j, exceto a firma i, no tempo t.
- $\overline{X}_{-ijt}$: Este vetor inclui as variáveis que representam as características do setor j, no tempo t, exceto firma i, tais como: Valores médios de Tamanho, Tangibilidade, Lucratividade e *Market-to-book*.
- X_{ijt}: Este vetor inclui as variáveis que representam as características da própria firma i, no setor j, no tempo t, tais como: Tamanho, Tangibilidade, Lucratividade, Concentração, *Market-to-book*.
- u é o termo de erro do modelo.

O objetivo deste artigo é analisar o papel do setor sobre as decisões da firma. Entretanto, relacionar alavancagem da firma com a alavancagem dos pares traz à tona um possível problema de endogenia, já que esta relação pode ter algum grau de simultaneidade (Wooldridge, 2013).

É necessário tratar a endogenia, pois sua presença viola a condição que os fatores contidos no erro não devem estar correlacionados com as variáveis explicativas. Caso ela exista, o modelo pode estar viesado, trazendo resultados inconsistentes, comprometendo a análise. Para medir esta relação com um menor viés pode-se utilizar um evento ou choque exógeno que afete a variável dependente (Wooldridge, 2013).

A estratégia de Leary & Roberts (2014) para tratar esta endogenia foi encontrar por meio de um modelo de *asset pricing* a parte idiossincrática do retorno das ações dos pares, ela é a variável instrumental exógena do modelo deles. Estes choques têm muitas das propriedades desejadas, por exemplo, são muito pouco correlacionadas dentro do grupo, não predizem seus próprios choques futuros ou das outras firmas e não são correlacionados com as características da própria firma.

Uma alternativa para o tratamento desta endogenia pode ser feito também analisando a relação após determinado evento que afete os participantes deste mercado (Campello, 2003). Por esta razão, neste trabalho, a variável exógena, ou seja, aquela que é independente do termo de erro na equação foi a alteração do Imposto sobre Produtos Industrializados (IPI) dado pelo governo brasileiro como incentivo a setores de bens duráveis a partir de 2008.

A alteração de IPI pode ser considerado um choque exógeno, pois atende à condição de não ter sido escolhido pelas empresas do grupo de tratamento, ou seja, foi uma decisão de um agente externo, o governo.

Também atende à condição de não ser correlacionado com as características observáveis e não-observáveis das empresas que sofreram o choque (Atanasov & Black, 2016).

Uma alteração de política governamental muda o ambiente das firmas. Ao analisar o efeito de determinada mudança pode-se chamá-lo de experimento natural (Wooldridge, 2013). Para isso é preciso encontrar grupos com algumas semelhanças, mas que um não tenha sido afetado por ela. O grupo que recebeu o choque é chamado de 'Tratamento' e o segundo grupo chamado de 'Controle'. Se for possível separar as firmas entre Tratamento e Controle pode-se medir a diferença entre eles. Isto é o que objetiva a metodologia das diferenças em diferenças ou *diff-in-diff*. Para tanto é preciso também se obter dados de antes e depois do choque para os dois grupos. Ao final tem-se o grupo de 'Controle' antes e depois do choque e o grupo de 'Tratamento' antes do choque e depois do choque.

Um dos testes feitos por Campello & Giambona (2013) foi também com a utilização do método *diff-in-diff* para analisar a relação entre as características dos ativos físicos e alavancagem. O choque utilizado foi um ato de 1990 do governo americano que colocou no mercado milhares de prédios e terrenos, ativos pouco específicos. As empresas do grupo de tratamento foram aquelas afetadas em seus mercados locais por essa medida e o grupo de controle foi formado por empresas semelhantes, mas que não foram afetadas pelo choque. Os resultados mostram que imóveis e terrenos tem um poder de influência sobre a alavancagem maior que equipamentos e máquinas em empresas com restrição de crédito.

Este modelo é representado por uma regressão com a criação de variáveis *dummy* para os grupos e períodos. Neste trabalho, o primeiro *diff* refere-se aos setores que receberam a isenção do IPI (1) em relação aos demais setores (0). O segundo *diff* está no momento após a implementação da medida (1) em relação ao período anterior (0).

O *diff-in-diff* mede a relação da alavancagem da firma com a interação entre estar no setor que recebeu a isenção no momento posterior à medida.

Para testar se após o choque a alavancagem do grupo de tratamento sofreu influência das decisões do setor, incluiu-se a alavancagem média na interação principal, tornando o modelo um *diff-in-diff-in-diff*. Entretanto, de acordo com Wooldridge (2013), é preciso inserir outras variáveis de controle, dado que as alterações na variável dependente não estão apenas relacionadas ao evento exógeno e os coeficientes das variáveis de controle podem até ter maior efeito que o experimento.

O modelo final pode ser representado pela Equação 2:

$$\begin{aligned} Y = \alpha + \beta_1 Treat + \beta_2 Post + \beta_3 LevMean_{-i} + \beta_4 Treat.Post \\ + \beta_5 Treat.LevMean_{-i} + \beta_6 Post.LevMean_{-i} + \beta_7 Treat.Post.LevMean_{-i} + X + u, \end{aligned} \tag{2}$$

onde:

- Y: Variável dependente que será representada pela alavancagem contábil e pela alavancagem de mercado da firma i;
- $Treat$: Variável *dummy* igual a 1 para empresas que receberam a alteração da alíquota do IPI e 0 para as que não receberam;
- $Post$: Variável *dummy* igual a 1 para o período posterior ao ano de redução do IPI.
- $Treat.Post$: Esta é a representação do efeito sobre a alavancagem da mudança do IPI para as empresas tratadas depois do choque.
- $LevMean_{-i}$: Variável independente que representa o valor médio da alavancagem do setor a cada ano, exceto a firma i.
- $Treat.LevMean_{-i}$: Variável de interação que traz o efeito da alavancagem do setor sobre as firmas que sofreram o choque.

- $Post.LevMean_{-i}$: Variável de interação que traz o efeito da alavancagem do setor no período após o choque.

- $Treat.Post.LevMean_{-i}$: Variável de interação que traz a influência da alavancagem do setor sobre as firmas do grupo que sofreu a alteração do IPI no ano posterior ao choque.

- X: Variáveis de controle com indicadores que afetam a alavancagem de acordo com a literatura, como: Tamanho, Tangibilidade, Lucratividade, Concentração, Alavancagem do líder e *Market-to-book*.

- u é o termo de erro do modelo.

Salienta-se que, sendo o modelo uma interação tripla (*diff-in-diff-in-diff*), o coeficiente de interesse não é aquele que analisa o efeito posterior da alteração do IPI sobre a alavancagem das firmas, como seria em um modelo *diff-in-diff*. O coeficiente de interesse deste estudo é o efeito da alavancagem média do setor sobre a alavancagem da firma, após o choque para as empresas do grupo de tratamento. Espera-se que esta relação seja positiva corroborando os estudos que mostram que as decisões de financiamento do setor influenciam nas decisões de financiamento da firma (Lemmon, Roberts & Zender, 2008; Frank & Goyal, 2009; Rauh & Sufi, 2012; Leary & Roberts, 2014). Caso esta relação se mantenha positiva, mesmo após um evento exógeno, têm-se indícios mais fortes para confirmação desta proposição.

Entretanto é de se esperar que uma renúncia fiscal do governo em favor de determinados setores tenha consequências diretas. Uma vez que estes benefícios foram dados para se evitar uma recessão dos setores, espera-se que as firmas, na possível iminência da restrição financeira, mantenham ou recuperem sua capacidade de financiamento ao recuperar ou pelo menos não reduzir suas vendas (Wilbert et al, 2014), mas esta relação não estará em foco na discussão. O fato da primeira redução do IPI ser próximo do evento da crise financeira internacional não implica no enfraquecimento deste choque fiscal na sua condição de isolamento (Atanasov & Black, 2016), pois a crise afetou tanto as firmas do grupo de controle quanto as do grupo de tratamento.

3.2 Construção das variáveis

As variáveis de alavancagem e determinantes da estrutura de capital relacionados às características da firma foram construídas conforme Kayo & Kimura (2011) e Leary & Roberts (2014).

- Alavancagem de Mercado = Razão entre a Dívida Total e a soma da Dívida com Valor de Mercado. $MarketLev = TD/(TD+MV)$

- Alavancagem Contábil = Razão entre Dívida Total e a soma da Dívida com Patrimônio Líquido. $BookLev = TD/(TD+PL)$

- Tamanho = Log da Receita Líquida de Vendas. Espera-se relação positiva com alavancagem, pois firmas maiores são mais confiáveis e têm maior facilidade em obter empréstimos (Byoun, 2008). $Size = \log(Rev)$

- Tangibilidade = Razão entre Imobilizado e Ativo Total. Espera-se relação positiva com alavancagem pela possibilidade de oferecer seus ativos como garantia em contratos de empréstimos. $Tang = PPE/TA$

- Lucratividade = Razão entre Lucro Operacional e Ativo Total. Pode ter relação negativa ou positiva com alavancagem, podendo a empresa se financiar com recursos próprios ou buscar os benefícios da dívida (Fama & French, 2002). $Profit = OperEarn/TA$

- *Market-to-book*: Razão entre Valor de Mercado e Ativo total. Representa as oportunidades de investimento. Com alavancagem, esta relação pode ser positiva ou negativa, dependendo da decisão dos gerentes diante de uma valorização de suas ações, lançar mais ações ou financiar os investimentos com dívida (Myers & Majluf, 1984). $Market/Book = MV/TA$

- Concentração de Mercado: *dummy* (1) concentrado se HHI $\geq$ 0,25; (0) competitivo. $Concen = 1$ se $HHI \geq 0{,}25$

$$HHI = \sum_{i=1}^{n_0} marketshare_i^2 \tag{3}$$

- *Treat*: *dummy* (1) para setores que sofreram o choque da alteração do IPI. Estes incentivos fiscais serão usados para tratar a provável endogenia presente neste modelo. O setor de automóveis será representado pelo setor de autopeças, conforme seção 3.3. $Treat = 1$ se $setor =$ automóveis, móveis ou eletrodomésticos.

- *Alavancagem do lider*$_{t-1}$: alavancagem de mercado do líder defasada. Representa as decisões de financiamento da empresa com maior *Market share* de cada setor a cada ano que irá influenciar as demais empresas do setor. A definição do líder foi apenas inspirada em Leary & Roberts (2014), pois os autores usaram um grupo de empresas líderes (primeiro 1/3 do grupo de acordo com os critérios lucratividade, participação de mercado e crescimento) e não apenas a primeira colocada. $LeaderLev_{t-1} = TD/(TD+MV)$.

3.3 Choques e grupos de tratamento

As empresas participantes do grupo de tratamento estão dispostas na tabela 1. No período analisado estavam listadas na Bovespa três empresas do setor 'Eletrodomésticos', três empresas do setor 'Móveis' e nenhuma empresa do setor 'Automóveis'. Por esta razão, para representar o setor 'Automóveis', foi escolhido um setor diretamente ligado a ele. O objetivo da política de redução do IPI foi de estimular ou manter as vendas, o setor de 'Autopeças', por ser fornecedor exclusivo deste mercado, vai refletir as mudanças financeiras de seus clientes fabricantes de automóveis.

A cadeia de suprimentos do setor automotivo é reconhecidamente muito integrada, tanto que, no Brasil, empresas de autopeças funcionam dentro de plantas de montadoras, como no Consórcio Modular da Volkswagem em Resende (RJ) ou em condomínos industriais espalhados pelo país (Scavarda & Hamacher, 2001; Wilbert et al, 2014). No período analisado, onze empresas estiveram listadas na Bovespa no setor "Autopeças", de acordo com a classificação NAICS.

Percebe-se pela tabela 1 a heterogeneidade entre os setores e entre as empresas dentro deles. Como a diferença da alavancagem e da tangibilidade do setor de eletrodomésticos em comparação com os valores médios para as empresas de autopeças que em alguns casos passa dos 50%.

Os setores de eletrodomésticos, móveis e automóveis tiveram mais de uma alteração em suas alíquotas de IPI neste período, algumas alterações foram para os três setores quase ao mesmo tempo e outras em momentos diferentes, conforme tabela 2.

Para efeito de simplificação, neste trabalho serão consideradas as datas de alterações nas alíquotas do IPI da seguinte forma: O primeiro ano de redução será considerado 2009, pois entre dezembro de 2008 e outubro de 2009 os três setores tiveram uma redução de IPI. No ano 2010 os três setores tiveram um aumento (retorno) das suas alíquotas. O terceiro momento envolve uma nova redução de IPI no ano de 2012, pois entre dezembro de 2011 e maio de 2012 os três setores novamente receberam o incentivo fiscal.

3.4 Estatística descritiva

A tabela 3 mostra a estatística descritiva e a tabela 4 a correlação entre as principais variáveis utilizadas neste trabalho. Na tabela 3 são apresentadas as médias, medianas, número de observações, desvio-padrão, valores mínimos e máximos. São apresentadas separadamente as mesmas informações para o grupo de empresas líderes e para as empresas dos setores de eletrodomésticos, autopeças e móveis. Para a amostra geral, a alavancagem contábil no período foi de 38%, mesmo valor para os setores que tiveram o incentivo da redução do IPI, para os líderes de todos os setores a média se aproxima do geral, 37%. Um padrão parecido é visto na alavancagem de mercado, que esteve em 32% para a amostra geral, 29% para os líderes e 30% para o grupo de tratamento.

Entre os demais indicadores, a tangibilidade média das empresas do grupo de tratamento (37%) se diferencia da tangibilidade da amostra geral (25%) com 99% de confiança, assim como a tangibilidade das empresas

Tabela 1
Relação de empresas pertencentes aos setores que receberam redução de IPI entre os anos 2007 e 2015.

			médias no período 2007-2015					
			BookLev	MarketLev	Tamanho	Tang	Lucrat	MTB
autopeças	ATBS3	Arteb	*	*	127,5	0,57	0,15	*
	DHBI3	DHB	*	0,89	97,0	0,34	0,00	0,33
	FRAS3	Fras-Le	0,47	0,42	249,0	0,37	0,08	0,60
	MYPK3	Iochp-Maxion	0,58	0,44	1353,0	0,42	0,10	0,77
	LEVE3	Metal Leve	0,35	0,25	878,4	0,31	0,11	0,92
	PLAS3	Plascar Part	0,55	0,60	296,8	0,61	0,03	0,59
	RSUL3	Riosulense	0,86	0,62	50,8	0,60	0,07	0,42
	SHUL3	Schulz	0,56	0,42	261,2	0,40	0,11	0,68
	TUPY3	Tupy	0,49	0,43	956,9	0,39	0,07	0,52
	MWET3	Wetzel S/A	0,98	0,51	84,8	0,47	0,00	0,36
	WISA3	Wiest	*	0,96	5,6	0,47	−0,13	0,07
eletrodo	BMTO3	Brasmotor	*	*	*	*	0,28	2,57
	SPRI3	Springer	0,09	0,16	38,6	0,28	−0,03	0,34
	WHRL3	Whirlpool	0,06	0,02	3301,7	0,18	0,14	1,01
móveis	DTEX3	Duratex	0,28	0,28	869,3	0,50	0,08	0,95
	EUCA3	Eucatex	0,17	0,28	376,7	0,75	0,10	0,35
	UCAS3	Unicasa	0,00	0,00	82,6	0,31	0,01	0,83

Lista de empresas do grupo de tratamento. $*$ denota valor negativo ou faltante. Tamanho em milhões U$, *market-to-book* (MTB) e demais variáveis conforme seção 3.2.

Tabela 2
Alterações IPI Brasil

eletrodomésticos	automóveis	móveis
redução em abr/09	redução em dez/08	redução em out/09
aumento em jan/10	aumento em abr/10	aumento em jan/10
redução em dez/11	redução em mai/12	reduçao em dez/11
aumento em out/13	aumento em dez/14	aumento em out/13

Fonte: BRASIL Decreto n. 6.687 de 11 de dezembro de 2008, BRASIL Decreto n. 6.809 de 30 de março de 2009, BRASIL Decreto n. 6.825 de 17 de abril de 2009, BRASIL Decreto n. 6.890 de 29 de junho de 2009, BRASIL Decreto n. 6.890 de 29 de junho de 2009, BRASIL Decreto n. 6.996 de 30 de outubro de 2009, BRASIL Decreto n. 7.017 de 26 de novembro de 2009, BRASIL Decreto n. 7.017 de 26 de novembro de 2009, BRASIL Decreto n. 7.660 de 23 de dezembro de 2011, BRASIL Decreto n. 7.660 de 23 de dezembro de 2011, BRASIL Decreto 7.716 de 3 de abril de 2012 , BRASIL Decreto n. 7.705 de 25 de março de 2012, BRASIL Decreto n. 7.705 de 25 de março de 2012, BRASIL Decreto n. 7.725 de 21 de maio de 2012

líderes (28%) em relação à amostra geral. O *market-to-book* das empresas líderes (1,11***) se mostra superior à amostra geral (0,92). Existe diferença estatística entre o tamanho das empresas líderes e a amostra geral, mas não é possível afirmar que existe diferença entre seus níveis de lucratividade médios.

Tabela 3
Estatística Descritiva

		BookLev	MarketLev	Tangibilidade	Lucratividade	MTB	Tamanho
geral	média	0,38	0,32	0,25	0,06	0,92	407,0
	mediana	0,38	0,28	0,23	0,06	0,61	430,8
	dp	0,25	0,25	0,21	0,13	0,99	0,01
	min	0,00	0,00	0,00	−2,09	0,00	0,01
	max	1,00	0,99	0,91	1,19	8,23	25753,7
	obs	1896	1910	1910	1910	1910	1859
setores IPI	média	0,38	0,30	***0,37	0,09	0,87	408,0
	mediana	0,44	0,31	0,37	0,08	0,61	432,3
	dp	0,28	0,24	0,18	0,10	0,75	0,01
	min	0,00	0,00	0,00	−0,27	0,00	11,6
	max	0,99	0,97	0,81	0,40	3,65	4122,0
	obs	94	97	100	100	97	91
líderes	média	0,37	**0,29	***0,28	0,08	***1,11	***625,9
	mediana	0,38	0,24	0,25	0,07	0,75	624,0
	dp	0,24	0,24	0,21	0,15	1,14	0,01
	min	0,00	0,00	0,00	−2,31	0,00	0,21
	max	1,00	0,99	0,98	1,19	8,23	25753,7
	obs	892	783	901	901	783	883

Dados de empresas brasileiras entre 2007 e 2015. Painel 'geral' corresponde à amostra total; 'setoresIPI' grupo de empresas que receberam o benefício da isenção/redução do IPI no período; 'líderes' é o grupo de empresas com maior marketshare por ano e por setor. Tamanho em milhões U$, market-to-book (MTB) e demais variáveis conforme seção 3.2. Os indicadores foram calculados com winsorização 1% e 99% e excluídas observações com PL negativo. Significância estatística da diferença em relação à média geral: 1% (***), 5% (**) e 10% (*).

Tabela 4
Matriz de Correlação

	BookLev	MarketLev	Tangibilidade	Lucratividade	MTB	Tamanho	Alav.média
BookLev	1,00						
MarketLev	0,77	1,00					
Tangibilidade	0,15	0,14	1,00				
Lucratividade	−0,10	−0,24	−0,01	1,00			
MTB	−0,31	−0,58	−0,12	0,40	1,00		
Tamanho	0,31	0,14	0,12	0,23	0,07	1,00	
Alav. média	0,23	0,31	−0,04	−0,29	0,01	−0,29	1,00

4. Resultados e discussão

4.1 As decisões financeiras da firma são impactadas pelas decisões dos pares no setor?

Os resultados da aplicação da equação (1) estão dispostos na tabela 5. As variáveis dependentes estão no topo das colunas e são a Alavancagem de Mercado *(i, ii, iii e iv)* e Alavancagem Contábil *(v, vi, vii e viii)*.

Os resultados nas colunas *(i)* a *(iv)*, por meio dos coeficientes da variável *Market Leverage Médio do Setor, exceto firma i*, mostram forte relação entre a alavancagem média do setor com a alavancagem de mercado da firma, indicando que as mudanças realizadas pelos pares influenciam nas decisões das demais participantes de seu mercado. Este coeficiente além de positivo é superior em magnitude a qualquer outra variável relacionada no modelo e significante a 1% (0,561***). Os valores médios, que representam as características dos pares, Tamanho e MTB, também estão relacionados. Nota-se que o tamanho da própria firma tem relação positiva com sua alavancagem (0,025***), mas o tamanho das firmas pares tem relação negativa (-0,0185***). Desta forma, percebe-se que as ações e características dos pares têm capacidade de influenciar os demais participantes. Os

resultados das colunas *(iii)* e *(iv)* reforçam estes achados em relação à alavancagem de mercado e os resultados nas colunas *(v)* à *(viii)* mostram que a alavancagem média do setor não está da mesma forma positivamente relacionada com a alavancagem contábil.

Os modelos completos, com variáveis relacionadas à firma e ao setor, que são as colunas *(i)* e *(v)*, mostram um poder de explicação de 38% da alavancagem de mercado e 13% da alavancagem contábil, mostrando que o valor de mercado é sensível aos movimentos dos pares, mas não os valores estritamente contábeis.

Entretanto, conforme visto na seção 'Metodologia', faz sentido desconfiar de alguma endogenia nesta relação entre a alavancagem da firma e a média do setor, apesar das duas variáveis não terem um nível considerável de correlação (tabela 4).

Desta forma, a aplicação da equação (2) nos dá os resultados da influência da alavancagem média do setor sobre o grupo de tratamento, após o choque. O modelo foi aplicado para dois momentos onde foi possível considerar o choque da redução de IPI para os três setores (Móveis, Eletrodomésticos e Automóveis) ao mesmo tempo e assim reuni-los no chamado grupo de tratamento e um momento onde foi possível considerar o choque do aumento do IPI para os três setores. A tabela 6 mostra os resultados para a redução do IPI em 2009 onde foram usados dados de 2008, representando o momento antes do choque e 2009 como o período posterior. A tabela 7 mostra os resultados para redução do IPI em 2012. Foram utilizados dados do ano 2011 representando o momento antes do choque e 2012 como período posterior. A tabela 8 mostra os resultados para o aumento do IPI em 2010. Foram utilizados dados do ano 2009 representando o momento antes do choque e 2010 como período posterior.

O coeficiente de interesse, $Treat \times Post \times LeverageMean$, no modelo completo disposto na coluna *(i)* da tabela 6 mostra que, para o grupo de tratamento, após a primeira redução do IPI em 2009, houve influência da alavancagem média do setor de maneira positiva e significante (0,518*) sobre a alavancagem de mercado da firma, mas o mesmo não se verifica nos resultados das tabelas 7 e 8, momentos considerados como da segunda redução do IPI e seu aumento, respectivamente. Isto significa que existem índicios que os níveis de alavancagem das firmas pares influenciam a alavancagem da firma mesmo após o choque exógeno usado para controlar a possível endogeneidade, mas não são fortes o suficiente para aumentar a confiabilidade desta relação.

Analisando os resultados em conjunto percebe-se que, de maneira geral, a alavancagem média do setor, exceto firma *i*, teve uma relação direta (positiva) com a alavancagem da firma, mas isso não inclui todos os resultados dos modelos que tratam da relação da alavancagem do setor sobre a firma após os choques de redução/aumento de IPI. Por isso, estes resultados não reforçam os autores que argumentam que o principal determinante da estrutura de capital das firmas é o setor (Lemmon, Roberts & Zender, 2008; Frank & Goyal, 2009; Rauh & Sufi, 2012; Leary & Roberts, 2014).

Nota-se que os indícios encontrados de que a alteração do IPI afetou a alavancagem das firmas se referem ao período posterior à primeira redução, entre 2008 e 2009, período este muito próximo à crise financeira internacional. De fato, a primeira redução do IPI se fez necessária para, diante de um cenário de contração do crédito e do consumo, manter o mercado interno aquecido e os empregos nestes setores. Este resultado mostra que as empresas dentro dos setores afetados se comportaram de maneira homogênea nas suas decisões de financiamento. Já a segunda redução em 2012 visava combater as consequências desta mesma crise (Wilbert et al, 2014), mas neste segundo momento não é possível confirmar estatisticamente que as empresas convergiram como antes. Elas podem ter antecipado a reação a este novo choque ou pode estar relacionado às limitações metodológicas listadas na seção 4.3.

Sobre as variáveis de controle ligadas às características próprias, percebe-se grande consistência nas relações apontadas nos dois modelos. O *market-to-book* apresentou sempre relação negativa com a alavancagem indicando uma tendência das firmas lançarem ações quando seu valor aumenta (Myers & Majluf, 1984). A lucratividade mostrou relação também negativa mostrando tendência das empresas da amostra ao financiamento com capital próprio (Fama & French, 2002). A tangibilidade, nos momentos de redução do IPI, se relaciona positivamente com alavancagem, o que reforça a teoria de seu uso como colateral. A esperada relação positiva entre tamanho e alavancagem foi confirmada, porque as grandes tem mais facilidade para obter empréstimos

(Byoun, 2008). Estas relações são as mesmas encontradas por Frank & Goyal (2009).

A alavancagem defasada do líder, $LeaderLev_{t-1}$, mostrou na maior parte dos modelos uma relação positiva com a alavancagem da firma nos períodos dos dois choques analisados, confirmando que líder é uma empresa que tem visibilidade e as demais a observam e querem repetir seus passos (Leary & Roberts, 2014). As seguidoras são empresas com maior necessidade de construir reputação e com necessidade de aprendizagem, por isso são sensíveis às políticas financeiras dos líderes e o benefício percebido pela imitação do líder compensa possíveis custos envolvidos neste comportamento (Mackay & Phillips, 2005).

Em algumas variações dos modelos foi incluída uma representação da concentração de mercado. No modelo sem choques exógenos, tabela 5, a concentração de mercado se mostrou positivamente relacionada com a alavancagem, mostrando que os setores mais concentrados teriam maior alavancagem. O que vai contra os resultados de Almazan & Molina (2002) que mostram que os setores mais concentrados possuem mais ativos específicos, o que levaria a níveis mais homogêneos e mais baixos de dívida, já que estes ativos são em geral financiados com capital próprio. Entretanto, esta relação se inverte nos modelos que consideram as alterações do IPI, os setores mais concentrados passam a ter menor alavancagem, contrariando Mackay & Phillips (2005). Assim, os resultados do fator concentração sobre a alavancagem continuam pouco conclusivos.

Estes resultados mostram que a alavancagem da firma pode ser determinada por suas próprias características, pelas decisões de seus pares, pela posição que ela ocupa dentro do setor e pelo ambiente, mas os modelos que incluem o choque exógeno, apesar de haver indícios da relação entre alavancagem do setor de da firma após a redução do IPI, não são fortes o suficiente para sustentar a relação positiva significativa.

4.2 Teste de confiabilidade

Para Bertrand et al (2004), entre as vantagens do *diff-in-diff* estão a simplicidade e o seu potencial para minimizar problemas de endogenia, mas ainda mantém suas limitações, entre elas a possibilidade de viés nas próprias intervenções utilizadas como choques. Estes autores analisaram artigos de seis periódicos entre 1990 e 2000 e verificaram que foram utilizadas técnicas para minimizar a endogenia como gráficos de análise, análise da persistência do efeito, procura pelo efeito antes da intervenção, inclusão de variável dependente defasada, entre outros.

Para aumentar a confiabilidade do modelo *diff-in-diff* o mais comum é utilização de testes de sensibilidade ou testes placebo. As principais possibilidades de teste placebo para esse tipo de modelo são: considerar como se o choque tivesse acontecido um ou dois anos antes; uso de uma variável dependente que conhecidamente não está relacionada com o choque e o uso de grupo de tratamento falso, uma população que na realidade não sofreu o choque. Nestas três possibilidades espera-se que não haja significância estatística no coeficiente de interesse, confirmando que a relação encontrada no modelo original é válida de fato para aquele grupo, no período posterior ao choque. Outra possibilidade é o uso de um grupo de controle diferente, neste caso as estimações do placebo e do modelo real devem ser iguais.

O modo escolhido para este estudo foi o do grupo de tratamento falso. Foi escolhido um grupo de empresas do setor químico, que corresponde a 17 empresas no período. Este grupo foi escolhido por ter um número similar de empresas a serem inseridas no grupo de tratamento e por ter características opostas às empresas do grupo de tratamento real. Desta forma, o esperado é que os resultados sejam diferentes, caso sejam iguais, pode-se afirmar o modelo original mostra uma relação espúria ou que estas empresas estejam todas sendo afetadas por outro fator não-observável.

No modelo original verifica-se significância estatística no coeficiente de interesse na coluna *(i)* da primeira redução do IPI (tabela 6). O teste placebo foi rodado para este momento e é apresentado na tabela 9 os resultados correspondentes. Percebe-se que não há significância estatística no teste falso, o que aumenta a confiabilidade do resultado original, ou seja, a relação positiva e significante observada no resultado principal é valida para o grupo de tratamento após o choque exógeno.

Tabela 5
Alavancagem média do setor e alavancagem da firma

	Y	Market Leverage			
		(i)	*(ii)*	*(iii)*	*(vi)*
firma i	*Market-to-book*	***−0,115	***−0,117		
	Lucratividade	***−0,160	***−0,152		
	Tangibilidade	0,014	0,045		
	Tamanho	***0,025	***0,021		
média Setor, exceto firma i	*Market-to-book*	−0,004	**−0,005	***−0,007	***−0,007
	Tamanho	***−0,0185	***−0,013	***−0,026	***−0,021
	Lucratividade	0,000	−0,0002	0,0003	0,0001
	Tangibilidade	−0,007	−0,024	−0,038	−0,013
	Market Leverage	***0,561	***0,557	***0,839	***0,859
	HHI >0,25	−0,004	0,005	*0,033	0,009
	a	*0,128	***0,157	***0,336	***0,312
	Obs	1859	1859	1859	1859
	R^2	0,38	0,37	0,18	0,17
	Efeitos Fixos	Sim	Não	Sim	Não
	Y	Book Leverage			
		(v)	*(vi)*	*(vii)*	*(viii)*
firma i	*Market-to-book*	***−0,066	***−0,066		
	Lucratividade	***−0,189	***−0,187		
	Tangibilidade	***−0,099	−0,027		
	Tamanho	***0,039	***0,036		
média Setor, exceto firma i	Market-to-book	0,001	−0,001	−0,003	−0,004
	Tamanho	−0,002	0,003	0,000	0,004*
	Lucratividade	0,000	−0,000	0,0003	0,0002
	Tangibilidade	−0,049	−0,054	***−0,204	***−0,139
	Book Leverage	0,003	0,003	0,004	0,003
	HHI >0,25	−0,015	−0,011	−0,003	−0,004
	a	−0,001	−0,003	***0,409	***0,379
	Obs	1845	1845	1845	1845
	R^2	0,17	0,16	0,02	0,01
	Efeitos Fixos	Sim	Não	Sim	Não

Aplicação da equação (1) As variáveis dependentes estão no topo das colunas e são a Alavancagem de Mercado *(i, ii, iii e iv)* e Alavancagem Contábil *(v, vi, vii e viii)*. Significância estatística da diferença em relação à média geral: 1% (***), 5% (**) e 10% (*).

4.3 Limitações

Idealmente os grupos controle e de tratamento deveriam ser semelhantes antes do choque considerando uma série de variáveis, se possível serem semelhantes também nos resultados e tendências de resultados. O desequilíbrio entre as empresas do grupo de tratamento e controle pode afetar a credibilidade do modelo baseado no choque exógeno.

Se existe a semelhança anterior, a mudança observada no grupo de tratamento após o choque será com mais certeza relacionada a ele, mas apesar da verificação do equilíbrio das amostras ser recomendável, ela não é um padrão do *diff-in-diff* (Atanasov & Black, 2016). A amostra utilizada neste estudo é a de empresas brasileiras de capital aberto, uma amostra pequena, que caso fosse submetida a métodos de balanceamento poderia se tornar ainda menor, o que traria a desconfiança em relação aos resultados considerando a dimensão da amostra total e os resultados ficariam limitados ao pequeno grupo de empresas similares.

Outra limitação pode estar relacionada à verdadeira exogeneidade do choque. Além das características já mencionadas na seção 'Metodologia', espera-se que as empresas não possam antecipar a ocorrência do choque.

Tabela 6
Redução IPI 2009

Y	*Market Leverage*		*Book Leverage*	
	(i)	*(ii)*	*(iii)*	*(iv)*
Treat	−0,018	−0,043	*−0,252	*−0,253
Post	**−0,041	***−0,106	***−0,046	***−0,040
Treat×Post	−0,086	−0,052	0,100	0,093
Leverage Mean	***0 .347	***0,416	−0,008	***0,214
Treat×Leverage Mean	−0,030	0,062	0,52	*0,651
Post×Leverage Mean	***−0,428	***−0,339	0,018	0,013
Treat×Post×Leverage Mean	*0,518	0,441	−0,173	−0,174
HHI>0,25	*−0,042	−0,047	−0,032	−0,022
Size	*0,011		***.039	
Tangibility	**0,125		***0,167	
Profitability	−0,108		***−0,198	
Market-to-book	***−0,134		***−0,036	
$LeaderLev_{t-1}$	**0,172	**0,153	***0,204	***0,214
a	***0,260	***0,340	−0,109	***0,354
Obs	394	402	409	543
R^2	0,41	0,17	0,23	0,04

Aplicação da equação (2). A tabela 6 mostra os resultados para a redução do IPI em 2009. Foram utilizados dados do ano de 2008, representando o momento antes do choque e 2009 como o período posterior. As variáveis dependentes estão no topo das colunas e são a Alavancagem de Mercado *(i, ii)* e Alavancagem Contábil *(iii, iv)*. Significância estatística da diferença em relação à média geral: 1% (***), 5% (**) e 10% (*).

Tabela 7
Redução IPI 2012

Y	*Market Leverage*		*Book Leverage*	
	(i)	*(ii)*	*(iii)*	*(iv)*
Treat	−0,086	−0,075	−0,255	**−0,325
Post	0,012	−0,003	***0,020	0,010
Treat×Post	−0,053	−0,013	−0,072	0,003
Leverage Mean	**0,236	***0,47	−0,043	−0,027
Treat×Leverage Mean	0,233	0,247	***0,928	***1,246
Post×Leverage Mean	−0,077	*−0,142	**0,043	0,031
Treat×Post×Leverage Mean	0,286	0,283	−0,012	−0,22
HHI>0,25	−0,046	*−0,067	−0,042	0,019
Size	***0,029		***0,048	
Tangibility	*0,113		0,052	
Profitability	***−0,284		***−0,301	
Market-to-book	***−0,105		***−0,062	
$LeaderLev_{t-1}$	0,029	*0,137	0,075	**0,116
a	0,032	***0,306	*−0,161	***0,313
Obs	423	436	415	547
R^2	0,41	0,15	0,30	0,07

Aplicação da equação (2). A tabela 7 mostra os resultados para a redução do IPI em 2012. Foram utilizados dados do ano de 2011, representando o momento antes do choque e 2012 como o período posterior. As variáveis dependentes estão no topo das colunas e são a Alavancagem de Mercado *(i, ii)* e Alavancagem Contábil *(iii, iv)*. Significância estatística da diferença em relação à média geral: 1% (***), 5% (**) e 10% (*).

No caso do Brasil, a possível existência de um *lobby* político de alguns setores poderia colocar em dúvida se as empresas que foram beneficiadas não estavam previamente cientes e mais ainda, se não foram diretamente

Tabela 8
Aumento IPI 2010

Y	*Market Leverage*		*Book Leverage*	
	(i)	*(ii)*	*(iii)*	*(iv)*
Treat	−0,067	−0,086	−0,099	−0,160
Post	**0,027	*0,021	0,005	−0,002
Treat×*Post*	−0,045	−0,020	−0,044	−0,028
Leverage Mean	**0,160	***0,260	0,012	0,004
Treat×*Leverage Mean*	0,343	0,401	*0,432	**0,684
Post×*Leverage Mean*	0,034	*0,142	−0,012	0,022
Treat×*Post*×*Leverage Mean*	0,154	−0,066	0,068	0,026
HHI>0,25	−0,037	*−0,055	−0,023	0,022
Size	***0,017		***0,044	
Tangibility	−0,007		−0,041	
Profitability	−0,067		**−0,158	
Market-to-book	***−0,080		***−0,050	
$LeaderLev_{t-1}$	***0,176	***0,17	**0,171	**0,142
a	0,096	***0,216	*−0,162	***0,295
Obs	397	407	416	549
R^2	0,39	0,14	0,26	0,05

Aplicação da equação (2). A tabela 8 mostra os resultados para aumento do IPI em 2010. Foram utilizados dados do ano 2009, representando o momento antes do choque e 2010 como período posterior. As variáveis dependentes estão no topo das colunas e são a Alavancagem de Mercado *(i, ii)* e Alavancagem Contábil *(iii, iv)*. Significância estatística da diferença em relação à média geral: 1% (***), 5% (**) e 10% (*).

Tabela 9
Teste placebo

Y	*MarketLev*
	(i)
Treat	0,236
Post	***−0,044
Treat×*Post*	−0,171
Leverage Mean	**0,275
Treat×*Leverage Mean*	−0,696
Post×*Leverage Mean*	***−0,312
Treat×*Post*×*Leverage Mean*	0,190
HHI>0,25	*−0,047
Size	*0,011
Tangibility	**0,127
Profitability	−0,108
Market-to-book	***−0,135
$LeaderLev_{t-1}$	**0,172
a	***0,271
Obs	394
R^2	0,42

Aplicação da equação (2) em um teste placebo com uso de empresas químicas como grupo de tratamento. A coluna *i* corresponde à redução do IPI em 2009. Significância estatística da diferença em relação à média geral: 1% (***), 5% (**) e 10% (*).

causadoras do choque. Outro ponto que pode ser questionado é a não permanência do choque, uma vez que

as alíquotas do IPI foram reduzidas e aumentadas várias vezes ao longo do período estudado. Se as empresas sabem que o choque está a caminho ou que ele é temporário podem modificar de maneira consciente seu comportamento afetando o efeito observado, invertendo os sinais ou atenuando o efeito (Atanasov & Black, 2016).

O tamanho do grupo de tratamento e o uso do setor de autopeças representando o setor de automóveis também podem ser considerados limitações do estudo, pois não há garantia que a alavancagem dos dois se movimente da mesma forma. Para pesquisas futuras, uma possibilidade para aumentar a amostra e reduzir estas limitações pode ser o uso de uma base de dados que considere as empresas de capital fechado.

5. Considerações finais

Este artigo teve a intenção de contribuir com os trabalhos que buscam evidências da influência do setor sobre as decisões da firma, adicionando este fator aos modelos mais comuns que consideram apenas as características próprias das firmas como determinantes da estrutura de capital. Os resultados mostram uma relação positiva entre a alavancagem média do setor e da firma. Para mitigar a possibilidade de endogenia nesta relação incluiu-se um choque exógeno no modelo. Este choque exógeno foi a alteração da alíquota de IPI para setores de móveis, automóveis e eletrodomésticos. Da mesma forma, têm-se evidências que após a primeira redução do IPI (2008-2009) esta relação entre alavancagem do setor e da firma se manteve positiva para o grupo de empresas que obteve o benefício fiscal. Estas evidências indicam que na prática a alavancagem das empresas também pode se alterar de acordo com as decisões financeiras daquelas que são suas competidoras.

Os determinantes tradicionais da estrutura de capital se mostraram dentro do esperado com base na literatura e foi observado também que houve relação positiva da alavancagem do líder com alavancagem da firma, mostrando que não apenas o setor como um todo pode mudar o comportamento dos demais participantes, mas um integrante de maior visibilidade também pode causar mudanças nos pares isoladamente.

Este artigo contribui para o entendimento da estrutura de capital das empresas brasileiras uma vez que mostra que na prática as decisões de financiamento não são tomadas considerando a empresa como um sistema fechado. A confirmação da relação positiva entre a alavancagem do setor e da firma retrata a realidade onde as firmas que são concorrentes podem estar se movimentando conjuntamente e de maneira similar.

Para a literatura, este artigo contribui ao incluir novos fatores na busca dos reais determinantes da estrutura de capital e contribui também ao utilizar um método baseado em choques exógenos, visando minimizar os possíveis vieses apontados nesta relação, conforme se têm percebido como tendência nos principais *journals* internacionais. A inovação trazida neste artigo, que é a inclusão das alterações do IPI como choque exógeno, apesar de trazer indícios da relação positiva entre alavancagem do setor e da firma, não são estatisticamente fortes o suficiente para serem generalizados. Desta forma, pesquisas futuras podem trabalhar as limitações deste artigo, listadas na seção anterior, para encontrar os resultados que dêem maior sustentação à relação das decisões financeiras entre as empresas que competem no mesmo setor.

Referências

Almazan, A. e Molina, C. A. (2005). Intra-industry capital structure dispersion, *Journal of Economics and Management Strategy* **14**(2): 263–297.

Almeida, H. e Campello, M. (2007). Financial constraints, asset tangibility, and corporate investment, *Review of Financial Studies* **20**(5): 1429–1460.

Almeida, H., Campello, M., Laranjeira, B. e Weisbenner, S. (2009). *Corporate debt maturity and the real effects of the 2007 credit crisis*, NBER working paper 14990, National Bureau of Economic Research.

Atanasov, V. A. e Black, B. S. (2016). Shock-based causal inference in corporate finance and accounting research, *Critical Finance Review* **5**: 207–304.

Ayyagari, M., Demirgüç-Kunt, A. e Maksimovic, V. (2012). Firm innovation in emerging markets: The role of finance, governance, and competition, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* **46**(6): 1545–1580.

Banerjee, A. V. (1992). A simple model of herd behavior, *Quarterly Journal of Economics* **107**(3): 797–817.

Bertrand, M., Duflo, E. e Mullainathan, S. (2004). How much should we trust differences-in-differences estimates?, *Quarterly Journal of Economics* pp. 119 **119**(1), 249–275.

Bikhchandani, S., Hirshleifer, D. e Welch, I. (1998). Learning from the behavior of others: Conformity, fads, and informational cascades, *Journal of Economic Perspectives* **12**(3): 151–170.

Bresnahan, T. F. e Levin, J. D. (2012). *Vertical integration and market structure*, NBER working paper 17889, National Bureau of Economic Research.

Byoun, S. (2008). How and when do firms adjust their capital structures toward targets?, *Journal of Finance* **63**(6): 3069–3096.

Campello, M. (2003). Capital structure and product markets interactions: Evidence from business cycles, *Journal of Financial Economics* **68**: 353–378.

Campello, M. e Giambona, E. (2013). Real assets and capital structure, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* **48**(5): 1333–1370.

Carvalho, D. (2015). Financing constraints and the amplification of aggregate downturns, *Review of Financial Studies* **hhv021**.

Chen, L. e Zhao, X. (2006). On the relation between the market-to-book ratio, growth opportunity, and leverage ratio, *Finance Research Letters* (3(4)): 253–266.

Chiu, W. C., Peña, J. I. e Wang, C. W. (2015). Industry characteristics and financial risk contagion, *Journal of Banking & Finance* **50**: 411–427.

Chu, Y. e Wang, L. (2014). Capital structure along the supply chain: How does customer leverage affect supplier leverage decisions?, *Available at SSRN 1864183* .

Degryse, H., de Goeij, P. e Kappert, P. (2012). The impact of firm and industry characteristics on small firms' capital structure, *Small Business Economics* **38(4)**: 431–447.

Devenow, A. e Welch, I. (1996). Rational herding in financial economics, *European Economic Review* **40**(3): 603–615.

DiMaggio, P. J. e Powell, W. W. (2000). The iron cage revisited institutional isomorphism and collective rationality in organizational fields, *In Economics Meets Sociology in Strategic Management* (3): 143–166.

Fama, E. F. e French, K. R. (2002). Testing trade-off and pecking order predictions about dividends and debt, *Review of Financial Studies* **15**(1): 1–33.

Foucault, T. e Fresard, L. (2014). Learning from peers' stock prices and corporate investment, *Journal of Financial Economics* **111**(3): 554–577.

Frank, M. Z. e Goyal, V. K. (2009). Capital structure decisions: Which factors are reliably important?, *Financial management* (38(1)): 1–37.

Giachetti, C. e Torrisi, S. (2017). Following or running away from the market leader? The influences of environmental uncertainty and market leadership, *European Management Review* .

Hoberg, G., Phillips, G. e Prabhala, N. (2014). Product market threats, payouts, and financial flexibility, *Journal of Finance* **69**(1): 293–324.

Kaustia, M. e Rantala, V. (2015). Social learning and corporate peer effects, *Journal of Financial Economics* **117**(3): 653–669.

Kayo, E. K. e Kimura, H. (2011). Hierarchical determinants of capital structure, *Journal of Banking & Finance* **35**(2): 358–371.

Leary, M. e Roberts, M. (2014). Do peer firms affect corporate financial policy?, *Journal of Finance* **69**: 139–78.

Lemmon, M. L., Roberts, M. R. e Zender, J. F. (2008). Back to the beginning: Persistence and the cross section of corporate capital structure, *Journal of Finance* **63**: 1575–1608.

MacKay, P. e Phillips, G. M. (2005). Back to the beginning: Persistence and the cross section of corporate capital structure, *Review of Financial Studies* **18**(4): 1433–1466.

Masulis, R. W. e Shivakumar, L. (2002). Does market structure affect the immediacy of stock price responses to news?, *Journal of Financial and Quantitative Analysis* **37**(4): 617–648.

Meyer, J. W. e Rowan, B. (1977). Institutionalized organizations: Formal structure as myth and ceremony, *American Journal of Sociology* **83(2)**: 340–363.

Myers, S. C. e Majluf, N. S. (1984). Corporate financing and investment decisions when firms have information that investors do not have, *Journal of Financial Economics* **13**(2): 187–221.

Rauh, J. D. e Sufi, A. (2012). Explaining corporate capital structure: Product markets, leases, and asset similarity, *Review of Finance* **16**(1): 115–155.

Scavarda, L. F. R. e Hamacher, S. (2001). Evolução da cadeia de suprimentos da indústria automobilística no Brasil, *Revista de Administração Contemporânea* **5(2)**: 201–219.

Scott, W. R. (2008). *Institutions and Organizations: Ideas and Interests*, Sage Publications, Los Angeles, CA.

Wilbert, M. D., Serrano, A. L. M., de Sousa Gonçalves, R. e Alves, L. S. (2014). Redução do imposto sobre produtos industrializados e seu efeito sobre a venda de automóveis no Brasil: uma análise do período de 2006 a 2013, *Revista Contemporânea de Contabilidade* **11**(24): 107–124.

Williamson, O. E. (1988). Corporate finance and corporate governance, *Journal of Finance* **43**(3): 567–591.

Wooldridge, J. M. (2013). *Introductory Econometrics: a Modern Approach*, Nelson Education.

Impacto das variáveis bursáteis no desempenho financeiro das corretoras independentes
(The impact of stock market variables on brokerage firms' financial performance)

Leonardo Anversi Ukita[†]
Rodolfo Leandro de Faria Olivo[‡]
Leandro José Morilhas[*]
Flávia Angeli Ghisi Nielsen[**]

Resumo

O século XXI trouxe importantes inovações para o mercado acionário, particularmente a utilização em larga escala de sistemas automatizados de negociação que aliados a sistema de informação de altíssima velocidade, tornaram o mercado mais eficiente e competitivo para as corretoras de valores. Nesse contexto, o presente artigo investiga os impactos dessas mudanças para as corretoras independentes no Brasil. Para tanto, a técnica adotada é a da regressão linear múltiplas tendo como variáveis independentes: o índice Bovespa (IBOV), a volatilidade do mercado acionário e o volume negociado e como variável dependente o desempenho econômico-financeiro das corretoras brasileiras. Para tanto, o trabalho utilizou-se de uma amostra temporal de 52 meses. Os resultados obtidos sugerem que há pouco impacto das variáveis independentes no desempenho econômico-financeiro das corretoras no período, indicando um impacto ainda limitado das novas tecnologias de negociação e informação no mercado brasileiro.

***Palavras-chave*:** Corretoras de valores; Desempenho econômico-financeiro; Índice Bovespa; Volume acionário; Volatilidade acionária.
Código JEL: G14, G24.

Abstract

The 21st Century has seen important innovations in stock markets, particularly the widespread adoption of automatic trading systems, which, allied to high-speed information systems, have increased efficiency and competition among stock brokers. In this context, we investigate the impacts of these changes on independent Brazilian brokerage firms. Results based on a 52-month sample period suggest a small effect of the Bovespa index, market volatility and traded volume on brokers firms financial performance, indicating a still-limited impact of new technologies of automatic trading and high-speed information on the Brazilian market.

***Keywords*:** Stock brokers firms; Financial performance; Bovespa index; Stock trade volume; Equity volatility.
JEL Code: G14, G24.

1. Introdução

A bolsa de valores brasileira iniciou sua história em 1890, quando foi criada a Bolsa Livre. Na década de 1960, surgiram as sociedades corretoras e os operadores de pregão, e dessa maneira, a Bovespa assumiu a característica institucional de bolsa de valores mutualizada e sem fins lucrativos. Entretanto, em 2007 a Bovespa passou por uma desmutualização, ou seja, adotou uma nova estrutura comercial visando o lucro, e passou a ser chamada de Bovespa Holding S.A. No ano seguinte, em 2008, houve a integração da Bovespa Holding S.A com a BM&F S.A - centro de negociação de derivativos -, formando a BM&FBovespa S.A - Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros. Mais recentemente, no ano de 2017, a BM&FBovespa realizou uma fusão com a Cetip

Submetido em 16 de junho de 2016. Revisado em 18 de outubro de 2018. Aceito em 23 de janeiro de 2019. Publicado online em outubro de 2019. Editor responsável: Márcio Laurini.
[†](Autor correspondente) Fundação Instituto de Administração, Brasil. E-mail: leoukita@gmail.com
[‡]Fundação Instituto de Administração, Brasil. E-mail: rodolfo.olivo@outlook.com
[*]Fundação Instituto de Administração, Brasil. E-mail: ljmorilhas@ig.com.br
[**]Fundação Instituto de Administração, Brasil. E-mail: flaghisi@gmail.com

©2019 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license (http://creativecommons.org/licenses/by/3.0)

– Central de Liquidação e Custódia Financeira de Títulos, dando origem à B3 – Brasil, Bolsa e Balcão – a bolsa de valores brasileira da atualidade.

Tais fusões e consolidações visam, de forma geral, gerar economias de escala e ganhos de eficiência, a fim de fazer frente aos desafios trazidos para o mercado bursátil no século XXI, desafios esses que seriam, de acordo com Angel et al (2011), a utilização em larga escala de sistemas automatizados de negociação, controlados por softwares, os chamados "robôs", além de sistemas de informação de altíssima velocidade, que levaram a significativa queda dos custos de transação e a uma consequente mudança significativa na estrutura de mercado.

Nesse contexto de mudanças e novos desafios para as corretoras no século XXI, a pergunta de pesquisa que orienta o presente trabalho é: "como as variáveis índice Bovespa (IBOV), volatilidade do mercado acionário e volume negociado impactam o desempenho econômico-financeiro das corretoras independentes?"

Assim o objetivo do trabalho consiste em estudar as possíveis relações entre o desempenho econômico-financeiro das corretoras independentes em relação às variáveis: (i) índice Bovespa, ou seja, o desempenho do mercado em si; (ii) volatilidade do mercado e (iii) volume negociado. A escolha das três variáveis se deu por considerar-se que essas são influenciadas diretamente pelas mudanças e desafios para as corretoras no século XXI, conforme proposto por Angel et al (2011) e assim poder-se-ia inferir possíveis impactos das citadas mudanças no desempenho econômico-financeiro das corretoras, ainda que de forma indireta.

A presente pesquisa optou pela delimitação de estudar apenas as corretoras independentes no Brasil, desconsiderando as corretoras de conglomerados bancários, a fim de não ter resultados influenciados por possíveis políticas internas de sinergia de vendas dos conglomerados financeiros, que poderiam "inflar" os lucros das corretoras de forma artificial e assim distorcer os resultados obtidos pela pesquisa.

As corretoras independentes tem ganhado significativo espaço no Brasil nos últimos anos, processo esse noticiado pela imprensa como "desbancarização", atingindo um volume recorde de pessoas. Ademais poucos trabalhos acadêmicos estudam as corretoras independentes, ainda mais em sua relação de desempenho econômico-financeiro com as variáveis bursáteis. Desta forma, justifica-se a presente pesquisa pela sua relevância econômica e social, dada a amplitude pessoas que vem atingindo no Brasil nos últimos anos, além de sua contribuição para diminuir a lacuna da escassez de investigações científicas sobre o tema.

A seção 2 a seguir apresenta a fundamentação teórica utilizada para a criação do arcabouço conceitual do trabalho.

2. Fundamentação teórica

A presente seção de fundamentação teórica está subdividida em quatro subseções. Na subseção 2.1 discute-se o papel do mercado financeiro e as funções das corretoras de valores. Na subseção 2.2 é apresentada a literatura acerca do índice Bovespa, da volatilidade e do volume negociado em Bolsa, variáveis essas objeto de análise da presente pesquisa. Na subseção 2.3 são explorados os indicadores de desempenho econômico-financeiros das empresas, os quais serão utilizados para analisar as possíveis relações com as variáveis da subseção 2.2. Por fim, na subseção 2.4 é discutida a literatura acadêmica sobre o impacto das mudanças do mercado bursátil no século XXI.

Tais divisões e tópicos de fundamentação teórica tiveram por objetivo criar o arcabouço conceitual do qual a se utiliza e que será aplicado para suportar o método de pesquisa.

2.1 Mercado de capitais e as corretoras de valores

A fim de entender o mercado de capitais, fez-se necessário compreender o sistema em que ele está englobado, o sistema financeiro. De acordo com a Comissão de valores mobiliários (2014), o sistema financeiro corresponde a um conjunto de instituições e instrumentos que viabilizam o fluxo financeiro entre os agentes superavitários e deficitários. Entretanto, este modelo tradicional de intermediação financeira não foi o suficiente para suprir todas as demandas existentes do mercado, sendo necessária a segmentação em quatro grandes mercados: mercado monetário; mercado de câmbio; mercado de crédito e mercado de capitais (CVM, 2014).

O mercado de capitais, segundo Securato (2009), supre a lacuna deixada pelo mercado de crédito com a estruturação de operações e produtos para a intermediação de recursos de investidores para empresas que precisam de recursos de longo prazo. No mercado de crédito, as instituições financeiras captam recursos dos agentes superavitários e emprestam aos deficitários, assumindo os riscos da operação. Entretanto, no mercado de capitais, os poupadores emprestam seus recursos diretamente aos tomadores, mas sempre com a intermediação de uma instituição financeira, que atua principalmente como prestadoras de serviço (CVM, 2014).

Sendo assim, Securato (2009) defende o objetivo do mercado de capitais como a necessidade de proporcionar a liquidez aos títulos de emissão das empresas e viabilizar seu processo de capitalização. As instituições financeiras que atuam como prestadoras de serviço não se responsabilizam pelo cumprimento das obrigações esclarecidas e formalizadas entre os emissores dos títulos e os investidores (CVM, 2014). Dessa forma, a CVM (2014, p.36) conceitua o mercado de capitais como:

> "[...] o segmento do mercado financeiro em que são criadas as condições para que as empresas captem recursos diretamente dos investidores, através da emissão de instrumentos financeiros, com o objetivo principal de financiar suas atividades ou viabilizar projetos de investimentos."

O Sistema Financeiro Nacional, de acordo com Securato (2009), é composto por um conjunto de instituições que se dedica em manter o fluxo de recursos entre os poupadores e investidores e a ordem no mercado financeiro por meio de normas e procedimentos. Securato (2009) propõe que atualmente, o Sistema Financeiro Nacional é dividido em três grandes grupos: sistema normativo, instituições especiais, instituições auxiliares e intermediários financeiros. Entretanto, a CVM (2014) propõe uma divisão um pouco diferente, baseada na proposta do Banco Central do Brasil, na qual se subdivide o sistema em três níveis: Órgãos normativos, entidades supervisoras e operadores, conforme pode ser observado na tabela 1.

Tabela 1
Estrutura do sistema financeiro

órgão normativo	entidades supervisoras	operadores
Conselho Monetário Nacional (CMN)	Banco Central do Brasil (BACEN)	instituições financeiras, captadores de depósitos à vista, demais instituições financeiras, outros intermediários financeiros e administradores de recursos de terceiros
	Comissão de Valores Mobiliários (CVM)	bolsas de mercadorias e futuros, bolsa de valores, outros intermediários financeiros e administradores de recursos de terceiros
Conselho Nacional de Seguros Privados (CNSP)	Superintendência de Seguros Privados (SUSEP)	resseguradores, sociedades seguradoras, sociedades de capitalização, entidades abertas de previdência complementar
Conselho Nacional de Previdência Complementar (CNPC)	Superintendência Nacional de Previdência Complementar (PREVIC)	entidades fechadas de previdência complementar (fundos de pensão)

Fonte: CVM (2014).

A CVM (2014, p.38) propõe a seguinte definição para os órgãos normativos:

> "[...] são os responsáveis pela definição das políticas e diretrizes gerais do sistema financeiro, sem funções executivas. São entidades governamentais colegiadas, criadas por lei, com atribuições específicas. Em geral, apoiam-se em estruturas técnicas de apoio para a tomada das decisões, que são regulamentadas e fiscalizadas pelas entidades supervisoras".

Desta forma, são componentes dos órgãos normativos: Conselho Monetário Nacional (CMN), Conselho Nacional de Seguros Privados (CNSP) e o Conselho Nacional de Previdência Complementar (CNPC). As entidades supervisoras têm a seguinte definição de acordo com a CVM (2014, p.38):

> "[...] assumem diversas funções executivas, como a fiscalização das instituições sob sua responsabilidade, assim como funções normativas, com o intuito de regulamentar dispositivos legais ou normas editadas pelos órgãos normativos. "

As entidades supervisoras são compostas por: Banco Central do Brasil (BACEN), Comissão de Valores Mobiliários (CVM), Superintendência de Seguros Privados (SUSEP) e Superintendência Nacional de Previdência Complementar (PREVIC).

Por fim, para CVM (2014, p.38) os operadores são:

> "[...] as demais instituições, públicas ou privadas, envolvidas diretamente, ou como instituições auxiliares, nas atividades de captação, intermediação e aplicação de recursos no sistema financeiro nacional. É comum, didaticamente, subdividi-los em instituições financeiras monetárias, órgãos oficiais, demais instituições financeiras, outros intermediários financeiros, instituições auxiliares e instituições dos segmentos de seguro e previdência".

Neste grupo são enquadradas as sociedades corretoras de títulos e valores mobiliários, que serão objeto para o desenvolvimento deste estudo. Para Securato (2009), as sociedades corretoras de valores mobiliários são as que efetuam com exclusividade a intermediação financeira e a distribuição de títulos e valores mobiliários nos pregões das Bolsas de Valores. Em adição, a CVM (2014) destaca que sua principal atividade é a execução de ordens de compra e venda de ativos para seus clientes. Além disso, elas podem auxiliar os seus clientes na medida em que disponibilizam informações provenientes de seus departamentos técnicos ou de análise de terceiros.

2.2 Índice Bovespa, volatilidade e volume negociado

Os índices do mercado acionário, que avaliam a flutuação média do nível geral das cotações das ações tem sido importantes, tanto nos mercados acionários mais desenvolvidos e tradicionais, como naqueles que estão emergindo.

A partir destes índices, é possível realizar a comparação entre os vários mercados acionários do mundo, influenciando no processo decisório dos investidores. Os índices também servem como referência para a análise do comportamento dos preços de determinada ação, uma vez que as cotações das ações obedecem a tendências gerais presentes ao mercado, as quais são fielmente retratadas pelos índices. (LEITE, 1994; ASSAF NETO, 2012).

Para Leite (1994) e Assaf Neto (2012), além de servirem como referência para avaliação do desempenho de ações e carteiras individuais, os índices são importantes referências para a análise macroeconômica, porque em suas flutuações está retratado o desempenho geral médio da economia.

No Brasil, o principal índice de mercado é o Ibovespa, o mais importante indicador do desempenho das cotações das ações negociadas no mercado brasileiro (ASSAF NETO, 2012). O índice Ibovespa começou a ser computado em 2 de janeiro de 1968 e, no decorrer dos anos, com as elevadas taxas de inflação e as trocas das moedas oficiais, teve que ser readaptado para não prejudicar a metodologia do índice.

Segundo Leite (1994), o valor absoluto do índice não tem grande relevância. Para ele, o importante é sua variação entre duas datas que define determinado período de tempo, o que para ele e Assaf Neto (2012) entende-se por lucratividade. A variação desse índice é, portanto, uma taxa de lucratividade que seria auferida por quem mantivesse esta carteira durante o período da análise (LEITE, 1994).

Para Assaf Neto (2012, p.230), o Ibovespa tem como objetivo básico:

> "[...] refletir o desempenho médio dos negócios à vista ocorridos nos pregões da bolsa de valores de São Paulo. A carteira teórica do índice procura retratar, da melhor forma possível, o perfil dos

> negócios realizados na Bovespa. É considerado um indicador do retorno total das ações que o compõe, apurando não somente as variações de preços, mas também a distribuição de proventos".

Com o intuito de realizar a manutenção da amostra de ações, buscando torná-la mais representativa do mercado, periodicamente a Bolsa de Valores realiza a atualização de sua hipotética carteira de ações, incluindo os papéis mais representativos do último período e excluindo aqueles com menor participação. (ASSAF NETO, 2012)

A metodologia utilizada para o cálculo do índice foi atualizada em setembro de 2013. O Ibovespa é composto pelas ações e *units* exclusivamente de ações de companhias listadas na BM&FBovespa (2014, p.4) que atendem aos critérios de inclusão descritos a seguir:

1. Estar entre os ativos elegíveis que, no período de vigência das 3 (três) carteiras anteriores, em ordem decrescente de Índice de Negociabilidade (IN), representem em conjunto 85% (oitenta e cinco por cento) do somatório total desses indicadores (ver Manual de Definições e Procedimentos dos Índices da BM&FBovespa).

2. Ter presença em pregão de 95% (noventa e cinco por cento) no período de vigência das 3 (três) carteiras anteriores.

3. Ter participação em termos de volume financeiro maior ou igual a 0,1% (zero vírgula um por cento), no mercado à vista (lote padrão), no período de vigência das 3 (três) carteiras anteriores.

4. Não ser classificado como "*Penny Stock*" (ver Manual de Definições e Procedimentos dos Índices da BM&FBovespa).

Um ativo que seja objeto de Oferta Pública realizada durante o período de vigência das 3 (três) carteiras anteriores ao rebalanceamento será elegível, mesmo sem estar listado todo o período, desde que:

(a) A Oferta Pública de distribuição de ações ou *units*, conforme o caso tenha sido realizado antes do rebalanceamento imediatamente anterior.

(b) Possua 95% (noventa e cinco por cento) de presença desde seu início de negociação.

(c) Atenda cumulativamente aos critérios 1, 3 e 4.

Em contrapartida, de acordo com BM&FBovespa (2014, p.4), são excluídos da carteira os ativos que:

1. Deixarem de atender a dois dos critérios de inclusão acima indicados.

2. Estiverem entre os ativos que, em ordem decrescente de IN, estejam classificados acima dos 90% (noventa por cento) do total no período de vigência das 3 (três) carteiras anteriores (ver Manual de Definições e Procedimentos dos Índices da BM&FBovespa).

3. Sejam classificados como "*Penny Stock*" (ver Manual de Definições e Procedimentos dos Índices da BM&FBovespa); ou

4. Durante a vigência da carteira passem a ser listados em situação especial (ver Manual de Definições e Procedimentos dos Índices da BM&FBovespa). Serão excluídos ao final de seu primeiro dia de negociação nesse enquadramento.

Por fim, no Ibovespa, os ativos são ponderados pelo valor de mercado dos ativos que se encontram em circulação da espécie pertencente à carteira, com limite de participação baseado na liquidez. De acordo com a metodologia do índice Bovespa (2014), a representatividade de um ativo no índice, quando das manutenções periódicas, não poderá ser superior à participação que o ativo teria caso a carteira fosse ponderada pela representatividade dos INs individuais no somatório de todos os INs dos ativos integrantes da carteira. Caso ocorra,

será feita a redistribuição do excedente proporcionalmente aos demais ativos integrantes da carteira, adequando o peso do ativo a esse limite. Além disso, a participação dos ativos de uma companhia no índice não pode ultrapassar 20%, seja na sua inclusão ou nas manutenções periódicas.

O índice Bovespa considera em sua carteira teórica somente as ações com o maior grau de negociabilidade, sendo este definido pela seguinte fórmula:

$$IN = \sqrt[3]{\frac{ni}{N}} \cdot \sqrt[3]{\left(\frac{vi}{V}\right)^2} \cdot \frac{pi}{P} \tag{1}$$

Na qual: IN = Índice de negociabilidade. ni = número de negócios com a ação i no mercado à vista. N = número total de negócios no mercado à vista da BM&FBovespa. vi = volume financeiro gerado pelos negócios com a ação i no mercado à vista. V = volume financeiro total do mercado à vista da BM&FBovespa. pi = número de pregões em que a ação foi negociada. P = número de pregões total do período analisado.

Após a escolha dos ativos que irão compor a carteira, a carteira teórica do índice tem vigência de quatro meses. Ao final de cada quadrimestre a carteira é rebalanceada, utilizando-se os procedimentos e critérios integrantes da metodologia do índice. (BM&FBovespa, 2013)

A volatilidade, de acordo com Assaf Neto (2012) tem por objetivo quantificar as variações dos resultados em torno de uma média esperada, sendo geralmente determinada para curtos intervalos de tempo.

Para Reilly e Norton (2006), os riscos surgem da volatilidade esperada do retorno de um determinado ativo sobre o tempo e que as causas desses riscos são as flutuações da renda estimada, as flutuações na expectativa futura do preço do ativo e as flutuações no retorno do investimento.

Segundo Alexander (2005), é difícil prever as variações nos preços dos ativos financeiros e, à medida que se aumenta o prazo, cresce a incerteza em relação ao retorno destes ativos. Desta forma, a distribuição destes retornos se torna mais dispersa, ou seja, eleva sua variância. A medida mais comum de dispersão é o desvio padrão (σ) de uma variável aleatória, que corresponde à raiz quadrada de sua variância:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (Y_i - \bar{Y})}{n-1}} \tag{2}$$

Na qual:

Y_i = retorno do título

$\bar{Y}$ = média dos retornos da amostra

n = número de observações/retornos da amostra

Visto que o volume do mercado acionário entende-se pelo sentido direto da palavra, sem a necessidade de definições teóricas. O volume pode corresponder à quantidade de negócios fechados ou então o volume financeiro (Preço dos ativos x Quantidade de ativos) negociado durante o pregão.

De acordo com a CVM (2014), os investidores com objetivos para períodos menores devem olhar com atenção ao comportamento dos volumes das ações, analisando preço e volume considerando os movimentos de preços são correlatos com movimentos de volume, conforme pode ser observado na tabela 2.

Tabela 2
comportamento de preços e volumes

volume	preço	pressão	bolsa
sobe	sobe	compradora	em alta
cai	cai	vendedora	em baixa
sobe	oscila respeitando um preço mínimo	compradora	bolsa em fase de acumulação
cai	oscila respeitando um preço máximo	vendedora	bolsa em fase de distribuição

Fonte: CVM (2014).

Na subseção 2.3, a seguir, são apresentados os indicadores de desempenho econômico-financeiro que serão utilizados na presente pesquisa.

2.3 Indicadores de desempenho econômico-financeiro

São inúmeras as formas de mensurar o desempenho econômico-financeiro de uma empresa. Para fins deste estudo, serão utilizadas cinco variáveis para serem correlacionadas com os indicadores discutidos na subseção anterior. São elas: Ativo, Patrimônio Líquido, Lucro Líquido, Retorno sobre o Patrimônio Líquido e Retorno sobre o Ativo.

O ativo, segundo Iudícibus et al. (2010), refere-se aos bens e direitos da entidade expressos em moeda. Em adição, para o portal Só Contabilidade (2015) o ativo representa os benefícios presentes e futuros para a empresa. Trata-se de um recurso controlado pela organização como resultado de eventos passados e do qual se espera que proporcionem, no futuro, benefícios econômicos para a entidade.

Em suma, a finalidade de uma empresa é o lucro, e o ativo é a aplicação dos bens e direitos de modo a produzir este lucro (SÓ CONTABILIDADE, 2015).

Segundo Silva (2005), o patrimônio líquido representa, no balanço patrimonial, a parte da empresa que pertence aos seus proprietários, o que o portal Só Contabilidade (2015) apresenta como riqueza efetiva, ou seja, o que sobra para os proprietários após pagarem todas as dívidas.

Desta forma, Iudícibus et al. (2010) apresentam a seguinte equação para obtermos o patrimônio líquido de uma entidade: a diferença entre o valor do ativo e do passivo, em determinado momento.

Para lucro líquido Silva (2005, p.160) propõe a seguinte definição:

> "[...] indica o resultado do exercício após computar a totalidade das receitas de vendas, a dedução dos custos dos produtos, mercadorias ou serviços vendidos, a dedução das despesas operacionais, as receita e despesas eventuais, o imposto de renda, a contribuição social e as participações. Portanto o lucro líquido é a parcela do resultado do período que sobrou para os acionistas".

Em complemento, o autor afirma que o lucro líquido é um dos itens mais importantes proprietários, uma vez que possibilitará o retorno sobre seus investimentos.

O retorno sobre o patrimônio líquido, em inglês *return on equity* (ROE), de acordo com Silva (2005), trata-se de um índice que indica quanto de prêmio os acionistas ou proprietários de uma empresa estão obtendo em relação a seus investimentos no empreendimento. Dessa maneira, o lucro é o prêmio do investidor pelo risco de seu negócio. Para o cálculo do índice, Silva (2005) propõe a seguinte equação:

$$\text{ROE} = \frac{\text{LL}}{\text{PLm}} \mathbf{x\ 100}$$

Na qual:

LL = lucro líquido

PLm = patrimônio líquido médio

O índice de retorno sobre o ativo, em inglês *return on asset* (ROA), segundo Silva (2005), indica a lucratividade que a empresa propicia em relação aos investimentos totais representados pelo ativo total médio. Desta forma, Silva (2005) propõe a equação a seguir:

$$\mathbf{ROA} = \frac{\text{LL}}{\text{ATm}} \mathbf{x\ 100}$$

Na qual:

LL = lucro líquido

ATm = ativo total médio

Na subseção 2.4, a seguir, é apresentada a literatura acadêmica sobre o impacto das mudanças do mercado bursátil no século XXI.

2.4 Os novos desafios das corretoras de valores no século XXI

O século XXI trouxe novas tecnologias e consequentemente novos desafios e oportunidades para mercado de capitais em geral e para as corretoras de valores, em especial.

Em estudo conduzido na Índia por Sainy (2006) no qual o autor investigou os fatores que influenciaram um grande crescimento no volume de ações negociada nesse país no século XXI. Os principais sete fatores apontados por Sainy (2006) foram: (i) o ambiente econômico; (ii) crescimento do PIB e políticas governamentais; (iii) comércio exterior e investimentos; (iv) nível de transparência; (v) efeitos sazonais; (vi) assimetria de informações e (vii) liberalização. Observa-se que a maioria dos fatores estão ligados ao ambiente empresarial e tecnológico do país, sendo positivamente impactados pelas tecnologias de informação e telecomunicações que tornam os mercados mais eficientes, mesmo em países com problemas estruturais como a Índia. O caso da Índia é ilustrativo e relevante para essa pesquisa, pois muitos dos problemas estruturais que esse país enfrenta são semelhantes ao Brasil. Pode-se inferir assim que, pelo menos em algum grau, os resultados obtidos por Sainy (2006) devem guardar semelhanças com a realidade brasileira, afetando portanto, as variáveis pesquisadas nesse trabalho.

De acordo com Angel et al (2011), corroborando a pesquisa de Sainy (2006) aplicada em países desenvolvidos, os últimos anos tem sido de profundas transformações no mercado bursátil. A utilização em larga escala de sistemas automatizados de negociação, controlados por softwares, além de sistemas de informação de altíssima velocidade, levaram a significativa queda dos custos de transação e a uma consequente mudança na estrutura de mercado. Ainda de acordo com Angel et al (2011) nesse novo contexto os maiores vencedores foram os investidores que com conseguiram reduzir seus custos de transação em relação ao que acontecia antes da introdução dessas novas tecnologias. Para os autores ainda foram vencedores as bolsas de valores, corretoras e agentes que adotaram as novas tecnologias de forma inteligente, permitindo que também aumentassem sua lucratividade, por meio do incremento de volume transacionado, mesmo em um ambiente de queda nas taxas de transação. Os perdedores, por outro lado, foram os intermediários que não conseguiram se adaptar às novas tecnologias, tornando-se menos competitivos, obsoletos e em última instância, irrelevantes.

Em estudo realizado na bolsa de Toronto, Malinova e Park (2015) investigaram a relação entre as novas tecnologias, estrutura de mercado e impactos na liquidez e volume negociados. Para os autores, a nova estrutura de mercado alterou as taxas de transação cobradas, que diminuíram, ao mesmo tempo em que aumentou o volume negociado, intensificou a competição entre as corretoras e incrementou significativamente a liquidez do mercado. Malinova e Park (2015), portanto, também corroboram, no mercado canadense, as principais conclusões de Sainy (2006) e Angel et al (2011).

Pesquisa conduzida por Batallio e Jennings (2016) no mercado estadunidense, com escopo semelhante à de Malinova e Park (2015), chegaram também a conclusões na mesma direção quanto à volume, liquidez e competição no mercado bursátil.

Em estudo recente, por fim, Pagnotta e Philippon (2018) analisando os mercados dos Estados Unidos e Europa, corroboram a maioria das conclusões dos demais autores discutidos nessa seção, particularmente quanto à questão do aumento da velocidade na competição entre as corretoras e chamam a atenção para uma necessidade de acompanhamento dos órgãos reguladores para que um eventual o excesso de competição impulsionado pela lata velocidade nas transações não se torne contraproducente para o mercado como um todo.

Desta forma, observa-se que diversas pesquisas recentes, conduzidas tanto em mercados desenvolvidos, quanto em mercados emergentes, apontam para um novo cenário de maior competitividade e adoção de novas tecnologias que naturalmente impactam os resultados econômico-financeiros das corretoras de valores.

Esse cenário é o pano de fundo para a presente pesquisa, que conforme já explicitado na seção 1, investigou a relação dessas mudanças no Brasil. Os procedimentos adotados para tal investigação na presente pesquisa estão discutidos na seção 3 – método de pesquisa - , a seguir.

3. Método de pesquisa

Em termos de tipologia, a presente pesquisa se caracteriza como aplicada, quanto à sua natureza, por estudar um fenômeno específico, portanto aplicada à realidade bursátil brasileira. Quanto aos seus objetivos é uma

pesquisa descritiva e explicativa, uma vez que tem por objetivo central investigar, descrever e eventualmente explicar possíveis relações entre o desempenho econômico-financeiro das corretoras de valores brasileiras e a estrutura do mercado de capitais, representada pelas variáveis: índice Bovespa, volatilidade e volume negociado. Em relação aos procedimentos técnicos, trata-se de uma pesquisa *ex post facto,* na medida em que analisa dados passados, fenômeno já ocorrido, ou seja fatos já passados buscando as relações descritas anteriormente.

Por fim, em relação à sua abordagem, trata-se de uma pesquisa quantitativa, cuja análise de dados foi realizada por meio de uma regressão linear múltipla. A fim de estudar o impacto das variáveis índice Bovespa, volume e volatilidade do mercado acionário, portanto, foi utilizada a regressão linear múltipla como técnica de análise de dados.

O modelo de regressão linear múltipla trata-se de uma evolução do modelo de regressão simples. Uma vez que a regressão simples envolve a relação entre duas variáveis, a regressão múltipla é o estudo de como a variável dependente se relaciona com duas ou mais variáveis independentes (ANDERSON et al, 2013).

Na presente pesquisa a regressão linear múltipla foi calculada com apoio da planilha eletrônica MS Excel. A partir dos resultados, foram analisados os testes e coeficientes que serão explicados a seguir.

O coeficiente de determinação (r^2) é uma medida do grau de ajustamento da equação aos dados amostrais. Os valores podem variar entre 0,0 e 1,0. O ajuste perfeito resulta em um $r^2 = 1$, ou seja, quanto mais próximo do 1,0, melhor é a eficiência do modelo. (SELL, 2005)

Segundo Anderson et al. (2013), o teste F é utilizado para determinar se existe uma relação significativa entre a variável dependente e o conjunto de todas as variáveis independentes.

Considerando um nível de significância igual a 0,05, se F de significação for menor que 0,05, a regressão é significativa, mas se for maior ou igual a 0,05, a regressão não é significativa.

O Valor-P, ou então P-Valor, de acordo com o Portal Action (2015), é a probabilidade de que a estatística do teste tenha valor extremo em relação ao valor observado quando a hipótese H0 é verdadeira.

De forma mais prática, o portal Pós-graduando (2015) afirma que o P-valor representa a chance ou a probabilidade do efeito observado entre as variáveis ser devido ao acaso, e não dos fatores estudados, no caso, das variáveis independentes.

O P-valor, como toda a probabilidade, varia entre 0 e 1. Na maioria dos casos, admite-se um Valor-P menor ou igual à 0,05, ou seja, uma margem de 5% de chances de erro.

Dado que a regressão linear múltipla é uma técnica de dependência, faz-se necessário definir quais são as variáveis dependentes e independentes desta pesquisa. Nesta foram utilizadas quatro variáveis dependentes e três variáveis independentes. As variáveis dependentes são:

- Ativo.
- Patrimônio Líquido.
- Retorno sobre o Ativo (ROA).
- Retorno sobre o Patrimônio Líquido (ROE).

As variáveis independentes são:

- Índice Bovespa (IBOV).
- Volatilidade do mercado acionário.
- Volume negociado.

As variáveis dependentes foram definidas com o objetivo de apresentar a situação do setor de corretoras independentes. As variáveis são referências de análise de lucratividade e desempenho das empresas (SILVA, 2005).

As informações coletadas estão disponíveis na Revista ANBIMA (2015), uma publicação online especializada, na qual as instituições financeiras podem divulgar suas demonstrações financeiras mensalmente.

Para efeito da análise, as variáveis foram consolidadas mensalmente, totalizando o resultado de todas as corretoras presentes no relatório do respectivo mês.

Devido a uma limitação dos relatórios, o cálculo de ROA e ROE foram feitos a partir das contas de resultado.

As variáveis independentes foram selecionadas de acordo com os objetivos específicos desta pesquisa, uma vez que esta se propõe analisar a correlação do desempenho econômico-financeiro das corretoras independentes com essas variáveis, sendo elas: i. Índice Bovespa (IBOV); ii. volatilidade do mercado acionário e iii. volume negociado.

As variáveis são oriundas da base de dados do Portal EXAME (2015) e foram consideradas da seguinte forma:

- Variável Índice Bovespa (IBOV): a partir do histórico de cotações diário, foi calculada a média aritmética mensal do índice.
- Variável Volatilidade: a partir das variações diárias do índice Bovespa, foi calculado o desvio padrão mensal das oscilações do índice.
- Variável Volume: medida por meio da somatória dos volumes operados diariamente dentro de cada mês.

A partir de 52 edições da Revista ANBIMA (2015), foram tabuladas as informações de contas de resultado, ativo e patrimônio líquido. Desta forma, foram calculadas as variáveis dependentes utilizadas neste estudo, ROE e ROA.

Em seguida, por meio do portal da Revista EXAME (2015), foram levantados os valores históricos do IBOV, volatilidade e volume, que são as variáveis independentes do estudo.

Os valores consolidados encontram-se na tabela 3.

Após a obtenção da amostra, com o auxílio do software MS Excel, foram obtidos os resultados apresentados na tabela 4 com o resumo dos resultados da regressão linear múltipla da variável ROE, obtido com o auxílio das ferramentas estatísticas do software MS Excel.

Na análise geral, a regressão da variável dependente ROE em relação às variáveis independentes Ibovespa, volatilidade e volume apresentou um R-Quadrado muito baixo e um F de significação maior do que 0,05, logo a regressão não é significativa no seu conjunto.

Em termos de variáveis individuais, também, não houve nenhuma variável apresentando significância, ou seja, valor-P inferior a 0,05.

Na tabela 5 é apresentado o resumo dos resultados da regressão linear múltipla da variável ROA, obtido com o auxílio das ferramentas estatísticas do software MS Excel.

Na análise geral, a regressão da variável dependente ROA em relação às variáveis independentes Ibovespa, volatilidade e volume apresentaram um R-Quadrado ainda muito baixo e um F de significação maior do que 0,05, logo a regressão não é significativa no seu conjunto. Em termos de variáveis individuais, entretanto, a variável volume apresentou significância, ou seja, valor-P inferior a 0,05.

Na tabela 6, é apresentado o resumo dos resultados da regressão linear múltipla da variável ativo, obtido com o auxílio das ferramentas estatísticas do software MS Excel.

Na análise geral, a regressão da variável dependente ativo em relação às variáveis independentes Ibovespa, volatilidade e volume apresentaram um R-Quadrado mais relevante e um F de significação muito menor do que 0,05, logo a regressão é significativa no seu conjunto. Em termos de variáveis individuais, entretanto, apenas a variável volume apresentou significância, ou seja, valor-P inferior a 0,05.

Na tabela 7 é apresentado o resumo dos resultados da regressão linear múltipla da variável patrimônio líquido, obtido com o auxílio das ferramentas estatísticas do software MS Excel.

Na análise geral, a regressão da variável dependente patrimônio líquido em relação às variáveis independentes Ibovespa, volatilidade e volume apresentaram um R-Quadrado relevante e um F de significação também

Tabela 3
variáveis dependentes e independentes

data	resultado	ativo	PL	ROE	ROA	IBOV	volatilidade	volume (MM)
mar/11	−699	134.163	74.055	−0,90%	−0,50%	67.214,35	0,02	45,97
abr/11	−1.373	112.435	48.827	−2,80%	−1,20%	67.424,72	−0,02	43,54
mai/11	−615	130.456	73.985	−0,80%	−0,50%	63.730,88	0,03	48,36
jun/11	−349	63.940	24.648	−1,40%	−0,50%	62.299,40	−0,05	39,74
jul/11	−449	144.246	77.620	−0,60%	−0,30%	60.431,89	0,14	41,72
ago/11	−940	167.060	68.626	−1,40%	−0,60%	53.841,43	1,95	72,29
set/11	−912	163.426	68.574	−1,30%	−0,60%	55.399,33	0,98	55,53
out/11	−1.266	208.509	68.599	−1,80%	−0,60%	54.669,34	1,04	53,85
nov/11	−1.657	208.344	70.202	−2,40%	−0,80%	57.093,62	0,52	48,81
dez/11	−2.334	55.464	17.769	−13,10%	−4,20%	57.408,33	0,44	51,41
jan/12	−750	174.614	68.727	−1,10%	−0,40%	60.698,11	−0,05	55,12
fev/12	−76	166.777	68.027	−0,10%	0,00%	65.483,62	0,17	52,92
mar/12	−416	156.411	67.998	−0,60%	−0,30%	66.612,72	0,30	55,59
abr/12	−1.353	165.012	69.286	−2,00%	−0,80%	62.579,27	0,18	54,26
mai/12	−900	164.824	70.694	−1,30%	−0,50%	57.136,05	0,70	77,09
jun/12	−1.241	74.805	21.286	−5,80%	−1,70%	54.665,20	0,76	62,93
jul/12	−61	188.949	71.575	−0,10%	0,00%	54.617,10	0,89	59,28
ago/12	−526	200.472	74.074	−0,70%	−0,30%	58.209,29	0,30	76,30
set/12	−482	205.141	73.434	−0,70%	−0,20%	60.057,24	0,41	70,74
out/12	−707	159.759	73.471	−1,00%	−0,40%	58.591,21	−0,10	65,39
nov/12	−1.253	384.626	77.536	−1,60%	−0,30%	57.223,07	0,49	62,04
dez/12	−2.987	76.776	18.678	−16,00%	−3,90%	59.582,88	−0,22	62,25
jan/13	−503	359.192	72.107	−0,70%	−0,10%	61.533,62	0,10	77,08
fev/13	−763	290.002	71.846	−1,10%	−0,30%	57.877,87	−0,23	71,00
mar/13	291	240.066	84.090	0,30%	0,10%	56.797,92	0,18	86,58
abr/13	−337	194.168	76.168	−0,40%	−0,20%	54.759,29	0,48	106,42
mai/13	−1.069	293.386	108.923	−1,00%	−0,40%	55.456,53	−0,01	108,60
jun/13	−35	244.534	54.275	−0,10%	0,00%	49.604,63	0,69	114,21
jul/13	−383	196.122	81.873	−0,50%	−0,20%	47.069,91	0,60	117,96
ago/13	−1.086	267.170	88.711	−1,20%	−0,40%	50.062,24	0,47	145,18
set/13	347	336.330	90.695	0,40%	0,10%	53.635,25	0,49	125,98
out/13	460	286.146	84.600	0,50%	0,20%	54.171,88	0,13	129,97
nov/13	−943	299.671	95.802	−1,00%	−0,30%	52.815,58	0,24	65,61
dez/13	−3.531	194.934	33.764	−10,50%	−1,80%	50.820,01	0,04	56,41
jan/14	1.431	273.701	78.643	1,80%	0,50%	49.139,75	0,10	73,71
fev/14	−198	188.514	80.741	−0,20%	−0,10%	47.367,89	0,44	64,04
mar/14	243	196.544	80.686	0,30%	0,10%	47.046,98	0,34	67,63
abr/14	−288	184.055	81.181	−0,40%	−0,20%	51.470,08	0,26	72,97
mai/14	−338	179.804	87.197	−0,40%	−0,20%	53.122,21	0,20	73,70
jun/14	−1.982	135.631	29.453	−6,70%	−1,50%	53.656,02	0,16	53,45
jul/14	−43	180.491	79.580	−0,10%	0,00%	55.790,41	0,04	68,06
ago/14	−130	226.660	85.124	−0,20%	−0,10%	57.748,77	0,18	72,75
set/14	−266	243.089	91.783	−0,30%	−0,10%	58.278,31	0,58	83,75
out/14	−180	302.718	92.250	−0,20%	−0,10%	54.342,79	1,89	115,83
nov/14	−417	272.234	92.958	−0,40%	−0,20%	53.579,12	0,73	67,38
dez/14	−1.768	203.297	32.390	−5,50%	−0,90%	50.007,59	1,07	69,82
jan/15	311	313.356	91.493	0,30%	0,10%	48.369,31	0,71	77,72
fev/15	−3.251	245.514	78.362	−4,10%	−1,30%	50.131,35	0,25	65,31
mar/15	−2.766	217.237	79.859	−3,50%	−1,30%	50.405,28	0,48	79,89
abr/15	−4.356	277.715	79.813	−5,50%	−1,60%	54.495,87	0,18	81,11
mai/15	−3.374	357.839	79.249	−4,30%	−0,90%	55.807,56	0,19	69,37
jun/15	−4.380	230.199	36.168	−12,10%	−1,90%	67.214,35	0,02	45,97

Tabela 4
Modelo da regressão da variável ROE

	coeficientes	**erro padrão**	**estatística *t***	***p*-valor**	**intervalo 95%**
intercepto	−0,0822	0,0725	−1,1339	0,2625	[-0,2280 ; 0,0636]
IBOV	$4{,}08\times10^{-7}$	$1{,}10\times10^{-6}$	0,3703	0,7128	$[-1{,}81\times10^{-6}\,;2{,}62\times10^{-6}]$
volatilidade	0,0091	0,0121	0,7539	0,4546	[−0,0151 ; 0,0333]
volume	0,0005	0,0002	1,9771	0,0538	$[-7{,}96\times10^{-6}\,;0{,}0009]$
ANOVA	**gl**	**SQ**	**MQ**	**estatística *F***	***p*-valor**
regressão	3	0,0071	0,0024	1,9031	0,1417
resíduo	48	0,0596	0,0012		
total	51	0,0667			
estatística de regressão	**observações**	**R múltiplo**	**R^2**	**R^2 ajustado**	**erro padrão**
	52	0,3260	0,1063	0,0504	0,0352

Tabela 5
Modelo da regressão da variável ROA

	coeficientes	**erro padrão**	**estatística *t***	***p*-valor**	**intervalo 95%**
intercepto	−0,0169	0,0176	−0,9591	0,3423	[−0,0523 ; 0,0185]
IBOV	$3{,}03\times10^{-8}$	$2{,}67\times10^{-7}$	0,1131	0,9104	$[-5{,}07\times10^{-7}\,;5{,}68\times10^{-7}]$
volatilidade	0,0014	0,0029	0,4907	0,6259	[−0,0044 ; 0,0073]
volume	0,0001	$5{,}76\times10^{-5}$	2,0583	0,0450	$[2{,}75\times10^{-6}\,;0{,}0002]$
ANOVA	**gl**	**SQ**	**MQ**	**estatística *F***	***p*-valor**
regressão	3	0,0005	0,0002	2,0617	0,1177
resíduo	48	0,0035	$7{,}33\times10^{-5}$		
total	51	0,0039			
estatística de regressão	**observações**	**R múltiplo**	**R^2**	**R^2 ajustado**	**erro padrão**
	52	0,3379	0,1141	0,0588	0,0086

Tabela 6
Modelo da regressão da variável ativo

	coeficientes	**erro padrão**	**estatística *t***	***p*-valor**	**intervalo 95%**
intercepto	185416,3091	137295,1811	1,3505	0,1832	[−90634,1542 ; 461466,7723]
IBOV	−1,4178	2,0849	−0,6801	0,4997	[−5,6097 ; 2,7740]
volatilidade	−8326,5837	22821,7200	−0,3649	0,7168	[−54212,7272 ; 37559,5598]
volume	1487,5652	449,4295	3,3099	0,0018	[583,9267 ; 2391,2038]
ANOVA	**gl**	**SQ**	**MQ**	**estatística *F***	***p*-valor**
regressão	3	77934285238	25978095079	5,833984662	0,001755917
resíduo	48	$2{,}14\times10^{11}$	4452890534		
total	51	$2{,}92\times10^{11}$			
estatística de regressão	**observações**	**R múltiplo**	**R^2**	**R^2 ajustado**	**erro padrão**
	52	0,5169	0,2672	0,2214	66729,9823

muito menor do que 0,05, logo a regressão é significativa no seu conjunto. Em termos de variáveis individuais, novamente, apenas a variável volume apresentou significância, ou seja, valor-P inferior a 0,05.

Tabela 7
Modelo da regressão da variável patrimônio líquido

	coeficientes	**erro padrão**	**estatística *t***	***p*-valor**	**intervalo 95%**
intercepto	46136,7701	39962,9834	1,1545	0,2540	[−34214,1934 ; 126487,7335]
IBOV	−0,0906	0,6068	−0,1493	0,8819	[−1,3108 ; 1,1295]
volatilidade	−957,4941	6642,7970	−0,1441	0,8860	[−14313,7327 ; 12398,7445]
volume	407,1100	130,8170	3,1121	0,0031	[144,0848 ; 670,1352]
ANOVA	**gl**	**SQ**	**MQ**	**estatística *F***	***p*-valor**
regressão	3	5011327394	1670442465	4,4278	0,0079
resíduo	48	18108749995	377265625		
total	51	23120077390			
estatística de regressão	**observações**	**R múltiplo**	**R^2**	**R^2 ajustado**	**erro padrão**
	52	0,4656	0,2168	0,1678	19423,3268

4. Considerações finais

Os resultados obtidos, em geral, foram, de certa forma, surpreendentes. Para cada variável independente, Ibovespa, volume e volatilidade, esperava-se uma correlação, pelo menos razoável, com as variáveis dependentes, ativo, patrimônio líquido, retorno sobre ativo e retorno sobre patrimônio líquido. Entretanto, os resultados obtidos por esta pesquisa contrariam essas expectativas.

Na tabela 8, foram consolidados os resultados de cada uma das quatro regressões calculadas.

Tabela 8
Resultados consolidados das regressões

regressão	ROE	ROA	ativo	PL
R^2	0,106	0,114	0,267	0,217
F de significação	0,142	0,118	0,002	0,008
p-valor (IBOV)	0,713	0,910	0,500	0,882
p-valor (volatilidade)	0,455	0,626	0,717	0,886
p-valor (volume)	0,054	0,045	0,002	0,003

A partir da análise do R-quadrado é possível fazer as primeiras inferências. Nenhum dos modelos apresenta uma correlação forte, indo contra as expectativas iniciais da pesquisa. O R-quadrado, para ser considerado eficiente, deve estar mais próximo de 1,0. Em complemento a estes resultados, combinamos o R-quadrado com os valores obtidos no F de significação. Para um modelo ser considerado significativo, seu F de significação deve ser inferior à 0,05. Desta forma, apenas os modelos calculados a partir das variáveis dependentes, ativo e patrimônio líquido, são significativos, além disso, são os modelos com maior R-quadrado, ou seja, mais relevantes. Assim, temos que 26,7% das alterações no ativo e 21,7% das alterações no patrimônio líquido, no período analisado, são explicadas pelas alterações nas variáveis independentes. Entretanto, quando analisamos o Valor-P para cada variável independente, nos dois modelos, apenas o volume apresenta valores inferiores à 0,05, ou seja, dentre as variáveis independentes, o volume é a única significativa para o modelo.

Considerando as análises obtidas, observamos que as variáveis índice Bovespa (IBOV), volatilidade do mercado acionário e volume pouco impactam no desempenho econômico-financeiro das corretoras independentes. Dos modelos analisados, apenas dois foram significativos, entretanto apresentaram uma correlação muito fraca, incapaz de qualificar um impacto relevante.

Desta forma, atingimos o objetivo geral e os específicos propostos nesta pesquisa, os quais propuseram a identificação e análise de como as variáveis índice Bovespa (IBOV), volatilidade do mercado acionário e volume impactam o desempenho econômico-financeiro das corretoras independentes, análise do desempenho econômico-financeiro das corretoras independentes e a análise da correlação do IBOV, volatilidade do mercado

acionário e volume operado com o desempenho econômico-financeiro das corretoras independentes.

Do ponto de vista das contribuições acadêmicas que a atual pesquisa proporciona para a ressalta-se o fato de não haver pesquisas relacionadas a este tema no Brasil, dessa maneira, a pesquisa entrega um novo assunto e novas análises para a academia, podendo ajudar próximos estudos relacionados ao tema, contribuindo para diminuir um pouco essa lacuna. Ademais, em comparação com a literatura internacional, observa-se que os dados obtidos pela pesquisa não corroboram os resultados de outros países, pelo menos não ainda. Tal análise pode indicar que o mercado brasileiro ainda não se ajustou completamente à todas as mudanças tecnológicas que impactaram as bolsas de valores e corretoras nos últimos anos e que, portanto, essas mudanças ainda produzirão efeitos no Brasil em um futuro próximo.

Do ponto de vista de contribuições práticas para o mercado de corretoras de valores o estudo indica que no passado recente tais de que as alterações no índice Bovespa, volatilidade e volume ainda não impactaram consideravelmente no seu desempenho econômico-financeiro. Contudo, observando-se a literatura internacional, pode-se inferir, que , provavelmente tais impactos ocorrerão em um futuro próximo, o que pode servir de alerta para as corretoras, que devem se preparar para esse cenário.

Como toda pesquisa, esse trabalho apresenta limitações. Foram identificadas limitações referentes aos valores das corretoras independentes. Ainda que calculados os índices de retorno sobre ativo e patrimônio líquido, os valores utilizados como lucro líquido, na realidade tratava-se das contas de resultado mensais das corretoras. Apesar de apresentar um valor aproximado, o valor correto para o cálculo seria o lucro líquido.

Outra limitação é referente à composição do lucro das corretoras independentes. A grande maioria das corretoras não trabalha exclusivamente com investimentos de mercado acionário. Além do mercado de ações, as corretoras podem trabalhar com câmbio, renda fixa, entre outros. Desta forma, os valores analisados não correspondem somente ao mercado de ações, o que distorce a análise uma vez que temos receitas de outros produtos que não são impactadas pelas variações no volume, volatilidade e índice Bovespa.

Por fim, uma terceira limitação é relacionada à abrangência temporal da base de dados. Apesar de a base apresentar uma abrangência de quase cinco anos, seria interessante aumentar sua abrangência de forma que fossem levantadas informações que englobassem períodos relevantes de crise, como o ano de 2008.

A fim de reduzir as limitações da presente pesquisa, sugerem-se pesquisas adicionais endereçando justamente estas considerações anteriores.

Assim, para estudos futuros seria interessante explorar a relação das variáveis independentes com dados exatos das corretoras e com o lucro líquido voltado apenas para o mercado de ações, podendo, desta forma, ser analisado o real impacto entre as variáveis, sem qualquer distorção apresentada na atual pesquisa. Além disso, estudos com maior amplitude temporal, com dados históricos que incluíssem mais anos, poderiam também ser relevantes para a análise dos resultados.

Referências

Alexander, C. (2005). *Modelos de Mercado: um Guia para Análise de Informações Financeiras*, BM&F, São Paulo.

Anderson, D. R., Sweeney, D. J. e Williams, T. A. (2013). *Estatística Aplicada à Administração e Economia*, Cengage Learning, São Paulo.

Angel, J. J., Harris, L. E. e Spatt, C. S. (2011). Equity trading in the 21st century, *Quarterly Journal of Finance* **1**(01): 1–53.

Araújo, R. (2014). Você conhece a história da BM&FBovespa? Publicado online. Recuperado em 17 de junho de de 2014.
URL: *http://www.rogeriodearaujo.com.br/voce-conhece-historia-da-bmfbovespa/*

Assaf Neto, A. (2012). *Mercado Financeiro*, Atlas, São Paulo.

Battalio, R., Corwin, S. A. e Jennings, R. (2016). Can brokers have it all? On the relation between make-take fees and limit order execution quality, *Journal of Finance* **71**(5): 2193–2238.

Bovespa (2007). Encarte setembro. Publicado online. Recuperado em 10 de maio de 2015.
URL: *http://www.bmfbovespa.com.br/pdf/Encarte_Setembro.pdf*

Bovespa (2008). Mercado de capitais. Publicado online. Recuperado em 13 de abril de de 2015.
URL: *http://www.bmaiscompet.com.br/arquivos/MercadodeCapitaisBovespa.pdf*

Bovespa (2013). Ibovespa – nova metodologia. Publicado online. Recuperado em 16 de junho de 2015.
URL: *http://www.bmfbovespa.com.br/pt-br/noticias/2013/download/063-2013_DP.pdf*

Bovespa (2014). Metodologia do índice ibovespa. Publicado online. Recuperado em 16 de junho de 2015.
URL: *http://www.bmfbovespa.com.br/Indices/download/IBOV-Metodologia-pt-br.pdf*

Bovespa (2015). Perfil e histórico. Publicado online. Recuperado em 16 de junho de 2015.
URL: *http://ri.bmfbovespa.com.br/static/ptb/perfil-historico.asp*

CVM (2014). Mercado de valores mobiliários brasileiro.

Exame (2015). Histórico de cotações. Publicado online. Recuperado em 11 de setembro de 2015.
URL: *http://exame.abril.com.br/mercados/cotacoes-bovespa/indices/BVSP/historico?start_date=2011-03-01&end_date=2015-09-11*

Leite, H. d. P. e Sanvicente, A. Z. (1994). *Índice Bovespa: Um padrão para os investimentos brasileiros*, Atlas, São Paulo.

Malinova, K. e Park, A. (2015). Subsidizing liquidity: The impact of make/take fees on market quality, *Journal of Finance* **70**(2): 509–536.

Matarazzo, D. C. (2010). *Análise financeira de balanços: abordagem gerencial*, 7a edn, Atlas, São Paulo.

Pagnotta, E. S. e Philippon, T. (2018). Competing on speed, *Econometrica* **86**(3): 1067–1115.

Portal Action (2015). Cálculo e interpretação do P-Valor. Publicado online. Recuperado em 25 de outubro de 2015.
URL: *www.portalaction.com.br/inferencia/512-calculo-e-interpretacao-do-p-valor*

posgraduando.com (2015). Compreendendo o valor de p na análise estatística. Publicado online. Recuperado em 25 de outubro de 2015.
URL: *http://posgraduando.com/compreendendo-o-valor-de-p/*

Reilly, F. K. e Norton, E. A. (2006). *Investments*, 7a edn, Thomson.

Revista-ANBIMA (2015). Publicado online. Recuperado em 25 de outubro de 2015.
URL: *http://www.anbima.com.br/pt_br/institucional/publicacoes/revista-anbima/revista-anbima.htm*

Sainy, R. O. M. I. (2006). A study of factors affecting stock price volatility perception of stock brokers, *Intercontinental Journal of Finance Research Review* **4**.

Securato, J. R. e Securato, J. C. (2009). *Mercado financeiro – Conceitos, cálculo e análise de investimento*, Saint Paul, São Paulo.

Sell, I. (2005). Utilização da regressão linear como ferramenta de decisão na gestão de custos. Publicado online. Recuperado em 25 de outubro de 2015.
URL: *https://www.ime.usp.br/ salles/fatec/estatistica/trabalho/*

Silva, J. P. d. (2005). *Análise financeira das empresas*, 5a edn, Atlas, São Paulo.

Só-Contabilidade (2015a). Ativo. Publicado online. Recuperado em 25 de outubro de 2015.
URL: *www.socontabilidade.com.br/conteudo/BP_ativo.php*

Só-Contabilidade (2015b). Patrimônio. Publicado online. Recuperado em 25 de outubro de 2015.
URL: *www.socontabilidade.com.br/conteudo/patrimonio.php*

Influência dos ativos intangíveis no desempenho econômico de empresas latino-americanas
(Influence of intangible assets on the economic performance of Latin American companies)

Rafael Ferla[†]
Suzana Habitzreuter Muller[‡]
Roberto Carlos Klann[*]

Resumo

O estudo teve como objetivo verificar a influência dos ativos intangíveis no desempenho econômico de empresas latino-americanas. Para tal, realizou-se uma pesquisa descritiva, documental e quantitativa. A amostra do estudo é composta por 543 empresas argentinas, brasileiras, chilenas e mexicanas, listadas nas respectivas bolsas dos países analisados. Os dados foram coletados na base de dados Thomson® em dezembro de 2015 relativos ao período 2010 a 2014, analisados por regressão de dados em painel. Os resultados sugerem a influência do grau de intangibilidade sobre o desempenho das empresas, sendo que a evidência mais forte foi observada em empresas argentinas. Nas empresas brasileiras, os resultados evidenciaram que o grau de intangibilidade influencia negativamente o retorno sobre o patrimônio líquido. Com base nos resultados do estudo, pode-se concluir que os ativos intangíveis podem influenciar o desempenho das organizações, entretanto, tal influência depende de fatores e características de cada país.

***Palavras-chave*:** Ativos Intangíveis; Desempenho Econômico; Países latino-americanos.
Código JEL: E22, O16.

Abstract

This study aims to verify the influence of intangible assets on the economic performance of Latin American companies, using descriptive, documentary, and quantitative methods. The study sample consists of 543 Argentine, Brazilian, Chilean and Mexican companies, listed on their respective countries' stock exchanges. Data from the period from 2010 to 2014 were collected from Thomson's database in December 2015, and reviewed using panel data regression. The results suggest the influence of the degree of intangibility on the companies' performance, with the strongest evidence observed in the Argentine companies. In the Brazilian companies, results show that the degree of intangibility negatively influences the return on net assets. Based on the results of this study, it can be concluded that intangible assets can influence the performance of organizations; however, this influence depends on factors and characteristics of each country.

***Keywords*:** Intangible Assets; Economic Performance; Latin American Countries.
JEL Code: E22, O16.

1. Introdução

O interesse científico sobre os ativos intangíveis não é recente, contudo, permanece o empenho de novas pesquisas no âmbito acadêmico em geral, que demonstra a importância da temática e contribuições para a literatura. Os ativos intangíveis de uma organização, no atual contexto mundial, caracterizado por mercados altamente competitivos, se tornaram elementos diferenciadores entre as competidoras do mercado, criando organizações únicas em relação a seus concorrentes (Kayo, 2002; Ritta & Ensslin, 2010).

A carteira de ativos intangíveis de uma organização direciona características únicas para a corporação, que em muitos casos, reflete em vantagem competitiva perante aos concorrentes no mercado, podendo contribuir para um melhor desempenho (Barney, 1991; Perez & Famá, 2006a).

Submetido em 24 de agosto de 2016. Aceito em 24 de janeiro de 2019. Publicado online em outubro de 2019. Editor responsável: Márcio Laurini.

[†](Autor correspondente) FURB / Universidade Regional de Blumenau, Brasil. E-mail: rafaelferla@live.com
[‡]Universidade Regional de Blumenau, Brasil. E-mail: suzanahm2013@gmail.com
[*]Universidade Regional de Blumenau, Brasil. E-mail: rklann@furb.br

©2019 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license (http://creativecommons.org/licenses/by/3.0)

Segundo Pierre & Audet (2011), na economia atual baseada em conhecimento, os elementos intangíveis se tornaram estratégicos e fundamentais para a manutenção do crescimento, rentabilidade e competitividade de uma organização. Neste sentido, a criação de valor das organizações se relaciona aos ativos intangíveis, considerando assim, que os ativos tangíveis apresentariam apenas retornos normais aos investidores, responsabilizando os retornos anormais pela presença dos ativos intangíveis (Edvinsson & Malone, 1998; Lev, 2001; Nonaka & Takeuchi, 2003; Colauto, Nascimento, Avelino & Bispo, 2009).

Conforme Perez & Famá (2006a), ao final do século XX foi observada uma diferença significativa entre o valor patrimonial da empresa e seu valor de mercado. Lev (2001) analisou este fator nas empresas da carteira S&P 500, e as evidências demonstraram que entre a década de 80 e o ano de 2000, a relação média avançou de um para seis. Tendo em vista este fenômeno no mercado de ações, Parr (1991) sugere que recursos intangíveis não registrados nas demonstrações contábeis seriam os criadores de valor aos acionistas das organizações, enquanto Lev (2001) aponta que há uma relação crescente na criação de riquezas ligadas aos ativos intangíveis.

Entretanto, Edvinsson & Malone (1998) discorrem que até meados da década de 90 havia uma preocupação sobre a avaliação dos ativos intangíveis. Com o surgimento de normas contábeis específicas, salientam Kayo, Kimura, Basso & Krauter (2008), estes ativos intangíveis passaram a ser evidenciados nas demonstrações contábeis das empresas. Contudo, ainda há restrições quanto ao registro dos ativos intangíveis frente a IAS 38, norma contábil internacional emitida pelo *International Accounting Standards Board* (IASB) que trata do assunto. Desta forma, as demonstrações financeiras não englobam todos os ativos intangíveis de uma organização, sendo registrados apenas os que atendem a critérios de reconhecimento e mensuração.

Neste sentido, pesquisas buscam analisar o grau de intangibilidade a partir de informações de mercado, relacionando o valor contábil do patrimônio com o valor de mercado de uma organização, criando assim, um meio de identificar possíveis ativos intangíveis de uma organização que não estão elencados em suas demonstrações financeiras (Perez & Famá, 2006a; Nascimento, Oliveira, Marques & da Cunha, 2012).

A literatura ainda carece de pesquisas que analisem a influência dos ativos intangíveis sobre o desempenho das organizações, tendo em vista as abordagens empíricas controversas e resultados inconclusivos dos estudos. Alguns autores analisaram apenas determinados setores ou com variáveis limitadas sobre o desempenho, como Connolly & Hirschey (1984), Bontis, Chua-Chong-Keow & Richardson (2000), Connolly & Hirschey (2005), Perez & Famá (2006a), Zéghal & Maaloul (2010) e Nascimento et al. (2012), cujas evidências sugerem que os ativos intangíveis possibilitam melhores resultados em setores competitivos.

Entretanto, observou-se a ausência de estudos sobre o comportamento dos ativos intangíveis entre países, pois diversas evidências empíricas sugerem que os ativos intangíveis fornecem desempenho superior, mas, não foram identificadas pesquisas analisando a influência dos ativos intangíveis no desempenho econômico das organizações sob diferentes contextos macroeconômicos.

Alguns aspectos merecem evidência no campo de pesquisa, como os quatro maiores países em desenvolvimento da América Latina (Brasil, México, Chile e Argentina), que se destacam por movimentarem-se para um novo contexto econômico, marcados por profundas mudanças sociais e que vêm aumentando sua participação econômica em nível mundial (Benachenhou, 2013). Assim, justifica-se o interesse para o desenvolvimento de pesquisas buscando compreender as práticas presentes nas organizações destes países.

Tendo em vista a discussão das possíveis influências dos ativos intangíveis no desempenho das organizações, emerge a questão problema do estudo: **qual a influência dos ativos intangíveis no desempenho econômico das empresas latino-americanas?** Neste sentido, o objetivo da pesquisa busca verificar a influência dos ativos intangíveis no desempenho econômico das empresas argentinas, brasileiras, chilenas e mexicanas.

Esta pesquisa pode ser justificada em função da relevância dos ativos intangíveis no valor das organizações (Nascimento et al., 2012). Em relação à mudança de paradigma no mercado, em que as organizações passam a focalizar tanto recursos tangíveis quanto intangíveis, sendo que estes podem ampliar a criação de valor. No contexto atual, os ativos intangíveis podem representar fatores como competitividade, tecnologia da informação e outros, que influenciam o sucesso organizacional (Ritta & Ensslin, 2010). Portanto, procurar entender a sua influência sobre o desempenho das organizações pode contribuir para que reguladores e normatizadores avancem na qualificação das normas relativas ao seu reconhecimento pela contabilidade.

Quanto aos países, segundo Terra (2007), torna interessante o estudo destes em função da classificação emergente e da variabilidade de seus ambientes macroeconômicos, o que possibilita perceber a influência de tais fatores na relação entre ativos intangíveis e criação de valor para as empresas.

2. Ativos intangíveis e desempenho

Hendriksen & Van Breda (1999, p. 387) definem ativos intangíveis como "ativos que carecem de substância. Como tais, esses ativos devem ser reconhecidos sempre que preencherem os requisitos de reconhecimento de todo e qualquer ativo, ou seja, devem atender à definição de ativo, devem ser mensuráveis e devem ser relevantes e precisos".

Lev (2001) conceitua ativo intangível como um direito a benefícios futuros que não possui corpo físico ou financeiro, que é criado pela inovação, por práticas organizacionais e pelos recursos humanos. Essa definição contempla aspectos econômicos importantes na avaliação do ativo intangível, sendo resultado de benefícios futuros, ou seja, da soma de lucros econômicos projetados e descontados a uma taxa de risco apropriada. O intangível não possui corpo físico ou financeiro, isto é, do valor total do negócio são excluídos os ativos tangíveis (ativo fixo e capital de giro). Ele ainda descreve que os ativos intangíveis interagem com os ativos tangíveis na criação de valor das empresas e no crescimento econômico.

Segundo a Norma Internacional de Contabilidade IAS 38, o ativo intangível pode ser conceituado como um ativo não monetário identificável sem substância física, neste sentido, a norma destaca que serão considerados ativos intangíveis apenas os bens intangíveis que atenderem ao critério de identificação, controle e resultarem em benefícios futuros para a organização.

Entretanto, a IAS 38 destaca que, apesar da existência de um bem intangível de uma organização, não há necessariamente o seu registro na demonstração financeira, apenas daqueles que atendem aos critérios específicos de reconhecimento e mensuração presentes na norma.

Esta situação refletida na norma abre precedentes para a existência de ativos intangíveis presentes nas organizações que não são registrados nas demonstrações financeiras, em função de inconsistência com os preceitos de mensuração e reconhecimento, mas podem representar alguma vantagem competitiva para a organização.

Uma organização obtém efetivamente uma vantagem competitiva quando atinge um desempenho superior em relação a outra do mesmo segmento em que atua. Para tal, elas definem metas e objetivos a serem atingidos, que lhes proporcionem uma vantagem competitiva e, consequentemente, uma maximização dos resultados e lucros (Fischmann & Zilber, 1999).

Segundo Kayo (2002), o mercado de ativos tangíveis proporciona acesso para que as organizações adquiram equipamentos e o livre acesso à aquisição destes não proporciona diferenças entre as organizações, mas, os ativos intangíveis possuem características únicas que os diferenciam e podem proporcionar benefícios econômicos superiores para as organizações detentoras.

O ativo intangível, segundo Perez & Famá (2006a), proporciona para as organizações maior competitividade e ainda um diferencial de mercado, consequentemente, permitindo maiores retornos com relação à lucratividade e rentabilidade, se comparadas com empresas que atuam no mesmo segmento.

A influência dos ativos intangíveis no valor das empresas, para Kayo, Teh & Basso (2006), pode variar por vários motivos, pelo setor de atividade, do ciclo de vida do produto e da empresa, da missão das empresas, entre outros fatores. Uma empresa do setor farmacêutico, por exemplo, pode ser influenciada pelos ativos intangíveis relacionados principalmente com pesquisa e desenvolvimento. Em contrapartida, empresas de bens de consumo podem sofrer influência pelo valor da marca. Diante disso, as estratégias de investimento nos ativos intangíveis devem considerar todos estes aspectos.

A importância de valorar os ativos intangíveis se dá por diversos motivos, por exemplo, no caso de uma operação de fusão ou aquisição de empresas. Também podem servir como base para operações de securitização ou garantias de empréstimos. No entanto, talvez a principal razão para a avaliação dos ativos intangíveis seja a gestão estratégica desses ativos. Essa gestão pode ser facilitada quando se conhece o valor do que se pretende gerir (Reilly & Schweihs, 1998).

Diversos estudos apresentaram evidências empíricas de relações estatisticamente significativas entre as variáveis de intangibilidade e de resultado econômico e financeiro das empresas analisadas, podendo citar como exemplos Megna & Klock (1993); Aboody & Lev (1998); Perez & Famá (2006a); Kayo et al. (2006); Melo Carvalho (2010); Ritta & Ensslin (2010); Nascimento et al. (2012).

Megna & Klock (1993) estudaram o impacto de dois tipos de ativo intangível (variáveis independentes) sobre o índice Q de Tobin (variável dependente) no setor de semicondutores. Duas variáveis foram utilizadas como representativas dos ativos intangíveis: (1) as despesas com pesquisas e desenvolvimento; e (2) quantidade de patentes concedidas. O resultado da pesquisa evidenciou uma relação positiva entre a variável dependente e as independentes, refletindo que os ativos intangíveis analisados contribuíram para a valorização das empresas.

Aboody & Lev (1998) analisaram o valor dos intangíveis com relação ao desenvolvimento de *softwares* e sua devida influência na valorização das empresas. Os resultados demonstraram que os valores capitalizados das despesas com pesquisa e desenvolvimento apresentaram uma associação positiva com os retornos das ações das empresas objeto do estudo.

Perez & Famá (2006a) buscaram demonstrar a importância dos ativos intangíveis na geração de valor ao acionista, evidenciando diferenças no desempenho econômico entre as empresas com maior e menor grau de ativos intangíveis em sua estrutura. Para alcançar o objetivo proposto, os autores segregaram a amostra em dois grupos distintos, empresas intangível-intensivas e empresas tangível-intensivas, adotando o critério do grau de intangibilidade (GI). O método estatístico utilizado para avaliar se existia diferença significativa entre o desempenho econômico das empresas analisadas foi o Teste *t-Student*. A amostra final foi composta por 699 empresas não financeiras, com ações negociadas na *New York Stock Exchange* (NYSE) e na *National Association Securities Dealers Automated Quotation* (NASDAQ), do ano de 1997 a 2002, constantes no banco de dados Economática e que fizeram parte dos *rankings Stern Stewart Performance*. Com base nos resultados do estudo, os autores concluíram que os ativos intangíveis eram relevantes no desempenho econômico da empresa, pois ficou evidente que empresas com maior parcela de ativos intangíveis geravam mais valor para seus acionistas. Os autores ainda inferiram que, no período analisado, os ativos tangíveis proveram às empresas apenas lucros normais e que a verdadeira criação de valor foi proporcionada pelos ativos intangíveis.

Kayo et al. (2006) desenvolveram uma análise teórica das estratégias que as empresas podem desenvolver com relação aos seus ativos intangíveis. Para tal, os autores consideraram três importantes temas: ativo intangível, ciclo de vida das empresas e a criação de valor. Analisaram como o ciclo de vida pode afetar as estratégias relativas a cada tipo de ativo intangível e, consequentemente, a criação de valor. Os resultados apresentados sugerem que diferentes ativos intangíveis influenciam o valor da empresa, dependendo da fase do ciclo de vida em que se encontra um produto.

Kayo et al. (2006) analisam aspectos relacionados a estrutura de capital e ativos intangíveis. Além da relação entre pesquisa e desenvolvimento e desempenho, pesquisas indicam que estes gastos influenciam o desempenho das organizações. Os ativos intangíveis foram identificados a partir da quantidade de patentes, tempo médio de vida das patentes e quantidade de marcas. Os achados evidenciam que empresas com maior número de patentes possuem menor endividamento, corroborando com evidências de que empresas com maior nível de inovação tendem a apresentarem menor endividamento.

Melo Carvalho (2010) avaliou se o desempenho persistente das empresas apresenta relação com a intangibilidade ou tangibilidade dos seus recursos. A amostra foi composta por empresas brasileiras de capital aberto com ações listadas na BMF&Bovespa. O método estatístico utilizado foi o painel dinâmico com estimativas pelo Método dos Momentos Generalizados. Os resultados evidenciaram que, para as empresas brasileiras analisadas, a intangibilidade dos recursos não se revelou como vantagem competitiva sustentável, pois constatou-se que esses recursos não contribuem para a persistência do desempenho superior das empresas. Em contrapartida, a tangibilidade dos recursos contribuiu de forma significativa para a persistência do desempenho superior das empresas de diversos setores da economia.

Ritta & Ensslin (2010) analisaram a relação entre ativos intangíveis (Ais) e variáveis financeiras em 47 empresas brasileiras pertencentes ao Índice Ibovespa, nos anos de 2007 e 2008. Os resultados demonstram que: (i) havia uma correlação positiva entre os investimentos realizados em AIs e o índice de intangibilidade das

empresas; (ii) as análises de regressão foram significativas e apontaram uma relação positiva entre os AIs e as variáveis financeiras propostas (receita líquida, patrimônio líquido e valor de mercado). Os autores concluíram que há um relacionamento positivo entre AIs e as variáveis financeiras analisadas. Nesse sentido, constatou-se que os investimentos em AIs proporcionaram um aumento de receitas, adição de valor ao patrimônio líquido e valorização das ações.

Nascimento et al. (2012) verificaram a correlação existente entre o Grau de Intangibilidade (GI) e os indicadores de desempenho Giro do Ativo (GA), Margem Líquida (ML), Retorno sobre o Ativo (ROA) e Retorno sobre o Patrimônio Líquido (ROE). A amostra foi composta pelas empresas listadas na BMF&Bovespa dos setores de Tecnologia da Informação (5) e Telecomunicações (12). Os resultados do estudo demonstraram não haver diferenças entre os segmentos analisados e ainda que o giro do ativo não apresentou correlação estatisticamente significativa com os índices de desempenho utilizados.

Com base nos estudos supracitados, percebe-se uma relação entre ativos intangíveis, desempenho e fatores específicos das organizações. As pesquisas fornecem evidências para gastos relacionados à pesquisa e desenvolvimento, quantidade de patentes e marcas, destacando que investimentos em ativos de natureza intangível impactam o desempenho das organizações, observadas no contexto de desempenho, valorização das ações e efeitos na estrutura de capital, a partir de um menor endividamento apresentado por organizações com maior quantidade de intangíveis.

Entretanto, os resultados destacam também a importância dos fatores específicos como o setor, em função de que determinadas atividades são impactadas significativamente pelos ativos tangíveis.

3. Procedimentos metodológicos

A população da pesquisa é composta por empresas não-financeiras, em função das peculiaridades das empresas financeiras que determinam uma análise exclusiva do setor, optou-se por excluí-las do escopo da pesquisa. A população da pesquisa envolve empresas argentinas, brasileiras, chilenas e mexicanas listadas nas respectivas bolsas dos países, que dispunham de todas as informações necessárias para a análise econométrica. Para determinar a amostra da pesquisa, após a coleta das informações de empresas não-financeiras na base de dados *Thomson Reuters*® e *World Bank*, foram excluídas da pesquisa as empresas que não possuíam todos os dados relativos aos cinco anos para as variáveis utilizadas no constructo da pesquisa.

Neste sentido, inicialmente a população da pesquisa foi composta por 681 empresas não-financeiras de quatro países latino-americanos, compreendendo informações do período de 2010 a 2014, que geraram 3.405 observações. Posteriormente, no processo de preparação das informações para análise econométrica, constatou-se que 138 empresas responsáveis por 690 observações não atendiam ao critério da disponibilidade de todas informações das variáveis do constructo para todo o período analisado, sendo excluídas da análise, resultando em uma amostra de 543 empresas com total de 2.715 observações.

Com o objetivo de analisar a influência dos ativos intangíveis no desempenho das organizações, foram utilizadas variáveis contábeis, macroeconômicas e setoriais. Em função do modelo econométrico, selecionou-se como variáveis dependentes os indicadores de desempenho contábeis e como independentes as variáveis de interesse relacionadas aos ativos intangíveis e grau de intangibilidade, fatores macroeconômicos e de empresas, além da utilização de *dummies* para os setores da bolsa, para identificar possíveis diferenças setoriais no desempenho das organizações.

De acordo com Kayo (2002), os ativos intangíveis se tornaram elementos de diferenciação entre as organizações. Esta diferenciação perante ao mercado pode proporcionar vantagens competitivas que impactam seu desempenho frente aos concorrentes (Barney, 1991).

Neste contexto, os ativos intangíveis passam a ocupar um papel estratégico nas organizações na manutenção do desempenho (Pierre & Audet, 2011). Lev (2001) destaca que, cada vez há maior contribuição dos ativos intangíveis no desempenho das organizações. Uma abordagem alternativa para análise consiste na inclusão de variáveis que envolvem ativos tangíveis e intangíveis. Buscando refletir os ativos intangíveis das organizações, as variáveis intangibilidade e grau de intangibilidade verificam a influência dos ativos intangíveis nas variáveis desempenho das organizações.

Os ativos intangíveis devem ser registrados na demonstração contábil desde que atendam aos critérios de reconhecimento e mensuração presentes no IAS 38. Por isso, optou-se por trabalhar com duas variáveis para medir a intangibilidade das empresas: a primeira, dividindo-se os ativos intangíveis reconhecidos pelo ativo total da companhia; e a segunda, comparando o valor contábil com o valor de mercado do patrimônio líquido da empresa. Como nem todos os recursos intangíveis das empresas atendem aos critérios de reconhecimento contábil, a segunda métrica procura capturar o grau de intangibilidade da companhia.

O grau de intangibilidade tem por objetivo estimar os ativos intangíveis totais da organização, quanto maior o grau, maior será a participação dos recursos intangíveis na estrutura organizacional. Esta abordagem é influenciada pela percepção dos investidores ao valor da ação do mercado, há ativos intangíveis relevantes em sua estrutura, que geram benefícios econômicos e podem ser responsáveis por um desempenho superior, que é refletido no valor de mercado da organização (Perez & Famá, 2006a).

Visando analisar a influência dos ativos tangíveis no desempenho, a variável tangibilidade reflete a participação dos recursos tangíveis na organização, a partir da relação entre o valor total dos bens tangíveis, representados pelo ativo imobilizado e estoques, em relação ao ativo total da organização (Bastos, Nakamura & Basso, 2009).

Para Terra (2007), fatores macroeconômicos impactam nas organizações. Dessa forma, o crescimento do PIB serve como medida para o desempenho da economia do país, que pode refletir no desempenho das organizações. Adicionalmente, Bastos et al. (2009) salientam que quanto maior o crescimento do PIB, maior é a geração de recursos internos nas organizações. A taxa anual de inflação também pode impactar as organizações, tanto em seu resultado, pela estabilidade do mercado, quanto no custo de capital, pois nos períodos de crescimento os montantes de dívidas depreciam em seu valor real, tornando dívidas mais atraentes (Terra, 2007).

A estrutura de capital também pode impactar o desempenho das organizações. As teorias envolvendo *trade-off* e *pecking order* tratam da existência de benefícios fiscais e hierarquia de recursos para atividades de financiamento (Modigliani & Miller, 1963; Myers & Majluf, 1984). O endividamento evidencia a captação de recursos para investimentos em atividades visando o lucro, o custo de capital poderá contribuir para um maior retorno das atividades, assim como empresas com maior desempenho tendem a possuir menor necessidade de capital de terceiros, resultando em menor endividamento (Lara & Mesquita, 2009).

Atuando como variáveis de controle foram selecionados fatores específicos das organizações, como o tamanho, representado pelo ln da receita líquida. Segundo Rajan & Zingales (1995), as maiores empresas tendem a possuir endividamento menor que empresas pequenas e médias. A oportunidade de crescimento pode estar relacionada indiretamente com o endividamento, bem como o maior desempenho tende a estar relacionado com menor endividamento e maior liquidez (Bastos et al., 2009). Também optou-se por incluir os setores de atividade das organizações, em função de que efeitos ligados ao ramo de atividade podem impactar o desempenho e a estrutura de ativos e passivos.

Os dados foram coletados na base de dados *Thomson*® e *World Bank* no mês de dezembro de 2015, sendo posteriormente organizados em planilhas eletrônicas e analisados com auxílio dos *softwares* estatísticos *SPSS*®para a estatística descritiva e *Stata*®para a análise estatística de dados em painel. A análise da regressão utilizada no estudo é expressa da seguinte maneira.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \cdots + \beta_{10} X_{10i} + \varepsilon \quad (1)$$

Em que:

Y = variável dependente;

β_0= constante;

X= variáveis independentes do estudo;

ε= resíduo.

Em seguida, apresenta-se a análise dos dados, destacando a estatística descritiva das variáveis e posteriormente apresentando os resultados da regressão realizada.

4. Análise e interpretações dos resultados

Conforme evidenciado nos procedimentos metodológicos da pesquisa, a análise inicialmente trata da estatística descritiva das variáveis dependentes e independentes do estudo. A tabela 1 evidencia a estatística descritiva das empresas argentinas, brasileiras, chilenas e mexicanas, relativas às informações coletadas na base de dados *Thomson* e *World Bank* com auxílio do *software SPSS*®. No total, foram analisadas 2.715 observações na estatística descritiva.

Quanto aos valores médios e de desvio padrão, a tabela 1 apresenta as informações a nível de país utilizadas no estudo. Mais especificamente, observa-se que para as variáveis de desempenho ROE, ROA e ROS, os valores médios são superiores no Chile em relação aos demais países. Isso pode sinalizar a partir da análise dos indicadores macroeconômicos crescimento do PIB e inflação, que um ambiente econômico mais estável propicia maior estabilidade no ambiente de negócios.

Tabela 1
Estatística descritiva das variáveis de Argentina, Brasil, Chile e México

	Argentina (N = 375)		**Brasil** (N = 1.085)		**Chile** (N = 750)		**México** (N = 505)	
variáveis	**média**	**desvio**	**média**	**desvio**	**média**	**desvio**	**média**	**desvio**
ROA	0,02	0,12	0,00	0,49	0,04	0,15	−0,03	1,24
ROE	−0,64	8,61	0,02	2,09	0,08	0,49	0,06	0,59
ROS	0,01	0,18	−0,96	27,09	0,93	18,76	−301,08	6764,17
GA	1,09	0,72	0,73	0,55	0,67	0,48	0,76	0,49
INT	0,03	0,12	0,10	0,18	0,04	0,09	0,07	0,16
GI	2,05	6,15	1,56	3,82	1,50	3,28	2,36	14,57
PIB	4,42	3,81	3,22	2,52	4,64	1,49	3,34	1,36
INFL	13,20	5,38	5,90	0,60	2,78	1,08	3,90	0,28
ETC	0,23	0,52	0,89	7,30	−0,01	0,44	0,19	1,92
ECPC	0,38	0,21	0,34	0,40	0,23	0,16	0,31	0,97
ELPC	−0,15	0,45	0,55	7,22	−0,24	0,37	−0,12	0,98
TAN	0,62	0,21	0,59	0,21	0,71	0,18	0,69	0,18
TAM	4,98	1,85	6,14	2,15	5,14	2,38	6,43	2,07
CRESC	−1,48	20,48	0,07	3,27	4,64	1,49	0,01	1,98
LC	1,40	0,86	1,98	3,10	4,43	39,42	2,28	3,27
MB	15	0	31	0	24	0	22	0
CC	13	0	58	0	24	0	35	0
CNC	12	0	26	0	37	0	22	0
EL	6	0	9	0	4	0	0	0
SD	1	0	6	0	3	0	3	0
IND	7	0	41	0	29	0	15	0
TECN	2	0	4	0	2	0	0	0
TEL	3	0	4	0	3	0	3	0
UT	16	0	38	0	24	0	1	0

As colunas 'desvio' reportam os desvios padrão.

As informações relacionadas à variável GA denotam que as empresas chilenas possuem menores giro sobre o ativo, vindo de encontro com maiores médias de desempenho. As maiores receitas foram observadas nas empresas mexicanas, a partir da análise da variável TAM (Ln Receita), que também reflete uma média de ativo total superior aos demais países.

No tocante aos indicadores relacionados aos ativos intangíveis das organizações, observa-se que a média dos valores da variável intangível, que evidencia o montante monetário dos ativos intangíveis reconhecidos nas demonstrações contábeis, é maior no Brasil frente aos demais países, sendo a menor média observada na Argentina. Para o grau de intangibilidade, que estima ativos intangíveis não registrados nas demonstrações contábeis, o México possui a maior média (2,36) entre os países, enquanto no Chile observa-se a menor (1,50).

Para as variáveis macroeconômicas, verifica-se que todos os países apresentaram crescimento em sua eco-

nomia, o Chile demonstra um ambiente econômico mais estável entre os quatro países, enquanto a Argentina sinaliza maior instabilidade econômica, a partir de altas taxas de inflação em relação aos demais países.

Quanto à variável independente oportunidade de crescimento, observa-se que há maiores médias no Chile e menores na Argentina, seguindo o contexto das variáveis crescimento do PIB e inflação. Para as variáveis dependentes de retorno, observa-se que há fatores específicos da conjuntura macroeconômica que interferem nas opções de investimentos (Terra, 2007).

Com relação às variáveis que analisam o endividamento (ETC, ECPC e ELPC), observa-se que as empresas brasileiras possuem maiores níveis de endividamento e menores desempenhos, enquanto o Chile apresenta menor endividamento e maiores médias de rentabilidade, fato que corrobora evidências apresentadas por Bastos et al. (2009).

Verifica-se na tabela 1 que as 543 empresas da amostra estão localizadas em 9 setores econômicos distintos, com maior concentração nas atividades de consumo cíclico (23,94%), consumo não cíclico (17,86%), indústria e materiais básicos (16,94%). Dentre a observação de empresas por setor em nível de país, apenas no México não há presença de empresas em todos setores analisados, com ausência nos setores elétrico e tecnologia.

A seguir, são apresentados os resultados oriundos da análise regressão de dados em painel, que buscou identificar a influência dos ativos intangíveis no desempenho das empresas latino-americanas, iniciando na tabela 2 os resultados para as empresas argentinas.

Inicialmente, realizaram-se os testes visando verificar o modelo adequado para análise das variáveis. Para as quatro variáveis independentes foram estimados os modelos de efeitos fixos e aleatórios, entretanto, os testes realizados de Breusch and Pagan e Chow não apresentaram significância, recomendando a análise para o país com base no modelo POLS.

Conforme evidenciado na tabela 2, o modelo de regressão demonstrou significância ao nível de 1%. O R^2 apresenta diferenças entre as variáveis dependentes, o seu poder explicativo foi de 50,1% para o ROA, 50,5% para ROE, 24,4% para o ROS e 40,9% para o GA. Por fim, o teste VIF excluiu as variáveis ELPC e TECN pela existência de multicolinearidade, entretanto, não prejudicando a análise estatística para o país.

A variável intangibilidade, que evidencia o montante de ativos intangíveis reconhecidos nas demonstrações financeiras, não apresentou significância estatística, entretanto, verificou-se na estatística descritiva que a menor média para esta variável foi observada entre as empresas argentinas.

A variável grau de intangibilidade, que representa o total de ativos intangíveis da organização (valor de mercado do PL dividido pelo valor contábil do PL), apresentou significância estatística para ROE, ROA e ROS, corroborando evidências da literatura de que os ativos intangíveis de uma organização influenciam positivamente no desempenho (Perez & Famá, 2006a; Zéghal & Maaloul, 2010; Nascimento et al., 2012). Neste sentido, para o contexto Argentino, verifica-se que as características únicas de seus ativos intangíveis direcionam um desempenho superior para estas organizações em relação às demais empresas (Barney, 1991).

Observa-se que as variáveis de endividamento direcionam a menores retornos sobre o ativo e vendas, esta situação pode sinalizar que as empresas financiam suas atividades com capital de terceiros em função da ausência de recursos internos e baixos retornos para satisfazer as necessidades de investimento (Bastos et al., 2009).

Verifica-se que as variáveis tamanho da empresa, oportunidade de crescimento e liquidez corrente direcionam parcialmente melhores desempenhos para as empresas, entretanto, não influenciando o tamanho e liquidez com o ROE e oportunidade de crescimento com a variável dependente GA. Contudo, os achados convergem parcialmente com Ritta & Ensslin (2010), que destacam que os ativos intangíveis direcionam a aumentos de receitas, direcionando assim, maiores oportunidades de crescimento e liquidez.

Na análise setorial os resultados evidenciam influência do setor apenas para as variáveis dependentes ROE e GA. Para a variável ROE observa-se uma influência positiva ao nível de 5% para o setor elétrico e ao nível de 10% para indústria e utilidades. Neste sentido, verifica-se que determinados setores influenciam de maneira positiva o desempenho das organizações.

Posteriormente, os resultados da regressão linear para as empresas brasileiras são evidenciados na tabela 3. Para verificar o modelo adequado para análise quantitativa das variáveis da pesquisa, inicialmente foram realizados testes de Breusch and Pagan, Chou e Hausman. Para as quatro variáveis independentes foram estimados

Tabela 2
Resultados da regressão linear múltipla para empresas argentinas

variáveis	ROA		ROE		ROS		GA	
	coef.	sig.	coef.	sig.	coef.	sig.	coef.	sig.
(constante)	−0,106	0,027	−4,582	0,170	−0,165	0,051	−0,423	0,164
INT	0,021	0,614	2,084	0,478	−0,060	0,415	0,424	0,113
GI	0,008	0,000	0,606	0,000	0,006	0,001	−0,008	0,113
PIB	0,000	0,443	0,019	0,852	0,003	0,249	−0,004	0,691
INFL	0,000	0,657	−0,105	0,136	0,001	0,547	0,002	0,704
ETC	−0,081	0,000	−2,413	0,002	−0,107	0,000	−0,283	0,000
ECPC	0,004	0,912	6,040	0,001	0,051	0,365	1,999	0,000
ELPC	–	–	–	–	–	–	–	–
TAN	0,003	0,909	1,719	0,372	0,050	0,303	0,274	0,118
TAM	0,014	0,000	−0,117	0,597	0,019	0,001	0,047	0,020
CRESC	0,004	0,000	0,392	0,000	0,002	0,000	−0,004	0,083
LC	0,032	0,000	−0,702	0,079	0,036	0,006	0,207	0,000
MB	−0,004	0,900	3,348	0,142	−0,036	0,527	0,194	0,374
CC	0,017	0,602	1,277	0,571	−0,055	0,333	0,408	0,047
CNC	0,155	0,636	2,936	0,201	−0,028	0,628	0,398	0,057
EL	−0,036	0,324	5,119	0,045	−0,033	0,604	0,103	0,657
SD	−0,002	0,965	4,303	0,209	−0,015	0,860	−0,318	0,307
IND	0,044	0,189	4,508	0,057	0,081	0,175	−0,219	0,308
TECN	–	–	–	–	–	–	–	–
TEL	0,056	0,156	2,781	0,312	0,012	0,862	0,104	0,676
UT	−0,011	0,751	4,263	0,079	−0,058	0,347	−0,257	0,244
R^2	0,501		0,505		0,244		0,409	
Durbin Watson	2,039		1,965		2,068		2,153	
sig.	0,000		0,000		0,000		0,000	

As colunas 'coef.' e 'sig.' reportam as estimativas e seus respectivos *p*-valores.

os modelos de efeitos fixos e aleatórios. Para as variáveis ROE, ROS e GA todos os testes apresentaram significância, sugerindo análise adequada por meio do modelo de efeitos fixos. Contudo, para a variável ROA os testes de Breusch and Pagan e Chow não apresentaram significância, recomendando a análise por meio de regressão pelo modelo POLS.

Os resultados do modelo de regressão para as empresas brasileiras demonstraram significância ao nível de 1%. O poder explicativo do modelo, representado pelo R^2, variou entre as variáveis dependentes, ficando 7,4% para o ROA, 60,2% para o ROE, 6% para o ROS e 16,9% para o GA. Estes valores sinalizam que variáveis não captadas pelo modelo explicam as variáveis dependentes. O teste VIF excluiu as variáveis ECPC e TEL pela existência de multicolinearidade, entretanto, não prejudicando as demais variáveis.

A análise das variáveis de setor (*dummies*) apresenta limitação no modelo de efeitos fixos, entretanto, verifica-se que na variável ROA os resultados não sugerem influência setorial no desempenho. Para verificar o efeito setorial nos outros três modelos, optou-se por analisar as variáveis setoriais pelo modelo POLS para ROE, ROS e GA. Os resultados evidenciaram que apenas para o GA há uma influência positiva, ao nível de 5%, para o setor de tecnologia, enquanto o setor utilidades tem influência negativa para o GA da organização.

Para as variáveis de interesse INT e GI, verifica-se que apenas na variável dependente ROE o grau de intangibilidade apresentou significância estatística. Os achados sugerem que o grau de intangibilidade influencia negativamente a variável ROE, não convergindo com evidências de Perez & Famá (2006a) e Nascimento et al. (2012). A variável INT também evidenciou resultados semelhantes para a variável dependente GA, sugerindo que organizações com maior montante em ativos intangíveis registrados nas demonstrações contábeis tendem a possuir menor GA.

Os fatores macroeconômicos analisados a partir das variáveis PIB e INFL fornecem evidências ao nível de

Tabela 3
Resultados da regressão linear múltipla para empresas brasileiras

variáveis	ROA		ROE		ROS		GA	
	coef.	**sig.**	**coef.**	**sig.**	**coef.**	**sig.**	**coef.**	**sig.**
(constante)	0,114	0,624	0,008	0,993	−69,037	0,000	−0,487	0,001
INT	0,090	0,382	0,220	0,816	−26,447	0,153	−0,254	0,008
GI	0,002	0,630	−0,415	0,000	−0,015	0,958	0,003	0,193
PIB	0,000	0,946	0,077	0,000	0,607	0,108	0,003	0,331
INFL	0,002	0,939	0,194	0,015	1,088	0,483	−0,006	0,637
ETC	−0,137	0,001	0,408	0,075	7,412	0,097	−0,004	0,907
ECPC	–	–	–	–	–	–	–	–
ELPC	0,123	0,003	−0,408	0,080	−7,417	0,103	0,007	0,856
TAN	−0,258	0,002	−1,208	0,038	−4,896	0,667	0,144	0,113
TAM	0,013	0,088	−0,033	0,740	9,710	0,000	0,195	0,000
CRESC	0,001	0,822	0,233	0,000	−0,073	0,780	−0,002	0,381
LC	0,003	0,554	0,004	0,843	1,561	0,000	0,000	0,620
MB	−0,010	0,929	–	–	–	–	–	–
CC	0,016	0,884	–	–	–	–	–	–
CNC	−0,011	0,927	–	–	–	–	–	–
EL	−0,146	0,255	–	–	–	–	–	–
SD	−0,039	0,780	–	–	–	–	–	–
IND	0,001	0,990	–	–	–	–	–	–
TECN	−0,066	0,668	–	–	–	–	–	–
TEL	–	–	–	–	–	–	–	–
UT	0,007	0,954	–	–	–	–	–	–
R^2	0,074		0,602		0,060		0,169	
Durbin Watson	2,246		1,888		2,025		1,993	
sig.	0,000		0,000		0,000		0,000	

As colunas 'coef.' e 'sig.' reportam as estimativas e seus respectivos *p*-valores.

1% e 10%, respectivamente, para a variável ROE. Observa-se que quanto maiores o crescimento do PIB e a taxa anual de inflação, maior será o retorno sobre o patrimônio líquido das empresas. Esta situação pode ser explicada a partir dos interesses dos acionistas, que buscam maiores retornos sobre o capital investido em função de influências macroeconômicas visando a proteção patrimonial frente aos fatores econômicos (Terra, 2007).

No contexto brasileiro, observa-se que para as variáveis de endividamento apenas para a variável dependente ROA observou-se significância estatística ao nível de 5%. Verifica-se que as variáveis tangibilidade e endividamento (ETC) possuem relação negativa com o desempenho. Esta situação pode direcionar que organizações com menores montantes de recursos em ativos tangíveis, que geralmente são objeto de garantia em financiamentos, possuem menor endividamento (Favato & Rogers, 2008).

A variável TAM apresentou significância estatística ao nível de 1% para ROS e GA. Neste contexto, verifica-se que empresas com maior receita líquida apresentaram maior retorno sobre as vendas e giro do ativo. Entretanto, a pesquisa não fornece evidências para corroborar os resultados de Ritta & Ensslin (2010), de que ativos intangíveis direcionam maiores receitas.

Resultados semelhantes aos das empresas argentinas foram observadas nos resultados da regressão das empresas chilenas, que é apresentado na tabela 4. O modelo adequado para análise quantitativa das variáveis da pesquisa foi selecionado a partir da realização dos testes de Breusch and Pagan, Chow e Hausman. Para as variáveis ROA, ROS e GA todos os testes apresentaram significância, sugerindo análise adequada por meio do modelo de efeitos fixos. Contudo, para a variável ROE os testes de Breusch and Pagan e Chow não apresentaram significância, recomendando a análise por meio de regressão pelo modelo POLS.

Conforme a tabela 4, os resultados do modelo demonstram significância ao nível de 1% para as empresas chilenas. O R^2 do modelo variou entre 6,3% para a variável ROS, demonstrando baixo poder explicativo, e 43%

Tabela 4
Resultados da regressão linear múltipla para empresas chilenas

variáveis	ROA		ROE		ROS		GA	
	coef.	sig.	coef.	sig.	coef.	sig.	coef.	sig.
(constante)	0,264	0,000	0,291	0,15	43,314	0,000	−0,409	0,003
INT	−0,034	0,767	−0,174	0,346	2,587	0,914	−0,938	0,001
GI	0,004	0,000	0,045	0,000	−0,011	0,969	0,006	0,051
PIB	0,000	0,992	−0,021	0,139	−0,060	0,913	0,011	0,085
INFL	−0,001	0,691	−0,023	0,234	0,839	0,265	0,188	0,031
ETC	0,930	0,183	4,210	0,205	−107,919	0,459	−0,367	0,827
ECPC	−1,048	0,134	−4,265	0,200	103,180	0,479	0,542	0,747
ELPC	−1,093	0,116	−4,310	0,194	110,923	0,445	0,271	0,871
TAN	−0,303	0,000	−0,346	0,002	−8,635	0,402	−0,016	0,895
TAM	−0,003	0,576	0,004	0,694	−6,991	0,000	0,185	0,000
CRESC	0,013	0,000	0,032	0,002	0,942	0,036	0,018	0,001
LC	−0,001	0,000	−0,001	0,120	−0,137	0,000	0,000	0,881
MB	–	–	0,072	0,638	–	–	–	–
CC	–	–	0,098	0,520	–	–	–	–
CNC	–	–	0,051	0,735	–	–	–	–
EL	–	–	0,078	0,660	–	–	–	–
SD	–	–	0,120	0,518	–	–	–	–
IND	–	–	0,129	0,389	–	–	–	–
TECN	–	–	–	–	–	–	–	–
TEL	–	–	0,240	0,215	–	–	–	–
UT	–	–	0,201	0,187	–	–	–	–
R^2	0,430		0,145		0,063		0,376	
Durbin Watson	2,028		1,988		2,030		1,985	
sig.	0,000		0,000		0,000		0,000	

As colunas 'coef.' e 'sig.' reportam as estimativas e seus respectivos *p*-valores.

para o ROA, entretanto, ainda sinalizam que mais variáveis independentes não captadas pelo modelo podem explicar a variação nas variáveis dependentes. O teste VIF excluiu a variável TECN.

A análise das variáveis *dummies* possui limitação no modelo de efeitos fixos, neste sentido, optou-se por analisar a influência setorial no desempenho das organizações a partir do modelo POLS. Verificou-se que há uma influência positiva no ROA dos setores industrial, telecomunicações e utilidades. Para a variável GA verificou-se que apenas o setor industrial possui influência positiva e significativa no desempenho, contudo, as variáveis ROE e ROS não apresentaram evidências de que os aspectos setoriais influenciam significativamente seu desempenho.

No tocante às empresas chilenas, observa-se que os ativos intangíveis registrados na demonstração financeira influenciam negativamente o desempenho da organização a partir da variável GA, entretanto, observa-se sinal positivo do grau de intangibilidade para as variáveis ROA, ROE e GA, destacam que ativos intangíveis não registrados nas demonstrações financeiras influenciam de maneira significativa o desempenho destas organizações. Segundo Perez & Famá (2006a), alguns ativos intangíveis são importantes do ponto de vista operacional, nestes casos, podem ser os responsáveis em fornecer fluxos de caixa que direcionem o desempenho superior frente a outras organizações. Entretanto, os *stakeholders* não possuem a disponibilidade destas informações, em função da legislação muitas vezes não permitir o reconhecimento de tais recursos intangíveis nas demonstrações contábeis.

Entretanto, segundo Pierre & Audet (2011), a intangibilidade representada por ativos intangíveis registrados nas demonstrações financeiras pode evidenciar um processo de combinação de negócios, este tende a direcionar uma estratégia mais eficiente para inserir a organização em novos ambientes. Neste sentido, evidências de Delios & Beamish (2001) e Pierre & Audet (2011) sugerem que ao inserirem-se em novos países ou setores, há

um processo de adaptação ao novo contexto destas organizações, que pode interferir em seu desempenho.

Para as variáveis macroeconômicas observou-se que o PIB e INFL influenciam positivamente a variável dependente GA. Esta evidência sugere que quanto maior o crescimento do PIB e inflação, maior será o giro do ativo das organizações, que segundo Bastos et al. (2009), quanto maior o crescimento do PIB, maior será a geração de recursos internos nas organizações. Este achado corrobora parcialmente as evidências de que aspectos macroeconômicos impactam as atividades das organizações (Terra, 2007).

Por fim, a tabela 5 evidencia os resultados da análise do México. Inicialmente foram realizados os testes de Breusch and Pagan, Chow e Hausman para verificar o modelo quantitativo adequado para a análise. Para as quatro variáveis independentes foram estimados os modelos de efeitos fixos e aleatórios, sendo que todos os testes apresentaram significância, sugerindo análise por meio do modelo de efeitos fixos.

Tabela 5
Resultados da regressão linear múltipla para empresas mexicanas

variáveis	**ROA**		**ROE**		**ROS**		**GA**	
	coef.	**sig.**	**coef.**	**sig.**	**coef.**	**sig.**	**coef.**	**sig.**
(constante)	0,561	0,002	−2,471	0,000	5180,151	0,000	−0,42702	0,010
INT	0,059	0,665	−0,260	0,572	46,777	0,959	−0,169	0,191
GI	0,001	0,029	0,160	0,000	4,841	0,163	0,002	0,000
PIB	0,000	0,943	0,015	0,360	−70,247	0,030	0,016	0,001
INFL	0,024	0,302	−0,019	0,808	180,364	0,238	0,011	0,605
ETC	−0,417	0,000	−0,279	0,047	−2579,716	0,000	−0,157	0,000
ECPC	−0,508	0,000	0,802	0,005	−2418,065	0,000	0,373	0,000
ELPC	–	–	–	–	–	–	–	–
TAN	0,141	0,085	1,295	0,000	1113,614	0,042	0,054	0,482
TAM	−0,085	0,000	0,218	0,001	−844,301	0,000	0,151	0,000
CRESC	−0,007	0,050	0,057	0,000	−3,007	0,901	−0,039	0,000
LC	−0,005	0,136	0,022	0,043	−28,216	0,185	0,002	0,406
R^2	0,987		0,319		0,982		0,353	
Durbin Watson	1,757		2,077		1,690		1,961	
sig.	0,000		0,000		0,000		0,000	

As colunas ‘coef.’ e ‘sig.’ reportam as estimativas e seus respectivos *p*-valores.

Para as empresas mexicanas, a regressão demonstra significância ao nível de 1%. O R^2 variou entre 31,9% e 98,73%. O teste de multicolinearidade VIF excluiu a variável ELPC. Verifica-se que o grau de intangibilidade apresentou significância estatística ao nível de 1% para ROE e GA e 5% para ROA. Neste sentido, os achados sugerem uma influência positiva do grau de intangibilidade sobre o desempenho, corroborando evidências relacionadas a ativos intangíveis e desempenho (Perez & Famá, 2006a; Zéghal & Maaloul, 2010; Pierre & Audet, 2011; Nascimento et al., 2012).

A variável PIB apresentou significância ao nível de 5% para ROS e 1% para GA, mas apontou influência negativa para o retorno sobre as vendas e positiva para o giro do ativo. De modo geral, não há como afirmar o impacto do crescimento do PIB no desempenho das organizações, mas sinalizam que aspectos macroeconômicos impactam nas atividades organizacionais (Terra, 2007).

Observa-se que a variável de endividamento (ETC) influencia negativamente todas as variáveis dependentes, tal situação reflete que empresas com maior nível de endividamento possuem menores retornos, enquanto que a situação inversa reflete que empresas com menor endividamento possuem maior aporte de recursos para manutenção dos investimentos em função de maior desempenho organizacional (Bastos et al., 2009).

Para a variável TAN verifica-se uma influência positiva sobre o ROA, ROE e ROS, sinalizando que os ativos tangíveis da organização impactam de maneira significativa o desempenho das organizações.

Tendo em vista que o modelo de efeitos fixos limitou a análise das variáveis *dummies* responsáveis para análise das implicações setoriais no desempenho das organizações, a análise a partir do modelo POLS evidencia

que para as variáveis ROA e ROS o setor utilidades possui influência negativa, encontrou-se uma influência negativa para os setores consumo não cíclico e industrial quanto ao ROE, enquanto o GA foi influenciado positivamente pelos setores saúde, industrial e influenciado negativamente pelas atividades de consumo não cíclico e utilidades.

Neste sentido, os achados fornecem evidências de que os ativos intangíveis influenciam o desempenho das organizações conforme sugerido pela literatura, apesar dos resultados não serem conclusivos para todos os países analisados. Os achados sugerem a influência do grau de intangibilidade para variáveis dependentes, e a evidência mais forte está presente na Argentina. Tais resultados podem sugerir uma possível relação entre o ambiente econômico e a influência de ativos intangíveis sobre o desempenho das organizações, em função do país apresentar um contexto econômico com maior turbulência frente aos demais países analisados.

5. Considerações finais

Este estudo teve por objetivo analisar a influência dos ativos intangíveis no desempenho econômico de empresas latino-americanas. Os países analisados foram Argentina, Brasil, Chile e México. Para atingir o objetivo do estudo, realizou-se uma pesquisa descritiva, documental e quantitativa.

A população do estudo foi composta por 681 empresas argentinas, brasileiras, chilenas e mexicanas listadas nas respectivas bolsas dos países. A amostra final foi composta por 543 empresas que dispunham de todas as informações necessárias para a análise dos dados, sendo feitas 2.715 observações. Os dados coletados compreendem um período de cinco anos, entre 2010 a 2014.

Como variáveis dependentes, foram utilizados os indicadores de desempenho contábeis, e como variáveis independentes fatores macroeconômicos, variáveis contábeis relacionadas aos ativos intangíveis e de controle. Também se optou pela utilização de *dummies* para identificar possíveis diferenças setoriais na relação analisada.

Os resultados evidenciaram que para as variáveis de desempenho ROE, ROA e ROS, os valores médios são superiores nas empresas chilenas em relação aos demais países, sinalizando, assim, que um ambiente econômico mais estável propicia maior estabilidade no ambiente de negócios.

No tocante às informações relacionadas à variável GA observou-se que empresas chilenas possuem menores giros sobre o ativo, vindo de encontro com maiores médias de desempenho. Com relação às variáveis que analisaram o endividamento (ETC, ECPC, ELPC), observou-se que empresas brasileiras possuem maiores níveis de endividamento e menor desempenho, enquanto que nas empresas chilenas observou-se um menor endividamento e maiores médias de rentabilidade.

Como elemento principal de análise, os resultados sugerem a influência do grau de intangibilidade sobre o desempenho das empresas analisadas, sendo que a evidência mais forte se observou em empresas argentinas. No Chile e México os achados também convergem com o observado na Argentina, sugerindo que há uma influência positiva entre o grau de intangibilidade e as variáveis ROA, ROE e GA. Para as empresas brasileiras os resultados são inconclusivos e inconsistentes com a literatura, evidências significativas foram observadas apenas para a influência negativa do grau de intangibilidade sobre o ROE, para a intangibilidade a influência negativa foi observada para o GA.

As contribuições do estudo estão em ampliar o número de variáveis, direcionando ao desempenho econômico, o ambiente de estudo, especialmente ao incluir quatro países da América Latina e proporcionar evidências sobre os efeitos dos ativos intangíveis em ambientes setoriais e países distintos. Os resultados do artigo também sugerem uma possível relação de que ativos intangíveis podem ser um elemento estratégico em um ambiente macroeconômico instável, conforme evidências apresentadas pela Argentina.

As limitações observadas na pesquisa referem-se ao fato de que outras variáveis também podem influenciar o desempenho das organizações relacionadas aos ativos intangíveis, as quais não foram investigadas neste estudo. A estimação do grau de intangibilidade a partir do grau de valorização ou desvalorização da empresa no mercado pode ser influenciada pela percepção dos investidores em relação ao valor da ação do mercado, constituindo em outra limitação. No entanto, no ambiente científico esta abordagem torna-se útil em função da existência de ativos intangíveis relevantes em sua estrutura, que geram benefícios econômicos e podem ser responsáveis por desempenho superior. Deve-se considerar ainda que o grau de intangibilidade influen-

cia a percepção dos investidores quanto às expectativas da organização, em função das normas contábeis não abrangerem no processo de reconhecimento todos os ativos intangíveis que uma organização possui (Perez & Famá, 2006a).

Sugere-se para pesquisas futuras, analisar empresas de setores específicos e compará-las com os resultados de estudos anteriores, bem como utilizar-se de outras variáveis não inseridas neste estudo. Os resultados sugerem que o ambiente macroeconômico pode interferir no benefício estratégico dos ativos intangíveis, diante disso, pesquisas futuras podem explorar o benefício dos ativos intangíveis de empresas em países com ambientes econômicos instáveis.

Referências

Aboody, D. & Lev, B. (1998). The value relevance of intangibles: The case of software capitalization, *Journal of Accounting Research* **36**: 161–191.

Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage, *Journal of Management* **17**: 99–120.

Bastos, D. D. & Nakamura, W. T. (2009). Determinantes da estrutura de capital das companhias abertas no Brasil, México e Chile no período 2001-2006, *Revista Contabilidade & Finanças* **20**: 75–94.

Bastos, D. D., Nakamura, W. T. & Basso, L. F. C. (2009). Determinantes da estrutura de capital das companhias abertas na América Latina: Um estudo empírico considerando fatores macroeconômicos e institucionais, *Revista de Administração Mackenzie* **10**.

Benachenhou, A. (2013). *Países Emergentes*, Fundação Alexandre de Gusmão, Brasília.

Bontis, N., Chua-Chong-Keow, W. & Richardson, S. (2000). Intellectual capital and business performance in malaysian industries, *Journal of intellectual capital* **1**: 85–100.

Colauto, R. D., Nascimento, P. S., Avelino, B. C. & Bispo, O. N. A. (2009). Evidenciação de ativos intangíveis não adquiridos nos relatórios da administração das companhias listadas nos níveis de governança corporativa da Bovespa, *Contabilidade Vista & Revista* **20**: 143–169.

Connolly, R. A. & Hirschey, M. (1984). R&D, market structure and profits: A value-based approach, *Review of Economics and Statistics* pp. 682–686.

Connolly, R. A. & Hirschey, M. (2005). Firm size and the effect of R&D on Tobin's Q, *R&D Management* **35**: 217–223.

Delios, A. & Beamish, P. W. (2001). Survival and profitability: The roles of experience and intangible assets in foreign subsidiary performance, *Academy of Management Journal* **44**: 1028–1038.

Edvinsson, L. & Malone, M. S. (1998). *Capital Intelectual: Descobrindo o Valor Real de sua Empresa pela identificação de Seus Valores Internos*, Makron Books, São Paulo.

Favato, V. & Rogers, P. (2008). Estrutura de capital na América Latina e nos Estados Unidos: Uma análise de seus determinantes e efeito dos sistemas de financiamento, *Gestão & Regionalidade* **24**: 31–43.

Fischmann, A. A. & Zilber, M. A. (1999). *Utilização de indicadores de desempenho como instrumento de suporte à gestão estratégica*, Anais do XXIII Encontro da ANPAD, Paraná.

Hendriksen, E. S. & Van Breda, M. F. (1999). *Teoria da Contabilidade*, Atlas, São Paulo.

International Accounting Standards Committee (2015). *IAS 38 Intangible Assets*, International Accounting Standards Committee, London.

Kayo, E. K. (2002). *A estrutura de capital e o risco das empresas tangível e intangível-intensivas: uma contribuição ao estudo da valoração de empresas*, Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo.

Kayo, E. K., Kimura, H., Basso, L. F. C. & Krauter, E. (2008). Os fatores determinantes da intangibilidade, *Revista de Administração Mackenzie* **7**: 112–130.

Kayo, E. K., Teh, C. C. & Basso, L. F. C. (2006). Ativos intangíveis e estrutura de capital: a influência das marcas e patentes sobre o endividamento, *Revista de Administração* **41**: 158–168.

Lara, J. E. & Mesquita, J. M. C. (2009). Estrutura de capital e rentabilidade: Análise do desempenho de empresas brasileiras no período pós plano real, *Contabilidade Vista & Revista* **19**: 15–33.

Lev, B. (2001). *Intangibles: Management, Measurement, and Reporting*, Brookings Institution Press, Washington.

Megna, P. & Klock, M. (1993). The impact of intangible capital on Tobin's Q in the semiconductor industry, *American Economic Review* **83**: 265–269.

Melo Carvalho, F. (2010). *Tangibilidade e intangibilidade na determinação do desempenho persistente de firmas brasileiras*, Tese de Doutorado, Universidade Presbiteriana Mackenzie.

Modigliani, F. & Miller, M. H. (1963). Corporate income taxes and the cost of capital: A correction, *American economic review* **53**: 433–443.

Myers, S. C. & Majluf, N. S. (1984). Corporate financing and investment decisions when firms have information that investors do not have, *Journal of Financial Economics* **13**: 187–221.

Nascimento, E. M., Oliveira, M. C. d., Marques, V. A. & da Cunha, J. V. A. (2012). Ativos intangíveis: Análise do impacto do grau de intangibilidade nos indicadores de desempenho empresarial, *Enfoque: Reflexão Contábil* **31**: 37–52.

Nonaka, I. & Takeuchi, H. (2003). *Criação de Conhecimento na Empresa*, Elsevier, Brasil.

Parr, R. L. (1991). *Investing in intangible assets: Finding and profiting from hidden corporate value*, John Wiley & Sons Inc.

Perez, M. M. & Famá, R. (2006a). Ativos intangíveis e o desempenho empresarial, *Revista Contabilidade & Finanças* **17**: 7–24.

Perez, M. M. & Famá, R. (2006b). Características estratégicas dos ativos intangíveis e o desempenho econômico da empresa, *Revista Eletrônica de Gestão de Negócios* **2**: 69–96.

Pierre, J. S. & Audet, J. (2011). Intangible assets and performance: Analysis on manufacturing SMEs, *Journal of Intellectual Capital* **12**: 202–223.

Rajan, R. G. & Zingales, L. (1995). What do we know about capital structure? Some evidence from international data, *Journal of Finance* **50**: 1421–1460.

Reilly, R. F. & Schweihs, R. P. (1998). *Valuing Intangible Assets*, McGraw Hill Professional.

Ritta, C. d. O. & Ensslin, S. R. (2010). *Investigação sobre a relação entre ativos intangíveis e variáveis financeiras: um estudo nas empresas brasileiras pertencentes ao índice Bovespa nos anos de 2007 e 2008*, Anais do Congresso USP de Controladoria e Contabilidade, São Paulo.

Terra, P. R. S. (2007). Estrutura de capital e fatores macroeconômicos na América Latina, *Revista de Administração* **42**: 192–204.

Zéghal, D. & Maaloul, A. (2010). Analysing value added as an indicator of intellectual capital and its consequences on company performance, *Journal of Intellectual Capital* **11**(1): 39–60.

Apêndice

Tabela A1
Composição da amostra

país	empresas não-financeiras	empresas excluídas	amostra
Argentina	88	13	75
Brasil	300	83	217
Chile	179	29	150
México	114	13	101
total	681	138	543

Tabela A2
Constructo das variáveis

tipo	variáveis dependentes	definição
indicadores de Desempenho	ROA	Lucro Líquido/Ativo Total
	ROE	Lucro Líquido/Patrimônio líquido
	ROS	Lucro Líquido/Receita Líquida
	GA	Receita Líquida/Ativo Total
Tipo	**Variáveis Independentes**	**Definição**
variável de interesse	Intangibilidade - INT	Ativo intangível/Ativo total
	Grau de Intangibilidade - GI	Valor de mercado do PL/Valor contábil do PL
fatores macroeconômicos	Crescimento do PIB - PIB	Taxa anual de crescimento do PIB
	Taxa anual de inflação - INFL	Taxa anual de Inflação
fator empresa	Endividamento Total - ETC	(Passivo Circulante + Passivo Não Circulante)/Ativo Total
	Endividamento de Curto Prazo - ECPC	Passivo Circulante/Ativo Total
	Endividamento de Longo Prazo - ELPC	Passivo Não Circulante/Ativo Total
	Tangibilidade - TAN	(Ativo Imobilizado + Estoques)/Ativo Total
	Tamanho - TAM	ln(Receita Líquida de Vendas)
	Oportunidade de crescimento - CRESC	(Vendas do período 1 − Vendas do período 0)/Vendas do período 0
	Liquidez Corrente - LC	Ativo Circulante/Passivo Circulante
dummy setores	Materiais Básicos - MB	Valor 1 para empresas do setor, 0 para outras
	Consumo Cíclico - CC	
	Consumo não cíclico - CNC	
	Elétrico - EL	
	Saúde - SD	
	Indústria - IND	
	Tecnologia - TECN	
	Telecomunicação - TEL	
	Utilidades - UT	

Combinação da projeção da volatilidade percebida por Redes Neurais e HAR
(Combining neural network and HAR forecasts of perceived volatility)

Alcides Araújo[†]
Alessandra Montini[‡]
Joelson Sampaio[*]

Resumo

Este artigo analisa a combinação dos métodos HAR e redes neurais para melhor projetar a volatilidade percebida e, consequentemente, trazer maior eficiência na gestão de riscos. Para realizar as projeções, combinações e testes foi utilizada a série de volatilidade percebida do Ibovespa no período entre 2000 e 2018, totalizando 4530 observações. Os principais resultados evidenciam que a combinação de ambos os modelos resultou numa melhor previsibilidade da volatilidade percebida, o que pode ser interpretado como um ganho de eficiência para gestão de riscos. Adicionalmente, artigo também avaliou o desempenho dos modelos considerando a rentabilidade de trading com opções. Para o caso da rentabilidade, verificou-se que as combinações de modelos lineares e não lineares apresentaram melhor *performance*.

***Palavras-chave*:** Dados em Alta Frequência; Volatilidade Percebida; Combinação de Projeções.
Código JEL: C53, C58.

Abstract

This paper examines a combination of HAR and neural networks methods to better predict perceived volatility and, consequently, to more efficiently manage risk. To carry out the projections, combinations and tests, the series of perceived volatility of Ibovespa was collected between 2000 and 2018, producing a sample of 4,530 observations. The main results show that the combination of both models better predict perceived volatility, which can be interpreted as an efficiency gain for risk management. In addition, this article also evaluates the performance of the models, considering the profitability of trading with options. For the case of profitability, combinations of linear and nonlinear models present better performance.

***Keywords*:** High Frequency Data; Realized Volatility; Forecast Combination.
JEL Code: C53, C58.

1. Introdução

Volatilidade possui impacto em diversas aplicações financeiras. As aplicações vão desde gestão de carteiras, alocação de recursos, apreçamento de derivativos, gestão de riscos até tomadas de decisão das instituições a respeito da estabilidade financeira, conforme apresenta Danielsson (2011).

O presente artigo tem como objetivo analisar a acurácia de dois métodos de projeção de volatilidade percebida. O primeiro modelo é denominado *Heterogeneous Autoregressive Model of Realized Volatility* (HAR), sugerido em Corsi (2011) e o segundo é o método de Redes Neurais. A contribuição desse trabalho é combinar as projeções dos modelos HAR e Rede Neural, dado que o primeiro modelo é baseado em pressupostos da teoria econômica, enquanto que o segundo está baseado em modelos determinísticos não lineares advindos da área de aprendizagem de máquina. Este artigo busca também avaliar o desempenho dos modelos considerando a rentabilidade de *trading* com opções.

A combinação desses modelos poderá melhorar o desempenho das projeções de volatilidade percebida e, consequentemente, trazer maior eficiência na gestão de riscos de operações de HFT (*High Frequency Trading*).

Submetido em 27 de agosto de 2017. Revisado em 12 de janeiro de 2019. Aceito em 14 de janeiro de 2019. Publicado online em outubro de 2019. Editor responsável: Márcio Laurini.

[†](Autor correspondente) Universidade de São Paulo, Brasil. E-mail: alcides.carlos@yahoo.com.br
[‡]Universidade de São Paulo, Brasil. E-mail: amontini@usp.br
[*]São Paulo School of Economics/FGV, Brasil. E-mail: joelson.sampaio@fgv.br

©2019 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license (http://creativecommons.org/licenses/by/3.0)

HFT é um tipo de negociação associada a rápida realocação de capital, em que as transações podem ocorrer em milésimos de segundos.

Um desafio da área financeira é analisar grandes bancos de dados de negociações na bolsa de valores. Estas negociações são realizadas em tempo real e, para diversos ativos, em alta frequência. Outro desafio de lidar com HFT é a gestão de riscos, dado que certo algoritmo pode apresentar retornos excelentes em um dia e em seguida revertê-los em perdas em um único momento. Cabe ao gestor de algoritmos de negociação selecionar uma medida de risco eficiente para controlar as perdas de suas operações ou mensurar o quanto poderá perder caso ocorra o pior cenário. Portanto, projetar volatilidade de forma eficiente é importante para uma melhor gestão de riscos.

Volatilidade percebida ou volatilidade realizada (*Realized Volatility* - RV), proposta por Andersen & Bollerslev (1998), tem tido bastante relevância nos últimos anos. De acordo com Danielsson (2011), esta medida utiliza dados passados com frequência intradiária; deste modo, torna-se uma medida puramente direcionada pelos dados. Conforme apresentam Zivot (2005) e Andersen, Bollerslev & Diebold (2007), modelos de projeção que utilizam a métrica da volatilidade percebida demonstraram melhor desempenho de projeção.

Os estudos a respeito de combinação de projeções possuem bastante aplicação prática. Conforme Timmermann (2006), a combinação de projeções demonstrou sucesso empírico em diversas aplicações econômicas, como projeção de PIB, preço do petróleo e retorno de ações.

Uma das razões apresentadas na literatura para utilizar combinações de previsão é que previsões individuais podem ser diferentemente afetadas por quebras estruturais causadas, por exemplo, por mudanças de desenvolvimentos tecnológicos. Alguns modelos podem se adaptar rapidamente e serão temporariamente afetados por quebras estruturais, enquanto outros têm parâmetros que só se ajustam muito lentamente aos novos dados pós-quebra (Hendry & Clements, 2004; Aiolfi & Timmermann, 2006; Winkler, 1989).

Os principais resultados deste trabalho evidenciam que a combinação de ambos os modelos resultou numa melhor previsibilidade da volatilidade percebida, o que pode ser interpretado como um ganho de eficiência para gestão de riscos. Esse ganho de eficiência na combinação das projeções do modelo HAR e do método de Redes Neurais, foi obtido por um melhor desempenho alcançado pelos menores valores de RMSE e MAE.

Para o caso da rentabilidade, considerando os modelos quanto ao desempenho de *trading* de opções, verificou-se que as combinações de modelos lineares e não lineares apresentaram melhor *performance*. Portanto, apesar de não serem conclusivos, foram encontrados indícios de que combinar modelos lineares com não lineares pode trazer benefícios tanto para o desempenho preditivo quanto para a rentabilidade num processo de projeção da volatilidade percebida.

Este artigo está estruturado da seguinte maneira: a Seção 2 apresenta os trabalhos que serviram de base para este estudo. Apresentar os modelos e dados é o objetivo da Seção 3. Na Seção 4 apresentamos os resultados do estudo. Por fim, a Seção 5 apresenta as conclusões do artigo.

2. Revisão da literatura

Segundo Zivot (2005), o estudo das medidas de volatilidade para dados em alta frequência é um tema de pesquisa relativamente recente. Esta área de estudos possui importância dado que produz estimadores que apresentam melhor exatidão para a volatilidade e correlação condicional quando comparados com estimadores que utilizam dados diários ou mensais.

Fleming, Kirby & Ostdiek (2003) foram os primeiros a aplicar tais métodos para estudar o valor econômico de dados de alta frequência no contexto de decisões de investimento. Em um cenário trivial, eles estimam a matriz de covariância condicional diária dos retornos sobre os contratos futuros do S&P500 e contratos futuros de ouro. Eles acham que a utilização de retornos de alta frequência em oposição aos retornos diários gera ganhos que vão de 50 a 200 pontos base, por ano.

Os estimadores de volatilidade para dados em alta frequência são derivados a partir do conceito da Variância Integrada (*Integrated Variance* – IV), conforme descrevem Andersen (2001), Barndorff-Nielsen & Shephard (2004) e Bauwens, Hafner & Laurent (2012). Conforme os autores, dado a velocidade e liquidez nos mercados financeiros, as operações tendem a ocorrer de forma muito próxima do tempo contínuo.

Andersen (2001) examinam as volatilidades diárias e as correlações de retorno de capital "realizadas" obtidas a partir de preços de transação *intraday* de alta frequência em ações individuais do índice *Dow Jones*. Eles acham que as distribuições incondicionais de variâncias e covariâncias realizadas são altamente assimétricas à direita, enquanto o logaritmo dos desvios padrão realizados e correlações são aproximadamente gaussianas, assim como as distribuições de retornos escaladas pelo desvio padrão. Os autores também mostram que volatilidades realizadas e correlações mostram forte dependência temporal e parecem estar bem descritas por longos processos de memória. Por fim, eles apresentam fortes evidências de que as volatilidades realizadas e as correlações se movem juntas de uma maneira amplamente consistente com o fator latente estrutural.

A seleção de uma única projeção possui a vantagem do modelo utilizado ter demonstrado o menor erro de previsão. Entretanto, Timmermann (2006) demonstra que combinar as projeções possibilita a utilização do "melhor" que cada modelo pode oferecer, minimizando os erros de previsão. Esta metodologia foi inspirada no problema de os tomadores de decisão possuírem múltiplas projeções para a mesma variável.

Makridakis & Winkler (1983) investigam empiricamente o impacto do número e escolha de métodos de previsão na precisão sobre médias simples. Conclui-se que a precisão da previsão melhora e a variabilidade de precisão entre as diferentes combinações diminui, à medida que o número de métodos aumenta. Para os autores, pesos iguais e MSFE apresentam melhor desempenho.

Chan, Stock & Watson (1999) modelam um painel de previsões ex ante de uma única série temporal como um modelo de fator dinâmico, onde a expectativa condicional é o único fator não observado. Quando aplicado a previsão fora da amostra, isso levou à combinação de previsões baseadas em métodos diferentes do OLS. Esses métodos apresentaram bom desempenho em um experimento de Monte Carlo.

Stock & Watson (2004) usaram métodos combinados de previsão para prever o crescimento do produto interno bruto em um conjunto de dados econômicos trimestrais de 7 países cobrindo o período entre 1959 e 1999, com até 73 preditores por país. Embora as previsões baseadas nesses preditores sejam instáveis ao longo do tempo e em vários países, em média, apresentam pior desempenho do que uma referência considerando um modelo autorregressivo. Os resultados com a combinação foram mais bem sucedidas, ou seja, são as menos sensíveis ao desempenho recente das previsões individuais.

Smith & Wallis (2009) apresentam uma explicação formal do quebra-cabeça de combinação de previsão. Eles evidenciam que combinações simples de previsões pontuais tendem a superar combinações ponderadas sofisticadas em aplicações empíricas. A explicação está no efeito do erro da amostra finita na estimativa dos pesos combinados.

Andrada-Félix, Fernández-Rodríguez & Fuertes (2016) demonstram que as previsões de volatilidade considerando os vizinhos mais próximos (VP) podem aumentar o desempenho das previsões baseadas nesses modelos. A motivação teórica para a abordagem VP é que esta pode capturar a flexibilidade das dependências dinâmicas complexas de uma forma que mitiga a especificação indevida do modelo e a incerteza da estimativa de parâmetro. Eles apresentam evidências de não-linearidade nos resíduos de vários modelos de memória longa não linear da volatilidade realizada. Eles também evidenciam que em mercados calmos, o melhor desempenho vem de uma combinação de previsões VP e previsões baseadas em outros modelos. Já em mercados turbulentos, as previsões VP dominam. Para os autores, o maior desempenho das previsões VP decorre de sua capacidade superior de antecipar quedas de volatilidade.

3. Metodologia

3.1 Medidas de volatilidade com dados em alta frequência

Seja Y_t um vetor de preços $N \times 1$, em que $Y_t = \ln p_t$, sendo p_t o preço negociado, a difusão dos preços é expressa na equação 1,

$$\mathrm{d}Y_t = \mu_t \,\mathrm{d}t + \sigma_t \,\mathrm{d}W_t, \qquad t \geq 0, \tag{1}$$

em que $\mathrm{d}Y_t$ é o incremento do preço em logaritmo, μ_t é a direção (*drift*) do processo contínuo localmente delimitado, σ_t é a volatilidade instantânea estritamente positiva e estacionária e W_t é um Movimento Browniano Padrão.

Pode-se assumir que t é um dia de operações, sendo $i-s$ o espaçamento entre duas observações, com $s=1$ e $i=1...M$ períodos intradiários, o retorno $r_{t,i}$ é expresso na equação 2.

$$r_{t,i} \equiv Y_{t,i} - Y_{t,i-1} = \int_{t,i-1}^{t,M} \mu_{t,s}\,\mathrm{d}s + \int_{t,i-1}^{t,M} \sigma_{t,s}\,\mathrm{d}W_{t,s}, \qquad i = 1\ldots M. \tag{2}$$

Por meio da expressão 2, a distribuição de probabilidade dos retornos é definida na expressão 3,

$$r_{t,i} \sim N\left(\int_{t,i-1}^{t,M} \mu_{t,s}\,\mathrm{d}s,\, \mathrm{IV}_{t,M}\right), \tag{3}$$

em que $\mathrm{IV}_{t,s}$ é dada pela expressão 4,

$$\mathrm{IV}_{t,s} \equiv \int_{t,i-1}^{t,M} \sigma_{t,s}^2\,\mathrm{d}s, \tag{4}$$

em que IV é a Variância Integrada (*Integrated Variance* – IV).

Como se observa, os valores da variável IV precisam ser estimados, uma vez que é uma variável latente. No caso, IV pode ser estimada utilizando dados intradiários, Andersen & Bollerslev (1998) propõem o estimador da Variância Percebida (*Realized Variance* - RV), expressão 5,

$$RV_t = \sum_{i=1}^{M} r_{t,i}^2. \tag{5}$$

De acordo com Andersen, Bollerslev, Diebold & Labys (2003), o estimador foi apresentado com o objetivo de integrar dados de negociação em alta frequência e medidas de estimação de volatilidades. Conforme os autores, o estimador é fácil de ser implementado e melhora o desempenho dos modelos preditivos.

Por meio da estimação do RV_t para cada dia, obtém-se a série de Volatilidade Percebida. Conforme apresenta Corsi (2009), esta série é altamente assimétrica a direita e leptocúrtica, consequentemente, desvia-se da normalidade. Porém, este comportamento é padrão para as séries de Volatilidades, sendo um resultado observado desde Bollerslev, Engle & Nelson (1994).

3.2 Dados

O objetivo do presente artigo é propor a combinação das projeções de Volatilidade Percebida obtidas pelos modelos HAR e Redes Neurais. Para realizar as projeções, combinações e testes foi utilizada a série de Volatilidade Percebida do índice Bovespa no período entre 04/02/2000 a 21/06/2018, total de 4530 observações.

A pesquisa foi realizada em 4 etapas: obtenção da série de volatilidade percebida (RV), estimação dos modelos HAR e Redes Neurais, combinação das projeções e avaliação de desempenho.

3.3 Obtenção da série de Volatilidade Percebida

Para obtenção da série de volatilidade percebida foram utilizados os retornos continuamente compostos em intervalos de cinco minutos. No artigo de Wink Júnior & Pereira (2011), os autores testaram a utilização das frequências de 1, 5 e 15 minutos; os resultados demonstraram que as volatilidades realizadas com frequência de 5 minutos apresentaram o menor intervalo de confiança.

Ainda como procedimento de limpeza dos dados, os retornos obtidos nos períodos de abertura e fechamento foram retirados, conforme foi proposto em Rydberg (2003). O objetivo deste procedimento é retirar os efeitos dos leilões de abertura e fechamento das séries.

3.4 Estimação dos modelos

Na segunda etapa foram estimados os modelos HAR e Redes Neurais, foram analisadas as metodologias de janela fixa, janela deslizante e janela recursiva.

Para a metodologia de janela fixa foi utilizada 70% da amostra total, sendo ao todo 3171 observações, compreendendo o período entre 04/02/2000 a 17/12/2012. Este percentual de divisão da amostra também é

observado nos trabalhos de Chiriac & Voev (2011) e Val, Pinto & Klotzle (2014). Nos trabalhos de Forsberg & Ghysels (2007) e Santos & Ziegelmann (2014) os autores também mantiveram uma amostra maior para treino e um percentual menor para teste. Também foram analisados 60%, 80% e 90%, mas os resultados mantiveram-se similares.

3.5 Projeção com Modelo HAR

O modelo HAR(*Heterogeneous Autoregressive Model of Realized Volatility*) foi sugerido em Corsi (2011), sendo apresentada uma versão revisada em Corsi (2009). Este método de projeção é uma adaptação dos modelos *Heterogeneous Autorregressive Conditional Heteroskedasticity* (HARCH) propostos em Müller, Dacorogna, Davé, Olsen, Pictet & Von Weizsäcker (1997) e Dacorogna, Müller, Pictet & Olsen (1998).

Uma vez que séries de Volatilidades Percebidas são altamente assimétricas, tendo comportamento que se desvia da normalidade, Corsi (2009) e Fernandes, Medeiros & Scharth (2014) apresentam que o modelo HAR é adequado a tais características. Dado que o modelo possibilita a observação do impacto da volatilidade tanto no curto quanto no longo prazo.

Para estimação do modelo, Boudt, Cornelissen & Payseur (2012) descrevem primeiramente sobre a necessidade de obter as volatilidades percebidas (RV), uma medida foi apresentada na expressão 5. Durante esta etapa estima-se o RV como agregação de vários dias por meio da expressão 6,

$$\mathrm{RV}_t^{(\cdot)} = \frac{1}{n}\left[\sum_{i=1}^{n} \mathrm{RV}_{t-i}\right], \tag{6}$$

em que n é o número de dias que se busca obter o RV agregado.

Na expressão 7 é apresentado o modelo HAR para k parâmetros,

$$\mathrm{RV}_{t+h} = \sum_{i=0}^{k} \beta^{(i)} \mathrm{RV}_t^{(i)} + \varepsilon_{t+h}, \tag{7}$$

em que os parâmetros $\beta^{(i)}$ são os coeficientes para os horizontes de tempo selecionados para a estimação e h é o número de dias a frente para ser projetado. Normalmente as escolhas para k são 1, 5 e 22 dias, conforme é sugerido em Corsi (2009).

O tratamento do $\mathrm{RV}_t^{(i)}$ para a etapa de estimação foi um ponto de discussão entre os pesquisadores. Nos trabalhos de Barndorff-Nielsen & Shephard (2002), Andersen et al. (2007) e Forsberg & Ghysels (2007) foram testados modelos como: $\mathrm{RV}_t^{(i)}$, $\sqrt{\mathrm{RV}_t^{(i)}}$ e $\log \mathrm{RV}_t^{(i)}$. Os resultados mostraram que o $\log \mathrm{RV}_t^{(i)}$ demonstrou melhor comportamento para amostras finitas, uma vez que os erros preditivos foram menores.

No Brasil, os trabalhos de Val et al. (2014), Santos & Ziegelmann (2014) e Araújo & de Ávila Montini (2016), que utilizaram o Ibovespa e ações que o compõem, encontraram resultados similares aos artigos internacionais baseados no S&P500, isto é, o $\log \mathrm{RV}_t^{(i)}$ demonstrando melhor desempenho preditivo. Diante disto, no presente artigo foram utilizadas estimações baseados no $\log \mathrm{RV}_t^{(i)}$.

Vale ressaltar que após obter as previsões para $\log\left(\widehat{\mathrm{RV}}_{t+h}\right)$, pode-se obter os valores originais por $\widehat{\mathrm{RV}}_{t+h} = \exp\left(\log\left(\widehat{\mathrm{RV}}_{t+h}\right)\right)$, conforme é apresentado em Andersen et al. (2007) e Forsberg & Ghysels (2007).

Nas três metodologias foram analisadas duas formas de estimar e prever a Volatilidade Percebida por meio do modelo HAR. A primeira forma foi utilizar o modelo HAR clássico apresentado em Corsi (2011), em que os componentes: diário (1 dia), semanal (5 dias) e mensal (22 dias) são utilizados como variáveis explicativas. No presente artigo, este modelo será denominado de HAR(1,5,22), sendo apresentado na expressão 8,

$$\mathrm{RV}_{t+h}^{(d)} = \beta_0 + \beta^{(d)} \mathrm{RV}_t^{(d)} + \beta^{(w)} \mathrm{RV}_t^{(w)} + \beta^{(m)} \mathrm{RV}_t^{(m)} + \varepsilon_{t+h} \tag{8}$$

em que os parâmetros $\beta^{(d)}$, $\beta^{(w)}$ e $\beta^{(m)}$ são os coeficientes para os horizontes de tempo diário, semanal e mensal respectivamente e ε_{t+h} é o resíduo. As séries $\mathrm{RV}_t^{(w)}$ e $\mathrm{RV}_t^{(m)}$ foram construídas conforme a expressão 6.

A segunda forma para estimar o HAR foi utilizar todos os componentes de agregações da Volatilidade Percebida dentro da amplitude entre 1 a 22 dias. A seleção sobre quais destas agregações se manteriam no modelo foi realizado pelo método *Stepwise*, buscando-se selecionar o conjunto de variáveis que maximizassem o BIC (*Bayesian information criterion*).

Neste artigo, este modelo será denominado HAR *Stepwise*, sendo apresentado na expressão 9,

$$\mathrm{RV}_{t+h}^{(d)} = \sum_{i=0}^{22} \beta^{(i)} \mathrm{RV}_t^{(i)} + \varepsilon_{t+h}, \tag{9}$$

em que os parâmetros $\beta^{(i)}$ são os coeficientes para os horizontes de tempo a serem selecionados pelo método *Stepwise* durante a estimação.

No artigo de Craioveanu & Hillebrand (2012), os autores tratam este modelo como HAR *flexible lag selection*. Os autores trataram o número máximo de defasagens fixo e selecionaram os modelos pela verificação de todas as possíveis combinações de defasagens.

Os resultados demonstraram que adicionar defasagens além dos 20 dias não agregou informação significativa na performance dos modelos. Além disto, a utilização do HAR *flexible lag selection* não apresentou desempenho preditivo significativamente melhor que o modelo HAR(1,5,22). Neste artigo, buscou-se verificar se estes resultados também podem ser confirmados no caso brasileiro, além disto testou-se a expansão desta abordagem para os modelos não lineares, no caso, os modelos de Redes Neurais.

3.6 Projeção com Modelo de Redes Neurais

Devido ao comportamento complexo de uma série de volatilidade, diversas pesquisas estão empregando a utilização da técnica de Redes Neurais para estimá-la e projetá-la. Alguns trabalhos que apresentaram resultados significativos foram os de Donaldson & Kamstra (1997), Hu & Tsoukalas (1999) e Hamid & Iqbal (2004). Para o caso específico da Volatilidade Percebida, podem ser citados os artigos de Hillebrand & Medeiros (2010), Fernandes et al. (2014) e Vortelinos (2017).

Conforme apresentam de Oliveira, Montini, Mendes-da Silva & Bergmann (2011), Rede Neural é uma técnica de análise de dados que mapeia algum tipo de entrada de informação, processa esta informação em diversas camadas e sugere uma determinada saída após um processo de aprendizagem. As principais vantagens para utilização desta técnica são generalização, flexibilidade e modelagem não linear. Na Figura 1 pode ser visualizado o funcionamento da técnica.

Nas variáveis X1 a X5 é observada a camada de entrada (variáveis preditoras); H1 a H3 são denominados neurônios, estes compõem a camada oculta e Y é a camada de saída (variável de previsão). Os pesos β_i e γ_i são pesos utilizados para ajustar os valores observados na camada de entrada de forma a melhor prever os resultados observados na camada de saída.

Do ponto de vista econométrico, Kuan & White (1994) apresentam a técnica de Redes Neurais como um modelo de entrada-saída, tendo características como: massivo paralelismo, capacidade de capturar dependência não linear entre variáveis e processamento de informações em multicamadas. Conforme Fernandes et al. (2014), estas características explicam o sucesso na utilização da técnica para modelagem da Volatilidade.

No trabalho de Hillebrand & Medeiros (2010), os autores adaptam a técnica de Redes Neurais como uma extensão não linear do Modelo HAR, conforme é apresentado na expressão 10,

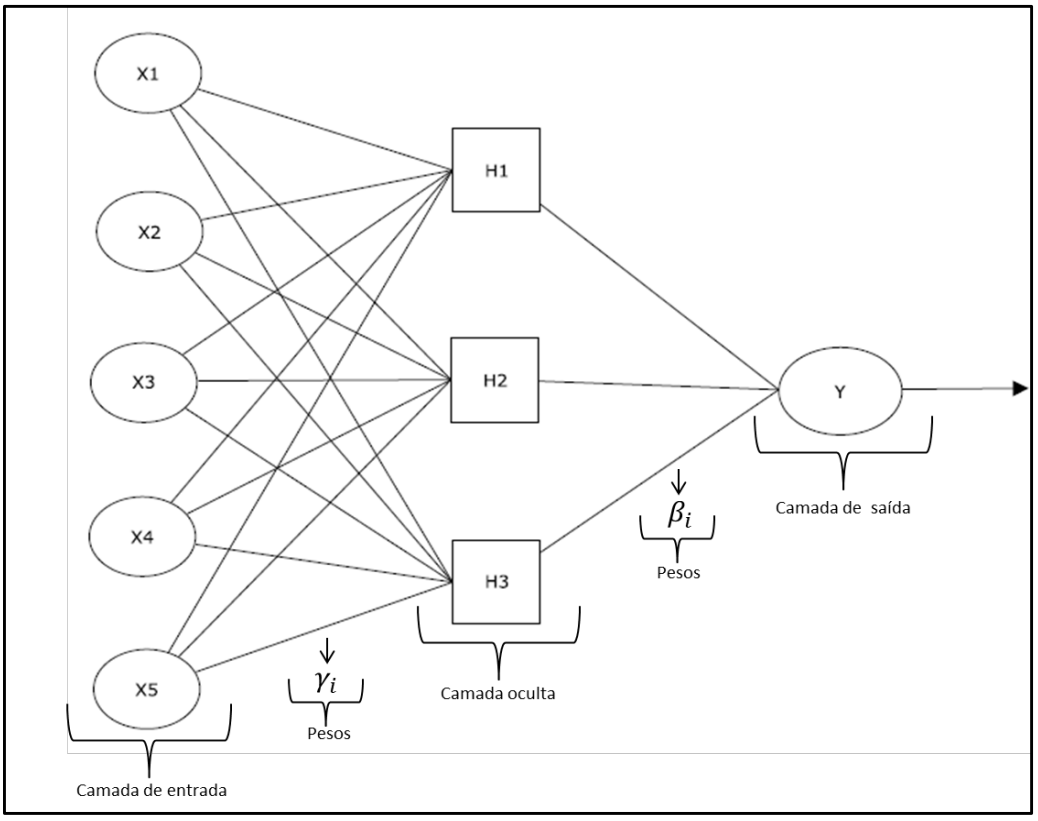
$$\mathrm{RV}_{t+h} = T\left(\mathrm{RV}_t\right) + \varepsilon_{t+h}, \tag{10}$$

em que $T\left(\mathrm{RV}_t\right)$ é uma função não linear e $\mathrm{RV}_t = \left(\mathrm{RV}_t^{(1)}, \mathrm{RV}_t^{(2)}, \mathrm{RV}_t^{(3)}, \ldots, \mathrm{RV}_t^{(h)}\right)$.

O objetivo da modelagem por Redes Neurais é aproximar a função $T\left(\mathrm{RV}_t\right)$ pela expressão 11,

$$T\left(\mathrm{RV}_t\right) \approx G\left(\mathrm{RV}_t; \psi\right) := \beta_0^{'} \mathrm{RV}_t + \sum_{i=1}^{H} \beta_i f\left(\mathrm{RV}_t; \gamma_i\right), \tag{11}$$

Figura 1
modelo de redes neurais



em que H é o número neurônios na camada oculta, $G(\mathrm{RV}_t;\psi)$ é uma função não linear das variáveis RV_t, ajustada pelo vetor de parâmetros $\psi=(\beta_i,\gamma_i)$, sendo que $f(\mathrm{RV}_t;\gamma_i)$ pode ser ajustada por função logística (expressão 12),

$$f(\mathrm{RV}_t;\gamma_i)=\frac{1}{1+e^{-\gamma_i \mathrm{RV}_t}}, \tag{12}$$

ou uma função tangente hiperbólica (expressão 13),

$$f(\mathrm{RV}_t;\gamma_i)=\frac{e^{2\gamma_i \mathrm{RV}_t}-1}{e^{2\gamma_i \mathrm{RV}_t}+1} \tag{13}$$

Os modelos ajustados utilizaram a expressão 13 como função de ligação, conforme é recomendado nos artigos de Vortelinos (2017) e Hillebrand & Medeiros (2010).

Dado que o modelo HAR foi analisado de duas formas, buscou-se analisar a técnica de redes Neurais também de duas formas. Na primeira forma, estendeu-se o modelo HAR clássico para uma função não linear, apresentada na expressão 14, no artigo este modelo será denominado de NNHAR(1,5,22),

$$\mathrm{RV}_{t+h}=\sum_{i=1}^{H}\beta_i\left(\frac{e^{2\left(\gamma^{(d)}\mathrm{RV}_t^{(d)}+\gamma^{(w)}\mathrm{RV}_t^{(w)}+\gamma^{(m)}\mathrm{RV}_t^{(m)}\right)}-1}{e^{2\left(\gamma^{(d)}\mathrm{RV}_t^{(d)}+\gamma^{(w)}\mathrm{RV}_t^{(w)}+\gamma^{(m)}\mathrm{RV}_t^{(m)}\right)}+1}\right)+\varepsilon_{t+h} \tag{14}$$

em que H é o número neurônios na camada oculta e os parâmetros $\gamma^{(d)}$, $\gamma^{(w)}$ e $\gamma^{(m)}$ são os coeficientes para os horizontes de tempo diário, semanal e mensal respectivamente e β_i são os coeficientes dos neurônios de saída.

A segunda forma para projetar a Volatilidade Percebida por Redes Neurais foi utilizar todos os componentes de agregações da Volatilidade Percebida dentro da amplitude entre 1 a 22 dias. Neste artigo, este modelo será

denominado NNHAR(1:22), sendo apresentado na expressão 15,

$$\mathrm{RV}_{t+h} = \sum_{i=1}^{H} \beta_i \left(\frac{e^{2\left(\sum_{i=1}^{22} \gamma^{(i)} \mathrm{RV}_t^{(i)}\right)} - 1}{e^{2\left(\sum_{i=1}^{22} \gamma^{(i)} \mathrm{RV}_t^{(i)}\right)} + 1} \right) + \varepsilon_{t+h} \tag{15}$$

em que H é o número neurônios na camada oculta, β_i são os coeficientes dos neurônios de saída e $\gamma^{(i)}$ são os coeficientes para os horizontes de tempo que variam entre 1 a 22 dias.

No processo de estimar NNHAR(1,5,22) e NNHAR(1:22) é necessário definir a quantidade de neurônios na camada oculta H. Porém, selecionar um número pequeno de neurônios pode-se realizar uma estimação pouco eficaz. Por outro lado, escolher um número grande para H pode-se gerar um ajuste demasiado no modelo (*overfitting*), fazendo com que a técnica apresente fraco desempenho na amostra de teste.

Deste modo, buscou-se analisar o número ótimo de H numa janela entre 3 a 10 neurônios, procedimento similar utilizado por Fernandes et al. (2014) e Vortelinos (2017). Como forma de controlar o ajuste demasiado foram utilizados dois critérios: fator de decaimento do erro e regularização bayesiana.

No critério de fator de decaimento do erro, o processo de estimação é parado quando numa determinada iteração o decaimento do erro de previsão se torna aproximadamente estável.

No critério de regularização Bayesiana, busca-se balancear o número de parâmetros estimados e o melhor ajuste do modelo. Deste modo, o algoritmo controla o *overfitting* tornando alguns dos coeficientes β_i e $\gamma^{(i)}$ praticamente insignificantes. Os modelos estimados utilizando-se a regularização Bayesiana foram denominados de BNNHAR(1,5,22) e BNNHAR(1:22) respectivamente.

Além do treinamento das redes por decaimento do erro e regularização bayesiana, buscou-se seguir outros procedimentos importantes para ajustes de redes, conforme apresentam Donaldson & Kamstra (1997), Hu & Tsoukalas (1999), Hamid & Iqbal (2004), Hillebrand & Medeiros (2010), de Oliveira et al. (2011), Fernandes et al. (2014) e Vortelinos (2017). Primeiramente buscou-se normalizar a série conforme expressão 16:

$$\mathrm{zRV}_t = \frac{\mathrm{RV}_t - \overline{\mathrm{RV}}}{\sigma_{\mathrm{RV}}}. \tag{16}$$

Após normalizar a série de volatilidade percebida, buscou-se utilizar parte da amostra de treino para definir H (número de neurônios) e a taxa de aprendizagem (indica a velocidade em que rede aprende durante o treinamento) e uma outra parte para validação do treino.

Deste modo, utilizou-se 80% da amostra de treino compreendida entre 04/02/2000 a 26/07/2010 para ajuste da rede e 20%, entre 27/07/2010 a 17/12/2012, para validação e seleção da rede que apresentou melhores valores conforme o critério de informação de Akaike (AIC).

3.7 Combinação das projeções

Conforme é apresentado na literatura a combinação pela média simples (pesos iguais) apresenta resultados difíceis de serem superados. Por este motivo, utilizou-se neste trabalho a combinação a ser realizada com pesos iguais. Na expressão 17 é apresentada a ponderação por pesos iguais,

$$\omega_{i,t}^{\mathrm{ig}} = \frac{1}{K}, \tag{17}$$

em que K é o número de modelos a serem combinados.

Considerando os métodos de estimação e os controles para evitar *overfitting*, foram realizadas previsões para 7 modelos: HAR(1,5,22), HAR *Stepwise* AIC, HAR *Stepwise* BIC, NNHAR(1,5,22) com fator de decaimento de erro, NNHAR(1:22) com fator de decaimento de erro, BNNHAR(1,5,22) com regularização Bayesiana e BNNHAR(1:22) regularização Bayesiana.

Dado a existência de previsões para 7 modelos, buscou-se realizar as combinações com 2 a 7 modelos diferentes. Deste modo, foram realizadas 21 combinações com 2 modelos, 35 com 3 e 4 modelos, 21 combinações com 5 modelos, 7 combinações com 6 modelos e 1 combinação utilizando todos os modelos (127 previsões). Este procedimento também foi utilizado nos trabalhos de Andrada-Félix et al. (2016) e Santos & Ziegelmann (2014).

3.8 Avaliação de desempenho

Na terceira etapa foram obtidas as projeções dos modelos HAR e Redes Neurais, as previsões da volatilidade foram realizadas seguindo *h* períodos a frente de 1, 5, 10 e 15 dias. A amostra utilizada para testes compreendeu o período entre 18/12/2012 a 21/06/2018, sendo ao todo 1359 observações.

Após a estimação dos modelos foi necessário avaliar o desempenho preditivo, foram utilizadas as medidas MAE (expressão 18), RMSE (expressão 19), QLIKE – *Quase-Likelihood* (expressão 20), HAAE – *Heteroskedasticity-adjusted absolute error* (expressão 21) e LE – *Logarithmic error* (expressão 22).

As métricas MAE e RMSE são amplamente utilizadas na literatura, ambas são consideradas medidas simétricas por atribuírem mesmo peso para os erros positivos (volatilidade prevista acima da observada) e negativos (previsão abaixo da volatilidade observada). Sendo que o RMSE, de acordo com Forsberg & Ghysels (2007) e Patton (2011), é uma medida robusta que independe da métrica de volatilidade utilizada para previsão.

As métricas QLIKE, HAAE, LE são consideradas medidas de avaliação assimétricas, dado que penalizam as previsões abaixo do esperado mais fortemente de que as previsões acima do esperada. Estas métricas foram importantes a serem observadas dado que em atividades de gestão de risco projetar a volatilidade abaixo do esperado pode ter consequências piores de que as projeções acima do esperado, conforme apresentam Wong, Chin & Tan (2016) e Sharma & Vipul (2016).

$$MAE = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left|\widehat{\mathrm{RV}}_{t+h} - \mathrm{RV}_t\right|, \tag{18}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left(\widehat{\mathrm{RV}}_{t+h} - \mathrm{RV}_t\right)^2}, \tag{19}$$

$$QLIKE = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left(\ln\left(\widehat{\mathrm{RV}}_{t+h}\right) + \frac{\mathrm{RV}_{t+h}}{\widehat{\mathrm{RV}}_{t+h}}\right), \tag{20}$$

$$HAAE = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left|1 - \frac{\mathrm{RV}_{t+h}}{\widehat{\mathrm{RV}}_{t+h}}\right|, \tag{21}$$

$$LE = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left(\ln\left(\frac{\mathrm{RV}_{t+h}}{\widehat{\mathrm{RV}}_{t+h}}\right)\right)^2. \tag{22}$$

Outra métrica a ser utilizada é a regressão de Mincer & Zarnowitz (1969), expressão 23.

$$\mathrm{RV}_{t+h} = \alpha + \beta\widehat{\mathrm{RV}}_{t+h} + \varepsilon_{t+h}. \tag{23}$$

Esta métrica é interessante devido fornecer o quanto a variável independente (a previsão produzida pelo modelo) explica a variável dependente (volatilidade percebida real) por meio do R^2 apresentado (quanto maior, melhor a previsão). Além disto, o modelo também fornece um teste t que verifica se a previsão explica de forma significativa o valor da variável observada.

Após verificar a performance individual dos modelos, utilizou-se o teste de Giacomini-White (Giacomini & White, 2006) para realizar uma análise comparativa entre os métodos de previsão. O teste funciona conforme o seguinte: seja dois modelos $\widehat{g}_{t,m_g}$ e $\widehat{f}_{t,m_f}$ aplicados numa série, buscamos verificar se ambos possuem a mesma capacidade preditiva dado as informações em $\mathscr{G}_t$ pela hipótese:

$$H_0 : E\left[L_{t+h}\left(y_{t+h},\widehat{f}_{t,m_f}\right) - L_{t+h}\left(y_{t+h},\widehat{g}_{t,m_g}\right)\middle|\mathscr{G}_t\right] = 0, \tag{24}$$

em que L_{t+h} é uma função de perda e y_{t+h} são os valores observados. Deste modo, a hipótese se torna $E\left[\Delta L_{m,t+h}|\mathscr{G}_t\right] = 0$ para $t = 1, 2, \ldots$.

A hipótese é testada em duas etapas; na primeira deve-se calcular o MAE dos modelos na amostra de avaliação, estima uma regressão entre estes erros absolutos dos modelos e obtém-se o coeficiente de regressão $\widehat{\delta}_n$. Depois disto, aplica-se o teste conforme as expressões 24 e 25:

$$T_{m,n}^{h} = n\left(\frac{1}{n}\sum_{t=m}^{T-h} H_t \Delta L_{m,t+h}\right)\widehat{\Omega}_n^{-1}\left(\frac{1}{n}\sum_{t=m}^{T-h} H_t \Delta L_{m,t+h}\right), \tag{25}$$

$$\widehat{\Omega}_n = \frac{1}{n}\sum_{t=m}^{T-h} Z_{m,t+h} Z_{m,t+h}^{'}, \tag{26}$$

em que $Z_{m,t+h} = H_t \Delta L_{m,t+h}$, $\widehat{\Omega}_n$ é uma matriz que estima a variância de $Z_{m,t+h}$.

Na segunda etapa deve-se tomar a decisão, caso a hipótese de igualdade de performance preditiva seja rejeitada na etapa 1. No caso, se $\widehat{\delta}_n h_t > c$, usar o modelo $\widehat{g}_{t,m_g}$; se $\widehat{\delta}_n h_t < c$, usar modelo $\widehat{f}_{t,m_f}$, sendo o valor crítico c um valor definido pelo pesquisador.

No presente artigo manteve-se $c = 0$, conforme Giacomini & White (2006) propuseram. Conforme Fernandes et al. (2014), ajustou-se o teste apresentado em Giacomini & White (2006) e Rossi & Inoue (2012) pelos erros padrão de Newey-West para corrigir possível heterocedasticidade, principalmente quando o horizonte de previsão $h > 1$.

O método de Giacomini & White (2006) foi preferido ao invés do teste de Diebold e Mariano (Diebold & Mariano, 1995), comumente utilizado, devido ao teste ser robusto a incerteza de parâmetros dos modelos, ser aplicável a diversos métodos de estimação seja paramétrico, semi-paramétrico e não paramétrico, além de possibilitar a comparação quando técnicas de combinação de previsões são utilizadas.

3.9 Aplicação prática

Além da avaliação da *performance* preditiva dos modelos, também buscou-se analisar o valor econômico ao utilizar diferentes métodos de previsão da volatilidade percebida. Conforme Engle, Kane & Noh (1997), uma forma natural de escolher entre um par de modelos de previsão de volatilidade seria verificar a rentabilidade incremental esperada ao trocar um modelo por outro em alguma aplicação financeira.

Deste modo, utilizou-se a metodologia proposta em Engle, Hong, Kane & Noh (1993), Xekalaki & Degiannakis (2005), Angelidis & Degiannakis (2008) e Andrada-Félix et al. (2016) que aplicaram as previsões numa simulação de negociações de opções utilizando uma estratégia baseada em *straddles*.

Mediante a literatura financeira, uma estratégia de *straddle at-the-money* é delta neutra ao risco dado que os retornos tendem a ser idênticos em condições de alta ou baixa no mercado. Deste modo, a principal incerteza nesta estratégia é a volatilidade futura, sendo esta previsão da volatilidade o principal objetivo dos modelos estudados.

A previsões para RV_{t+h} são utilizadas como direcionadoras para posicionamento na estratégia. Para casos de projeção de alta na volatilidade aplicou-se uma *long straddle*, compra de *call* e *put* com mesmo preço de exercício e maturidade. Para casos de projeção de baixa, aplicou-se um *short straddle*, venda de *call* e *put* com as mesmas características.

Considerando-se a existência de custos operacionais, tornou-se necessário aplicar uma regra para o excesso de volatilidade esperada, uma vez que pode não ser necessário realizar tradings quando há pouco aumento/decréscimo na volatilidade esperada. Diante disto, aplicaram-se as seguintes regras:

- Se $\frac{\widehat{\mathrm{RV}}_{t+h} - \mathrm{RV}_t}{\mathrm{RV}_t} > threshold$ então utiliza *long straddle* (sinal de compra).
- Se $\frac{\widehat{\mathrm{RV}}_{t+h} - \mathrm{RV}_t}{\mathrm{RV}_t} < threshold$ então utiliza *short straddle* (sinal de venda).
- Para os dias que não haver sinal de trading aplica-se no ativo livre de risco.

Os retornos das estratégias são calculados conforme as expressões 26 e 27:

$$r_{t+h}^{\text{compra}} = \frac{(C_{t+h} + P_{t+h}) - (C_t + P_t)}{C_t + P_t} - 2 \cdot TC, \tag{27}$$

$$r_{t+h}^{\text{venda}} = \frac{(C_t + P_t) - (C_{t+h} + P_{t+h})}{C_t + P_t} - 2 \cdot TC \tag{28}$$

em que TC são os custos transacionais, C_t é o preço da call e P_t é o preço da put. Os valores de C_t e P_t são obtidos pela fórmula de Black & Scholes (1973), apresentadas nas expressões 28, 29 e 30:

$$C_{t+1} = S_t N(d_1) - K e^{-\text{rf}_t \tau} N(d_2), \tag{29}$$

$$P_{t+1} = -S_t N(-d_1) + K e^{-\text{rf}_t \tau} N(-d_2), \tag{30}$$

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{S_t}{K}\right) + \left(\text{rf}_t + \frac{1}{2}\sigma_{t+1}^2\right)\tau}{\sigma_{t+1}\sqrt{\tau}} \text{ e } d_2 = d_1 - \sigma_{t+1}\sqrt{\tau}. \tag{31}$$

em que S_t é o preço do ativo, rf_t é a taxa livre de risco, K é o preço de exercício, $N(\cdot)$ é a função cumulativa da distribuição normal e σ_{t+1} é a volatilidade do ativo durante o período de existência da opção e τ é o número de dias até o vencimento.

Dada a metodologia apresentada, os parâmetros da simulação do *trading* de opções foram os seguintes, conforme pode ser visto na literatura: S_t foi o preço do ativo em $t+1$, K foi o preço atual, τ foi 22 dias, rf_t foi o CDI, σ_{t+1} foi RV_{t+h}, o *threshold* foi 0,15 e TC foi de 0,0025. Em pesquisas futuras, torna-se válida a discussão da análise de sensibilidade para valores diferentes de TC e *threshold*.

Para avaliar a *performance* da estratégia foi utilizada a estatística de Pesaran & Timmermann (1992) adaptada para trading por Anatolyev & Gerko (2005) que busca medir a taxa de acerto do modelo em relação aos sinais de posicionamento da estratégia de negociação. Outras medidas de performance foram os índices de Sharpe (Sharpe, 1966), Sortino (Sortino & Price, 1994), Ômega (Shadwick & Keating, 2002) e Alpha de Jensen (Jensen, 1968).

$$\overline{A}_T = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \text{I}\left((\text{RV}_{t+h} - \text{RV}_t) \cdot \left(\widehat{\text{RV}}_{t+h} - \text{RV}_t\right) > 0\right), \tag{32}$$

O índice de Sharpe foi utilizado para comparar o retorno dos modelos em relação ao desvio-padrão. O índice de Sortino foi importante devido penalizar somente os retornos abaixo de zero, o que indica que os modelos apresentaram um erro muito alto na previsão da volatilidade.

O índice Ômega foi importante para verificar o quanto de ganho os modelos conseguiram proporcionar em relação as perdas provocadas pelos erros e pelo Alpha de Jensen buscou-se analisar se as estratégias seguindo os modelos apresentaram retornos maiores em relação ao ativo alvo.

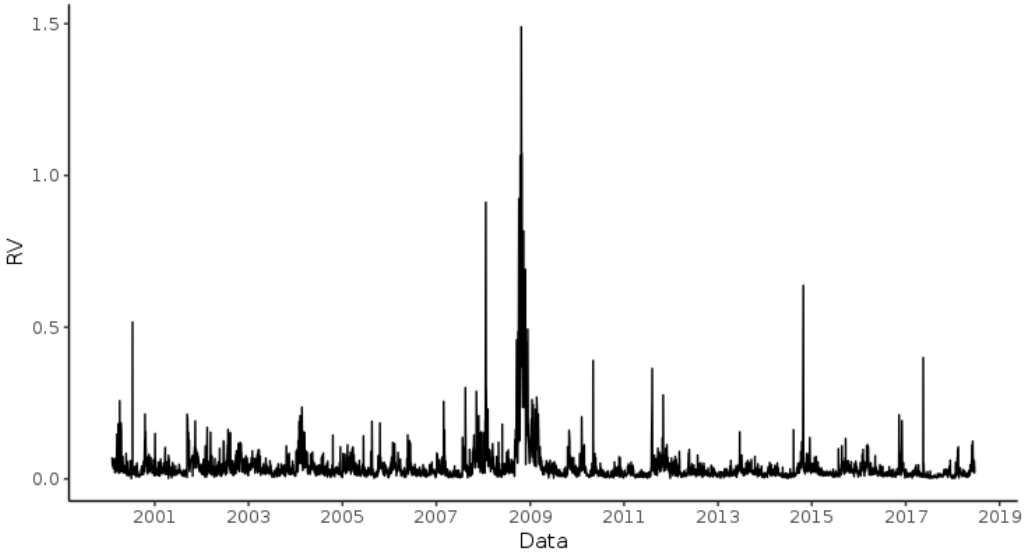
4. Análise dos dados

4.1 Análise exploratória

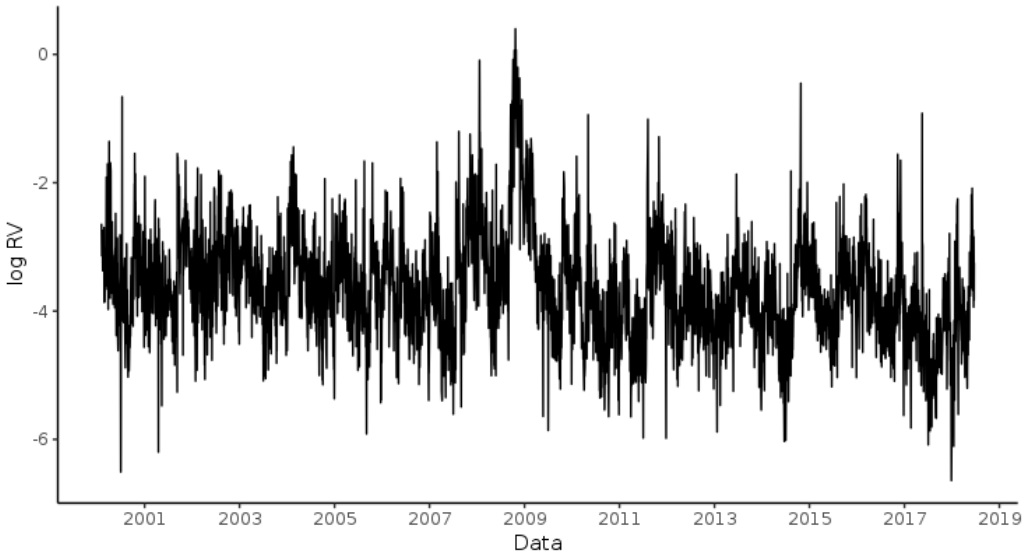
Neste tópico são apresentados resultados de análise exploratória da série de volatilidade realizada do Ibovespa. Na Figura 2 são apresentadas as séries para RV_t e $\log(\text{RV}_t)$, pode-se observar que aplicar o $\log(\text{RV}_t)$ auxilia a suavizar os saltos presentes na série para RV_t. Assim como foi apresentado em Santos & Ziegelmann (2014), observamos um período de alta volatilidade relacionada a crise *subprime* (crise que teve origem no mercado de hipotecas americano).

Na tabela 1 são apresentadas as estatísticas descritivas das séries em RV_t e $\log(\text{RV}_t)$. Ambas as séries possuem média e mediana muito próximas. Assim como foi observado na Figura 2, a série em $\log(\text{RV}_t)$ possui menor assimetria e curtose, sendo que ambas são rejeitadas quanto a normalidade no teste de Jarque-Bera. Estes resultados são similares aos trabalhos de Andersen et al. (2007) e Forsberg & Ghysels (2007) que realizaram o estudo para outros mercados.

Figura 2
série diária – volatilidade percebida IBovespa



(a) série RV_t do IBovespa – abril/2000 a junho/2018.



(b) série $\log(RV_t)$ do IBovespa – abril/2000 a junho/2018.

Tabela 1
análise descritiva

estatística	RV_t	$\log logRV_t$
média	0,039	−3,650
mediana	0,025	−3,690
dp	0,066	0,817
assimetria	9,190	0,556
curtose	126	1,420
mínimo	0,001	−6,640
máximo	1,490	0,399
Q(10)	15.504 (0,000)	14.999 (0,000)
Jarque-Bera	0,000	0,000

Nota: As 7 primeiras linhas apresentam a média, mediana, desvio-padrão, assimetria, curtose, mínimo e máximo para a série de volatilidade percebida do Ibovespa para todo o período de análises. Q(10) representa a estatística de Ljung-Box para verificar autocorrelação com 10 defasagens (p-valores entre parênteses). Na última linha temos os p-valores do teste de normalidade de Jarque-Bera.

Na Figura 3 são apresentados os gráficos da função de autocorrelação e autocorrelação parcial; na Figura 3(a) podemos observar que as autocorrelações continuam significantes até o *lag* 40. No gráfico de autocorrelação parcial se percebe rápido decaimento, porém ainda se observa autocorrelações significantes depois do *lag* 30. Estes resultados complementam as estatísticas de Ljung-Box apresentadas na Tabela 1.

O alto grau de autocorrelação confirma outros resultados observados na literatura sobre a persistência nas séries de volatilidade realizada, tanto em mercados internacionais (Corsi, 2009; Fernandes et al., 2014) como no Brasil (Santos & Ziegelmann, 2014; Val et al., 2014).

4.2 Estimação dos modelos

Nesta seção são discutidos os resultados dos coeficientes estimados pelos modelos durante o período compreendido entre 04/02/2000 a 17/12/2012, sendo ao todo 3171 observações. Na tabela 2 são apresentados os coeficientes e os erros padrões ajustados pela correção de *Newey-West*, conforme propõe Corsi (2009), para os modelos HAR(1,5,22), HAR BIC e HAR AIC.

Para o caso dos modelos não lineares NNHAR(1,5,22), NNHAR(1:22), BNNHAR(1,5,22) e BNNHAR(1:22) foram obtidos os efeitos parciais médios e os intervalos de confiança a 95% utilizando a metodologia de reamostragem por blocos (*block bootstrap algorithm*), conforme utilizaram Fernandes et al. (2014).

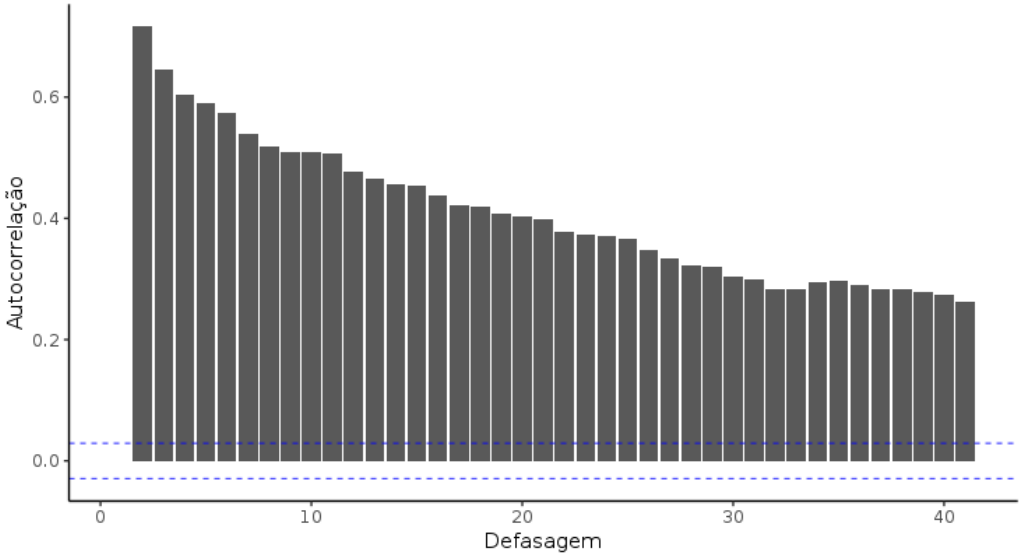
Conforme as sugestões de Kunsch (1989) e Hall, Horowitz & Jing (1995), a metodologia é aplicada pela retirada de amostras artificiais da série original com tamanho de aproximadamente $T^{\frac{1}{3}}$ observações, sendo reamostradas em torno de $B = 200$.

Por meio destes resultados na amostra de estimação, podemos denominar dois grupos de modelos: os restritos e os irrestritos. No caso dos restritos temos HAR(1,5,22), NNHAR(1,5,22) e BNNHAR(1,5,22); os irrestritos temos HAR BIC, HAR AIC, NNHAR(1:22) e BNNHAR(1:22).

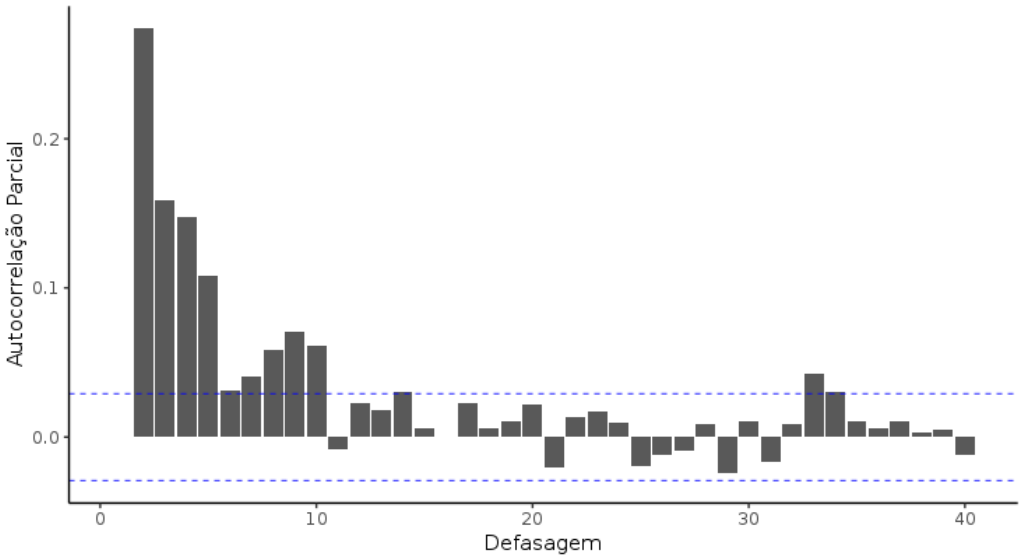
Os modelos restritos apresentaram resultados claramente observados na literatura, em que os componentes diário, semanal e mensal são positivos e significantes, sendo que o componente mensal representou menor influência na explicação da volatilidade. Uma possível novidade nestes resultados foi a observação deste comportamento nos modelos não lineares, representados por NNHAR(1,5,22) e BNNHAR(1,5,22).

Por meio dos modelos irrestritos buscou-se verificar a possível existência de outros componentes na metodologia HAR, conforme Corsi (2009) apresenta ser possível adicionar mais termos ao modelo. Para o período estudado, podemos observar que o componente diário está presente em praticamente todos os modelos à exceção do NNHAR(1:22). Outro componente que apresentou forte influência, principalmente nos métodos não

Figura 3
funções de autocorrelação e autocorrelação parcial para $\log(\mathrm{RV}_t)$



(a) FAC da $\log(\mathrm{RV}_t)$ do IBovespa – abril/2000 a junho/2018.



(b) FACP da $\log(\mathrm{RV}_t)$ do IBovespa – abril/2000 a junho/2018.

lineares, foi o efeito de 2 defasagens.

No caso do componente semanal, percebe-se pouca influência no termo para os modelos irrestritos não lineares. Entretanto, estes modelos irrestritos captaram efeitos significantes nos períodos entre 10 a 14 dias, este resultado chama atenção por aparentemente parecer existir um componente bi-semanal ou quinzenal no mercado brasileiro. Contudo, não há evidências suficientes para comprovar este efeito, algo que pode ser explorado em pesquisas futuras.

Efeitos maiores que 22 dias não foram analisados devido a literatura apresentar a baixa influência destes termos nos modelos. Conforme Craioveanu & Hillebrand (2012) que realizaram uma exaustiva avaliação deste objetivo, perceberam que os coeficientes que demonstraram influência significativa ocorriam entre os *lags* 5 a 14, sendo confirmado que utilizar o modelo HAR até o *lag* 21 é suficiente para obter estimações confiáveis.

4.3 Desempenho das previsões

Neste tópico são apresentados os desempenhos das previsões geradas pelos modelos para a amostra de teste, compreendida entre 18/12/2012 a 21/06/2018. Os resultados são apresentados nas Tabelas 3, 4, 5 e 6. As análises buscaram avaliar os erros de previsão dos modelos utilizando-se as métricas citadas nas expressões 18 a 23, as diferenças foram avaliadas pelo teste de Giacomini & White (2006).

Dado que 6 métricas foram usadas para avaliação de *performance*, utilizou-se o procedimento de Wong et al. (2016) para ordenar os resultados gerais. Conforme os autores, um score de posição é criado, no caso do artigo entre 1 a 127, em que 1 indica melhor *performance* na métrica e 127 a pior. Os scores das métricas são somados possibilitando o ranqueamento, sendo o menor score associado ao melhor modelo de previsão.

Na Tabela 3 são apresentados os resultados dos modelos individuais. Para $h = 1$, o modelo NNHAR(1,5,22) apresentou melhor desempenho geral baseando-se em cada métrica de avaliação quando comparado com os demais modelos individuais. Outros dois modelos que se destacaram entre os métodos individuais foram BNNHAR(1,5,22) e HAR(1,5,22) que ficaram em segundo e terceiro respectivamente. Verifica-se que estes modelos apresentaram melhor desempenho em pelo menos uma das métricas de avaliação.

Para $h = 5$, 10 e 15 destaca-se o modelo BNNHAR(1,5,22) que apresentou melhor desempenho geral em comparação aos métodos individuais. Destacamos novamente o desempenho das metodologias NNHAR(1,5,22) e HAR(1,5,22) que apresentaram a segunda e terceira melhor performance respectivamente.

Para cada métrica específica podemos observar que o método HAR(1,5,22) apresentou a melhor *performance* para o LE (medida assimétrica), os outros dois métodos, NNHAR(1,5,22) e BNNHAR(1,5,22), foram os melhores nas demais métricas. Outro resultado que podemos atentar foi o desempenho ruim dos modelos considerados "irrestritos" que ficaram entre os piores resultados das análises, principalmente o NNHAR(1:22) que foi o pior entre todas as previsões avaliadas.

Por meio dos testes de Giacomini-White (Tabela 4) podemos verificar se as diferenças entre os resultados de previsão foram significantes. Para $h = 1$, O modelo BNNHAR(1,5,22) apresentou desempenho de previsão superior aos modelos HAR(1,5,22) a 10%, HAR AIC a 5%, HAR BIC e NNHAR(1:22) a 1%, para $h = 5$, 10 e 15 este mesmo modelo foi superior aos métodos HAR BIC e NNHAR(1:22).

Conforme observou-se anteriormente, o modelo HAR(1,5,22) não foi superior aos métodos BNNHAR(1,5,22) e NNHAR(1,5,22). Contudo, os testes apresentaram que somente o BNNHAR(1,5,22) foi estatisticamente superior para $h = 1$, para os demais períodos de tempo as diferenças não foram significantes. Este resultado de desempenho similar entre os métodos lineares e não lineares foram parecidos com os encontrados em Fernandes et al. (2014).

Quando comparamos os modelos "restritos" e "irrestritos", em geral, as diferenças entre os desempenhos de previsões foram estatisticamente superiores em relação aos modelos restritos. Estes resultados estão em concordância, em parte, com a literatura quando observamos diferenças não significantes entre os modelos restritos, somente no caso de $h = 1$ que observamos uma pequena superioridade do BNNHAR(1,5,22) em relação ao HAR(1,5,22) para o período de análise estudado.

Quanto as diferenças entre os modelos "irrestritos", podemos verificar diferenças em relação aos resultados de Craioveanu & Hillebrand (2012), uma vez que os resultados destes autores apontam para não existir dife-

Tabela 2
estimativas dos modelos

Modelos	HAR(1,5,22)	HAR BIC	HAR AIC	NNHAR(1,5,22)	NNHAR(1:22)	BNNHAR(1,5,22)	BNNHAR(1:22)
β_0	−0,424 (0,058)	−0,470 (0,057)	−0,428 (0,057)				
$\beta^{(1d)}$	0,345 (0,025)	0,270 (0,031)	0,269 (0,031)	0,288 (0,195;0,361)	0,221 (−0,673;1,033)	0,271 (0,204;0,335)	0,215 (0,16;0,311)
$\beta^{(2d)}$		0,160 (0,042)	0,160 (0,042)		0,566 (0,403;0,844)		0,578 (0,443;0,683)
$\beta^{(3d)}$					−0,309 (−2,023;0,511)		−0,225 (−0,322;−0,108)
$\beta^{(4d)}$					0,049 (−0,55;1,517)		−0,044 (−0,084;0,003)
$\beta^{(5d)}$	0,360 (0,038)	0,141 (0,051)	0,229 (0,059)	0,286 (0,124;0,471)	−0,15 (−1,311;1,163)	0,312 (0,144;0,462)	−0,094 (−0,234;0,053)
$\beta^{(6d)}$					0,198 (−0,743;0,798)		0,215 (0,031;0,367)
$\beta^{(7d)}$					0,144 (−0,041;0,682)		0,06 (−0,02;0,126)
$\beta^{(8d)}$			−0,267 (0,096)		−0,221 (−0,444;0,219)		−0,074 (−0,116;−0,034)
$\beta^{(9d)}$					0,058 (−0,405;0,263)		−0,086 (−0,179;0,038)
$\beta^{(10d)}$		0,313 (0,042)	0,690 (0,219)		−0,065 (−0,487;0,145)		−0,07 (−0,124;0,017)
$\beta^{(11d)}$			−0,318 (0,190)		−0,29 (−0,509;−0,069)		−0,16 (−0,388;0,111)
$\beta^{(12d)}$					0,15 (−0,491;0,801)		0,161 (−0,003;0,258)
$\beta^{(13d)}$					0,649 (0,562;0,711)		0,542 (0,419;0,641)
$\beta^{(14d)}$					−0,267 (−1,1;0,992)		−0,356 (−0,583;−0,083)
$\beta^{(15d)}$					0,028 (−0,49;0,242)		0,148 (−0,046;0,361)
$\beta^{(16d)}$					−0,033 (−0,199;0,306)		−0,034 (−0,147;0,15)
$\beta^{(17d)}$					−0,07 (−0,312;0,041)		−0,046 (−0,185;0,105)
$\beta^{(18d)}$					0,325 (0,15;0,464)		0,285 (0,173;0,381)
$\beta^{(19d)}$					−0,083 (−0,813;0,607)		−0,088 (−0,164;−0,028)
$\beta^{(20d)}$			0,136 (0,043)		−0,03 (−0,751;0,819)		0,013 (−0,054;0,036)
$\beta^{(21d)}$					−0,178 (−1,325;0,647)		−0,166 (−0,349;−0,005)
$\beta^{(22d)}$	0,195 (0,031)			0,141 (0,098;0,272)	0,021 (−0,432;1,044)	0,136 (0,101;0,199)	−0,06 (−0,137;0,031)

Para os modelos HAR(1,5,22), HAR BIC e HAR AIC são apresentados os coeficientes de regressão e nos parênteses os erros padrão utilizando a correção de Newey-West, conforme propõe Corsi (2009). Para os modelos NNHAR(1,5,22), NNHAR(1:22), BNNHAR(1,5,22) e BNNHAR(1:22) são apresentados os efeitos parciais médios e nos parênteses os intervalos de confiança a 95% obtidos pelo algoritmo de reamostragem por blocos (block bootstrap algorithm) conforme utilizado em Fernandes et al. (2014).

renças significativas. Na amostra estudada do presente artigo, a superioridade dos modelos que possuem uma interpretação econômica é destacada significativamente.

Na Tabela 5 são apresentados os modelos que ficaram no percentil 5% do score geral de desempenho dos 127 modelos. Em geral, conforme a literatura apresenta, as previsões combinadas demonstraram desempenho superior de previsão. Entretanto, podemos destacar o modelo NNHAR(1,5,22) para $h = 1$ e 10 e o modelo BNNHAR(1,5,22) para $h = 5$ e 10 presentes no conjunto de modelos de melhor desempenho.

A combinação que se destaca em todos os horizontes de tempo é a BNNHAR(1,5,22) + HAR(1,5,22) + NNHAR(1,5,22) que utiliza as previsões dos três modelos que possuem interpretação econômica. Vale ressaltar que estes modelos foram os melhores quando avaliados individualmente, sendo que a combinação deles consegue melhorar o desempenho de previsão.

Na Tabela 6 são apresentadas as comparações destas melhores previsões em relação aos modelos individuais por meio do teste de Giacomini & White (2006). Como esperado, as combinações superaram de forma significativa as previsões geradas pelos modelos "irrestritos", contudo nenhuma foi estatisticamente melhor de que os métodos NNHAR(1,5,22) e BNNHAR(1,5,22). Em relação ao desempenho comparado com o modelo HAR(1,5,22), em que a literatura da área é mais voltada, observa-se melhor desempenho significativo das combinações somente no horizonte $h = 1$, sendo somente a combinação BNNHAR(1,5,22) + HAR(1,5,22) + NNHAR(1,5,22) estatisticamente significante a 5%.

Este resultado, em parte, parece estar diferente da literatura por indicar superioridade das combinações em relação ao HAR(1,5,22), algo não observado, por exemplo, em Santos & Ziegelmann (2014) e Vortelinos (2017). Porém, este mesmo modelo estava presente na combinação que apresentou melhor desempenho preditivo.

Estes resultados, apesar de não serem conclusivos, demonstram indícios de que combinar modelos lineares com não lineares pode trazer benefícios ao desempenho preditivo num processo de projeção da volatilidade percebida.

4.4 Desempenho estratégia com opções

Na Tabela 7 são apresentados os resultados da simulação de *trading* de opções para os modelos individuais. Para $h = 1$ podemos observar que o modelo HAR(1,5,22) demonstrou melhor desempenho em praticamente todos os critérios, sendo o segundo melhor no índice Ômega. Além disto, em segundo e terceiro lugar podem ser vistos os modelos BNNHAR(1,5,22) e HAR AIC, este terceira se destaca por ter apresentado bom desempenho quanto a taxa de acerto de sinais de *trading*.

Nos demais horizontes de tempo podemos constatar a presença do modelo HAR(1,5,22) entre os 3 melhores nos horizontes $h = 5$ e 10. O BNNHAR(1,5,22) apresentou melhor desempenho nos horizontes $h = 5$ e 15 e o modelo HAR AIC presente entre os 3 melhores nos horizontes $h = 10$ e 15.

Na Tabela 8 são apresentados os resultados gerais para todos os modelos estudados na simulação de *trading* de opções. Assim como nas análises de desempenho de previsão, novamente percebemos a melhor *performance* das projeções combinadas, esta técnica manteve-se em maioria entre os melhores nos horizontes $h = 1$, 5 e 10.

Para $h = 1$ podemos destacar a combinação BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+HAR AIC que apresentou segundo melhor desempenho, sendo que estes modelos foram os melhores individualmente. Um modelo que se destacou na *performance* de *trading* foi o HAR AIC, este modelo esteve presente nas combinações que demonstraram os melhores resultados.

Um ponto de atenção foi a diferença de alguns resultados quando comparamos as análises de performance de previsão e desempenho de *trading*. Este comportamento foi encontrado anteriormente nos trabalhos de Satchell & Timmermann (1995) e Andrada-Félix et al. (2016); conforme estes autores, exista a possibilidade de que alguns modelos que apresentaram a melhor acurácia, não necessariamente apresentarão a melhor rentabilidade.

De acordo com Andrada-Félix et al. (2016) uma possível explicação para esta diferença ocorre pelos objetivos diferentes entre acurácia e rentabilidade. No caso do contexto de gerenciamento de riscos, previsões pontuais são mais importantes. Para o caso de *trading*, as previsões direcionais demonstram maior importância devido proporcionar a direção que o mercado irá tender em passos futuros.

Tabela 3
comparações dos modelos individuais

modelo	h	RMSE	MAE	HAAE	QLIKE	LE	R^2	Score
HAR(1,5,22)	1	2,859 (113)	1,02 (71)	0,4261 (113)	−2,7883 (113)	**0,2458 (5)**	0,18 (106)	521 (96)
HAR AIC	1	2,864 (121)	1,0262 (113)	0,4297 (125)	−2,7862 (125)	0,2502 (97)	0,1773 (118,5)	699,5 (123)
HAR BIC	1	2,864 (120)	1,0323 (122)	0,4298 (126)	−2,7861 (126)	0,2511 (111)	0,1773 (118,5)	723,5 (126)
NNHAR(1,5,22)	1	**2,826 (1)**	1,014 (20)	0,4204 (21)	**−2,7931 (2)**	0,2478 (37)	**0,1991 (1)**	**82 (4,5)**
NNHAR(1:22)	1	2,882 (127)	1,0571 (127)	0,4253 (112)	−2,7889 (105)	0,2621 (127)	0,1673 (127)	725 (127)
BNNHAR(1,5,22)	1	2,847 (40)	**1,0097 (1)**	**0,4185 (4)**	−2,7924 (7)	0,246 (7)	0,1865 (38)	97 (8)
BNNHAR(1:22)	1	2,843 (19)	1,0248 (111)	0,4322 (127)	−2,7854 (127)	0,2575 (126)	0,1891 (16)	526 (97)
HAR(1,5,22)	5	2,927 (78)	1,0857 (72)	0,4941 (101)	−2,7405 (97)	**0,3101 (2)**	0,1456 (75,5)	425,5 (66)
HAR AIC	5	2,929 (95)	1,0903 (106)	0,4957 (113)	−2,7397 (103)	0,3148 (60)	0,1443 (98,5)	575,5 (103)
HAR BIC	5	2,933 (113)	1,104 (125)	0,4964 (119)	−2,7384 (110)	0,3191 (113)	0,14 (117)	697 (119)
NNHAR(1,5,22)	5	2,916 (7)	1,0816 (23)	0,4826 (6)	−2,7481 (3)	0,3162 (87)	0,1562 (3)	129 (17)
NNHAR(1:22)	5	2,97 (127)	1,1264 (127)	0,5125 (127)	−2,725 (127)	0,3397 (127)	0,1177 (127)	762 (127)
BNNHAR(1,5,22)	5	**2,911 (1)**	**1,0791 (6)**	**0,4782 (1)**	**−2,7495 (1)**	0,3129 (27)	**0,1565 (2)**	**38 (3)**
BNNHAR(1:22)	5	2,928 (87)	1,095 (118)	0,5028 (126)	−2,7341 (125)	0,3259 (126)	0,1453 (80)	662 (114)
HAR(1,5,22)	10	2,978 (97)	1,1357 (89)	0,5248 (116)	−2,7255 (100)	**0,3418 (18)**	0,1199 (86)	506 (94,5)
HAR AIC	10	2,982 (109)	1,1402 (106)	0,5253 (118)	−2,7247 (108)	0,3448 (56)	0,1163 (109)	606 (105)
HAR BIC	10	2,986 (117)	1,1576 (125)	0,5258 (119)	−2,7237 (115)	0,3516 (116)	0,1124 (118)	710 (123)
NNHAR(1,5,22)	10	2,963 (7)	**1,1225 (3)**	0,5119 (10)	−2,7325 (3)	0,3445 (52)	**0,1397 (2)**	77 (6)
NNHAR(1:22)	10	3,019 (127)	1,1793 (127)	0,5323 (126)	−2,712 (127)	0,3778 (127)	0,0898 (127)	761 (127)
BNNHAR(1,5,22)	10	**2,955 (1)**	1,123 (6)	**0,5074 (1)**	**−2,7341 (1)**	0,343 (34)	0,1387 (3)	**46 (4)**
BNNHAR(1:22)	10	2,98 (107)	1,1458 (118)	0,544 (127)	−2,7142 (126)	0,3595 (126)	0,1197 (88,5)	692,5 (119)
HAR(1,5,22)	15	2,993 (20)	**1,1546 (2)**	0,5459 (81)	−2,7109 (61)	**0,3673 (1)**	0,1134 (9)	174 (28)
HAR AIC	15	3,001 (91)	1,1701 (76)	0,5538 (117)	−2,707 (108)	0,3743 (54)	0,1068 (85)	531 (90)
HAR BIC	15	2,998 (56)	1,1771 (107)	0,5501 (102)	−2,708 (100)	0,3778 (77)	0,1081 (70)	512 (89)
NNHAR(1,5,22)	15	2,994 (27)	1,1608 (16)	0,5343 (4)	−2,7158 (4)	0,3754 (58)	**0,1145 (2)**	111 (14)
NNHAR(1:22)	15	3,04 (127)	1,2429 (127)	0,5849 (127)	−2,6842 (127)	0,4266 (127)	0,0793 (127)	762 (127)
BNNHAR(1,5,22)	15	**2,987 (1)**	1,162 (25)	**0,5273 (1)**	**−2,7187 (1)**	0,3737 (49)	0,1137 (7)	**84 (10)**
BNNHAR(1:22)	15	3,008 (119)	1,1849 (120)	0,5688 (126)	−2,6995 (126)	0,3868 (120)	0,1018 (118)	729 (123)

Valores de RMSE e MAE estão multiplicados por 100. Em parênteses o score de cada modelo em determinada métrica. A coluna score é a soma das posições de cada modelo em determinada métrica de avaliação, conforme sugere Wong *et al.* (2016). Em negrito estão indicados os modelos que apresentaram melhor desempenho.

Tabela 4
resultados testes Giacomini-White dos modelos individuais

h = 1						
Modelo	HAR(1,5,22)	HAR AIC	HAR BIC	NNHAR(1,5,22)	NNHAR(1:22)	BNNHAR(1,5,22)
HAR AIC	-1,119 (0,263)					
HAR BIC	**-1,979 (0,048)****	**-1,724 (0,085)***				
NNHAR(1,5,22)	0,845 (0,398)	1,354 (0,176)	**1,95 (0,051)***			
NNHAR(1:22)	**-3,59 (0,000)*****	**-3,586 (0,000)*****	**-2,721 (0,007)*****	**-3,305 (0,001)*****		
BNNHAR(1,5,22)	**1,844 (0,065)***	**2,215 (0,027)****	**2,97 (0,003)*****	0,761 (0,447)	**3,959 (0,000)*****	
BNNHAR(1:22)	-0,563 (0,573)	0,183 (0,855)	0,922 (0,356)	-1,569 (0,117)	**2,867 (0,004)*****	**-2,147 (0,032)****
h = 5						
Modelo	HAR(1,5,22)	HAR AIC	HAR BIC	NNHAR(1,5,22)	NNHAR(1:22)	BNNHAR(1,5,22)
HAR AIC	-0,663 (0,508)					
HAR BIC	**-1,803 (0,071)***	**-2,034 (0,042)****				
NNHAR(1,5,22)	0,323 (0,747)	0,62 (0,536)	1,229 (0,219)			
NNHAR(1:22)	**-2,587 (0,01)****	**-2,69 (0,007)*****	-1,451 (0,147)	**-2,219 (0,026)****		
BNNHAR(1,5,22)	0,501 (0,616)	0,79 (0,43)	1,381 (0,167)	0,564 (0,573)	**2,236 (0,025)****	
BNNHAR(1:22)	-0,797 (0,425)	-0,544 (0,586)	0,823 (0,411)	-1,103 (0,27)	**1,929 (0,054)***	-1,449 (0,147)
h = 10						
Modelo	HAR(1,5,22)	HAR AIC	HAR BIC	NNHAR(1,5,22)	NNHAR(1:22)	BNNHAR(1,5,22)
HAR AIC	-0,633 (0,526)					
HAR BIC	-1,544 (0,123)	**-1,979 (0,048)****				
NNHAR(1,5,22)	0,702 (0,483)	0,8 (0,423)	1,247 (0,212)			
NNHAR(1:22)	**-2,397 (0,017)****	**-2,334 (0,02)****	-1,157 (0,247)	**-1,957 (0,05)***		
BNNHAR(1,5,22)	0,693 (0,488)	0,805 (0,421)	1,275 (0,202)	-0,09 (0,928)	**1,902 (0,057)***	
BNNHAR(1:22)	-0,76 (0,447)	-0,471 (0,638)	0,806 (0,42)	-1,336 (0,182)	1,417 (0,156)	-1,517 (0,129)
h = 15						
Modelo	HAR(1,5,22)	HAR AIC	HAR BIC	NNHAR(1,5,22)	NNHAR(1:22)	BNNHAR(1,5,22)
HAR AIC	**-2,505 (0,012)****					
HAR BIC	**-1,782 (0,075)***	-0,731 (0,465)				
NNHAR(1,5,22)	-0,705 (0,481)	0,931 (0,352)	1,424 (0,154)			
NNHAR(1:22)	**-4,19 (0,000)*****	**-3,665 (0,000)*****	**-2,866 (0,004)*****	**-4,315 (0,000)*****		
BNNHAR(1,5,22)	-0,898 (0,369)	0,906 (0,365)	**1,656 (0,098)***	-0,2 (0,841)	**3,923 (0,000)*****	
BNNHAR(1:22)	**-2,508 (0,012)****	-1,643 (0,1)	-0,783 (0,434)	**-1,751 (0,08)***	**2,564(0,01)****	**-2,061 (0,039)****

Os valores são os resultados da estatística de teste da metodologia de Giacomini e White (2006), valores positivos indicam que o modelo da linha foi superior ao modelo da coluna. Valores *p* em parênteses. (*) Significante a 10%. (**) Significante a 5%. (***) Significante a 1%.

Tabela 5
comparações dos modelos melhor de desempenho

Modelo	h	RMSE	MAE	HAAE	QLIKE	LE	R^2	Score
NNHAR(1,5,22)	1	**2,826 (1)**	1,014 (20)	0,4204 (21)	−2,7931 (2)	0,2478 (37)	0,1991 (1)	82 (4,5)
HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	1	2,84 (7)	1,0123 (8)	0,421 (34)	−2,7916 (20)	0,2454 (3)	0,1905 (6)	78 (3)
BNNHAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	1	2,835 (3)	1,0106 (3)	**0,4187 (5)**	**−2,7931 (3)**	0,2463 (12)	**0,1934 (3)**	**29 (1)**
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	1	2,842 (14)	**1,0102 (2)**	0,4196 (10)	−2,792 (12)	**0,2453 (2)**	0,1896 (12,5)	52,5 (2)
BNNHAR(1,5,22)+HAR AIC+NNHAR(1,5,22)	1	2,842 (16)	1,0116 (5)	0,4203 (16)	−2,7916 (17)	0,2462 (10)	0,189 (18)	82 (4,5)
BNNHAR(1,5,22)+HAR BIC+NNHAR(1,5,22)	1	2,842 (15)	1,0131 (14)	0,4202 (14)	−2,7916 (19)	0,2465 (15)	0,1891 (16)	93 (6)
BNNHAR(1,5,22)+ BNNHAR(1:22)+NNHAR(1,5,22)	1	2,836 (4)	1,0116 (6)	0,4203 (18)	−2,7917 (15)	0,2482 (47)	0,193 (4)	94 (7)
BNNHAR(1,5,22)	5	**2,911 (1)**	1,0791 (6)	0,4782 (1)	−2,7495 (1)	0,3129 (27)	0,1565 (2)	38 (3)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)	5	2,916 (9)	1,0793 (7)	0,4847 (14)	−2,746 (12)	**0,31 (1)**	0,1526 (13)	56 (5)
BNNHAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	5	2,913 (2)	1,0795 (9)	**0,4796 (2)**	**−2,7493 (2)**	0,3137 (41)	**0,1568 (1)**	57 (6)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	5	2,915 (3)	**1,0772 (1)**	0,4825 (5)	−2,7475 (4)	0,3108 (7)	0,1545 (5)	**25 (1)**
BNNHAR(1,5,22)+HAR AIC+NNHAR(1,5,22)	5	2,915 (5)	1,0781 (3)	0,4823 (4)	−2,7475 (5)	0,3118 (14)	0,1542 (6)	37 (2)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+HAR AIC+NNHAR(1,5,22)	5	2,917 (13)	1,0787 (4)	0,4846 (12)	−2,7462 (8)	0,3107 (5)	0,1527 (11,5)	53,5 (4)
BNNHAR(1,5,22)+ BNNHAR(1:22)+ HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	5	2,916 (8)	1,0789 (5)	0,4848 (15)	−2,7458 (15)	0,312 (18)	0,1536 (7)	68 (7)
NNHAR(1,5,22)	10	2,963 (7)	1,1225 (3)	0,5119 (10)	−2,7325 (3)	0,3445 (52)	0,1397 (2)	77 (6)
BNNHAR(1,5,22)	10	**2,955 (1)**	1,123 (6)	**0,5074 (1)**	**−2,7341 (1)**	0,343 (34)	0,1387 (3)	46 (4)
BNNHAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	10	2,958 (2)	1,1218 (2)	0,5088 (2)	−2,7339 (2)	0,3429 (32)	**0,1398 (1)**	41 (3)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	10	2,962 (3)	**1,1215 (1)**	0,5117 (9)	−2,7324 (4)	0,3402 (4)	0,1345 (5)	**26 (1)**
BNNHAR(1,5,22)+HAR AIC+NNHAR(1,5,22)	10	2,962 (6)	1,123 (5)	0,5114 (8)	−2,7323 (5)	0,3409 (7)	0,1335 (6)	37 (2)
BNNHAR(1,5,22)+HAR BIC+NNHAR(1,5,22)	10	2,962 (4)	1,128 (21)	0,5113 (6)	−2,7323 (6)	0,3427 (28)	0,1326 (7)	72 (5)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+HAR AIC+NNHAR(1,5,22)	10	2,965 (14)	1,1245 (9)	0,5138 (30)	−2,7312 (8)	**0,3402 (3)**	0,1307 (13,5)	77,5 (7)
HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	15	2,992 (14)	**1,1541 (1)**	0,5373 (12)	−2,7147 (11)	0,3694 (3)	**0,1145 (2)**	43 (3)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)	15	**2,989 (2)**	1,1557 (3)	0,5346 (5)	−2,7158 (5)	**0,3692 (2)**	0,1142 (5)	**22 (1)**
BNNHAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	15	2,99 (3)	1,1607 (13)	**0,5303 (2)**	**−2,7176 (2)**	0,3741 (51)	0,1144 (4)	75 (7)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+HAR BIC	15	2,991 (5)	1,1608 (14)	0,5381 (14)	−2,7142 (14)	0,3707 (13)	0,1132 (10)	70 (6)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	15	2,99 (4)	1,1562 (4)	0,5336 (3)	−2,7163 (3)	0,3705 (9)	**0,1145 (2)**	25 (2)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+HAR AIC+NNHAR(1,5,22)	15	2,992 (9)	1,1582 (6)	0,5374 (13)	−2,7145 (13)	0,3706 (12)	0,113 (12)	65 (5)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+HAR BIC+NNHAR(1,5,22)	15	2,991 (6)	1,1595 (11)	0,5361 (9)	−2,7152 (8)	0,3711 (18)	0,1138 (6)	58 (4)

Valores de RMSE e MAE estão multiplicados por 100. Em parênteses o score de cada modelo em determinada métrica. A coluna score é a soma das posições de cada modelo em determinada métrica de avaliação, conforme sugere Wong *et al.* (2016). Em negrito estão indicados os modelos que apresentaram melhor desempenho.

Tabela 6
resultados testes Giacomini-White dos modelos de melhor desempenho

h = 1

Modelo	BNNHAR(1,5,22)	BNNHAR(1:22)	NNHAR(1:22)	HAR(1,5,22)	HAR AIC	HAR BIC	NNHAR(1,5,22)
NNHAR(1,5,22)	0,761 (0,447)	−1,569 (0,117)	**−3,305 (0,001)**	0,845 (0,398)	1,354 (0,176)	**1,95 (0,051)**	–
HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	−0,619 (0,536)	**1,794 (0,073)**	**3,921 (0,000)**	**1,855 (0,064)**	**2,065 (0,039)**	**2,728 (0,006)**	0,454 (0,65)
BNNHAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	−0,322 (0,748)	**2,218 (0,027)**	**3,784 (0,000)**	1,604 (0,109)	**1,976 (0,048)**	**2,651 (0,008)**	1,185 (0,236)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	−0,16 (0,873)	**2,154 (0,031)**	**4,065 (0,000)**	**2,212 (0,027)**	**2,353 (0,019)**	**3,04 (0,002)**	0,937 (0,349)
BNNHAR(1,5,22)+HAR AIC+NNHAR(1,5,22)	−0,596 (0,551)	**2,253 (0,024)**	**4,22 (0,000)**	**1,782 (0,075)**	**2,636 (0,008)**	**3,334 (0,001)**	0,535 (0,592)
BNNHAR(1,5,22)+HAR BIC+NNHAR(1,5,22)	−1,079 (0,28)	**1,955 (0,051)**	**4,044 (0,000)**	1,406 (0,16)	**2,262 (0,024)**	**3,329 (0,001)**	0,198 (0,843)
BNNHAR(1,5,22)+BNNHAR(1:22)+NNHAR(1,5,22)	−0,526 (0,599)	**3,042 (0,002)**	**3,913 (0,000)**	1,336 (0,182)	**2,007 (0,045)**	**2,697 (0,007)**	0,651 (0,515)

h = 5

Modelo	BNNHAR(1,5,22)	BNNHAR(1:22)	NNHAR(1:22)	HAR(1,5,22)	HAR AIC	HAR BIC	NNHAR(1,5,22)
BNNHAR(1,5,22)	–	−1,449 (0,147)	**2,236 (0,025)**	0,501 (0,616)	0,79 (0,43)	1,381 (0,167)	0,564 (0,573)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)	−0,033 (0,974)	**1,72 (0,085)**	**2,632 (0,008)**	0,81 (0,418)	1,179 (0,238)	**1,875 (0,061)**	0,382 (0,703)
BNNHAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	−0,18 (0,857)	1,358 (0,174)	**2,277 (0,023)**	0,476 (0,634)	0,768 (0,443)	1,349 (0,177)	0,938 (0,348)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	0,524 (0,6)	**1,749 (0,08)**	**2,588 (0,01)**	0,766 (0,444)	1,129 (0,259)	**1,698 (0,09)**	1,218 (0,223)
BNNHAR(1,5,22)+HAR AIC+NNHAR(1,5,22)	0,21 (0,834)	**1,904 (0,057)**	**2,671 (0,008)**	0,702 (0,483)	1,146 (0,252)	**1,716 (0,086)**	0,742 (0,458)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+HAR AIC+NNHAR(1,5,22)	0,066 (0,948)	**1,914 (0,056)**	**2,79 (0,005)**	0,811 (0,417)	1,332 (0,183)	**1,932 (0,053)**	0,507 (0,612)
BNNHAR(1,5,22)+BNNHAR(1:22)+HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	0,043 (0,966)	**2,088 (0,037)**	**2,633 (0,008)**	0,66 (0,51)	1,107 (0,268)	**1,739 (0,082)**	0,521 (0,603)

h = 10

Modelo	BNNHAR(1,5,22)	BNNHAR(1:22)	NNHAR(1:22)	HAR(1,5,22)	HAR AIC	HAR BIC	NNHAR(1,5,22)
NNHAR(1,5,22)	−0,09 (0,928)	−1,336 (0,182)	**−1,957 (0,05)**	0,702 (0,483)	0,8 (0,423)	1,247 (0,212)	–
BNNHAR(1,5,22)	–	−1,517 (0,129)	**1,902 (0,057)**	0,693 (0,488)	0,805 (0,421)	1,275 (0,202)	−0,09 (0,928)
BNNHAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	0,402 (0,688)	1,489 (0,136)	**1,966 (0,049)**	0,75 (0,453)	0,846 (0,398)	1,291 (0,197)	0,222 (0,824)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	0,297 (0,767)	**1,823 (0,068)**	**2,24 (0,025)**	0,987 (0,324)	1,076 (0,282)	1,527 (0,127)	0,169 (0,866)
BNNHAR(1,5,22)+HAR AIC+NNHAR(1,5,22)	0,009 (0,993)	**1,932 (0,053)**	**2,287 (0,022)**	0,954 (0,34)	1,082 (0,279)	1,572 (0,116)	−0,067 (0,947)
BNNHAR(1,5,22)+HAR BIC+NNHAR(1,5,22)	−0,651 (0,515)	**1,687 (0,092)**	**2,144 (0,032)**	0,592 (0,554)	0,849 (0,396)	1,486 (0,137)	−0,615 (0,538)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+HAR AIC+NNHAR(1,5,22)	−0,175 (0,861)	**1,965 (0,049)**	**2,411 (0,016)**	1,068 (0,285)	1,198 (0,231)	**1,705 (0,088)**	−0,217 (0,828)

h = 15

Modelo	BNNHAR(1,5,22)	BNNHAR(1:22)	NNHAR(1:22)	HAR(1,5,22)	HAR AIC	HAR BIC	NNHAR(1,5,22)
HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	1,347 (0,178)	**2,475 (0,013)**	**4,506 (0,00)**	0,105 (0,916)	**2,283 (0,022)**	**2,031 (0,042)**	1,453 (0,146)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)	1,45 (0,147)	**2,64 (0,008)**	**4,248 (0,00)**	−0,266 (0,79)	**2,239 (0,025)**	**2,061 (0,039)**	0,789 (0,43)
BNNHAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	0,432 (0,665)	**1,994 (0,046)**	**4,192 (0,00)**	−0,766 (0,444)	1,047 (0,295)	**1,66 (0,097)**	0,028 (0,977)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+HAR BIC	0,318 (0,75)	**2,511 (0,012)**	**3,945 (0,00)**	−0,966 (0,334)	1,602 (0,109)	**2,34 (0,019)**	0,009 (0,993)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+NNHAR(1,5,22)	1,471 (0,141)	**2,449 (0,014)**	**4,377 (0,00)**	−0,308 (0,758)	**1,941 (0,052)**	**2,029 (0,042)**	1,053 (0,292)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+HAR AIC+NNHAR(1,5,22)	0,822 (0,411)	**2,492 (0,013)**	**4,323 (0,00)**	−0,777 (0,437)	**2,23 (0,026)**	**1,963 (0,05)**	0,483 (0,629)
BNNHAR(1,5,22)+HAR(1,5,22)+HAR BIC+NNHAR(1,5,22)	0,731 (0,465)	**2,431 (0,015)**	**4,136 (0,,00)**	−0,76 (0,447)	1,645 (0,1)	**2,263 (0,024)**	0,256 (0,798)

Os modelos apresentados na tabela são os métodos que demonstraram melhor desempenho geral, sendo posicionados no percentil 5% entre as 127 previsões geradas por meio dos modelos individuais e combinações. Os valores são os resultados da estatística de teste da metodologia de Giacomini e White (2006), valores positivos indicam que o modelo da linha foi superior ao modelo da coluna. Valores *p* em parênteses. (*) Significante a 10%. (**) Significante a 5%. (***) Significante a 1%.

Apesar dos resultados ainda não serem conclusivos, podemos perceber que para os horizontes $h = 1$, 5 e 10, o modelo HAR AIC demonstrou melhor taxa de acerto de sinal de *trading* em relação ao modelo NNHAR(1,5,22). Deste modo, percebe-se indícios da mudança de modelo nas combinações. Para o caso da acurácia temos a combinação BNNHAR(1,5,22) + HAR(1,5,22) + NNHAR(1,5,22) e para o caso do trading BNNHAR(1,5,22) + HAR(1,5,22) + HAR AIC. A combinação que se manteve melhor posicionada em ambos os critérios foi a BNNHAR(1,5,22) + NNHAR(1,5,22).

Tabela 7
resultados simulação trading opções dos modelos individuais

Modelo	h	Taxa de acerto de sinal	Índice de Sharpe	Índice Sortino	Índice Ômega	Alfa de Jensen	Score
BNNHAR(1, 5, 22)	1	**0,669 (2,5)**	2,723 (52)	1,106 (23)	7,762 (9)	5,117 (32)	118,5 (12)
BNNHAR(1:22)	1	0,65 (122,5)	2,633 (120)	0,965 (116)	6,276 (116)	4,933 (110)	584,5 (124)
HAR(1, 5, 22)	1	0,663 (35)	**2,792 (6)**	**1,127 (12)**	7,496 (28)	**5,33 (3)**	**84 (4)**
HAR AIC	1	0,666 (11,5)	2,737 (38)	1,045 (68)	6,575 (103)	5,114 (33)	253,5 (48)
HAR BIC	1	0,66 (59)	2,666 (107)	0,957 (120)	5,866 (124)	5,043 (65)	475 (108)
NNHAR(1, 5, 22)	1	0,656 (78)	2,652 (110)	1,126 (13)	**8,037 (3)**	4,967 (103)	307 (64,5)
NNHAR(1:22)	1	0,632 (127)	2,547 (126)	0,872 (126)	5,703 (125)	4,737 (126)	630 (126)
BNNHAR(1, 5, 22)	5	**0,667 (30,5)**	3,279 (15)	1,022 (10)	4,9 (12)	7,387 (17)	**84,5 (3)**
BNNHAR(1:22)	5	0,662 (92)	3,166 (116)	0,953 (113)	4,498 (116)	7,166 (113)	550 (121)
HAR(1, 5, 22)	5	0,664 (65,5)	3,262 (27)	1,001 (42)	4,72 (60)	7,364 (22)	216,5 (34)
HAR AIC	5	0,664 (65,5)	3,198 (92)	0,97 (90)	4,556 (105)	7,194 (104)	456,5 (106)
HAR BIC	5	0,663 (78,5)	3,219 (68)	0,985 (69)	4,603 (90)	7,318 (49)	354,5 (78)
NNHAR(1, 5, 22)	5	0,663 (78,5)	**3,345 (4)**	**1,149 (1)**	**5,299 (1)**	**7,621 (1)**	85,5 (4,5)
NNHAR(1:22)	5	0,652 (127)	3,185 (106)	0,958 (110)	4,492 (118)	7,243 (84)	545 (119)
BNNHAR(1, 5, 22)	10	0,657 (120,5)	3,353 (38)	1,059 (47)	4,612 (72)	7,595 (55)	332,5 (69)
BNNHAR(1:22)	10	0,66 (111)	3,307 (96)	1,011 (122)	4,431 (120)	7,524 (81)	530 (123)
HAR(1, 5, 22)	10	0,664 (64,5)	3,443 (7)	1,113 (2)	4,949 (2)	7,83 (7)	**82,5 (4)**
HAR AIC	10	0,665 (50,5)	3,407 (11)	1,083 (10)	4,751 (20)	7,76 (13)	104,5 (8)
HAR BIC	10	**0,669 (18)**	3,375 (22)	1,081 (12)	4,774 (11)	7,659 (26)	89 (5)
NNHAR(1, 5, 22)	10	0,655 (125)	3,487 (2)	**1,183 (1)**	**5,116 (1)**	8,091 (2)	131 (11)
NNHAR(1:22)	10	0,659 (116)	**3,512 (1)**	1,078 (15)	4,635 (56)	**8,274 (1)**	189 (29)
BNNHAR(1, 5, 22)	15	**0,641 (67)**	3,7 (4)	1,24 (4)	5,126 (6)	8,861 (4)	**85 (2)**
BNNHAR(1:22)	15	0,629 (126)	3,581 (38)	1,131 (88)	4,737 (68)	8,52 (61)	381 (90)
HAR(1, 5, 22)	15	0,636 (112,5)	3,535 (89)	1,138 (81)	4,781 (55)	8,339 (120)	457,5 (105)
HAR AIC	15	0,634 (124)	3,61 (22)	1,204 (16)	4,983 (17)	8,509 (65)	244 (35,5)
HAR BIC	15	0,635 (119)	3,588 (34)	1,165 (42)	4,838 (46)	8,418 (98)	339 (71)
NNHAR(1, 5, 22)	15	0,64 (82,5)	**3,7 (3)**	**1,258 (2)**	**5,176 (2)**	**8,905 (2)**	91,5 (3)
NNHAR(1:22)	15	0,622 (127)	3,419 (127)	1,035 (127)	4,184 (127)	8,442 (88)	596 (127)

Valor do índice Sharpe está multiplicado por 10 e Alfa de Jensen está multiplicado por 100. Em parênteses o score de cada modelo em determinada métrica. A coluna score é a soma das posições de cada modelo em determinada métrica de avaliação, conforme sugere Wong *et al.* (2016). Em negrito estão indicados os modelos que apresentaram melhor desempenho.

Tabela 8
resultados simulação trading opções dos modelos de melhor desempenho

Modelo	h	Tx de acerto do sinal	Índice Sharpe	Índice Sortino	Índice Ômega	Alfa de Jensen	Score
BNNHAR(1, 5, 22)+HAR(1, 5, 22)+HAR AIC	1	**0,666 (11,5)**	2,759 (17)	1,117 (15)	7,509 (26)	5,201 (9)	78,5 (2)
BNNHAR(1, 5, 22)+HAR AIC+NNHAR(1, 5, 22)	1	0,664 (25,5)	2,764 (12)	1,133 (10)	7,784 (8)	5,125 (26)	81,5 (3)
BNNHAR(1, 5, 22)+HAR AIC+NNHAR(1:22)	1	0,657 (71,5)	**2,84 (2)**	1,151 (6)	7,594 (19)	5,309 (4)	102,5 (7)
BNNHAR(1, 5, 22)+NNHAR(1, 5, 22)	1	0,665 (18,5)	2,782 (9)	**1,229 (1)**	**8,848 (1)**	5,266 (5)	**34,5 (1)**
BNNHAR(1:22)+HAR(1, 5, 22)+NNHAR(1, 5, 22)	1	0,663 (35)	2,76 (16)	1,116 (17)	7,757 (10)	5,147 (18)	96 (6)
HAR(1, 5, 22)	1	0,663 (35)	2,792 (6)	1,127 (12)	7,496 (28)	**5,33 (3)**	84 (4)
HAR(1, 5, 22)+NNHAR(1, 5, 22)	1	0,661 (54,5)	2,791 (7)	1,148 (8)	8,088 (2)	5,176 (14)	85,5 (5)
BNNHAR(1, 5, 22)	5	0,667 (30,5)	3,279 (15)	1,022 (10)	4,9 (12)	7,387 (17)	84,5 (3)
BNNHAR(1, 5, 22)+HAR(1, 5, 22)+HAR AIC+NNHAR(1:22)	5	0,665 (52,5)	3,298 (9)	1,028 (8)	4,917 (9)	7,445 (10)	88,5 (6)
BNNHAR(1, 5, 22)+HAR(1, 5, 22)+HAR BIC	5	0,664 (65,5)	3,324 (5)	1,04 (6)	5,036 (4)	7,487 (5)	85,5 (4,5)
BNNHAR(1, 5, 22)+HAR AIC+NNHAR(1, 5, 22)	5	0,663 (78,5)	3,345 (3)	1,045 (4)	4,993 (6)	7,582 (2)	93,5 (7)
BNNHAR(1, 5, 22)+NNHAR(1, 5, 22)	5	0,667 (30,5)	**3,375 (1)**	1,137 (2)	5,268 (2)	7,534 (4)	**39,5 (1)**
HAR(1, 5, 22)+HAR AIC+NNHAR(1:22)	5	**0,672 (5)**	3,278 (16)	1,019 (12)	4,868 (18)	7,388 (16)	67 (2)
NNHAR(1, 5, 22)	5	0,663 (78,5)	3,345 (4)	**1,149 (1)**	**5,299 (1)**	**7,621 (1)**	85,5 (4,5)
BNNHAR(1, 5, 22)+HAR(1, 5, 22)+NNHAR(1, 5, 22)	10	0,666 (36,5)	3,408 (10)	1,096 (5)	4,84 (4)	7,722 (14)	69,5 (2)
HAR(1, 5, 22)	10	0,664 (64,5)	3,443 (7)	1,113 (2)	**4,949 (2)**	7,83 (7)	82,5 (4)
HAR(1, 5, 22)+HAR AIC+NNHAR(1:22)	10	0,671 (6,5)	3,399 (13)	1,076 (17)	4,735 (23)	7,807 (9)	**68,5 (1)**
HAR(1, 5, 22)+NNHAR(1, 5, 22)	10	0,666 (36,5)	3,414 (9)	1,091 (7)	4,792 (6)	7,765 (12)	70,5 (3)
HAR(1, 5, 22)+NNHAR(1:22)	10	0,663 (75,5)	**3,453 (4)**	**1,1 (4)**	4,803 (5)	**7,961 (4)**	92,5 (6)
HAR AIC+HAR BIC	10	**0,672 (2,5)**	3,372 (24)	1,073 (24)	4,74 (22)	7,671 (21)	93,5 (7)
HAR BIC	10	0,669 (18)	3,375 (22)	1,081 (12)	4,774 (11)	7,659 (26)	89 (5)
BNNHAR(1, 5, 22)	15	0,641 (67)	3,7 (4)	1,24 (4)	5,126 (6)	8,861 (4)	85 (2)
BNNHAR(1, 5, 22)+HAR(1, 5, 22)+HAR BIC+NNHAR(1, 5, 22)	15	0,64 (82,5)	3,674 (5)	1,239 (5)	5,147 (4)	8,784 (6)	102,5 (6)
BNNHAR(1, 5, 22)+HAR(1, 5, 22)+NNHAR(1, 5, 22)	15	**0,642 (52,5)**	3,633 (12)	1,206 (13)	5 (16)	8,687 (14)	107,5 (7)
BNNHAR(1, 5, 22)+HAR AIC	15	**0,642 (52,5)**	3,655 (7)	1,238 (6)	5,132 (5)	8,712 (11)	**81,5 (1)**
BNNHAR(1, 5, 22)+HAR AIC+HAR BIC+NNHAR(1, 5, 22)	15	0,64 (82,5)	3,707 (2)	1,251 (3)	5,167 (3)	8,887 (3)	93,5 (4)
BNNHAR(1, 5, 22)+NNHAR(1, 5, 22)	15	0,639 (97)	**3,754 (1)**	**1,281 (1)**	**5,302 (1)**	**9,027 (1)**	101 (5)
NNHAR(1, 5, 22)	15	0,64 (82,5)	3,7 (3)	1,258 (2)	5,176 (2)	8,905 (2)	91,5 (3)

Valor do índice Sharpe está multiplicado por 10 e Alfa de Jensen está multiplicado por 100. Em parênteses o score de cada modelo em determinada métrica. A coluna score é a soma das posições de cada modelo em determinada métrica de avaliação, conforme sugere Wong *et al.* (2016). Em negrito estão indicados os modelos que apresentaram melhor desempenho.

5. Considerações finais

O presente artigo teve o objetivo de analisar o desempenho de dois métodos de projeção de volatilidade percebida: *Heterogeneous Autoregressive Model of Realized Volatility* (HAR), sugerido em Corsi (2011) e o método de Redes Neurais. A contribuição do trabalho ocorre em propor a combinação de ambos os modelos para melhorar acurácia e rentabilidade.

O artigo de Vortelinos (2017) aborda o seguinte problema demonstrando que os modelos lineares tenderam a apresentar melhores resultados em relação aos métodos não lineares estudados. O presente artigo busca verificar outros pontos não abordados como redes bayesianas e escolha do *lag*, além de avaliar o desempenho dos modelos quanto ao desempenho de *trading*.

O primeiro ponto tratado foi verificar se modelos com escolha de defasagens livres apresentariam melhor resultado de que os modelos com interpretação econômica. Os resultados obtidos foram similares ao trabalho de Craioveanu & Hillebrand (2012), porém, ao contrário dos respectivos autores, em que não houve diferenças entre os desempenhos; no presente artigo, a superioridade dos modelos que possuem uma interpretação econômica foi destacada significativamente.

Quando a acurácia dos modelos foi analisada, foi possível observar a superioridade da combinação BNNHAR(1,5,22) + HAR(1,5,22) + NNHAR(1,5,22). Esta diferença estatisticamente significante indica, apesar de ainda não ser conclusiva, um contraponto em relação a literatura, uma vez que nos trabalhos de Santos & Ziegelmann (2014) e Vortelinos (2017) não foi verificada diferenças de acurácia significantes. Porém, como pode ser observado, o modelo HAR(1,5,22) esteve presente na melhor combinação.

Para o caso da rentabilidade, verificou-se as combinações BNNHAR(1,5,22) + NNHAR(1,5,22) e BNNHAR(1,5,22) + HAR(1,5,22) + HAR AIC apresentaram melhor *performance*. Novamente podemos observar a existência de modelos lineares e não lineares demonstrando melhor *performance*.

Deste modo, neste artigo, apesar de não serem conclusivos, foram encontrados indícios de que combinar modelos lineares com não lineares pode trazer benefícios tanto ao desempenho preditivo quanto para a *performance* de rentabilidade num processo de projeção da volatilidade percebida.

Em trabalhos futuros, mais métodos de combinação de projeções devem ser estudados, sendo que no presente trabalho limitou-se ao estudo dos métodos de pesos iguais. Ressalta-se que somente foi utilizada a série do Ibovespa, sendo importante expandir as análises para mais séries. Ainda em relação a combinação de projeções, existe uma necessidade de trabalhos na área, dado que ainda não existe um consenso entre os pesquisadores sobre qual peso ótimo deveria ser utilizado.

Referências

Aiolfi, M. & Timmermann, A. (2006). Persistence in forecasting performance and conditional combination strategies, *Journal of Econometrics* **135**(1-2): 31–53.

Anatolyev, S. & Gerko, A. (2005). A trading approach to testing for predictability, *Journal of Business and Economic Statistics* **23**(4): 455–461.

Andersen, T. (2001). The distribution of realized stock return volatility, *Journal of Financial Economics* **61**(1): 43–76.

Andersen, T. G. & Bollerslev, T. (1998). Answering the Skeptics: Yes, Standard Volatility Models do Provide Accurate Forecasts, *International Economic Review* **39**(4): 885.

Andersen, T. G., Bollerslev, T. & Diebold, F. X. (2007). Roughing it up: Including jump components in the measurement, modeling, and forecasting of return volatility, *Review of Economics and Statistics* **89**(4): 701–720.

Andersen, T. G., Bollerslev, T., Diebold, F. X. & Labys, P. (2003). Modeling and Forecasting Realized Volatility, *Econometrica* (2): 579–625.

Andrada-Félix, J., Fernández-Rodríguez, F. & Fuertes, A. M. (2016). Combining nearest neighbor predictions and model-based predictions of realized variance: Does it pay?, *International Journal of Forecasting* **32**(3): 695–715.

Angelidis, T. & Degiannakis, S. (2008). Volatility forecasting: intra-day versus inter-day models, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* **18**(5): 449–465.

Araújo, A. C. & de Ávila Montini, A. (2016). Técnicas de big data e projeção de risco de mercado utilizando dados em alta frequência, *Future Studies Research Journal: Trends and Strategies* **8**(3): 83–108.

Barndorff-Nielsen, O. E. & Shephard, N. (2002). Estimating quadratic variation using realized variance, *Journal of Applied Econometrics* **17**(5): 457–477.

Barndorff-Nielsen, O. E. & Shephard, N. (2004). Power and bipower variation with stochastic volatility and jumps, *Journal of Financial Econometrics* **2**(1): 1–37.

Bauwens, L., Hafner, C. & Laurent, S. (2012). *Handbook of Volatility Models and Their Applications*, John Wiley & Sons, New Jersey.

Black, F. & Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities, *Journal of Political Economy* **81**(3): 637–654.

Bollerslev, T., Engle, R. F. & Nelson, D. B. (1994). Arch models, *in* R. F. Engle & D. L. McFadden (eds), *Handbook of Econometrics*, Vol. 4, Elsevier.

Boudt, K., Cornelissen, J. & Payseur, S. (2012). Highfrequency : Toolkit for the analysis of highfrequency financial data in R.

Cavaleri, R. (2008). *Combinação de previsões aplicada à volatilidade*, PhD thesis, UFRGS, Porto Alegre.

Chan, Y. L., Stock, J. H. & Watson, M. W. (1999). A dynamic factor model framework for forecast combination, *Spanish Economic Review* **1**(2): 91–121.

Chiriac, R. & Voev, V. (2011). Modelling and forecasting multivariate realized volatility, *Journal of Applied Econometrics* **26**(6): 922–947.

Corsi, F. (2009). A simple approximate long-memory model of realized volatility, *Journal of Financial Econometrics* **7**(2): 174–196.

Corsi, F. (2011). A Simple Long Memory Model of Realized Volatility.

Craioveanu, M. & Hillebrand, E. (2012). Why It Is OK to Use the HAR-RV (1 , 5 , 21) Model.

Dacorogna, M. M., Müller, U. A., Pictet, O. V. & Olsen, R. B. (1998). Modelling Short-Term Volatility with GARCH and HARCH Models, *in* C. Dunis & B. Zhou (eds), *Nonlinear Modelling of High Frequency Financial Time Series*, Wiley, Chichester, UK.

Danielsson, J. (2011). *Financial risk forecasting: The theory and practice of forecasting market risk with implementation in R and MATLAB*, John Wiley & Sons, Chichester.

de Oliveira, M. A., Montini, A. d. Á., Mendes-da Silva, W. & Bergmann, D. R. (2011). Estabilidade de preços de ações no mercado de capitais brasileiro: um estudo aplicando redes neurais e expoentes de Lyapunov, *Revista de Administração* **46**(2): 161–177.

Diebold, F. X., & Mariano, R. S. (1995). Comparing predictive accuracy, *Journal of Business and Economic Statistics* **13**(3): 253–263.

Donaldson, R. G. & Kamstra, M. (1997). An artificial neural network-GARCH model for international stock return volatility, *Journal of Empirical Finance* **4**(1): 17–46.

Engle, R. F., Kane, A. & Noh, J. (1997). Index-option pricing with stochastic volatility and the value of accurate variance forecasts, *Review of Derivatives Research* **1**(2): 139–157.

Engle, R. F., Hong, C. H., Kane, A. & Noh, J. (1993). Arbitrage valuation of variance forecasts with simulated options, *in* D. M. Chance & R. R. Trippi (eds), *Advances in Futures and Options Research* **6**: 393–415.

Fernandes, M., Medeiros, M. C. & Scharth, M. (2014). Modeling and predicting the CBOE market volatility index, *Journal of Banking and Finance* **40**(1): 1–10.

Fleming, J., Kirby, C. & Ostdiek, B. (2003). The economic value of volatility timing using "realized" volatility, *Journal of Financial Economics* **67**(3): 473–509.

Forsberg, L. & Ghysels, E. (2007). Why do absolute returns predict volatility so well?, *Journal of Financial Econometrics* **5**(1): 31–67.

Giacomini, R. & White, H. (2006). Tests of conditional predictive ability, *Econometrica* **74**(6): 1545–1578.

Hall, P., Horowitz, J. L. & Jing, B. Y. (1995). On blocking rules for the bootstrap with dependent data, *Biometrika* **82**(3): 561–574.

Hamid, S. A. & Iqbal, Z. (2004). Using neural networks for forecasting volatility of S&P 500 Index futures prices, *Journal of Business Research* **57**(10): 1116–1125.

Hendry, D. F. & Clements, M. P. (2004). Pooling of forecasts, *Econometrics Journal* **7**(1): 1–31.

Hillebrand, E. & Medeiros, M. C. (2010). The benefits of bagging for forecast models of realized volatility, *Econometric Reviews* **29**(5): 571–593.

Jensen, M. C. (1968). The Performance of Mutual Funds in the Period 1945-1964, *The Journal of Finance* **23**(2): 389.

Hu, M. Y. & Tsoukalas, C. (1999). Combining conditional volatility forecasts using neural networks: an application to the EMS exchange rates, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* **9**(4): 407–422.

Kuan, C. M. & White, H. (1994). Artificial neural networks: An econometric perspective, *Econometric Reviews* **13**(1): 1–91.

Kunsch, H. R. (1989). The Jackknife and the Bootstrap for General Stationary Observations, *The Annals of Statistics* **17**(3): 1217–1241.

Makridakis, S. & Winkler, R. L. (1983). Averages of Forecasts: Some Empirical Results, *Management Science* **29**(7): 987–996.

Mincer, J. A. & Zarnowitz, V. (1969). The evaluation of economic forecasts, *in* J. A. Mincer (ed), *Economic Forecasts and Expectations*, Columbia University Press.

Müller, U. A., Dacorogna, M. M., Davé, R. D., Olsen, R. B., Pictet, O. V. & Von Weizsäcker, J. E. (1997). Volatilities of different time resolutions - Analyzing the dynamics of market components, *Journal of Empirical Finance* **4**(2-3): 213–239.

Patton, A. J. (2011). Volatility forecast comparison using imperfect volatility proxies, *Journal of Econometrics* **160**(1): 246–256.

Pesaran, H. M. & Timmermann, A. (1992). A simple nonparametric test of predictive performance, *Journal of Business and Economic Statistics* **10**(4): 461–465.

Rossi, B. & Inoue, A. (2012). Out-of-sample forecast tests robust to the choice of window size, *Journal of Business and Economic Statistics* **30**(3): 432–453.

Rydberg, T. H. (2003). Dynamics of Trade-by-Trade Price Movements: Decomposition and Models, *Journal of Financial Econometrics* **1**(1): 2–25.

Santos, D. G. & Ziegelmann, F. A. (2014). Volatility forecasting via MIDAS, HAR and their combination: An empirical comparative study for IBOVESPA, *Journal of Forecasting* **33**(4): 284–299.

Satchell, S. & Timmermann, A. (1995). An assessment of the economic value of non-linear foreign exchange rate forecasts, *Journal of Forecasting* **14**(6): 477–497.

Shadwick, W. F. & Keating, C. (2002). A Universal Performance Measure, *Journal of Performance Measurement* **6**(3): 59–84.

Sharma, P. & Vipul (2016). Forecasting stock market volatility using Realized GARCH model: International evidence, *Quarterly Review of Economics and Finance* **59**: 222–230.

Sharpe, W. F. (1966). Mutual fund performance, *Journal of Business* **39**(1): 119–138.

Smith, J. & Wallis, K. F. (2009). A simple explanation of the forecast combination puzzle, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* **71**(3): 331–355.

Sortino, F. A. & Price, L. N. (1994). Performance Measurement in a Downside Risk Framework, *The Journal of Investing* **3**(3): 59–64.

Stock, J. H. & Watson, M. W. (1998). A Comparison of Linear and Nonlinear Univariate Models for Forecasting Macroeconomic Time Series, *NBER Working Paper No. 6607* .

Stock, J. H. & Watson, M. W. (2004). Combination forecasts of output growth in a seven-country data set, *Journal of Forecasting* **23**(6): 405–430.

Timmermann, A. (2006). Forecast Combinations, *in* G. Elliott, C. Granger & A. Timmermann (eds), *Handbook of Economic Forecasting*, Vol. 1, North Holland.

Val, F. d. F., Pinto, A. C. F. & Klotzle, M. C. (2014). Volatilidade e Previsão de Retorno com Modelos de Alta Frequência e GARCH: Evidências para o Mercado Brasileiro, *Revista Contabilidade & Finanças* **25**(65): 189–201.

Vortelinos, D. I. (2017). Forecasting realized volatility: HAR against Principal Components Combining, neural networks and GARCH, *Research in International Business and Finance* **39**: 824–839.

Xekalaki, E. & Degiannakis, S. (2005). Evaluating volatility forecasts in option pricing in the context of a simulated options market, *Computational Statistics and Data Analysis* **49**(2): 611–629.

Wink Júnior, M. V. & Pereira, P. L. V. (2011). Modeling and forecasting of realized volatility: evidence from Brazil, *Brazilian Review of Econometrics* **31**(2): 315–337.

Winkler, R. L. (1989). Combining forecasts: A philosophical basis and some current issues, *International Journal of Forecasting* **5**(4): 605–609.

Wong, Z. Y., Chin, W. C. & Tan, S. H. (2016). Daily value-at-risk modeling and forecast evaluation: The realized volatility approach, *The Journal of Finance and Data Science* **2**(3): 171–187.

Zivot, E. (2005). Analysis of High Frequency Financial Data : Models , Methods and Software . Part I : Descriptive Analysis of High Frequency Financial Data with S-PLUS, *Working Paper* .

Efeitos do pregão eletrônico sobre a eficiência e a volatilidade condicional no mercado de ações brasileiro (Electronic trading effects on the efficiency and conditional volatility of the Brazilian stock market)

Leandro Maciel[†]
Rosangela Ballini[‡]

Resumo

A automatização das Bolsas de Valores consiste em uma das principais reestruturações realizadas nos mercados de capitais globais nas últimas décadas, caracterizada pela substituição de sistemas viva voz de pregão por sistemas eletrônicos. Este artigo avalia os efeitos da automatização da B3, que passou a adotar um sistema totalmente eletrônico de pregão a partir de outubro de 2005, sobre a eficiência e sobre a volatilidade condicional dos retornos do IBovespa, o principal índice do mercado acionário brasileiro. A análise empírica indicou a rejeição da hipótese de passeio aleatório para os períodos anterior e posterior da adoção do sistema eletrônico de pregão na B3, assim como a presença de regimes distintos de volatilidade. Após a automatização da Bolsa, verificou-se um aumento na dependência linear dos retornos do IBovespa, o que sugere um efeito negativo sobre a eficiência informacional do mercado de ações brasileiro. Por outro lado, nesse mesmo período, é evidenciada uma redução na persistência de longo prazo da volatilidade condicional em resposta a choques nos retornos.

***Palavras-chave*:** Negociação eletrônica; Passeio aleatório; Eficiência de mercado; Volatilidade condicional.
Código JEL: G14, C58.

Abstract

Stock exchange automation, characterized by the replacement of floor trading systems by electronic trading systems, is one of the main restructuring processes observed in global capital markets in recent decades. This paper investigates the effects of automation in the São Paulo Stock Exchange (B3), which adopted an electronic trading system in October 2005. Empirical analysis of the Bovespa index rejects the random walk hypothesis for the periods before and after B3 automation, and provides evidence of distinct volatility regimes. After automation, there is an increase in the linear dependence of IBovespa returns, suggesting a negative effect of automation on the Brazilian stock market's efficiency. On the other hand, in the same period, there is evidence for a reduction in the long-term persistence of conditional volatility, in response to shocks to returns.

***Keywords*:** Electronic trading; Random walk; Market efficiency; Conditional volatility.
JEL Code: G14, C58.

1. Introdução

A crescente liberalização financeira, em conjunto com o respectivo aumento da integração e possibilidade de diversificação de investimentos em economias desenvolvidas e emergentes, intensificou a competitividade entre os principais mercados globais (Boamah, 2017; Bounakri, Couharde e Raymond, 2016; Ahmed, 2016). Neste processo, os mercados de capitais, sobretudo, passaram por mudanças significativas em suas microestruturas visando uma maior transparência nas transações (Amini, Gebka, Hudson e Keasey, 2013). Nas últimas décadas, os expressivos avanços no desenvolvimento de tecnologias de informação contribuíram para o aprimoramento da eficiência informacional em mercados organizados, o que gerou um aumento no volume de negociações realizadas, i.e., um aumento na liquidez (Sensoy e Tabak, 2016).

Submetido em 04 de agosto de 2018. Revisado em 12 de abril de 2019. Aceito em 13 de abril de 2019. Publicado online em outubro de 2019. Editor responsável: João Caldeira.
[†](Autor correspondente) Universidade Federal de São Pauo, Brasil. E-mail: maciel.leandro@unifesp.br
[‡]Universidade Estadual de Campinas, Brasil. E-mail: ballini@unicamp.br

©2019 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license (http://creativecommons.org/licenses/by/3.0)

Uma das principais reestruturações nos mercados de capitais consiste na substituição do sistema de pregão viva voz pelo sistema de pregão eletrônico, processo conhecido como automatização das bolsas de valores. No pregão viva voz, os operadores recebem as ordens de negociação das mesas de operação das corretoras e as implementam em salas de negociações dentro das bolsas de valores. Neste caso, apenas os ativos com maior liquidez são negociados. Por outro lado, no pregão eletrônico as ordens das mesas de operações das corretoras, ou dos *home brokers* (instrumento que permite a negociação de títulos pela internet), são registradas eletronicamente através de terminais conectados a um servidor central que se encarrega de fechar os negócios e informá-los às corretoras. No sistema de pregão eletrônico, todos os papéis listados nas bolsas podem ser negociados.

A implementação de sistemas eletrônicos de negociação pelas principais bolsas de valores resultou em um intenso debate entre acadêmicos e agentes de mercado sobre as vantagens e desvantagens da adoção de tal tecnologia. Grossman e Miller (1986), Miller (1991), Massimb e Phelps (1994), e Venkataraman (2001), por exemplo, afirmam que sistemas eletrônicos de pregão reduzem a liquidez dos mercados e elevam os custos de transação das operações. Por outro lado, autores que defendem a utilização do pregão eletrônico consideram que tal tecnologia promove uma redução na diferença entre os preços de compra e venda (*bid-ask spread*) e um aumento no volume das transações, em contraposição ao sistema viva voz de negociações. Blennerhassett e Bowman (1998), Frino, McInish e Toner (1998), Grünbichler, Longstaff e Schwartz (1994) ainda afirmam que a utilização de sistemas eletrônicos de pregão acelera o processo de descoberta de preços em mercados à vista e futuro, enquanto Domowitz (1993) sugere um aumento na assimetria informacional em processos de descoberta de preços quando da adoção de sistemas eletrônicos de pregão.

Nessa discussão, Pirrong (1996) e Vila e Sandmann (1996) argumentam que, a princípio, não há razões para assumir uma relação de superioridade entre os sistemas de pregão viva voz e eletrônico, uma vez que as fontes de liquidez nos dois casos são distintas. Gilbert e Rijken (2006) ainda mostraram que os determinantes dos *spreads* são diferentes nestes dois sistemas de negociação. Tais estudos sugerem que os efeitos dos sistemas eletrônicos de negociação nos *spreads* podem variar de acordo com o mercado em questão.

Freund, Larrain e Pagano (1997) e Freund e Pagano (2000) estudaram a eficiência de mercado nas bolsas de Nova York e Toronto antes e depois da implementação de sistemas de negociação eletrônicos. Os autores apontaram que, em geral, o nível de eficiência informacional não se alterou após a automatização das bolsas. Resultados similares para o mercado de ações do Canadá também foram obtidos por Alexeev e Tapon (2011).

Com base em simulações, Domowitz (1990) evidenciou que, em mercados de ações e opções, a negociação eletrônica afeta negativamente a liquidez. Em contrapartida, Beelders e Massey (2002) indicaram que o índice do mercado futuro da bolsa de Joanesburgo tornou-se mais informativo após a introdução do pregão eletrônico, efeito oposto verificado pelos autores quando o índice do mercado futuro de ouro foi avaliado, i.e., uma redução do potencial informativo do índice após a automatização das transações. Ainda considerando mercados de derivativos, Fung, Lien, Tse e Tse (2005) apontam que, de acordo com o índice de futuros Hang-Seng, fatores como o anonimato nas transações e a maior rapidez na execução das ordens de compra e venda no pregão eletrônico atraíram agentes com um maior nível de informação no mercado de futuros, o que contribuiu para a liquidez do mercado.

Utilizando dados dos mercados futuros de Londres, Hong Kong e Sydney, Aitken, Frino, Hill e Jarnecic (2004) indicaram que a introdução do sistema eletrônico de negociação resultou em: redução nos *spreads*, maiores níveis de liquidez e diminuição nos custos de transação, em relação ao período em que o pregão era viva voz. Entretanto, os autores afirmam que os *spreads* são mais sensíveis à volatilidade dos preços quando da implementação dos pregões eletrônicos.

Liao, Lee e Suen (2008) estudaram os efeitos da adoção do sistema eletrônico de negociação sobre a volatilidade do preço futuro de petróleo. Verificou-se que a automatização das negociações teve impacto significativo sobre a variabilidade dos retornos, que passou a ser mais influenciada por efeitos de persistência do que por de agrupamentos de volatilidade.

Considerando o mercado de futuros das notas do Tesouro norte-americano de 10 anos, Orlowski (2015) aponta que a mudança para sistemas de negociação eletrônicos resultou em um substancial aumento no volume

de títulos transacionados. Entretanto, nenhuma alteração no padrão de volatilidade das notas foi verificada.

Por outro lado, Al-Khouri e Al-Ghazawi (2008) investigaram o impacto da implementação de sistemas de negociação eletrônicos sobre a volatilidade e a liquidez no mercado de capitais da Jordânia. Os resultados evidenciaram uma redução no nível da volatilidade com a utilização do sistema eletrônico, assim como um aumento da liquidez. Conclusões similares para o mesmo mercado foram encontradas no trabalho de Maghyereh (2005) que, adicionalmente, afirma não ter verificado alteração no nível de eficiência informacional da bolsa antes e depois da automatização dos processos de negociação de títulos.

Para o mercado de Singapura, Naidu e Rozeff (1994) sugerem que a automatização das negociações está associada com um aumento no volume transacionado, no nível de volatilidade e na liquidez. Além disso, os autores afirmam que aumentos na eficiência do mercado de ações são verificados por meio da redução da correlação serial dos retornos dos ativos após a adoção do sistema eletrônico de pregão.

Recentemente, Dutta, Essaddam, Kumar e Saadi (2015) investigaram a eficiência informacional e as mudanças na volatilidade condicional das ações transacionadas na bolsa de valores de Toronto nos períodos anterior e posterior da implementação do sistema eletrônico de negociações. Os autores mostraram que a eficiência informacional foi negativamente afetada pela automatização da bolsa, o que resultou em um aumento da dependência linear e não linear dos retornos, assim como em uma elevação no nível de persistência da volatilidade. Resultados similares também foram encontrados por Assaf (2006).

Não existe, portanto, um consenso na literatura a respeito dos efeitos da adoção de sistemas eletrônicos de pregão em bolsas de valores sobre a eficiência de mercado, liquidez e sobre a volatilidade dos ativos. Neste contexto, o presente artigo tem como objetivo avaliar os efeitos da automatização das negociações no mercado de ações do Brasil, uma vez que ainda há escassez de estudos na literatura que considerem o caso brasileiro. Além disso, sendo o mercado financeiro, em particular o mercado de capitais, um ambiente que permite e viabiliza a transferência de recursos financeiros entre os agentes econômicos poupadores, que dispõem de recursos, e aqueles que deles necessitam e, portanto, uma importante fonte de financiamento para projetos de investimento ou necessidade de caixa das empresas, o estudo de mecanismos que promovam a liquidez em tais mercados mostra-se de considerável importância para a economia como um todo.

Particularmente, com a quinta maior bolsa de valores do mundo e uma capitalização de mercado em torno de US$ 13 bilhões, é preciso salientar que o mercado de capitais brasileiro possui grande destaque no cenário global. Por exemplo, em dezembro do ano de 2016, o saldo do investimento estrangeiro na bolsa brasileira atingiu o patamar recorde de US$ 15,4 bilhões, evidenciando o Brasil como potencial destino de capitais para a composição de portfólios de investidores estrangeiros. Desta forma, dada a importância da B3[1], a avaliação dos efeitos da automatização da Bolsa é de grande relevância.

Este artigo avalia a eficiência informacional e o padrão da volatilidade condicional no mercado de ações da B3 antes e depois da adoção do sistema totalmente eletrônico de negociações. Com base no IBovespa, principal indicador do desempenho médio das ações de maior liquidez negociadas na Bolsa brasileira, a metodologia deste estudo consiste na condução de testes de eficiência de mercado, com base na série de retornos do índice, para verificação de tendências na correlação serial e na sua dinâmica não linear antes e depois da automatização da bolsa. Por fim, o padrão de volatilidade é avaliado com base em modelos de variância condicional da família GARCH, e por meio de modelos GARCH com mudanças de regime de Markov.

As contribuições deste artigo podem ser destacadas a seguir. O presente trabalho consiste em um estudo empírico pioneiro que busca avaliar conjuntamente a eficiência informacional e a volatilidade condicional na B3 antes e depois da adoção de um sistema de negociação totalmente eletrônico. A literatura, em geral, considera a eficiência informacional e volatilidade no mercado de capitais no Brasil separadamente, sem distinguir os períodos para mensurar os possíveis efeitos da automatização da Bolsa (Carvalho, Suen e Gallo, 2016; Asai e Brugal, 2013; Montes e Tiberto, 2012; Costa e Vasconcelos, 2003). Além disso, é examinada a dinâmica não linear dos retornos por meio da volatilidade condicional nos casos de negociação em pregões viva voz e

[1] Em referência às letras iniciais de Brasil, Bolsa, Balcão, B3 é a bolsa de valores oficial do Brasil, que surgiu sob o formato atual após a fusão da Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo (BM&FBovespa) com a Central de Custódia e de Liquidação Financeira de Títulos (CETIP), aprovada pela Comissão de Valores Mobiliários (CVM) e pelo Conselho Administrativo de Defesa Econômica (CADE) em 22 de março de 2017.

eletrônico, inclusive em uma abordagem com mudanças de regime, ainda não evidenciada nos trabalhos da literatura. Por fim, assim como apontado por Dutta et al. (2015), a importância em se examinar dinâmicas não lineares em séries temporais financeiras recai sobre aspectos teóricos e empíricos. A evidência de dependência não linear tem implicações importantes para acadêmicos e agentes de mercado em geral. Para acadêmicos, não linearidades em séries financeiras implicam na possível inadequação de modelos estatísticos tradicionais para precificação de ativos que assumem formas lineares, assim como na aplicação de testes de eficiência de mercado, testes de causalidade, testes de estacionariedade e co-integração. Do ponto de vista prático, a evidência de dependências não lineares afeta a previsibilidade de séries temporais financeiras, que tem sido considerada usualmente por abordagens lineares. Ademais, modelos não lineares apresentam importantes implicações para técnicas de gerenciamento de carteiras, operações de *hedge* e precificação de derivativos, como também permitem um melhor desempenho fora da amostra do ponto de vista preditivo. Por fim, a avaliação dos efeitos sobre a dinâmica no mercado acionário da automação da Bolsa permite uma melhor compreensão de um ambiente que se mostra como um canal importante para a alocação de recursos entre os agentes financeiros no sentido de ampliar a liquidez e o volume transacionado.

Após essa introdução, o presente artigo está estruturado como segue. A Seção 2 apresenta a metodologia, que inclui testes de eficiência de mercado, correlação serial nos retornos, e na estimação da volatilidade por meio de modelos de variância condicional da família GARCH e modelos GARCH com mudanças de regime de Markov. Os dados e as estatísticas descritivas são apresentados na Seção 3. A análise empírica para o IBovespa é apresentada na Seção 4. Por fim, na Seção 5 as conclusões sumarizam os principais resultados e indicam tópicos para pesquisa futura.

2. Metodologia

Para avaliar os efeitos da adoção do sistema eletrônico de pregão no mercado de ações brasileiro por meio da série dos retornos do índice IBovespa, em termos de eficiência de mercado e padrão da volatilidade condicional, a metodologia deste artigo consiste no estudo da hipótese de passeio aleatório (*random walk hypothesis*) na B3, na implementação de testes de não linearidade, e na modelagem da variância condicional.

2.1 Hipótese de passeio aleatório

De acordo com Fama (1970), em um mercado eficiente, os preços refletem todas as informações relevantes disponíveis, o que resultaria da não existência de retornos anormais. Nesse caso, os preços dos ativos são independentes, cujas flutuações aleatórias são um mecanismo de resposta à novas informações. Estratégias de *trading* baseadas em informações passadas, portanto, não seriam capazes de gerar excessos de retornos (Samuelson, 1965). Na taxonomia de Fama (1970), um mercado eficiente em sua forma fraca apresenta um conjunto de informações que inclui somente o histórico de preços ou retornos. Se o nível de retorno considerado normal for constante, esta definição implicará em um passeio aleatório para o (log do) preço de um ativo como melhor modelo para descrever o comportamento dos retornos. O teste do modelo de passeio aleatório vem sendo amplamente estudado na literatura de finanças empíricas, pois analisar tal propriedade é necessária para verificar a hipótese de mercado eficiente na sua forma fraca.

É possível considerar três tipos de passeio aleatório: Passeio Aleatório I, II, e III. Um modelo de Passeio Aleatório I, ou processo estritamente aleatório, define que as variações nos preços (i.e., retornos) são independentes e identicamente distribuídas (i.i.d. – *independent and identically distributed*). Caso os retornos sejam independentes, mas não identicamente distribuídos, tratamos do modelo de Passeio Aleatório II. Por fim, ao relaxar as duas hipóteses do modelo I, constitui-se o modelo de Passeio Aleatório III, mais geral e frequentemente testado na literatura empírica, conhecido como processo de ruído branco, em que no processo incluem-se erros dependentes e não correlacionados.

Segundo Harvey (1993), modelos não lineares para a modelagem de variações de preços podem apresentar propriedades de passeio aleatório, embora sejam dependentes e identicamente distribuídos. Nesse contexto, dada a crescente evidência de pesquisas teóricas e empíricas indicando que variações de preços são inerentemente não lineares, a confirmação de retornos não correlacionados não constitui condição suficiente para um

mercado eficiente. Neste trabalho, é avaliada a hipótese de retornos i.i.d., assertiva mais restritiva da hipótese de passeio aleatório, sendo a mais apropriada para testar a hipótese de eficiência de mercado.

Seja P_t o preço de um ativo no instante t, e $p_t \equiv \log P_t$ um processo estocástico definido pela seguinte relação recursiva:

$$p_t = \mu + p_{t-1} + \varepsilon_t, \tag{1}$$

Os retornos capitalizados continuamente para o período $t-1$ são, portanto, expressos como:

$$r_t \equiv \triangle p_t = \mu + \varepsilon_t, \tag{2}$$

em que μ corresponde ao parâmetro esperado da variação de preços (ou *drift*) e ε_t o termo de erro.

A expressão em (2) descreve um modelo de passeio aleatório com deslocamento (*drift*). Sob a hipótese de passeio aleatório, o deslocamento deve ser significativamente igual a zero, a distribuição dos retornos deve ser estacionária ao longo do tempo, $r_t \sim I(0)$, e o termo de erro deve ser composto por variáveis aleatórias i.i.d. (independente e identicamente distribuídas). O modelo em (2) é estimado usando mínimos quadrados ordinários, e a significância estatística da estimativa do parâmetro μ é então verificada. Para avaliar a hipótese de estacionariedade, testes de raiz unitária como os de Dickey-Fuller Aumentado – ADF (Dickey e Fuller, 1979), KPSS (Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin, 1992) e testes de raiz unitária com presença de quebras estruturais (Perron, 2006) são considerados.

O teste de independência serial linear dos retornos não consiste em condição necessária ou suficiente para não rejeitar ou rejeitar a hipótese de passeio aleatório. No caso dos retornos do IBovespa (antes ou depois da automatização da bolsa) se mostrarem correlacionados serialmente, tal resultado não necessariamente implica que o mercado de ações do Brasil é ineficiente. O problema de autocorrelação espúria pode existir devido a fatores institucionais como transações não sincronizadas, que podem induzir atrasos no ajuste de preços no processo de negociação (Lo e MacKinlay, 1990; Campbell, Grossman e Jiang Wang, 1993). Como esse efeito de autocorrelação, dada a não sincronia de preços, é relativamente observado em períodos curtos de tempo, é esperado que a correlação seja persistente na série de retornos diários do índice. No caso das variações de preços se apresentarem estatisticamente não correlacionadas, não necessariamente podemos inferir a eficiência do mercado. Os retornos podem estar linearmente não correlacionados mas ainda apresentar dependências não lineares ao longo do tempo. Portanto, o impacto da automatização da Bolsa é analisado em termos de estacionariedade, linearidade e não linearidade dos retornos antes e depois da implementação do sistema eletrônico de pregão.

2.2 Testes de não linearidade

A evidência empírica da não linearidade dos retornos sugere que a suposição i.i.d. é de fundamental importância para o estudo da hipótese de eficiência de mercado. Para testar a hipótese de que os retornos são i.i.d., é considerado o teste BDS, proposto por Brock, Dechert e Scheinkman (1987), que se constitui de um teste não paramétrico cuja hipótese nula indica que a série em questão é i.i.d., contra a hipótese alternativa, não especificada, para a série de retornos. O teste é baseado no conceito de integral de correlação, que se caracteriza por ser uma medida de correlação espacial em espaços m-dimensionais, desenvolvida por Grassberger e Procaccia (1983). Seja $\{y_t\}$, $t = 1,2,\ldots,T$, uma série temporal e $y_t^m = (y_t, y_{t-1}, \ldots, y_{t-m+1})$ um ponto no espaço euclidiano a m dimensões, a integral de correlação mede o quociente entre o número de pares de pontos (y_t^m, y_s^m), com $y_s^m = (y_s, y_{s-1}, \ldots, y_{s-m+1})$, cuja distância entre os pontos é menor que δ, e o número total T^2 de pares (y_t^m, y_s^m). A rejeição da hipótese nula é consistente com alguns tipos de dependência verificados nas séries dos retornos, que podem ser originados de processos lineares estocásticos, não estacionários, estocásticos não lineares, ou de sistemas não lineares determinísticos (Brock, Hsieh e LeBaron, 1991).

Conforme apontado por Hsieh (1991), a dependência linear pode ser incorporada por meio da estimação de um modelo autoregressivo (AR), escolhido por meio da minimização do critério de informação de Schwarz (BIC). Portanto, a rejeição de hipótese de i.i.d. dos retornos filtrados por um modelo AR pode ser o resultado de um processo estocástico não linear ou de um sistema determinístico não linear. Entretanto, o teste BDS não é capaz de distinguir não linearidade determinística ou estocástica. Neste artigo, assim como em Dutta et al.

(2015), é considerado o caso estocástico para o estudo dos retornos antes e depois da automatização da bolsa. Para descrever as séries dos retornos com base em uma abordagem não linear, modelos da família GARCH são considerados.

2.3 Volatilidade condicional

Como abordagem não linear para modelagem dos retornos, modelos da família GARCH (Bollerslev, 1986) são muito populares em séries temporais financeiras por descreverem adequadamente propriedades como excesso de curtose e agrupamentos de volatilidade. Podemos assumir que o processo gerador dos retornos é expresso por um modelo autoregressivo de ordem q da forma:

$$r_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^{q} \beta_i r_{t-i} + \varepsilon_t \sigma_t, \tag{3}$$

em que o modelo é condicional às informações até o instante $t-1$, $\Im_{t-1}$, e ε_t é uma sequência de variáveis aleatórias i.i.d. com média zero. Aqui, σ_t^2 representa a variância condicional do retorno no tempo t. A variância σ_t^2 pode ser descrita por um modelo GARCH, que consiste em um processo de variância condicional simétrico, em que o sinal dos distúrbios aleatórios é ignorado. Muitos estudos empíricos mostram que um modelo GARCH(1,1) apresenta um ajuste parcimonioso para séries de retornos de ações (Baillie e Bollerslev, 1989). Um modelo GARCH(1,1) pode ser descrito como:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1}^2 + \theta \sigma_{t-1}^2. \tag{4}$$

De acordo com Black (1976), efeitos de alavancagem (*leverage effects*) indicam que a volatilidade condicional apresenta respostas distintas a retornos positivos e negativos, o que indica a assimetria dos retornos. Tabak e Guerra (2007), por exemplo, evidenciam a existência de assimetrias na volatilidade para o mercado de ações do Brasil. Dessa forma, para levar em consideração a assimetria na série dos retornos, modelos TARCH (*Threshold ARCH*), desenvolvidos por Zakoian (1994), são considerados. Particularmente, um modelo TARCH(1,1) pode ser descrito como:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1}^2 + \gamma D_{t-1} r_{t-1}^2 + \theta \sigma_{t-1}^2, \tag{5}$$

em que D_{t-1} é uma variável binária tal que $D_{t-1} = 1$ quando $r_{t-1} < 0$ (choques negativos) e $D_{t-1} = 0$ quando $r_{t-1} \geq 0$ (choques positivos). Se o parâmetro γ é estatisticamente significativo, o efeito de assimetria é confirmado. Com base nas séries dos resíduos padronizados dos modelos de volatilidade condicional, é verificado, por meio do teste BDS, se a não linearidade das séries foi incorporada pelo modelo estimado.

Por fim, para verificar, de uma outra forma, a ocorrência de alterações no padrão da volatilidade condicional dos retornos do IBovespa após a automatização da B3, um modelo GARCH com mudanças de regime de Markov (*Markov Regime Switching* GARCH – MRS-GARCH) é estimado. Modelos com mudanças de regime são caracterizados por permitir que alguns, ou todos, os parâmetros mudem para cada regime (ou estado) de acordo com um processo de Markov, que é regido por uma variável de estado, denotada por s_t. A abordagem representa uma mistura de distribuições com características diferentes, dos quais o modelo extrai o valor atual da variável, de acordo com o estado (não observado), que poderia ter determinado o seu valor (Hamilton 1989). Sendo novamente r_t os retornos no instante t, com média nula e serialmente não correlacionados, uma especificação geral de um modelo MSR-GARCH pode ser representada como:

$$r_t | (s_t = k, \Im_{t-1}) \sim \mathscr{F}\left(0, \sigma_{k,t}^2, \xi_k\right), \tag{6}$$

em que $\mathscr{F}\left(0, \sigma_{k,t}^2, \xi_k\right)$ é uma distribuição contínua com média nula, variância condicional $\sigma_{k,t}^2$, com parâmetros adicionais de forma (e.g. assimetria) definidos no vetor ξ_k.

Além disso, assume-se que as variáveis latentes s_t, definidas no espaço discreto $\{1, \ldots, K\}$, evolui de acordo com uma cadeira de Markov estacionária de primeira ordem com matriz de probabilidade $P = \left\{p_{i,j}\right\}_{i,j=1}^{K}$, em

que $p_{i,j} = \Pr[s_t = j | s_{t-1} = i]$. Denota-se o conjunto de informações até o instante $t-1$ como $\Im_{t-1}$. De acordo com a parametrização de $F(\cdot)$, temos

$$\mathrm{E}\left[r_t^2 | s_t = k, \Im_{t-1}\right] = \sigma_{k,t}^2, \tag{7}$$

ou seja, $\sigma_{k,t}^2$ é a variância de r_t condicional a realização de s_t e o conjunto de informações $\Im_{t-1}$.

Nesse artigo, considera-se que a variância condicional de r_t segue um modelo GARCH(1,1). Portanto, condicional ao regime $s_t = k$, a variância $\sigma_{k,t}^2$ é especificada como uma função dos retornos passados e de um vetor θ_k regime-dependente de parâmetros:

$$\sigma_{k,t}^2 = f_{\sigma^2}\left(y_{t-1}, \sigma_{k,t-1}^2, \theta_k\right), \tag{8}$$

em que $f_{\sigma^2}(\cdot)$ é uma função que define o processo de variância condicional e garante sua positividade. Portanto, para um modelo GARCH(1,1), $f_{\sigma^2}(\cdot)$ é definida como:

$$\sigma_{k,t}^2 = \alpha_{k,0} + \alpha_{k,1} r_{t-1}^2 + \theta_k \sigma_{k,t-1}^2, \tag{9}$$

em que $\alpha_{k,0} > 0, \theta_k \geq 0$ e $\alpha_{k,1} + \theta_k < 1$ $(k = 1, \ldots, K)$. Portanto, nesse caso, temos $\theta_k = (\alpha_{k,0}, \alpha_{k,1}, \theta_k)'$.

São várias as formas funcionais para a função de distribuição condicional $F(\cdot)$. Os parâmetros do modelo MRS-GARCH são estimados por meio do método de máxima verossimilhança. Para mais detalhes dos modelos MRS-GARCH, ver Hamilton (1989), Kim e Nelson (1999) e Hamilton e Susmel (1994).

2.4 Histórico institucional das negociações da B3

No Brasil, na B3, antiga Bovespa (Bolsa de Valores de São Paulo), em 1990, foi implantado o primeiro sistema de negociação eletrônico, denominado CATS (*Computer Assisted Trading System*), que operou até 1997, quando foi substituído pelo sistema Mega Bolsa, que ampliou consideravelmente a capacidade de processamento de negócios. O Mega Bolsa permitiu agentes autorizados a enviar ordens de compra ou venda remotamente, por meio de terminais. No fim da década de 1990 também foram são lançados pela Bolsa os serviços de *home broker* e *after-market*.

Entretanto, mesmo com esses sistemas, as ordens ainda eram executadas na Bolsa utilizando tanto o pregão viva voz quanto o sistema de negociação eletrônico. Em 30 setembro de 2005, no segmento de ações, o último pregão viva voz na B3 (ainda Bovespa) foi realizado. A partir de então a Bolsa tornou-se totalmente eletrônica. Mais recentemente, a partir de junho de 2015, a B3 (na época BM&FBovespa, resultado da união da Bovespa com a Bolsa de Mercadorias e Futuros, BM&F) substituiu o sistema Mega Bolsa para um único sistema, o Puma, marcando o fim do processo de migração tecnológica de todas as plataformas de negociação. Sigla para Plataforma Unificada Multiativos, o Puma foi desenvolvido pela B3 em conjunto com uma empresa americana, *CME Group*, e já estava em funcionamento desde agosto de 2011 no mercado de derivativos. A migração para a plataforma Puma se deu com o intuito de se obter ganhos tecnológicos e de agilidade das operações, assim como garantir uma maior segurança.

3. Dados e estatísticas descritivas

A base de dados é composta pelos valores diários de fechamento do IBovespa para o período de 1 de outubro de 2002 a 30 de setembro de 2008, o qual contém três anos antes da data de automatização da B3, de 01 de outubro de 2002 a 30 de setembro de 2005, e os três anos posteriores, em um total de 1.488 observações.

A seleção dessa janela temporal se justifica por dois fatores. O primeiro deles é que, apesar de estudos empíricos de dinâmicas não lineares requererem uma base de dados com uma grande quantidade de observações, como por exemplo dados intra-diários, tais dados, de acordo com Hsieh (1991), apresentam dependências causadas por microestruturas de mercado, facilmente detectadas pelo teste BDS. Em segundo lugar, a recente crise norte-americana das hipotecas *Subprime* afetou significativamente o mercado de ações do Brasil, de forma que a amostra selecionada exclui o período de desvalorização do IBovespa correspondente à crise, uma vez que poderia afetar os resultados. Tal abordagem para seleção da amostra também é adotada por Dutta et al. (2015). Os dados foram coletados junto à B3.

Tabela 1

estatísticas	período total	antes da automatização	depois da automatização
média	0,0011	0,0017	0,0006
desvio padrão	0,0178	0,0168	0,0188
mediana	0,0019	0,0019	0,0016
curtose	4,9345	3,6038	5,6848
assimetria	−0,2904	−0,2015	−0,3361
mínimo	−0,0983	−0,0634	−0,0983
máximo	0,0914	0,0615	0,0914
Jarque Bera	252,5975	16,4251	235,5494
probabilidade	0,0010	0,0021	0,0010
no. observações	1488	749	739

Estatísticas descritivas do IBovespa para o período total da amostra (1 de outubro de 2002 a 30 de setembro de 2008), para os períodos antes da automatização (1 de outubro de 2002 a 30 de setembro de 2005) e depois da automatização (3 de outubro de 2005 a 30 de setembro de 2008).

Os retornos do índice de preços do IBovespa, r_t, são calculados da seguinte forma:

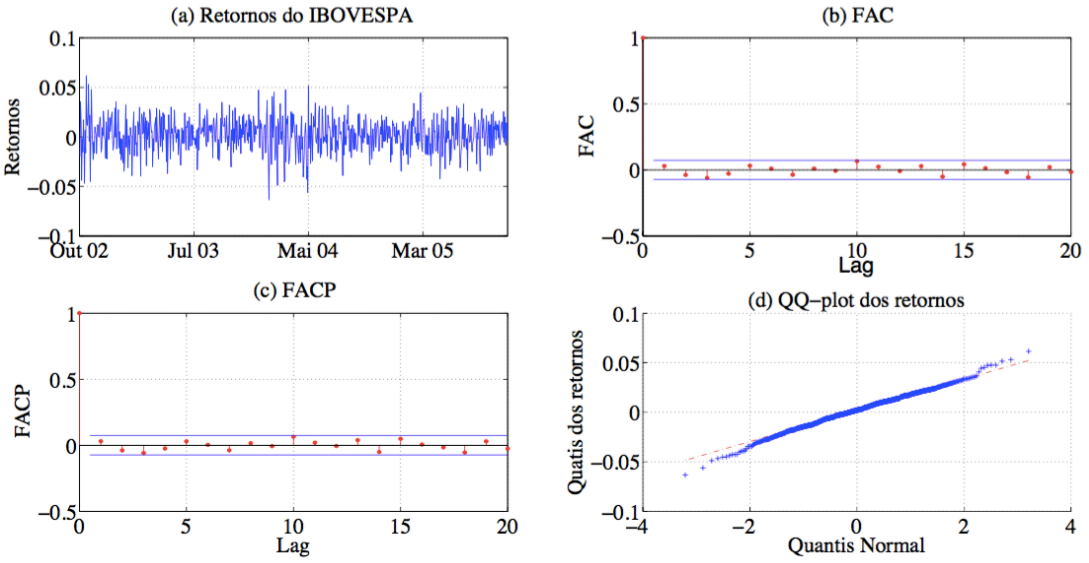
$$r_t = \log\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right), \tag{10}$$

em que P_t e P_{t-1} são os valores do índice nos instantes t e $t-1$, respectivamente.

A tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas das séries dos retornos do IBovespa para todo o período, e para as sub-amostras dos períodos anterior e posterior a automatização da Bolsa. As Figuras 1 e 2 apresentam os retornos diários do IBovespa, as funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP), e o quantil-quantil (*QQ-plot*) dos retornos do IBovespa para o período anterior e posterior a automatização da Bolsa, respectivamente. A distribuição dos retornos do IBovespa é negativamente assimétrica antes e depois da automatização, enquanto a curtose é maior para os retornos no período após a automatização. O teste Jarque-Bera e os *QQ-plots* do IBOVESVA indicam que os retornos não são normalmente distribuídos antes e depois da automatização. Os agrupamentos de volatilidade tendem a ser mais aparentes no período após a implementação do sistema eletrônico de pregão na B3, assim como nesse mesmo período a correlação dos retornos é significativa para alguns dos *lags* considerados.

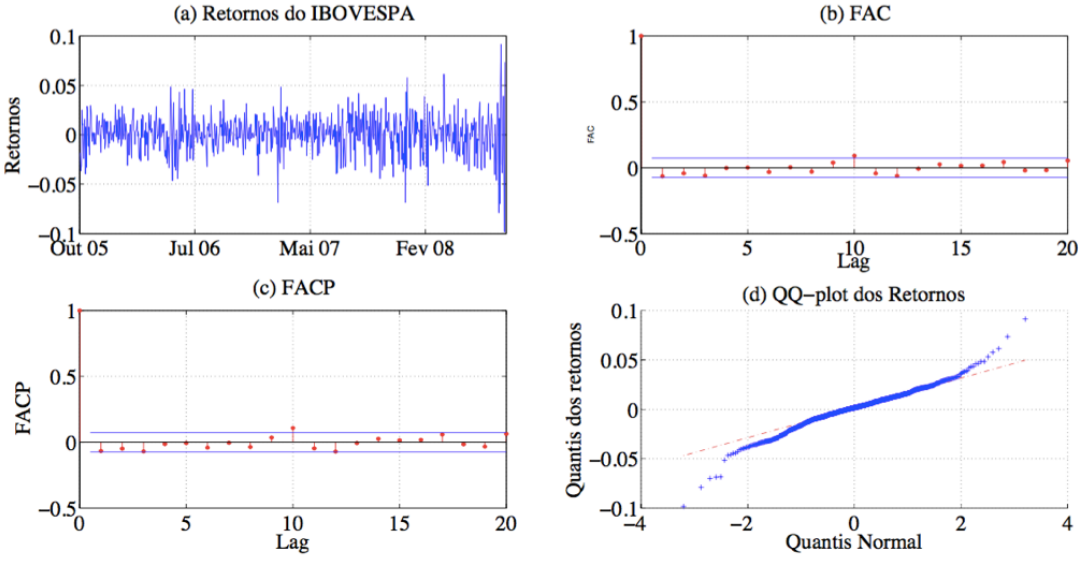
Como as análises desse estudo envolvem testes estatísticos para as séries dos retornos no período anterior e posterior a automatização da B3, uma limitação consiste na comparação de séries temporais em períodos distintos, sobretudo se há, por exemplo, mudança no processo gerador das séries. Portanto, o teste não paramétrico de Kolmogorov-Smirnov foi aplicado (Drew, Glen e Leemis, 2000). O resultado do teste, com uma estatística de 0,0412 e respectivo p-valor 0,5448, indicou a não rejeição da hipótese nula: de que as séries dos retornos do IBovespa, antes e após a automação da Bolsa, são de uma população com mesma distribuição. Nesse sentido, não há evidências de que possíveis alterações no comportamento dos retornos do IBovespa, com a automatização da Bolsa, possam ser resultantes, por exemplo, de mudança do processo gerador da série.

Figura 1



Retornos, função de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP) e *QQ-plot* dos retornos do IBovespa no período de 1 de outubro de 2002 a 30 de setembro de 2005, anterior a automatização da B3.

Figura 2



Retornos, função de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP) e *QQ-plot* dos retornos do IBovespa no período de 3 de outubro de 2005 a 30 de setembro de 2008, posterior a automatização da B3.

4. Resultados empíricos

A hipótese de passeio aleatório dos retornos do índice é testada antes e após a implementação do sistema eletrônico de negociações das ações. A tabela 2 apresenta as estimativas de mínimos quadrados do termo constante em (2). Os resultados indicam que a média dos retornos antes da automatização da B3 é significativamente diferente de zero, resultado esse inconsistente com a hipótese de passeio aleatório. Após a adoção do sistema eletrônico de negociação, o intercepto pode ser considerado estatisticamente igual a zero.

Sob a hipótese de passeio aleatório, a distribuição dos retornos deve ser estacionária ao longo do tempo. Além disso, como mudanças estruturais podem causar a rejeição da hipótese de um processo i.i.d. para os retornos, mostra-se relevante avaliar a estacionariedade antes e depois da automatização da Bolsa. A tabela 3 compreende os resultados das estatísticas dos testes de raiz unitária ADF, KPSS e de Perron (2006), sendo este último o que permite avaliar a presença de quebras estruturais nas séries. A ordem dos modelos de raiz unitária foi determinada de acordo com o critério de informação Bayesiano (BIC). A 1% de significância, os resultados dos testes sugerem que as séries dos retornos do IBovespa são estacionárias antes e após a adoção de um sistema totalmente eletrônico para negociação de ações na B3.

Embora tal resultado seja consistente com a hipótese de passeio aleatório, é necessário explorar a estrutura de dependência das séries dos retornos, uma vez que testes de raiz unitária não avaliam previsibilidade (Dutta et al., 2015). Conforme já apresentado nas Figuras 1 e 2, as funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP) indicam uma correlação serial significativa em alguns *lags* (1, 3, 10 e 12 *lags*) apenas para a série dos retornos do IBovespa no período após a automatização da Bolsa. Entretanto, a evidência de uma relação temporal linear pode ser espúria, portanto, a discussão da hipótese de independência deve considerar não só dependências lineares, como também não lineares.

Para testar a hipótese de retornos i.i.d. antes e após a automatização da B3, o teste BDS é empregado. As tabelas 4 e 5 apresentam as estatísticas do teste BSD para dimensões m de 2 a 8, e para valores de δ de 0,5 a 2 desvios padrão, para as séries dos retornos do IBovespa antes e após o período de implementação do sistema eletrônico de negociações, respectivamente[2]. Os resultados para os períodos anterior e posterior

[2]Para a série dos retornos do IBovespa antes da automação, o teste BDS foi aplicado para dimensões m de 2 a 15 pois a rejeição da

Tabela 2

período	estimativa $\widehat{\mu}$	erro padrão	p-valor
antes da automatização	0,0017*	0,0006	0,0065
depois da automatização	0,0006	0,0007	0,3875

Estimativas dos modelos de regressão de passeio aleatório com deslocamento (*drift*) para o IBovespa para os períodos antes e após a automatização da B3. Nota: (*) Significativo a 1%.

Tabela 3

testes	modelos	antes da automatização	depois da automatização
ADF	sem intercepto e tendência	−26,2589*	−28,6652*
	intercepto	−26,5032*	−28,6784*
	tendência + intercepto	−26,5096*	−28,7202*
KPSS	intercepto	0,1333*	0,2617*
	tendência + intercepto	0,0525*	0,1145*
Perron	sem intercepto e tendência	−26,2589*	−29,4532*
	intercepto	−26,9724*	−29,6167*
	tendência + intercepto	−27,0116*	−29,6722*

Estatísticas dos testes de raíz unitária ADF, KPSS e Perron com presença de quebras estruturais para as séries dos retornos do IBovespa antes e depois da automatização da B3. Nota: (*) Significativo a 1%.

Tabela 4

m	δ	estatística	p-valor	δ	estatística	p-valor	δ	estatística	p-valor
2	0,5	−0,4336	0,6646	1,5	−0,8305	0,4062	2	0,4877	0,6257
3	0,5	−0,7145	0,4749	1,5	−0,9069	0,3644	2	0,2866	0,7744
4	0,5	−0,4119	0,6804	1,5	−0,0288	0,9770	2	1,2210	0,2221
5	0,5	−0,5906	0,5548	1,5	0,1194	0,9050	2	1,1014	0,2707
6	0,5	−0,0526	0,9581	1,5	0,7026	0,4823	2	1,7958	0,0725
7	0,5	−0,1077	0,9142	1,5	1,1231	0,2614	2	2,2768	0,0228
8	0,5	3,2369	0,0012	1,5	1,5825	0,1135	2	2,7302	0,0063
9	0,5	2,4484	0,0144	1,5	1,9605	0,0499	2	3,1331	0,0017
10	0,5	−0,1562	0,8759	1,5	1,8608	0,0628	2	2,8720	0,0041
11	0,5	−4,1850	0,0000	1,5	2,0594	0,0395	2	3,0754	0,0021
12	0,5	−3,6267	0,0003	1,5	2,1389	0,0324	2	3,1616	0,0016
13	0,5	−3,2618	0,0011	1,5	2,0528	0,0401	2	2,7847	0,0054
14	0,5	−2,8494	0,0044	1,5	2,2491	0,0245	2	2,9912	0,0028
15	0,5	−2,5053	0,0122	1,5	2,4846	0,0130	2	3,2061	0,0013

Estatísticas do teste BDS para os retornos do IBovespa no período anterior a automatização da B3.

Tabela 5

m	δ	estatística	p-valor	δ	estatística	p-valor	δ	estatística	p-valor
2	0,5	1,9040	0,0569	1,5	4,1540	0,0000	2	5,5117	0,0000
3	0,5	4,1195	0,0000	1,5	5,8075	0,0000	2	6,7731	0,0000
4	0,5	5,6434	0,0000	1,5	6,7199	0,0000	2	7,4605	0,0000
5	0,5	6,8971	0,0000	1,5	7,6668	0,0000	2	8,1991	0,0000
6	0,5	7,8199	0,0000	1,5	8,5958	0,0000	2	8,8188	0,0000
7	0,5	9,5024	0,0000	1,5	9,4269	0,0000	2	9,3708	0,0000
8	0,5	11,8274	0,0000	1,5	9,9760	0,0000	2	9,6262	0,0000

Estatísticas do teste BDS para os retornos do IBovespa no período posterior a automatização da B3.

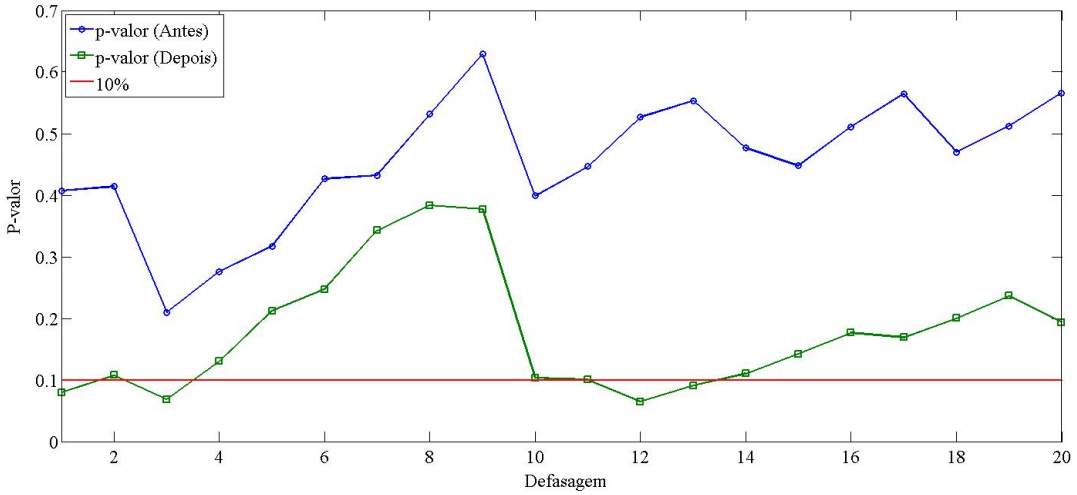
a automatização da Bolsa rejeitam a hipótese de independência e igualdade na distribuição dos retornos do IBovespa a um nível de significância de 1%. Além disso, no período anterior da automatização, a hipótese de retornos i.i.d. é rejeitada apenas para altas dimensões m do teste BDS, o que pode indicar uma maior dependência de longo prazo dos retornos nesse recorte temporal, enquanto no período posterior a hipótese é rejeitada para todos os distintos parâmetros do teste.

Rejeitada a hipótese de Passeio Aleatório I para os retornos do IBovespa antes e após o período de automatização da Bolsa, avaliamos a estrutura de dependência das séries. O teste BDS pode ser utilizado para sistemas com dependências lineares e não lineares. Conforme verificado na Figura 2, há indícios de que os retornos do IBovespa, após a automatização da Bolsa, apresentam correlação serial (dependência linear). Portanto, o teste de Ljung e Box (1978) foi aplicado para testar a hipótese nula de ausência de autocorrelação nos retornos do IBovespa antes e após a adoção do sistema eletrônico de pregão. A Figura 3 apresenta o p-valor do teste de Ljung-Box para diferentes defasagens, de forma que se pode perceber, para a série dos retornos antes da automação, a não rejeição da hipótese nula de ausência de autocorrelação enquanto, para os retornos correspondentes ao período posterior a automação da B3, a autocorrelação é significativa a 10% para as defasagens 1, 3, 11, 12 e 13.

Dessa forma, a série dos retornos após o período de automatização da B3 são filtradas para remoção de dependência serial, para então os resíduos serem testados para a possibilidade de dependência não linear. Um modelo autoregressivo de ordem k, AR (k), é então estimado para remoção da linearidade da série dos retor-

hipótese nula de i.i.d. é mais evidente para valores de m maiores que 8. Para os demais casos, manteve-se m de 2 a 8 uma vez que para valores maiores os resultados se mantinham os mesmos.

Figura 3



p-valores do teste de autocorrelação de Ljung-Box para as séries dos retornos do IBovespa nos períodos anterior e posterior a automatização da bolsa.

Tabela 6

m	δ	estatística	p-valor	δ	estatística	p-valor	δ	estatística	p-valor
2	0,5	1,6648	0,0960	1,5	3,8062	0,0001	2	4,8167	0,0000
3	0,5	3,9271	0,0001	1,5	5,7218	0,0000	2	6,4280	0,0000
4	0,5	5,5577	0,0000	1,5	6,6626	0,0000	2	7,1690	0,0000
5	0,5	6,7233	0,0000	1,5	7,6661	0,0000	2	8,0463	0,0000
6	0,5	7,6559	0,0000	1,5	8,6297	0,0000	2	8,7082	0,0000
7	0,5	9,1773	0,0000	1,5	9,4485	0,0000	2	9,2768	0,0000
8	0,5	11,7133	0,0000	1,5	11,0377	0,0000	2	9,5633	0,0000

Estatísticas do teste BDS para os resíduos de um modelo AR(1) para os retornos do IBovespa no período posterior a automatização da B3.

nos do IBovespa após a automatização. Tal procedimento não é realizado para a série dos retornos antes da automatização visto que o teste BDS já indica a rejeição da hipótese i.i.d., e como os retornos não são significativamente correlacionados serialmente, a rejeição do teste indica a presença de dependências não lineares. A identificação do modelo AR (k) é realizada de acordo com o critério de informação BIC, que indicou a parametrização $k = 1$ para a série dos retornos do IBovespa após a automatização[3].

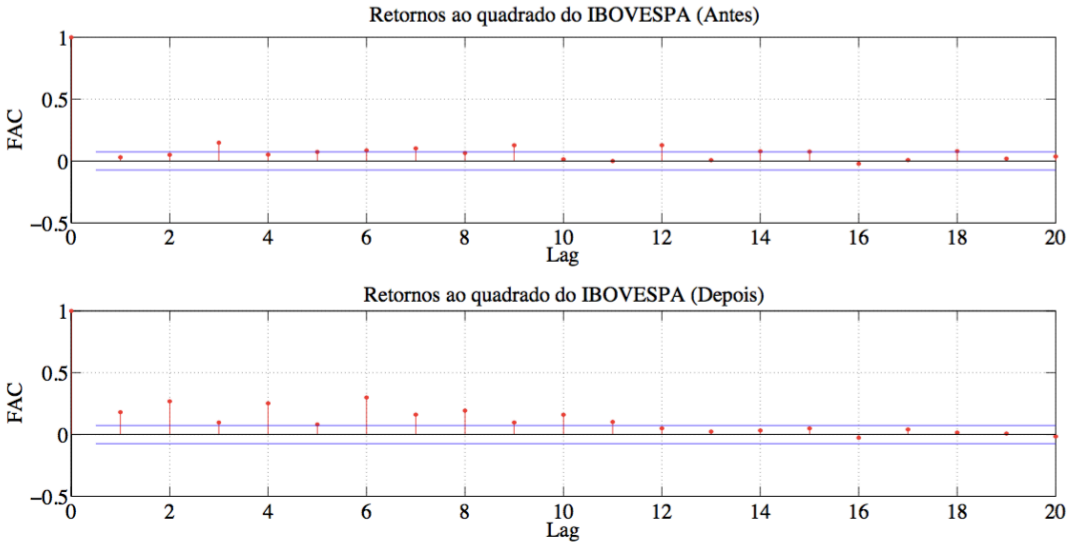
Para confirmar a presença de dependências não lineares, o teste BDS é aplicado para a série dos resíduos de um modelo AR(1) para os retornos do IBovespa após a automatização da Bolsa. A tabela 6 apresenta as estatísticas do teste BDS, que indicam a rejeição da hipótese i.i.d., o que confirma a existência de dependências não lineares na série.

Os retornos ao quadrado mensuram o segundo momento das séries e, portanto, a evidência de autocorrelação significativa indica heterocedasticidade condicional. A Figura 4 apresenta a função de autocorrelação para o quadrado dos retornos do IBovespa antes e após a automatização da B3. Pode-se perceber que a evidência de dependência não linear é maior no período após a implementação do sistema totalmente eletrônico de pregão.

Dado que a não estacionariedade e linearidade não podem ser assumidas como as causas da rejeição da hipótese de retornos i.i.d., os resultados sugerem que tal rejeição pode ser derivada de dependências não lineares nas

[3] O teste de Ljung-Box foi aplicado para a série dos resíduos do modelo AR(1) estimado para os retornos do IBovespa após a automação e indicou a ausência de autocorrelação significativa.

Figura 4



Função de autocorrelação (FAC) dos retornos ao quadrado do IBovespa antes e depois da automatização da B3.

séries dos retornos. Portanto, modelos de variância condicional, como os modelos GARCH e TARCH, foram estimados para as séries dos retornos do IBovespa nos períodos anterior e posterior a automatização da Bolsa. Os experimentos, com base no critério de informação Bayesiano (BIC), indicaram os modelos GARCH(1,1) e AR(1)-TARCH(1,1) para as séries dos retornos do IBovespa no período anterior e posterior a automatização da Bolsa, respectivamente. A tabela 7 apresenta as estimativas dos modelos de variância condicional em que os erros seguem uma distribuição *t-Student*. Os coeficientes das equações da variância condicional se mostraram significativos em ambos os períodos analisados, o que implica na evidência dos efeitos da heterocedasticidade condicional. A presença de assimetria de volatilidade foi verificada para o período posterior a automatização da B3. A persistência da volatilidade, mensurada por $(\alpha_1 + \theta)$ no modelo GARCH e $\left(\alpha_1 + \frac{\gamma}{2} + \theta\right)$ no modelo TARCH, indica um maior grau de persistência de longo prazo no período anterior a automatização da Bolsa e, portanto, uma memória longa maior para o processo de volatilidade. Por fim, os resultados da meia-vida, definida por $\log(0{,}5)/\log(\alpha_1 + \theta)$ no modelo GARCH e $\log(0{,}5)/\log(\alpha_1 + \gamma/2 + \theta_1)$ no modelo TARCH, indicam que o tempo esperado para que um choque na volatilidade tenha seu impacto reduzido em 50% é de aproximadamente 25 dias para o IBovespa no período anterior a automatização da Bolsa, e de aproximadamente 8 dias quando as negociações são realizadas apenas por meio do pregão eletrônico.

Para verificar se os modelos de variância condicional foram capazes de captar as estruturas não lineares presentes nas séries, o teste BSD é empregado nas respectivas séries dos resíduos dos modelos de variância condicional estimados[4]. A rejeição da hipótese i.i.d. neste caso implica que a heterocedasticidade condicional não é responsável por toda a não linearidade dos retornos. As tabelas 8 e 9 apresentam as estatísticas do teste BDS para os resíduos dos modelos de variância condicional estimados para as séries dos retornos do IBovespa nos períodos antes e depois da automatização da B3, respectivamente. Os resultados indicam a não rejeição da hipótese de i.i.d. a um nível de significância de 1%, o que confirma que os modelos de variância condicional foram capazes de capturar toda a não linearidade das séries dos retornos em ambos os períodos e que a heterocedasticidade condicional é a causa da estrutura não linear observada.

Alternativamente, para avaliar as alterações no padrão da volatilidade condicional dos retornos do IBo-

[4]O trabalho de Brooks e Heravi (1999) indica que a distribuição assintótica da estatística do teste BDS sofre distorções quando são utilizadas as séries os resíduos de modelos de volatilidade da família GARCH para testar a hipótese i.i.d., sobretudo quando os parâmetros do teste BDS são tais que $\delta = 2$ e $m \geq 5$, uma vez que grande parte dos trabalhos empíricos consideram $\delta = 0{,}5$ e $m \leq 5$. Os autores inclusive sugerem a realização do teste BDS para diferentes valores desses parâmetros. Como os resultados das tabelas 8 e 9 são consistes para diferentes parametrizações de m, não há evidências acerca da adequação dos p-valores observados.

Tabela 7

	antes da automatização GARCH(1,1)		depois da automatização TARCH(1,1)	
coeficiente	estimativa	*p*-valor	estimativa	*p*-valor
β_0	0,0020	0,0006	0,00052	0,3881
β_1	–	–	−0,0161	0,0928
α_0	6,70E−06	0,1404	0,0003	0,0000
α_1	0,0337	0,0220	−0,0362	0,0858
γ	–	–	0,2670	0,0000
θ	0,9399	0,0000	0,8194	0,0000
g.l.	33,7102	–	10,5043	–
pesistência	0,9736	–	0,9163	–
meia-vida	25,9075	–	7,9297	–
R^2	−0,0004	–	−0,0001	
erro padrão	0,01682	–	0,0188	
AIC	−5,3696	–	−5,2964	–
BIC	−5,3388	–	−5,2653	–
DW	1,9361		2,1071	
$\mathscr{L}$	2013,2630	–	1959,3921	–

Estimativas dos modelos GARCH(1,1) e AR(1)-TARCH(1,1) para a variância condicional dos retornos do IBovespa para os períodos anterior e posterior da automatização da B3, respectivamente. Nota: DW indica a estatística Durbin-Watson, *g.l.* os graus de liberdade e $\mathscr{L}$ o valor da função log de verossimilhança.

Tabela 8

m	δ	estatística	*p*-valor	δ	estatística	*p*-valor	δ	estatística	*p*-valor
2	0,5	−0,4336	0,6646	1,5	−0,8305	0,4062	2	0,4877	0,6257
3	0,5	−0,7145	0,4749	1,5	−0,9069	0,3644	2	0,2866	0,7744
4	0,5	−0,4119	0,6804	1,5	−0,0288	0,9770	2	1,2210	0,2221
5	0,5	−0,5906	0,5548	1,5	0,1194	0,9050	2	1,1014	0,2707
6	0,5	−0,0526	0,9581	1,5	0,7026	0,4823	2	0,1194	0,9050
7	0,5	−0,1077	0,9142	1,5	1,1231	0,2614	2	0,7026	0,4823
8	0,5	−0,4119	0,6804	1,5	1,5825	0,1135	2	1,1231	0,2614

Estatísticas do teste BDS para os resíduos de um modelo GARCH(1,1) para os retornos do IBovespa no período anterior a automatização da B3.

Tabela 9

m	δ	estatística	*p*-valor	δ	estatística	*p*-valor	δ	estatística	*p*-valor
2	0,5	−1,1208	0,2624	1,5	−1,0311	0,3025	2	−0,6746	0,4999
3	0,5	−1,3214	0,1864	1,5	−1,5821	0,1136	2	−1,4737	0,1406
4	0,5	−1,5212	0,1282	1,5	−1,3614	0,1734	2	−1,1993	0,2304
5	0,5	−1,4523	0,1464	1,5	−0,7936	0,4274	2	−0,7531	0,4514
6	0,5	−1,1890	0,2344	1,5	−0,4775	0,6330	2	−0,6203	0,5350
7	0,5	−0,5906	0,5548	1,5	−0,1453	0,8845	2	−0,3676	0,7132
8	0,5	−1,1721	0,2411	1,5	−0,0431	0,9656	2	−0,3525	0,7245

Estatísticas do teste BDS para os resíduos de um modelo AR(1)-TARCH(1,1) para os retornos do IBovespa no período posterior a automatização da B3.

Tabela 10

	Regime $i = 1$		Regime $i = 2$	
parâmetro	estimativa	p-valor	estimativa	p-valor
$\alpha_{i,0}$	0,0000	0,1134	0,0000	0,1112
$\alpha_{i,1}$	0,0145	0,1199	0,0907	0,2126
θ_i	0,9689	0,0000	0,8674	0,0000
g.l.	99,5249	0,0001	99,2381	0,0020

Estimativas de um modelo MRS-GARCH com dois regimes para a variância condicional dos retornos do IBovespa no período de outubro de 2002 a setembro de 2008.

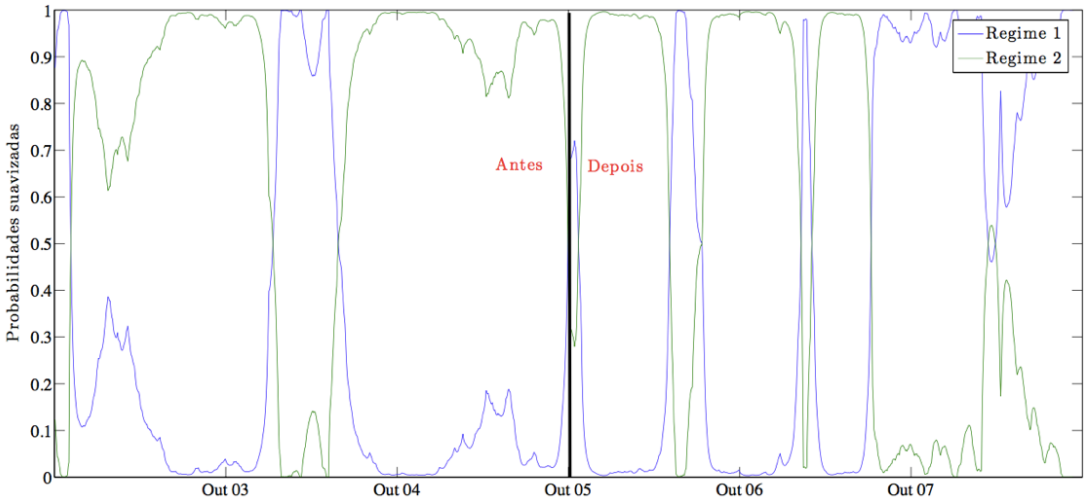
vespa após a automatização da B3, estimou-se um modelo GARCH com mudanças de regime de Markov, MRS-GARCH. Para remover efeitos autoregressivos, a série dos retornos do IBovespa foi filtrada utilizando um modelo AR(1). Foram estimados modelos com até 5 regimes, distintas distribuições de probabilidade e, de acordo com o critério de informação BIC, selecionou-se uma parametrização com dois regimes e uma distribuição *t-Student*. As estimativas dos parâmetros do modelo MRS-GARCH com dois regimes para a série dos retornos do IBovespa são apresentadas na tabela 10, no período de outubro de 2002 a setembro de 2008, i.e. os períodos anterior e posterior a automatização. Os resultados mostram que, se o processo estiver no regime 1 (regime 2), o efeitos de choques no curto prazo, mensurado pelo parâmetro $\alpha_{1,1}$ ($\alpha_{2,1}$) sobre a volatilidade são menores (maiores), enquanto a persistência de curto prazo, representada pelo parâmetro θ_k, é maior no regime 1 do que no regime 2. Por fim, a persistência de longo prazo da volatilidade do IBovespa, dada pela soma $(\alpha_{k,1} + \theta_k)$, é de 0,9834 para o regime 1 e de 0,9581 para o regime 2, o que indica uma menor persistência na volatilidade no regime 2 (tabela 10).

A matriz de transição associada ao modelo MRS-GARCH estimado é:

$$P = \begin{pmatrix} 0{,}9836 & 0{,}0096 \\ 0{,}0164 & 0{,}9904 \end{pmatrix}.$$

As probabilidades de estar em um regime e continuar neste, representadas por p_{11} e p_{22}, são de 0,9836 e 0,9904 respectivamente, ou seja, os estados seriam atratores. A Figura 5 apresenta a probabilidade suavizada dos regimes 1 e 2. Para o período anterior a automatização da B3, pode-se perceber uma maior ocorrência do regime 2, em aproximadamente 94% dos dias de negociação. No período posterior a automatização da Bolsa, não é possível verificar uma predominância de um dos regimes sobre o outro, no qual, nesse período, aproximadamente 50% das observações pertencem ao regime 1 e as demais ao regime 2. Portanto, pode-se notar que antes da automatização da B3, apenas um regime mostrava-se suficiente para descrever a volatilidade condicional do IBovespa, enquanto após a adoção de negociações totalmente eletrônicas, uma dinâmica mais complexa é observada, sendo a variância condicional melhor representada por uma mistura de distribuições condicionais, i.e. um modelo de volatilidade com dois regimes. Tais análises confirmam os resultados dos modelos GARCH a respeito da alteração do padrão da variância condicional do IBovespa após a automatização da Bolsa brasileira.

Figura 5



Probabilidade suavizada dos regimes 1 e 2 obtidas a partir de um modelo MSR-GARCH com 2 regimes para os retornos do IBovespa no período de outubro de 2002 a setembro de 2008.

5. Conclusão

Um dos principais impactos dos avanços na área de tecnologia de informação foi a reestruturação das principais Bolsas de Valores no mundo, que substituíram os sistemas viva voz de pregão por sistemas eletrônicos de negociação, fenômeno esse conhecido como processo de automatização das Bolsas. No Brasil, em 30 de setembro de 2005 realizou-se na B3 o último pregão viva voz e, a partir de então, a Bolsa passou a negociar seus títulos apenas por meio eletrônico. Um grande debate entre agentes de mercados e na literatura de finanças se intensificou a respeito das vantagens e desvantagens da adoção de sistemas eletrônicos de negociação. Este artigo avaliou o impacto da substituição do sistema viva voz pelo sistema de negociação eletrônico sobre a eficiência e a volatilidade condicional na B3. Com base nos retornos do IBovespa nos períodos anterior e posterior a automatização da Bolsa, a hipótese de passeio aleatório foi testada. As análises empíricas também consideraram as dependências não lineares dos retornos e a modelagem da volatilidade por meio de modelos de variância condicional da família GARCH. Os resultados mostraram que a hipótese de passeio aleatório para os retornos do IBovespa foi rejeitada antes e após a automatização da B3. As dependências lineares nos retornos são maiores no período depois da automatização. Além disso, nesse mesmo período, é observado um aumento na dependência não linear da série dos retornos do IBovespa. Foi verificado ainda que, após a introdução do sistema eletrônico de negociação, o padrão da volatilidade condicional é alterado. Trabalhos futuros incluem a avaliação dos impactos da automatização da Bolsa sobre aspectos da microestrutura de mercado da B3 utilizando dados intra-diários, assim como por meio da consideração de dados das principais ações negociadas na bolsa brasileira.

Referências

Ahmed, A. D. (2016). Integration of financial markets, financial development and growth: Is Africa different?, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* **42**: 43–59.

Aitken, M. J., Frino, A., Hill, A. M. e Jarnecic, E. (2004). The impact of electronic trading on bid-ask spreads: Evidence from futures markets in Hong Kong, London, and Sydney, *Journal of Futures Markets* **24**(7): 675–696.

Al-Khouri, R. e Al-Ghazawi, N. (2008). The effect of electronic trading on market volatility and liquidity in emerging markets: Evidence from Amman Stock Exchange, *Journal of Derivatives & Hedge Funds* **14**(3): 222–236.

Alexeev, V. e Tapon, F. (2011). Testing weak form efficiency on the Toronto Stock Exchange, *Journal of Empirical Finance* **18**(4): 661–691.

Amini, S., Gebka, B., Hudson, R. e Keasey, K. (2013). A review of the international literature on the short term predictability of stock prices conditional on large prior price changes: Microstructure, behavioral and risk related explanations, *International Review of Financial Analysis* **31**(26): 1–17.

Asai, M. e Brugal, I. (2013). Forecasting volatility via stock return, range, trading volume and spillover effects: The case of Brazil, *North American Journal of Economics and Finance* **25**: 202–213.

Assaf, A. (2006). The stochastic volatility in mean model and automation: Evidence from TSE, *Quarterly Review of Economics and Finance* **2**(46): 241–253.

Baillie, R. T. e Bollerslev, T. (1989). The message in daily exchange rates: A conditional-variance tale, *Journal of Business and Economics Statistics* **7**: 297–305.

Beelders, O. e Massey, J. (2002). *The relationship between spot and futures index contracts after the introductions of electronic trading on the Johannesburg Stock Exchange*, working paper, Emory University.

Black, F. (1976). Studies of stock price volatility changes, *in: Proceedings of the 1976 Meeting of the Business and Economic Statistics Section, American Statistical Association*, Washington DC, 177–181.

Blennerhassett, M. e Bowman, R. G. (1998). A change in market microstructure: The switch to electronic screen trading on the New Zealand stock exchange, *Journal of International Financial Markets* **8**: 261–276.

Boamah, N. A. B. (2017). The dynamics of the relative global sector effects and contagion in emerging markets equity returns, *Research in International Business and Finance* **39**: 433–453.

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

Bounakri, S., Couharde, C. e Raymond, H. (2016). Effects of financial turmoil on financial integration and risk premia in emerging markets, *Journal of Empirical Finance* **3**: 120–138.

Brock, W. A., Dechert, W. D. e Scheinkman, J. A. (1987). *A test for independence based on the correlation dimension*, working paper, University of Wisconsin-Madison Social Systems Research Institute.

Brock, W. A., Hsieh, D. A. e LeBaron, B. (1991). *Nonlinear Dynamics, Chaos and Instability: Statistical Theory and Economic Evidence*, MIT Press, Massachusetts.

Brooks, C. e Heravi, S. M. (1999). The effect of (mis-specified) GARCH filters on the finite sample distribution of the BDS test, *Computational Economics* **13**: 147–162.

Campbell, J. Y., Grossman, S. J. e Jiang Wang, J. (1993). Trading volume and serial correlation in stock return, *Quarterly Journal of Economics* **108**: 905–939.

Carvalho, A., Suen, A. S. e Gallo, F. (2016). *Market efficiency in Brazil: Some evidence from high-frequency data*, Central Bank of Brazil Working Paper No. 431.

Cerra, V. e Saxena, S. C. (2015). Did output recover from the Asian crisis?, IMF Staff Papers No. 52, International Monetary Fund, Washington.

Costa, R. L. e Vasconcelos, G. L. (2003). Long-range correlations and nonstationarity in the Brazilian stock market, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **1-2**(329): 231–248.

Davig, T. (2004). Regime-switching debt and taxation, *Journal of Monetary Economics* **51**: 837–859.

Dickey, D. A. e Fuller, W. A. (1979). Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root, *Journal of the American Statistical Association* **366**(74): 427–431.

Domowitz, I. (1990). The mechanisms of automated trading execution systems, *Journal of Financial Intermediation* **1**: 167–194.

Domowitz, I. (1993). Automating the price discovery process: Some international comparisons and regulatory implications, *Journal of Financial Services Research* **6**(4): 305–326.

Drew, J. H., Glen, A. G. e Leemis, L. M. (2000). Computing the cumulative distribution function of the Kolmogorov-Smirnov statistic, *Computational Statistics and Data Analysis* **34**(1): 1–15.

Dutta, S., Essaddam, N., Kumar, V. e Saadi, S. (2015). How does electronic trading affect efficiency of stock market and conditional volatility? Evidence from Toronto Stock Exchange, *Research in International Business and Finance* **39**: 867–877.

Fama, E. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work, *Journal of Finance* **25**: 383–417.

Freund, W. C., Larrain, M. e Pagano, M. S. (1997). Market efficiency before and after the introduction of electronic trading at the Toronto Stock Exchange, *Review of Financial Economics* **6**(1): 29–56.

Freund, W. C. e Pagano, M. S. (2000). Market efficiency in specialist markets before and after automation, *The Financial Review* **35**(3): 79–104.

Frino, A., McInish, T. e Toner, M. (1998). The liquidity of automated exchanges: New evidence from German bund futures, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* **8**: 225–242.

Fung, J., Lien, D., Tse, Y. e Tse, Y. K. (2005). Effects of electronic trading on the Hang Seng index futures market, *International Review of Economics and Finance* **14**(4): 415–425.

Gilbert, C. L. e Rijken, H. A. (2006). How is futures trading affected by the move to a computerized trading system? Lessons from the LIFFE FTSE 100 contract, *Journal of Business Finance & Accounting* **33**(7-8): 1267–1297.

Grassberger, P. e Procaccia, I. (1983). Measuring the strangeness of strange attractors, *Physica* **9**: 189–208.

Grossman, S. e Miller, M. (1986). The economic costs and benefits of the proposed one minute time bracketing regulation, *Journal of Futures Markets* **6**: 141–161.

Grünbichler, A., Longstaff, F. A. e Schwartz, E. S. (1994). Electronic screen trading and the transmission of information: An empirical examination, *Journal of Financial Intermediation* **3**(2): 166–187.

Hamilton, J. D. (1989). A new approach to the economic analysis with of non-stationary time series and the bussines cycle, *Econometrica* **57**: 357–380.

Hamilton, J. D. (2005). *What's real about the business cycle?*

Hamilton, J. D. e Susmel, R. (1994). Autoregressive conditional heterocedasticity and changes in regime, *Journal of Econometrics* **64**(1-2): 307–333.

Harvey, A. C. (1993). *Time Series Models*, Harvest Wheatsheaf, Massachusetts.

Hsieh, D. A. (1991). Chaos and nonlinear dynamics: Application to financial markets, *Journal of Finance* **46**: 1837–1877.

Kim, C. J. e Nelson, C. R. (1999). *State-space models with regime switching: Classical and Gibbs-sampling approaches with applications*, MIT Press, New Jersey.

Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P. e Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root, *Journal of Econometrics* **54**(1-3): 159–178.

Liao, H.-C., Lee, Y.-H. e Suen, Y.-B. (2008). Electronic trading system and returns volatility in the oil futures market, *Energy Economics* **30**: 2636–2644.

Ljung, G. e Box, G. E. P. (1978). On a measure of lack of fit in time series models, *Biometrika* **65**(2): 297–303.

Lo, A. W. e MacKinlay, A. C. (1990). An econometric analysis of non-synchronous trading, *Journal of Econometrics* **45**: 181–211.

Maghyereh, A. (2005). Electronic trading and market efficiency in an emergent market: The case of the Jordanian capital market, *Emerging Markets Finance and Trade* **41**(4): 5–19.

Massimb, M. N. e Phelps, B. D. (1994). Electronic trading, market structure and liquidity, *Financial Analysts Journal* **50**(1): 39–50.

Miller, M. (1991). *Financial Innovation and Market Volatility*, Blackwell, Oxford.

Montes, G. C. e Tiberto, B. P. (2012). Macroeconomic environment, country risk and stock market performance: Evidence for Brazil, *Economic Modelling* **29**(5): 1666–1678.

Naidu, N. N. e Rozeff, M. S. (1994). Volume, volatility, liquidity and efficiency of the Singapore stock exchange before and after automation, *Pacific-Basin Finance Journal* **2**(1): 23–42.

Orlowski, L. T. (2015). From pit to electronic trading: Impact on price volatility of U.S. treasury futures, *Review of Financial Economics* **25**: 3–9.

Parkinson, M. (1980). The extreme value method for estimating the variance of the rate of return, *Journal of Business* **53**: 61–65.

Perron, P. (2006). Dealing with Structural Breaks, *In H. Hassani, T. C. Mills e K. Patterson (Eds.), Palgrave Handbook of Econometrics* pp. 278–352.

Pirrong, C. (1996). Market liquidity and depth on computerized trading systems: A comparison of DTB and LIFFE bond contracts, *Journal of Futures Markets* **16**: 519–543.

Samuelson, P. A. (1965). Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly, *Industrial Management Review* **6**: 41–49.

Sensoy, A. e Tabak, B. M. (2016). Dynamic efficiency of stock markets and exchange rates, *International Review of Financial Analysis* **47**: 353–371.

Tabak, B. M. e Guerra, S. M. (2007). Stock returns and volatility: The Brazilian case, *Economia Aplicada* **3**(11): 329–346.

Venkataraman, K. (2001). Automated versus floor trading: An analysis of execution costs on the Paris and the New York exchanges, *Journal of Finance* **4**(56): 1445–1485.

Vila, A. F. e Sandmann, G. (1996). *Floor trading versus electronic screen trading: An empirical analysis of market liquidity in the Nikkei stock index futures markets*, working paper, London School of Economics.

Zakoian, J.-M. (1994). Threshold heteroskedasticity models, *Journal of Economic Dynamics and Control* **18**(5): 931–95.