



Enfoque: Reflexão Contábil
ISSN: 1517-9087
ISSN: 1984-882X
msrodrigues@uem.br
Universidade Estadual de Maringá
Brasil

Relação empírica entre lucro e retorno acionário: uma aplicação da modelagem MIDAS

Silva, Aline Moura Costa da; Freire, Anna Paola Fernandes; Medeiros, Otávio Ribeiro de

Relação empírica entre lucro e retorno acionário: uma aplicação da modelagem MIDAS

Enfoque: Reflexão Contábil, vol. 39, núm. 3, 2020

Universidade Estadual de Maringá, Brasil

Disponível em: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=307164523004>

DOI: <https://doi.org/10.4025/enfoque.v39i3.46010>

Relação empírica entre lucro e retorno acionário: uma aplicação da modelagem MIDAS

Empirical relation between profit and share return: an application of MIDAS modeling

Aline Moura Costa da Silva
Universidade Federal Fluminense – UFF, Brasil
alinemoura@id.uff.br

DOI: <https://doi.org/10.4025/enfoque.v39i3.46010>

Redalyc: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=307164523004>

 <http://orcid.org/0000-0001-9437-3120>

Anna Paola Fernandes Freire
Universidade Federal da Paraíba - UFPB, Brasil
fernandess.ap@hotmail.com

 <http://orcid.org/0000-0002-7141-6498>

Otávio Ribeiro de Medeiros
Universidade de Brasília - UnB, Brasil

 <http://orcid.org/0000-0003-4095-6392>

Recepção: 27 Dezembro 2018

Corrected: 04 Março 2019

Aprovação: 10 Abril 2019

RESUMO:

A relação empírica entre lucro e retorno das ações tem sido muito investigada em finanças. Para tal, são usualmente utilizados modelos de regressão em séries temporais ou com dados em painel, nos quais as variáveis estão amostradas em uma mesma frequência. Contudo, tendo em vista que o lucro e o retorno acionário são disponibilizados em frequências distintas, há perdas informacionais ao serem convertidos para uma mesma frequência. Assim, o presente artigo tem como objetivo principal analisar a relação entre o lucro e o retorno acionário das empresas listadas na B3, por meio da modelagem MIDAS, a qual possibilita um conteúdo informacional mais completo, por permitir que dados amostrados em frequências distintas sejam incluídos em uma mesma regressão. O período analisado inicia-se em janeiro de 1994, finalizando-se em dezembro de 2017. Os resultados indicaram que a relação entre o lucro líquido e os retornos das ações no mercado acionário brasileiro é dinâmica, ou seja, positiva em alguns momentos e negativa em outros. Em adição, foi verificado que, para que se possa obter uma projeção robusta dos lucros trimestrais, é necessária a inclusão como variável explanatória, além dos retornos diários, dos lucros trimestrais defasados, numa modelagem autoregressiva.

Palavras-chave: Lucro; Retorno acionário; MIDAS; Efeito Lead-Lag; B3.

Empirical relation between profit and share return: an application of MIDAS modeling

ABSTRACT:

The empirical relationship between earnings and stock returns has extensively investigated in finance. For this purpose, time series and panel data regression models have been used, in which the variables are sampled at the same frequency. However, since earnings and returns are made available at different frequencies, there are informational losses when they are converted to the same frequency. The main purpose of this article is to analyze the relationship between the earnings and stock returns of companies listed on B3, by means of the MIDAS modeling, which allows that data sampled at different frequencies can be included in the same regression. The period analyzed extends from January 1994 to December 2017. The results reveal a dynamic relationship, that is, positive in some moments and negative in others, between earnings and stock returns in the Brazilian stock market. In addition, it was found that, in order to obtain robust forecasts of quarterly profits, it is necessary to include as an explanatory variable, in addition to daily returns, lagged quarterly profits, in an autoregressive modeling.

KEYWORDS: Net earnings, Stock returns, MIDAS, Lead-lag effects, B3.

1 INTRODUÇÃO

Nas áreas de contabilidade e finanças corporativas há uma longa tradição em estudar a relação entre os lucros e os retornos dos mercados de ações, tendo como marco inicial os estudos seminais de Ball e Brown (1968) e Beaver (1968). Desde então, várias pesquisas têm sido conduzidas a fim de encontrar evidências empíricas sobre tal relação (BASU, 1983; COLLINS; KOTHARI, 1989; LEV; ZAROWIN, 1999; MARTINEZ, 2008; CHENG; LEE; YANG, 2013; DANG; HOANG; TRAN, 2017).

Uma vez que o objetivo principal da análise da relação lucro versus retorno acionário é informar aos investidores sobre o processo de precificação das ações das empresas com base na divulgação do lucro, tal processo enseja a elaboração de projeções, que passam a ser uma questão fundamental de interesse para os acadêmicos, intermediários financeiros (como analistas financeiros) e, ainda, para os investidores em geral (ZOLOTOY; FREDERICKSON; LYON, 2017).

Para a análise da relação entre os lucros e os retornos acionários, muitos estudos aplicam modelos tradicionais de regressão para séries temporais e/ou dados em painel (MARTINEZ, 2008; SALES; MEDEIROS, 2015; ZOLOTOY; FREDERICKSON; LYON, 2017; DANG; HOANG; TRAN, 2017). Tais modelos desconsideram alguns dados de alta frequência dentro de um determinado período de tempo, haja vista que, para que a estimação de um modelo tradicional de regressão seja realizada, as variáveis devem estar amostradas em uma mesma frequência, sendo essa a menor dentre as variáveis incluídas no modelo de regressão, o que provoca, conseqüentemente, perdas informacionais (CHAMBERS, 2016; BALL; GALLO, 2018). Nesse contexto, insere-se a modelagem ou o modelo de regressão denominado MIDAS, introduzido por Ghysels, Santa-Clara e Valkanov (2004, 2005).

Resumidamente, o modelo MIDAS permite que dados amostrados em frequências distintas sejam relacionados conjuntamente na regressão e, por conseguinte, a perda informacional existente na transformação das variáveis para uma mesma frequência, o que ocorre nos modelos convencionais de regressão, é minimizada (GHYSELS; SANTA-CLARA; VALKANOV, 2004; GHYSELS; SINKO; VALKANOV, 2007; ANDREOU; GHYSELS; KOURTELLOS, 2010, 2013; CHAMBERS, 2016).

Em face ao exposto, o presente artigo propõe-se a responder a seguinte questão: **Qual é o comportamento temporal da relação entre os lucros e os retornos acionários das instituições não financeiras listadas na B3, evidenciado pela modelagem MIDAS?**

Conseqüentemente, o artigo propõe-se a investigar a dinâmica temporal da relação entre os lucros e os retornos acionários das empresas não-financeiras listadas na B3, a partir da modelagem econométrica MIDAS. A contribuição do trabalho está na principal vantagem que o próprio modelo MIDAS oferece: a minimização da perda informacional (GHYSELS; SANTA-CLARA; VALKANOV, 2004; GHYSELS; SINKO; VALKANOV, 2007; ANDREOU; GHYSELS; KOURTELLOS, 2010, 2013; CHAMBERS, 2016), o que permite detectar a real relação entre as variáveis (GHYSELS; SINKO; VALKANOV, 2007). Cabe informar que, a despeito de ter sido introduzida na literatura internacional há alguns anos, poucas foram as pesquisas nacionais que aplicaram a modelagem MIDAS (WINK JR.; PEREIRA, 2011; ZUANAZZI; ZIEGELMANN, 2014; SANTOS, D.; ZIEGELMANN, 2014), e, para a finalidade específica proposta neste artigo, uma abordagem com o foco na informação contábil, sua aplicabilidade é inovadora no Brasil.

Inicialmente, buscou-se analisar o efeito lead-lag entre o lucro e o retorno acionário, que, segundo Sales e Medeiros (2015) ocorre quando, ao longo do tempo, a determinação de uma das variáveis antecede a determinação da outra, de forma que o comportamento da primeira lidera e indica qual será o comportamento da outra, que é liderada. E, em um segundo momento, foram realizadas e analisadas projeções do lucro, a partir dos retornos diários, por meio de dois modelos: POLS-MIDAS; e POLS-MIDAS-AR.

O artigo está assim estruturado, após a presente introdução: a Seção 2 relata alguns estudos empíricos encontrados na literatura nacional e internacional que investigaram a relação lucro x retorno da ação, assim como estudos internacionais que aplicaram a modelagem MIDAS com a utilização de informações contábeis;

a Seção 3 retrata a metodologia empregada; a Seção 4 apresenta a análise dos resultados; e, por fim, as considerações finais.

2 BASE TEÓRICA

2.1 MODELO MIDAS

Um modelo tradicional de regressão de séries temporais envolve dados amostrais com frequências idênticas. Porém, na prática, as informações são divulgadas em diferentes frequências (diária, mensal, trimestral, anual, entre outras). E, a disponibilidade de dados amostrais em uma frequência diferente sempre é um dilema para um pesquisador que trabalha com dados de séries temporais. Isso porque, se por um lado as variáveis que estão disponíveis em alta frequência contêm informação potencialmente útil, por outro o pesquisador não pode usá-las diretamente caso algumas estejam disponíveis em uma frequência menor, haja vista que a maioria das regressões de séries temporais envolvem dados amostrais na mesma periodicidade. A solução usual é “pré-filtrar” os dados para que as variáveis do lado esquerdo e do lado direito da regressão estejam disponibilizadas na mesma frequência. Porém, nesse processo, uma grande quantidade de informação potencialmente valiosa pode ser perdida, o que torna difícil a identificação da real relação dinâmica entre as variáveis (GHYSELS; SINKO; VALKANOV, 2007).

Como objetivo de minimizar o problema da perda de informações ao transformar variáveis disponíveis, em distintos períodos de tempo, na mesma frequência, surge a modelagem MIDAS, que possibilita que dados com frequências diferentes sejam relacionados em uma mesma equação de regressão.

No modelo MIDAS clássico, as variáveis independentes devem apresentar frequências mais elevadas do que a variável dependente, a fim de que sejam ponderadas através de uma função polinomial parcimoniosa. Essa função é capaz de adquirir diversos formatos com poucos parâmetros, não havendo um grande prejuízo no número de graus de liberdade. Assim sendo, tal modelo permite que uma variável de baixa frequência seja diretamente regredida sobre uma variável de alta frequência (GHYSELS; SINKO; VALKANOV, 2007; ZUANAZZI; ZIEGELMANN, 2014).

O modelo MIDAS possui uma estrutura lag polinomial que envolve regressores com diferentes periodicidades. Em sua composição, a variável dependente y_t apresenta uma ocorrência em cada unidade de tempo t , ao passo que as variáveis independentes $x_t(m)$ possuem m observações para t . Se, por exemplo, a frequência de y_t for trimestral, então $x_t(3)$ seria a representação para dados mensais (ZUANAZZI; ZIEGELMANN, 2014).

Segundo Ghysels, Sinko e Valkanov (2007), a modelagem MIDAS, com uma variável explicativa, pode ser definida conforme a Equação 1.

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 B(L^{1/m}; \theta) X_t^{(m)} + \varepsilon_t \quad (1)$$

para $t = 1, 2, 3, \dots, T$, onde, $B(L^{1/m}; \theta) = \sum_{k=0}^{k_{\max}} B(k; \theta) L^{k/m}$ consistindo em um polinômio de extensão k^{\max}

no operador de defasagem $L^{1/m}; L^{J/m} X_t^{(m)} = X_{(t-1)/m}^{(m)}$, e os coeficientes de defasagem em $B(k; \theta)$, referentes ao operador de defasagem $L^{k/m}$, são parametrizados por meio de uma função de vetor de parâmetros θ de pequena dimensão. Os parâmetros são estimados por mínimos quadrados não lineares.

Adicionalmente, Ghysels, Santa-Clara e Valkanov (2004) explicam que o operador Lk/m produz o valor de $X^{(m)}$ desfasado para k/m períodos. Assim, $X^{(m)}$ deve apresentar dados amostrais com frequências

m vezes mais rápidas. Por exemplo, se a variável dependente y_t possui frequência anual e a variável independente X_t apresenta frequência trimestral, m é igual a 4 e $X^{(4)}$ é trimestral. Nesse exemplo, a Equação 1 seria uma estimação anual de y_t para um conjunto de dados trimestrais $X_t^{(m)}$ até k^{ma} defasagens trimestrais.

Uma das principais características da regressão MIDAS é a parametrização dos coeficientes defasados de $B(k)$ de forma parcimoniosa, especificada por meio de um dos critérios informacionais, tais como Akaike (1974), Schwarz (1978) ou Hannan-Quinn (1979). Entre as especificações de polinômios de regressão MIDAS, há as seguintes: (1) função de defasagens de Almon; (2) função de defasagens exponencial de Almon; (3) função polinomial Beta; e (4) função step (GHYSELS; SINKO; VALKANOV, 2007).

Na função de defasagens de Almon (1965), o peso de cada defasagem k é calculado segundo a Equação 2.

$$B(k; \theta) = \sum_{q=0}^Q \theta_q k^q \quad (2)$$

onde, Q é a ordem do polinômio. De tal modo, se for utilizada uma especificação de terceira ordem, $Q = 3$ e $\theta = [\theta_0, \theta_1, \theta_2, \theta_3]$.

A função de defasagem exponencial de Almon, segundo Ghysels, Sinko e Valkanov (2007), é dada pela Equação 3.

$$B(k; \theta) = \frac{e^{\theta_1 k + \theta_Q k^Q}}{\sum_{k=1}^K e^{\theta_1 k + \theta_Q k^Q}} \quad (3)$$

onde, θ é o vetor de parâmetros dessa função e Q é o número de parâmetros. A função $B(k; \theta)$ é conhecida por ser bastante flexível e, também, por poder assumir várias formas, com apenas alguns parâmetros.

Entre os benefícios dessa especificação, está o fato de que com apenas dois parâmetros ($Q = 2$) é possível obter diversos formatos para a função e, dependendo dos valores dos parâmetros, é possível obter uma queda mais rápida ou mais lenta dos pesos conforme as defasagens aumentam (ZUANAZZI; ZIEGELMANN, 2014).

Ghysels, Sinko e Valkanov (2007) afirmam que a função polinomial Beta também possui apenas dois parâmetros ou $\theta = [\theta_1; \theta_2]$, conforme a Equação 4.

$$B(K; \theta_1, \theta_2) = \frac{f\left(\frac{k}{K}, \theta_1, \theta_2\right)}{\sum_{k=1}^K f\left(\frac{k}{K}, \theta_1, \theta_2\right)} \quad (4)$$

onde,

$$f(x, a, b) = \frac{x^{a-1} (1-x)^{b-1} \Gamma(a+b)}{\Gamma(a) \Gamma(b)}$$

$$\Gamma(a) = \int_0^\infty e^{-x} x^{a-1} dx$$

Ghysels, Sinko e Valkanov (2007) afirmam que a taxa de declínio dos pesos determina quantas defasagens devem ser incluídas na regressão MIDAS. Adicionalmente, é importante ainda destacar que as parametrizações “função de defasagens exponencial de Almon” e “função polinomial Beta” têm uma soma

de parâmetros igual à unidade, o que possibilita a identificação de um parâmetro de escala β_1 , como o modelo de regressão MIDAS estimado conforme especificado na Equação 1.

Em relação à função step, segundo Ghysels, Sinko e Valkanov (2007), os padrões de defasagens distribuídas são aproximados por um número de passos discretos. Dessa forma, considerando o regressor X_t , que são somas parciais de alta frequência, a regressão MIDAS com M passos é dada pela Equação 5:

$$y_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^M \beta_i X_{t-k_i} + \varepsilon_t \quad (5)$$

onde, $k_1 < \dots < k_M$. O impacto de $X_t^{(m)}$ é mensurado por $\sum_{i=1}^M \beta_i$, visto que aparece em todas as somas parciais ou *steps*.

2.2 EVIDÊNCIAS EMPÍRICAS

Sales e Medeiros (2015) investigaram a dinâmica da relação entre o lucro líquido e o preço da ação das empresas brasileiras de capital aberto, entre os anos de 2000 e 2010. A partir da modelagem da regressão reversa e dados em painel, os autores testaram: (a) se a relação lucro-retorno das empresas brasileiras de capital aberto é dinâmica; (b) se o mercado se antecipa à formação do lucro líquido do exercício precificando as ações ao longo do exercício; e (c) se o mercado se antecipa à divulgação do lucro e continua ajustando o preço das ações no período entre o término do exercício e a divulgação do lucro líquido. Os achados evidenciaram que a relação lucro-retorno é dinâmica e o mercado se antecipa à formação do lucro precificando as ações ao longo do exercício. Contudo, continua ajustando o preço acionário após o seu término.

Ball e Ghysels (2017), ao admitirem que os lucros contábeis são insumos-chave dos modelos de precificação de ativos e indicadores primários da saúde financeira, atual e futura, das empresas, empregaram o modelo de regressão MIDAS para realizar projeções desses lucros. Os autores afirmam que os modelos tradicionais de projeção dos lucros contábeis, por apresentarem dados em frequências baixas (trimestrais), restringem a sua capacidade de competir com a previsão dos analistas, visto que esses modelos condicionaram as projeções trimestrais dos lucros em séries temporais passadas de dados contábeis. Assim, ao compararem os resultados da aplicação da modelagem MIDAS com a previsão dos analistas, foi observado que, em horizontes curtos e em empresas consideradas pequenas, as projeções realizadas pelo modelo MIDAS foram mais precisas, com erros de previsão menores. Além disso, os autores destacaram que a combinação das projeções realizadas pelo modelo MIDAS com as elaboradas pelos analistas foi superior às demais projeções, o que indicou que a modelagem MIDAS forneceu informações complementares à projeção dos analistas.

Zolotoy, Frederickson e Lyon (2017) analisaram três questões sobre os ganhos agregados e os retornos do mercado de ações nos Estados Unidos: (a) se o sinal entre ganhos e retornos é constante ou varia no tempo; (b) se os participantes interpretam como ganhos agregados surpresa, quando a relação entre ganhos e retornos é positiva ou negativa; e (c) se o sinal da relação entre ganhos e retornos varia, dependendo das condições do mercado macroeconômico e financeiro. Para isso, consideraram os anúncios trimestrais de ganhos do primeiro trimestre de 1970 até o quarto trimestre de 2011, para todas as empresas inseridas na base de dados *Compustat*. Tais dados passaram por um processo de três etapas, a fim de que os ganhos agregados surpresa fossem estimados, sendo elas: (1ª) cálculo do ganho surpresa para os ganhos anunciados pela empresa i ; (2ª) estimação da variação nos ganhos agregados, como média transversal das surpresas de ganhos individuais nas n empresas que anunciaram seus ganhos no trimestre t ; e (3ª) avaliação e ajuste da correlação serial da variação nos ganhos agregados, como média transversal das surpresas de ganhos individuais, objetivando capturar as notícias contidas em ganhos surpresas agregadas. Desse modo, os resultados indicaram que o sinal da relação

lucro e retorno mudou várias vezes em todo o período analisado. Além disso, os participantes do mercado interpretaram os lucros agregados como informativos sobre as mudanças na inflação esperada (prêmio de risco de mercado) quando o sinal da relação de lucros agregados é negativo (positivo) e, por fim, identificaram as condições macroeconômicas e financeiras do mercado, nas quais a relação lucro-retorno agregado é mais (menos) provável de ser negativa (positiva).

Dang, Hoang e Tran (2017) conduziram a sua pesquisa com o objetivo de verificar a relação entre as informações contidas nas demonstrações financeiras e os retornos das ações de empresas listadas em um mercado de ações emergente, o Vietnã. Foi verificada a relação entre o lucro, a volatilidade na taxa de retorno, o tamanho, o índice de alavancagem e a taxa de crescimento, para o retorno das ações de 274 empresas no período de 2012 a 2016. Os autores utilizaram diferentes modelos de regressão, tais como: mínimos quadrados (OLS), método dos elementos finitos (FEM), mínimos quadrados generalizados (GLS) e o modelo de misturas gaussianas (GMM). Os resultados indicaram que a taxa de retorno, a mudança na taxa de retorno, a taxa de juros e a taxa de crescimento estão positivamente correlacionadas com os retornos das ações. Por outro lado, o tamanho da empresa está negativamente relacionado com os retornos acionários.

Robbette, Villiers e Harmse (2017) analisaram quais das categorias de LPA (LPA básico, LPA diluído e LPA principal) estão melhor associadas aos preços das ações das 40 principais empresas listadas na Johannesburg Stock Exchange (JSE), na África do Sul, no período de 2005 a 2013. Para isso, os autores utilizaram dois métodos estatísticos: (1º) Coeficiente de correlação de Pearson R^2 ; e (2º) teste t para dados empilhados. Os resultados indicaram que o LPA básico se correlacionou melhor com a mudança de comportamento dos preços das ações. Adicionalmente, o estudo estabeleceu que o LPA demonstrou coeficientes de correlação mais baixos do que as outras categorias de Lucro.

Isidro e Dias (2017) propuseram analisar tanto a variação temporal, quanto a transversal na relação entre os lucros e os retornos acionários, empregando uma extensão da metodologia introduzida por Hamilton (1989), a qual adota um método de mudança de regime heterogêneo (de baixa volatilidade e de alta volatilidade), para o período 1997-2010, aplicada em empresas norte-americanas com informações disponíveis no banco de dados Compustat e Center for Research in Security Prices (CRSP). Os resultados indicaram que os lucros são mais informativos para os investidores quando a incerteza e o risco são altos, o que é consistente com a ideia de que, durante as desacelerações do mercado, os investidores confiam mais em informações fundamentalistas referentes às empresas. Ademais, os autores demonstraram que a importância dos ganhos para os retornos, em cada um dos regimes de mercado, varia entre as empresas, uma vez que algumas delas gastam mais tempo em um regime em que seus lucros são altamente relevantes para os retornos e, outras, gastam mais tempo em um regime em que os lucros são moderadamente relevantes para devoluções. Por fim, as empresas com pior qualidade de accruals têm maior probabilidade de pertencer ao regime de alta volatilidade.

Ball e Gallo (2018) exploraram a modelagem MIDAS para a pesquisa contábil, com a inclusão de dados econômicos observados em uma frequência mais elevada do que a dos dados contábeis. O principal propósito dessas aplicações foi verificar se os dados adicionais reduziram o erro quadrático médio das projeções fora da amostra. Para tal, foram utilizadas duas configurações distintas de pesquisa contábil: o efeito janeiro e os coeficientes de resposta de ganho (ERC). Os autores mediram e testaram se a associação entre os retornos diários e os lucros contábeis anuais diminuíram no início de janeiro, em relação à associação em outros períodos do ano fiscal. Como resultado, descobriram que a associação no início de janeiro foi 72% menor do que a associação empírica dos demais períodos. Já, com relação aos coeficientes de resposta de ganho, os autores descobriram que a inclusão de dados adicionais na projeção do modelo MIDAS aumentou a estimativa desses coeficientes em 45% e 43% em relação aos *benchmarks*.

3 METODOLOGIA

A amostra contemplou as instituições não financeiras listadas no Brasil, Bolsa, Balcão (B3), que apresentaram, pelo menos, 100 dias úteis de negociações anuais, a partir do ano 2010. A amostra final foi composta por 178 empresas e o período de análise teve início em janeiro de 1994, finalizando-se em dezembro de 2017. Os dados contábeis, assim como os preços das ações, foram coletados a partir da base de dados Economatica⁶, sendo as variáveis macroeconômicas coletadas nos sites do Banco Central do Brasil (BCB), do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipeadata) e do *Economic Policy Uncertainty* (EPU).

As variáveis econômicas foram deflacionadas pelo IPCA ou pelo Índice de Preço ao Consumidor dos Estados Unidos, quando cabível. Os preços deflacionados das ações das empresas e do Ibovespa foram transformados em retornos.

3.1 MODELO ECONOMETRICO

A modelagem aplicada neste artigo é *pooled OLS-MIDAS* (POLS-MIDAS), ou seja, estruturada com dados agrupados ou *pooled regression*. Isso porque, até a conclusão deste artigo, não existia software ou código computacional capaz de estimar regressões MIDAS em painel com efeitos fixos e/ou aleatórios. Cabe informar que foram realizados os seguintes testes a fim de validar os resultados da regressão MIDAS: autocorrelação, heteroscedasticidade, normalidade, multicolinearidade e endogeneidade. Além disso, os testes de raiz unitária nas séries de todas as variáveis também foram aplicados.

Para a análise do efeito *lead-lag*, por meio da regressão POLS-MIDAS, foi elaborado o Modelo 1, apresentado na Equação 6.

Modelo 1: efeito *lead-lag* com regressão MIDAS

$$LLVM_{i,t} = a_0 + \sum_{\tau=t-k}^{\tau=t+n} a_1 B(L^{1/m}; \theta) R_{i,t-\tau} + \sum a_2 B(L^{1/m}; \theta) VC_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

onde, $LLVM_{i,t} = \frac{LL_{i,t}}{VM_{i,t-1}}$; $LL_{i,t}$ Lucro Líquido do Exercício da *i*-ésima empresa na data τ ; t , em frequência trimestral; $VM_{i,t-1}$ = Valor de mercado da *i*-ésima empresa na data $t-1$, em frequência trimestral; $R_{i,\tau}$ = Retorno Acionário diário da *i*-ésima empresa na data τ ; VC_t = Variáveis de controle; $\tau = t-k, \dots, t-1, t, t+1, \dots, t+n$; k = número de *lags*; n = número de *leads*; m = número de vezes que a variável de alta frequência se repete em cada período t ; a_0, a_1, a_2, θ = parâmetros estimados por mínimos quadrados não lineares; $\varepsilon_{i,t}$ = termo de erro. As variáveis de controle são: Retorno do Ibovespa (RIBOV) em frequência diária; taxa de variação da taxa de câmbio PTAX compra (PTAX) em frequência diária; taxa SELIC em frequência mensal; Índice *Economic Policy Uncertainty* (EPU) elaborado pela EPU, de acordo com a metodologia desenvolvida por Baker, Bloom e Davis (2016), em frequência mensal; e taxa de crescimento do Índice de Atividade Econômica do Banco Central do Brasil (IBCB), em frequência mensal.

Para a análise da projeção do lucro líquido a partir dos retornos acionários, foram elaborados dois modelos, o Modelo 2 (POLS-MIDAS) e o Modelo 3 (POLS-MIDAS-AR), que inclui um termo autoregressivo, apresentados nas Equações 7 e 8, respectivamente.

Modelo 2: projeção do lucro a partir do Modelos POLS-MIDAS

$$LLVM_{i,t} = a_0 + \sum_{\tau=t-k} a_1 B(L^{1/m}; \theta) R_{i,t-\tau} + \sum a_2 B(L^{1/m}; \theta) VC_t + \varepsilon_{it}$$

Modelo 3: projeção do lucro a partir do Modelos POLS-MIDAS-AR

$$LLVM_{it} = a_0 + \sum_{\tau=t-k} a_1 LLVM_{i, t-\tau} + \sum_{\tau=t-k} a_2 B(L^{1/m}; \theta) R_{i, t-\tau} + \sum_{\tau=t-k} a_3 B(L^{1/m}; \theta) VC_{t-\tau} + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

Para que seja possível realizar a projeção, é necessário que a série a ser projetada apresente dependência temporal (GONZALEZ-RIVIERA, 2013), sendo essa verificada por meio do Teste *Ljung-Box* ou Estatística-Q, em que a hipótese nula pressupõe a ausência de autocorrelação. Quando a hipótese nula é rejeitada, é possível que a série seja projetada.

Ainda em relação às projeções, com o intuito de verificar a precisão dessas, foram realizadas projeções fora da amostra. Isso requer que nem todas as observações sejam utilizadas na estimativa dos parâmetros do modelo. Logo, algumas observações devem ser retidas e, essa última amostra, é aplicada para construir previsões fora da amostra (GONZALEZ-RIVIERA, 2013; BROOKS, C., 2014). Diante do exposto, definiu-se como janela de estimação o período de 1º trimestre de 1994 ao 4º trimestre de 2016, sendo a janela de projeção o ano de 2017. O objetivo é realizar projeções dos lucros trimestrais, para dados em painel, 1 (hum) passo à frente, por meio do método denominado “janela móvel”.

Com o objetivo de averiguar a acurácia da projeção dos modelos, o teste erro quadrático médio (MSE) foi realizado, conforme a Equação 9.

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n} \quad (9)$$

onde, e_t é o erro de previsão, sendo calculado pela diferença entre o valor observado e o valor previsto ($y_t - \hat{y}_t$), no tempo t ; e n é o número de observações.

Finalmente, salienta-se que se os preditores são fracos, a inclusão deles na equação da projeção resulta em projeções de baixa precisão, as quais podem ser superadas pela simples média histórica. Por isso, ao analisar as projeções de um modelo desenvolvido, diversos estudos utilizam como *benchmark* a média histórica (CAMPBELL; THOMPSON, 2008; WELCH; GOYAL, 2008; RAPACH; STRAUSS; ZHOU, G., 2010; LIMA; MENG, 2017). No presente artigo, as projeções realizadas pelos Modelos 2 e 3 foram comparadas à média histórica.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Primeiramente, foram realizados os testes de raiz unitária, tanto para as séries das variáveis apresentadas em painel (*ADF-Fisher*, *PP-Fisher* e *Levin*, Lin & Chu t), quanto para as séries temporais (*ADF-Fisher*), haja vista a inclusão das variáveis de controle. Os resultados evidenciaram que apenas a série da variável taxa de câmbio (PTAX) apresentou raiz unitária $I(1)$ (*ADF-Fisher*: Estatística- t -1,196831; p-valor 0,6782), sendo necessário diferenciá-la a fim de eliminar a não estacionariedade, tornando-a $I(0)$.

Em seguida foi estimado o modelo POLS-MIDAS com o intuito de analisar o efeito *lead-lag* entre os lucros e os retornos acionários, com os resultados apresentados na Tabela 2. Contudo, primeiramente são mostrados os resultados dos testes realizados para a análise dos pressupostos (autocorrelação, heteroscedasticidade, normalidade, multicolinearidade e endogeneidade). A Tabela 1 expõe os resultados dos testes de autocorrelação, heteroscedasticidade e normalidade.

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 1, não há evidências autocorrelação e heteroscedasticidade dos resíduos. Porém, há evidências de não-normalidade. Segundo Baltagi (2005), em amostras pequenas, a hipótese da normalidade é essencial para permitir os testes de hipóteses, mas, em amostras grandes, como é o caso desta pesquisa, é adequado supor, com base no Teorema do Limite Central, que os coeficientes têm distribuição assintoticamente normal e as estatísticas-teste têm distribuição assintoticamente *t-Student*.

TABELA 1
Resultados do teste de autocorrelação, heteroscedasticidade e normalidade – Modelo

Testes	Informações dos testes		Conclusão
Breusch-Godfrey (Autocorrelação)	Valor calculado	1502,7531	Não há evidências de autocorrelação
	Lags	3	
	Nº de observações	6.788	
	Graus de Liberdade	6.749	
	Valor tabelado	6941,2308	
Breusch-Pagan-Godfrey (Heteroscedasticidade)	Valor calculado	181,1903	Não há evidências de heteroscedasticidade
	Nº de observações	7.439	
	Graus de Liberdade	7.403	
	Valor tabelado	7604,2762	
Jarque-Bera (Normalidade)	Valor calculado	16038396,0	Há evidências de não normalidade
	Probabilidade	0,0000***	

Elaboração própria com base nos resultados do Eviews9.5.

Nota: ***, **, *, significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

Além dos testes apresentados na Tabela 1, também foram realizados o teste FIV, com o intuito de identificar a ausência ou presença de multicolinearidade entre as variáveis contempladas no modelo, e o teste de *Hausman* para endogeneidade, a fim de identificar se há variáveis endógenas nesse modelo. Os resultados do Teste FIV sugeriram que não há indícios de multicolinearidade entre as variáveis independentes, já que os valores FIV se apresentaram menores do que 5 (cinco). Em relação ao teste de Hausman para endogeneidade, segundo os resultados não há evidências de variáveis endógenas no modelo (variável suspeita: RET, teste de *Hausman*: p-valor 0,3945).

Conforme supramencionado, após os testes para a análise dos pressupostos, os resultados da estimação do modelo POLS-MIDAS, objetivando analisar o efeito lead-lag entre os lucros e os retornos acionários, são apresentados na Tabela 2.

TABELA 2
Efeito lead-lag entre lucros e retornos acionários, por meio da regressão MIDAS.

Variável dependente: LLVM			
Método: MIDAS			
Amostra (ajustada): 2008Q1 2017Q3			
Observações incluídas: 7.439 após ajustes			
Parametrização dos coeficientes defasados: Almon			
Variável	Coefficiente	Estatística-t	Probabilidade
C	0,0022	0,1014	0,9192
R(d) (-15)	0,7929	2,3970	0,0166**
R(d) (-14)	0,0603	0,1905	0,8489
R(d) (-13)	0,2908	0,9000	0,3681
R(d) (-12)	0,2886	0,9398	0,3473
R(d) (-11)	-0,0996	-0,3165	0,7516
R(d) (-10)	-0,4452	-1,3989	0,1619
R(d) (-9)	-0,3590	-1,0560	0,2910
R(d) (-8)	-0,5908	-1,7413	0,0817*
R(d) (-7)	0,6284	1,9041	0,0569*
R(d) (-6)	0,6540	1,9757	0,0482**
R(d) (-5)	0,9920	3,1706	0,0015***
R(d) (-4)	-0,3150	-0,8877	0,3747
R(d) (-3)	-0,9170	-2,5720	0,0101**
R(d) (-2)	0,0000	-0,0001	0,9999
R(d) (-1)	-0,9176	-2,7631	0,0057***
Variável	Coefficiente	Estatística-t	Probabilidade
R(d)	-0,1548	-0,4563	0,6482
R(d) (1)	0,0774	0,2300	0,8181
R(d) (2)	0,0191	0,0619	0,9507
R(d) (3)	0,1234	0,3893	0,6971
R(d) (4)	0,0947	0,2881	0,7733
R(d) (5)	-0,5917	-1,7884	0,0738*
R(d) (6)	0,1895	0,5840	0,5592
R(d) (7)	0,1171	0,3687	0,7124
R(d) (8)	0,0569	0,1745	0,8615
R(d) (9)	0,9345	3,0273	0,0025***
R(d) (10)	-0,2110	-0,6583	0,5104
R(d) (11)	-0,8972	-2,7917	0,0053***
R(d) (12)	-0,4305	-1,3245	0,1854
R(d) (13)	0,4578	1,4998	0,1337
R(d) (14)	-1,0329	-3,3004	0,0010***
R(d) (15)	0,0913	0,2982	0,7655
RIBOV(d) (-5)	2,1190	2,3530	0,0186**
PTAX(d) (-1)	0,6502	1,7420	0,0816*
SELIC(m) (-3)	-0,0105	-2,1981	0,0280**
EPU(m)	-0,0005	-4,9526	0,0000***
IBCB(m) (-1)	0,0379	2,4444	0,0145**
R ²	0,1692	Média var. dependente	-0,0746
R ² ajustado	0,1654	D.P. var. dependente	0,9737
Erro-padrão da reg.	0,9650	Critério inform. Akaike	2,7765
Σ Quad. dos resíduos	6926,6770	Critério inform. Schwarz	2,8109
Log likelihood	-10290,070	Critério inform. Hannan-Quinn	2,7883

Elaboração própria com base nos resultados do Eviews 9.5.

Notas: d): dados amostrados em uma frequência diária; (m): dados amostrados em uma frequência mensal; e (t) dados amostrados em uma frequência trimestral.

***, **, *, significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

Ao analisar a Tabela 2, é possível, inicialmente, verificar que a parametrização dos coeficientes defasados considerada mais adequada, segundo o critério informacional *Akaike*, foi de *Almon*. Ademais, utilizou-se um intervalo de 15 (quinze) dias antes (*lag*) e 15 (quinze) dias após (*lead*) o final de cada trimestre. Os resultados demonstraram, no que se refere ao efeito *lag*, que o mercado precificou a ação 15 (quinze) dias antes em relação ao lucro líquido do final do trimestre, sendo tal relação não significativa estatisticamente nos 6 (seis) dias posteriores. Próximo ao final do trimestre ($R_d(-1)$), a relação apresentou-se forte e estatisticamente significativa. No que tange ao efeito *lead*, é possível verificar que passados 9 (nove) dias, a relação voltou a ser forte e significativa. Com base no exposto, é possível afirmar que a relação entre o lucro líquido e o retorno acionário das instituições não financeiras listadas na B3, para o período analisado, é dinâmica, corroborando os achados de Sales e Medeiros (2015).

Em adição, os resultados apresentados na Tabela 2 evidenciaram que a relação entre os lucros e os retornos acionários pode ser tanto positiva, quanto negativa, em consonância com os achados de Zolotoy, Frederickson e Lyon (2017). Para esses autores, o sinal da relação entre lucro e retorno varia, dependendo das condições macroeconômicas e financeiras do mercado, existentes no momento em que os lucros são anunciados. Assim, os indicadores da economia real, monetária e financeira são úteis para prever se a economia, no trimestre de anúncio dos resultados, está no estado de relação negativa ou no estado de relação positiva. Isso porque, a probabilidade de a economia estar no estado de relação negativa (positiva) associa-se positivamente (negativamente) às expectativas de um ambiente inflacionário mais alto (mais baixo), melhorando (piorando) as condições macroeconômicas e/ou o menor (maior) risco de mercado.

Após a análise do efeito *lead-lag*, realizou-se a projeção do lucro, a partir dos retornos diários. Para tal, inicialmente é necessário verificar se a variável a ser projetada apresenta dependência temporal, com base no teste *Ljung-Box* (1978) ou Estatística-Q, com resultados apresentados na Tabela 3.

TABELA 3
Resultados do correlograma da série do LLVM.

Variável: LLVM

Autocorrelação	Correlação Parcial	Estat. Q	Probabilidade
0,2070	0,2070	384,02	0,0000***
0,1830	0,1460	683,61	0,0000***
0,2100	0,1580	1079,4	0,0000***
0,2300	0,1570	1553,1	0,0000***
0,0980	-0,0110	1639,0	0,0000***
0,1090	0,0200	1746,1	0,0000***
0,0360	-0,0600	1757,6	0,0000***
0,1140	0,0630	1873,9	0,0000***
0,0730	0,0250	1921,8	0,0000***
0,0210	-0,0280	1925,9	0,0000***

Elaboração própria com base nos resultados do Eviews9.5.

Notas: ***, **, *, significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

Os resultados apresentados na Tabela 3 informam que a variável LLVM apresenta dependência temporal sendo, por conseguinte, possível ser projetada.

Para a realização da projeção, foram estimados os Modelos 2 e 3 (modelo POLS-MIDAS e modelo POLS-MIDAS-AR, respectivamente), conforme as Equações 10 e 11.

Modelo 2:

$$\begin{aligned} LLVM_{it} = & \alpha_0 + \alpha_1 B(L^{1/60}; \theta) R(-15) + \alpha_2 B(L^{1/60}; \theta) R(-14) + \alpha_3 B(L^{1/60}; \theta) R(-13) + \alpha_4 B(L^{1/60}; \theta) R(-12) + \alpha_5 B(L^{1/60}; \theta) R(-11) + \\ & \alpha_6 B(L^{1/60}; \theta) R(-10) + \alpha_7 B(L^{1/60}; \theta) R(-9) + \alpha_8 B(L^{1/60}; \theta) R(-8) + \alpha_9 B(L^{1/60}; \theta) R(-7) + \alpha_{10} B(L^{1/60}; \theta) R(-6) + \alpha_{11} B(L^{1/60}; \theta) R(-5) + \\ & \alpha_{12} B(L^{1/60}; \theta) R(-4) + \alpha_{13} B(L^{1/60}; \theta) R(-3) + \alpha_{14} B(L^{1/60}; \theta) R(-2) + \alpha_{15} B(L^{1/60}; \theta) R(-1) + \alpha_{16} B(L^{1/60}; \theta) R + \alpha_{17} B(L^{1/60}; \theta) RIBOV(-30) + \\ & \alpha_{18} B(L^{1/60}; \theta) PTAX(-2) + \alpha_{19} B(L^{1/3}; \theta) SELIC(-3) + \alpha_{20} B(L^{1/3}; \theta) EPU_t^m + \alpha_{21} B(L^{1/3}; \theta) IBCBr(-1) + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (10)$$

Modelo 3:

$$\begin{aligned} LLVM_{it} = & \alpha_0 + \alpha_1 LLVM_{it}(-1) + \alpha_2 LLVM_{it}(-2) + \alpha_3 LLVM_{it}(-3) + \alpha_4 B(L^{1/60}; \theta) R(-15) + \alpha_5 B(L^{1/60}; \theta) R(-14) + \\ & \alpha_6 B(L^{1/60}; \theta) R(-13) + \alpha_7 B(L^{1/60}; \theta) R(-12) + \alpha_8 B(L^{1/60}; \theta) R(-11) + \alpha_9 B(L^{1/60}; \theta) R(-10) + \alpha_{10} B(L^{1/60}; \theta) R(-9) + \\ & \alpha_{11} B(L^{1/60}; \theta) R(-8) + \alpha_{12} B(L^{1/60}; \theta) R(-7) + \alpha_{13} B(L^{1/60}; \theta) R(-6) + \alpha_{14} B(L^{1/60}; \theta) R(-5) + \alpha_{15} B(L^{1/60}; \theta) R(-4) + \\ & \alpha_{16} B(L^{1/60}; \theta) R(-3) + \alpha_{17} B(L^{1/60}; \theta) R(-2) + \alpha_{18} B(L^{1/60}; \theta) R(-1) + \alpha_{19} B(L^{1/60}; \theta) R + \alpha_{20} B(L^{1/60}; \theta) RIBOV(-30) + \\ & \alpha_{21} B(L^{1/60}; \theta) PTAX(-2) + \alpha_{22} B(L^{1/3}; \theta) SELIC(-3) + \alpha_{23} B(L^{1/3}; \theta) EPU_t^m + \alpha_{24} B(L^{1/3}; \theta) IBCBr(-1) + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (11)$$

É importante destacar que antes de serem elaboradas e analisadas as projeções dos lucros trimestrais foram realizados os testes para a análise dos pressupostos (autocorrelação, heteroscedasticidade, normalidade, multicolinearidade e endogeneidade), apresentados abaixo, com o objetivo de validar os resultados das estimações dos Modelos 2 e 3.

Os resultados evidenciados na Tabela 4 indicam que não há evidências autocorrelação e heteroscedasticidade dos resíduos, mas há evidências de não-normalidade. Conforme anteriormente informado, Baltagi (2005) afirma que em amostras grandes é válido supor que os coeficientes têm distribuição assintoticamente normal e as estatísticas-teste, distribuição assintoticamente *t-Student*.

Da mesma forma, além dos testes apresentados na Tabela 4, também foram realizados o teste FIV e o teste de *Hausman* para endogeneidade, para ambos os modelos. Os resultados do Teste FIV sugeriram, para os dois modelos analisados, que não há indícios de multicolinearidade entre as variáveis independentes. No que se refere ao teste de *Hausman* para endogeneidade, segundo os resultados, não há evidências de variáveis endógenas nos modelos analisados (variável suspeita: R; Teste de *Hausman* Modelo 2 (POLS-MIDAS): p-valor 0,8874; Teste de *Hausman* Modelo 3 (POLS-MIDAS-AR): p-valor 0,6650).

Após a validação das estimações dos modelos, foram realizadas as projeções, com os resultados apresentados na Tabela 5.

TABELA 4
Resultados do teste de autocorrelação, heteroscedasticidade e normalidade – Modelos 2 e 3.

Testes estatísticos	Informações dos testes	Modelo 2 POLS-MIDAS	Modelo 3 POLS-MIDAS-AR	Conclusão
Breusch-Godfrey (Autocorrelação)	Valor calculado	345,7920	1250,0405	Não há evidências de autocorrelação em ambos os modelos
	Lags	1	1	
	Nº de observações	6.706	6.334	
	Graus de Liberdade	6.684	6.309	
	Valor tabelado	6875,3083	6494,8962	
Breusch-Pagan-Godfrey (Heteroscedasticidade)	Valor calculado	148,5121	737,3869	Não há evidências de heteroscedasticidade em ambos os modelos
	Nº de observações	6.933	6.544	
	Graus de Liberdade	6.912	6.520	
	Valor tabelado	7106,5248	6708,9606	
	Valor calculado	17679647,0	22568871,0	
Jarque-Bera (Normalidade)	Probabilidade	0,0000***	0,0000***	Há evidências de não normalidade em ambos os modelos

Elaboração própria com base nos resultados do Eviews9.5.

Notas: ***, **, *; significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente.

TABELA 5
Resultados do teste de acurácia MSE para as projeções dos lucros trimestrais.

Variável projetada	Projeções	Teste de acurácia	Modelagens econométricas		
			Modelo 2 POLS-MIDAS	Modelo 3 POLS-MIDAS-AR	Média Histórica
LLVM	h = 2017Q1	MSE	1,3740	0,8692	1,3315
	h = 2017Q2		2,8570	1,6473	2,7750
	h = 2017Q3		3,7103	2,9690	3,6301

Fonte: Elaboração própria com base nos resultados do Eviews9.5.

De acordo com os resultados exibidos na Tabela 5, verifica-se que as projeções foram realizadas para o 1º, 2º e 3º trimestres de 2017. Em adição, é possível sugerir que o modelo POLS-MIDAS-AR apresentou melhores projeções do que as obtidas pelo modelo POLS-MIDAS e pela média histórica. Isso porque, o teste de acurácia MSE revelou valores menores para as projeções dos lucros trimestrais que aplicaram a regressão POLS-MIDAS-AR. No entanto, a projeção realizada pelo modelo POLS-MIDAS não superou a simples média histórica.

Diante do apresentado, pode-se afirmar que para uma boa projeção dos lucros trimestrais, além dos retornos diários, é necessária a inclusão dos lucros trimestrais defasados, assim como os achados de Fedyk (2016), ao ser identificado que o modelo de projeção dos lucros trimestrais que melhor se ajustou aos dados foi um modelo AR(1). Ademais, Ball e Ghysels (2017) e Ball e Gallo (2018) complementam os resultados da presente pesquisa, ao utilizarem a modelagem MIDAS com dados contábeis, oferecendo assim um potencial de novos *insights* para a pesquisa na área contábil.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo teve como principal objetivo o estudo científico sobre a relação entre o lucro e o retorno das ações das instituições não financeiras inseridas na B3, a partir da modelagem denominada MIDAS. A contribuição desta pesquisa está na principal vantagem que o próprio modelo MIDAS oferece: a minimização da perda informacional, uma vez que possibilita que dados amostrados em frequências distintas sejam relacionados em uma mesma regressão, permitindo identificar a real relação entre o lucro e o retorno acionário.

A primeira análise desenvolvida neste artigo foi verificar o efeito *lead-lag* entre o lucro e o retorno. Para tal, os lucros, amostrados em uma frequência trimestral, e os retornos acionários, em uma frequência diária, foram relacionados no modelo MIDAS, com a aplicação de 15 *leads* e 15 *lags* nesses retornos. Os resultados dessa análise sugeriram que a relação entre tais variáveis é dinâmica, podendo ser positiva ou negativa, corroborando os achados de algumas pesquisas da área de finanças (SALES; MEDEIROS, 2015; ZOLOTROY; FREDERICKSON; LYON, 2017).

No tocante às projeções trimestrais do lucro, a partir dos retornos diários, os resultados indicaram que para uma boa projeção dos lucros trimestrais, além de tais retornos, é necessária a inclusão dos lucros trimestrais defasados. Logo, o modelo POLS-MIDAS-AR mostrou-se mais robusto para a realização das projeções dos retornos acionários, superando a simples média histórica. A superioridade de um modelo AR nas projeções de lucros trimestrais também foi verificada em Fedyk (2016).

Em face ao apresentado, destaca-se a relevância da presente pesquisa e sua contribuição à literatura nacional, em especial às áreas de finanças corporativas e de contabilidade, com a aplicação de um modelo de regressão pouco utilizado em pesquisas nacionais e, ainda, não empregado para o objetivo específico proposto neste artigo.

Adicionalmente, os modelos que aplicam a regressão MIDAS expandem os limites da pesquisa na área contábil, por possibilitarem um maior aproveitamento dos dados de alta frequência. As considerações a partir dos resultados obtidos neste estudo puderam ser alinhadas às considerações de Ball e Galo (2018), quando afirmam que tal regressão proporciona novos conhecimentos em relação à “como”, “se”, e “em que medida”, as atividades econômicas amostradas em alta frequência afetam e/ou são afetadas por informações contábeis, essas de baixa frequência. Especificamente para o presente artigo, a modelagem MIDAS possibilitou captar a relação entre os retornos acionários diários e os lucros contábeis trimestrais, sem comprometer a capacidade informacional dos dados por estarem em frequência distintas. Esse aspecto é importante e permite, também, o desenvolvimento de melhores modelos de projeção para variáveis de baixa frequência, ao serem incluídas no modelo variáveis com altas frequências. Inclusive, segundo Ball e Galo (2018), há um interesse crescente na utilização de “big data” na pesquisa em contabilidade e, esse interesse, destacou a necessidade de abordagens empíricas que possam extrair as informações adicionais inerentes a dados com maiores frequências.

Assim, o presente estudo mostrou-se ainda oportuno para a análise e tomadas de decisões de investimento no mercado acionário brasileiro, viabilizando um maior entendimento sobre a aplicabilidade da modelagem MIDAS.

REFERÊNCIAS

- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 19, n. 6, p. 716-723, 1974.
- ALMON, S. The Distributed Lag Between Capital Appropriations and Expenditures. *Econometrica*, v. 33, n. 1, p. 178-196, 1965.
- ANDREOU, E.; GHYSELS, E.; KOURTELLOS, A. Regression models with mixed sampling frequencies. *Journal of Econometrics*, v. 158, n. 2, p. 246-261, 2010.
- _____. Should Macroeconomic Forecasters Use Daily Financial Data and How? *Journal of Business & Economic Statistics*, v. 31, n. 2, p. 240-251, 2013.
- BALL, R.; BROWN, P. An empirical evaluation of accounting income numbers. *Journal of Accounting Research*, v. 6, n. 2, p. 159-178, 1968.
- BALL, R.; SADKA, G. Aggregate earnings and why they matter. *Journal Accounting Literature*, v. 34, p. 39-57, 2015.
- BALL, R. T.; GALLO, L. A Mixed Data Sampling Approach to Accounting Research. Working paper, 2018.
- BALL, R. T.; GHYSELS, E. Automated Earnings Forecasts: Beat Analysts or Combine and Conquer? Working paper, 2017.

- BALTAGI, B. H. *Econometric Analysis of panel data*. 3. ed. Chichester: John Wiley & Sons, 2005.
- BASU, S. The relationship between earnings yield, market value and return for NYSE common stocks: Further evidence. *Journal of financial economics*, v. 12, n.1, p.129-156, 1983.
- BEAVER, W. H. The Information Content of Annual Earnings Announcements. *Journal of Accounting Research*, v. 6, p. 67-92, 1968.
- BROOKS, C. *Introductory econometrics for finance*. 3 ed. Cambridge university press, 2014.
- CAMPBELL, J. Y.; THOMPSON, S. B. Predicting excess stock returns out of sample: can anything beat the historical average? *Review of Financial Studies*, v. 21, n.4, p. 1509-1531, 2008.
- CHAMBERS, M. J. The estimation of continuous time models with mixed frequency data. *Journal of Econometrics*, v. 193, n. 2, p. 390-404, 2016.
- CHENG, C. S.; LEE, B. S.; YANG, S. The value relevance of earnings levels in the return-earnings relation. *International Journal of Accounting and Information Management*, v. 21, n. 4, p.260-284, 2013.
- COLLINS, D. W.; KOTHARI, S. P. An analysis of intertemporal and cross-sectional determinants of earnings response coefficients. *Journal of Accounting and Economics*, v. 11, n. 2, p.143-181, 1989.
- DANG, N. H.; HOANG, T. V. H.; TRAN, M. D. The Relationship Between Accounting Information in the Financial Statements and the Stock Returns of Listed Firms in Vietnam Stock Exchange. *International Journal of Economics and Finance*, v. 9, n. 10, p. 1-10, 2017.
- DRAKOS, A. A. Does the relationship between small and large portfolios' returns confirm the lead-lag effect? Evidence from the Athens Stock Exchange. *Research in International Business and Finance*, v.36, p. 546-561, 2016.
- FEDYK, T. Refining financial analysts' forecasts by predicting earnings forecast errors. *International Journal of Accounting & Information Management*, v. 25, n. 2, p.256-272, 2016.
- GHYSELS, E.; SANTA-CLARA, P.; VALKANOV, R. The MIDAS touch: Mixed data sampling regression models. *Finance*, 2004.
- _____. There is a risk-return tradeoff after all. *Journal of Financial Economics*, v. 76, p. 509-548, 2005.
- GHYSELS, E.; SINKO, A.; VALKANOV, R. Midas regressions: Further results and new directions. *Econometric Reviews*, v. 26, n. 1, p. 53-90, 2007.
- GONZALEZ-RIVIERA, G. *Forecasting for economics and business*. University of California-Riverside. Pearson Education, Inc., publishing as Addison-Wesley, 2013.
- HANNAN, E. J.; QUINN, B. G. The Determination of the Order of an Autoregression. *Journal of the Royal Statistical Society*, v. 41, n. 2, p. 190-195, 1979.
- KANAS, A.; KOURETAS, G. A cointegration approach to the lead-lag effect among size-sorted equity portfolios. *International Review of Economics & Finance*, v.14, n. 2, p. 181-201, 2005.
- ISIDRO, H.; DIAS, J.G. Earnings quality and the heterogeneous relation between earnings and stock returns. *Review of Quantitative Finance Accounting*, v. 49, n.4, p.1143-1165, 2017.
- LEV, B.; ZAROWIN, P. The boundaries of. financial reporting and how to extend them. *Journal of accounting Research*, v. 37, n. 2, p. 353-385, 1999.
- LIMA, L. R.; MENG, F. Out-of-sample return predictability: a quantile combination approach. *Journal of Applied Econometrics*, v. 32, n.4, p. 877-895, 2017.
- LO, A.; MACKINLAY, C. When are contrarian profits due to stock market overreaction? *Review of Financial Studies*, v.3, n.2, p. 175-205, 1990.
- MARANHÃO, A.N.; OLIVEIRA, W. S. M. Spillovers de volatilidades cambiais e efeito lead-lag no mercado acionário brasileiro. *Revista Brasileira de economia de empresas*, v. 17, n. 2, p.19-40, 2017.
- MAIER-PAAPE, S.; PLATEN, A. Lead-Lag Relationship Using a Stop-and-Reverse-MinMax Process. *Risks*, v.4, n. 3, p. 1-20, 2016.
- MARTINEZ, A. L. Revisão nas Projeções de Lucro e o Retorno das Ações. *Brazilian Business Review*, v.5, n.2, p. 128-143, 2008.

- PESARAN, M., SHIN, Y. Cointegration and speed of convergence to equilibrium. *Journal Economics*, v. 71, n. 1, p. 117-143, 1996.
- _____. Generalised impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters*, v.58, n., p.17-29, 1998.
- RAPACH, D. E.; STRAUSS, J. K.; ZHOU, G. Out-of-sample equity premium prediction: Combination forecasts and links to the real economy. *Review of Financial Studies*, v. 23, n. 2, p. 821-862, 2010.
- ROBBETZE, N.; VILLIERS, R. DE.; HARMSE, L. The Effect of Earnings Per Share Categories on Share Price Behaviour: Some South African Evidence. *The Journal of Applied Business Research*, v. 33, n. 1, p. 141-152, 2017.
- SALES, I. C. H.; MEDEIROS, O. R. A dinâmica lead-lag entre lucros contábeis e retornos acionários. *Enfoque: Reflexão Contábil*, v. 34, n. 1, p. 103-121, 2015.
- SANTOS, D. G.; ZIEGELMANN, F. A. Volatility Forecasting via MIDAS, HAR and their Combination: An Empirical Comparative Study for IBOVESPA. *Journal of Forecasting*, v. 33, n. 4, p. 284-299, 2014.
- SCHWARZ, G. Estimating the Dimension of a Model. *Annals of Statistics*, v. 6, n. 2, p. 461-464, 1978.
- WELCH, I.; GOYAL, A. A comprehensive look at the empirical performance of equity premium prediction. *Review of Financial Studies*, v. 21, n.4, p. 1455-1508, 2008.
- WINK JR., M. V.; PEREIRA, P. L. V. Modeling and Forecasting of Realized Volatility: Evidence from Brazil. *Brazilian Review of Econometrics*, v. 31, n. 2, p. 315-337, 2011.
- ZOLOTOY, L.; FREDERICKSON, J. R.; LYON, J.D. Aggregate earnings and stock Market returns: The good, the bad, and the state-dependent. *Journal of Banking and Finance*, v. 77, p. 157-175, 2017.
- ZUANAZZI, P. T.; ZIEGELMANN, F. A. Previsões para o crescimento do PIB trimestral brasileiro com séries financeiras e econômicas mensais: uma aplicação de MIDAS. *Economia Aplicada*, v. 18, n. 2, p. 295-318, 2014.