



RAC - Revista de Administração
Contemporânea

ISSN: 1415-6555

rac@anpad.org.br

Associação Nacional de Pós-Graduação
e Pesquisa em Administração
Brasil

Coelho de Lima Duarte, Filipe; de Araújo Pontes Girão, Luiz Felipe; Paulo, Edilson
Avaliando Modelos Lineares de Value Relevance : Eles Captam o que Deveriam
Captar?

RAC - Revista de Administração Contemporânea, vol. 21, abril, 2017, pp. 110-134
Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração
Rio de Janeiro, Brasil

Disponível em: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=84050701007>

- Como citar este artigo
- Número completo
- Mais artigos
- Home da revista no Redalyc

redalyc.org

Sistema de Informação Científica

Rede de Revistas Científicas da América Latina, Caribe , Espanha e Portugal

Projeto acadêmico sem fins lucrativos desenvolvido no âmbito da iniciativa Acesso Aberto



Disponível em
<http://www.anpad.org.br/rac>

RAC, Rio de Janeiro, v. 21, Edição Especial FCG,
art. 6, pp. 110-134, Abril 2017
<http://dx.doi.org/10.1590/1982-7849rac2017160202>



Avaliando Modelos Lineares de *Value Relevance*: Eles Captam o que Deveriam Captar?

Assessing Linear Models of Value Relevance: Do They Capture What They Should?

Filipe Coelho de Lima Duarte¹
Luiz Felipe de Araújo Pontes Girão¹
Edilson Paulo¹

Universidade Federal da Paraíba/Programa de Pós-graduação em Ciências Contábeis¹

**Artigo recebido em 15.07.2016. Última versão recebida em 19.09.2016. Aprovado em 20.09.2016.
Publicado online em 06.12.2016.**

Resumo

Este trabalho teve como objetivo investigar a qualidade e o impacto dos modelos de *value relevance* das informações financeiras através da regressão quantílica (QR) em comparação com o método de estimação *ordinary least squares* (OLS). Seguindo os princípios e fundamentos de Ohlson (1995), Feltham e Ohlson (1995) e Ohlson e Kim (2015), foi possível utilizar um parâmetro de comparação entre os modelos de avaliação da relevância da informação contábil. Para tanto, foram aplicados dois testes (A e B), com dois modelos cada, assim como em Ohlson e Kim (2015), um com a variável dependente lucro líquido no período seguinte e, o segundo, com o valor de mercado da firma no período atual. Diante dessa temática, a regressão quantílica se mostra mais eficiente e com menos possibilidades de erros de estimação do que o método OLS, pelo menos sob as condições restritas deste trabalho. Portanto, é recomendável o emprego da estimação por meio de regressão quantílica nos modelos que utilizam informações contábeis e financeiras, uma vez que heterocedasticidade e *outliers* são comumente encontrados nesses tipos de dados, pois esse método de estimação é menos sensível e mais robusto às tais condições normalmente apresentadas pelos dados deste campo de pesquisa.

Palavras-chave: *value relevance*; regressão quantílica; OLS.

Abstract

This study aimed to investigate the quality and impact of value relevance models of financial information using quantile regression (QR) compared to the ordinary least squares (OLS) methods. Following the principles and foundations of Ohlson (1995), Feltham and Ohlson (1995) and Ohlson and Kim (2015), it was possible to use a comparison parameter between models for evaluating the relevance of accounting information. Therefore, we applied two tests (A and B), with two models each as in Ohlson and Kim (2015), one with the dependent variable as net income in the following period and, second, as company market value in the current period. Given this theme, quantile regression showed to be more efficient and have less possibilities for estimation errors than OLS, at least under the strict conditions of this work. Therefore, we recommend the estimation of quantile regression in models that use accounting and financial information, since heteroscedasticity and outliers are commonly found in these types of data, and because this estimation method is less sensitive and more robust to such conditions typically displayed by the data of this research field.

Key words: value relevance; quantile regression; OLS.

Introdução

Este artigo objetiva contribuir com as pesquisas das áreas de Finanças e Contabilidade, principalmente em países emergentes e com pouca diversidade empresarial, mas com muita heterogeneidade entre as empresas, como o Brasil (Brito & Vasconcelos, 2004), fornecendo evidências de que a utilização de um método de estimação mais robusto do que o *ordinary least squares* (OLS) possa gerar resultados mais confiáveis. Este tema torna-se importante porque, ao longo dos anos, vários trabalhos buscaram analisar e melhorar os modelos de *value relevance*, além de relacionar as informações financeiras com os valores de mercado das firmas e os retornos das ações (Collins, Maydew, & Weiss, 1997), explicando a associação negativa e significativa da relação preço-lucro para empresas com prejuízo (Collins, Pincus, & Xie, 1999), analisando a capacidade informativa dos lucros e dos valores patrimoniais (Francis & Schipper, 1999), explorando o controle para diferenças nas regressões dos modelos de *value relevance* (Brown, Lo, & Lys, 1999), entre outros temas abordados.

Os modelos de *value relevance* são importantes para verificar se os números contábeis são significativos para a tomada de decisão dos investidores, pois, caso contrário, todo esforço dispendido pelos órgãos normatizadores será inútil se as informações prestadas pelas firmas não tiverem utilidade para os usuários (nesse caso, o mercado de capitais), haja vista que os custos dos processos de emissão de normas pelos órgãos e de elaboração dos relatórios financeiros pelas empresas são elevados. Contudo, para testar a relevância da informação, os trabalhos, como os citados acima, normalmente utilizam modelos com estimação por método dos mínimos quadrados ordinários (*ordinary least squares* [OLS]), ao passo que, no surgimento de alguns problemas empíricos, realizam redução de escala ou *scaling* (escalando as variáveis pelo ativo total do ano anterior), tratamento de *outliers*, aplicação de winsorização dos dados e/ou correção da heterocedasticidade com estimações robustas (Ohlson & Kim, 2015), o que pode levar à tomada de decisão errada, ou à perda de informação pelo tratamento dos dados.

Devido aos problemas citados, as médias, medidas de alta sensibilidade aos dados extremos, podem enviesar os resultados de inferências estatísticas. Nessa perspectiva, alguns trabalhos buscaram utilizar outros métodos não tradicionais de inferência (*e.g.*, com ênfase em estimadores de mediana, estimações por outras metodologias robustas e por tratamento de dados) (Leone, Minutti-Meza, & Wasley, 2014; Ohlson & Kim, 2015).

Vale ressaltar que a grande parte das pesquisas no âmbito da relevância da informação contábil, empíricas e analíticas, foi realizada em ambientes informacionais e institucionais mais desenvolvidos, como nos Estados Unidos da América. O Brasil, o México, a Rússia e a Argentina, entre outros países, enquadram-se como mercados emergentes que, devido a suas idiosincrasias, apresentam características institucionais e organizacionais diferentes quando comparadas aos mercados desenvolvidos. Portanto, as pesquisas consideram alguns aspectos próprios de cada país, como no caso do ambiente brasileiro, a maior concentração de controle dos acionistas majoritários, a menor proteção legal aos investidores, etc., que podem levar à menor relevância dos números contábeis para os usuários das informações financeiras (Caixe & Krauter, 2013; Costa, Reis, & Teixeira, 2012; Marques, Guimarães, & Peixoto, 2015), o que aumenta ainda mais a importância dos cuidados que se deve ter ao analisar os dados destes mercados.

Diante desta perspectiva, **qual impacto se observa entre os modelos de *value relevance* e *valuation* fundamentados em Ohlson (1995) e Feltham e Ohlson (1995) quando estimados por regressão quantílica (QR) em comparação com o OLS?** Para responder a este questionamento, foram aplicados métodos de estimações robustas, como a QR, e aplicações de tratamento de dados, como o *scaling*, no método de OLS, por meio de dois testes com 300 empresas listadas na BM&FBovespa, no período de 2004 a 2014. Para comparar os modelos, foram utilizadas duas medidas baseadas em Ohlson e Kim (2015): uma baseada na qualidade do ajuste (erro absoluto mediano) e outra baseada em um escore de quanto o modelo se aproxima mais dos valores reais em relação aos previstos.

Considerando uma distribuição binomial de probabilidade, a QR superou a esperança matemática mais vezes do que a estimação em OLS, sugerindo, assim, que as estimações em OLS se aproximam

menos dos valores reais do que a QR. A superioridade da QR é mais evidente quando considerado o Teste B (*i.e.*, representação da relevância da informação contábil, pois utiliza o patrimônio líquido e o lucro líquido do ano corrente como variáveis explicativas do lucro líquido no ano posterior e do valor de mercado) desta pesquisa (sendo que o Teste A é um simples teste inicial, pois expressa uma relação explicativa dos ativos e passivos em relação ao lucro líquido no próximo período, ou o valor de mercado), que teve como variáveis explicativas o lucro e o patrimônio líquido do ano corrente, quando a QR superou a OLS como sendo o melhor estimador em 95% dos casos, quando o lucro líquido futuro era a variável dependente, e em 85% dos casos, quando o valor de mercado das empresas era a variável dependente.

A partir dos resultados desta pesquisa, apresentou-se que a QR confere maior estabilidade intertemporal e adequação às relações teóricas dos coeficientes, porém em alguns casos o OLS foi superior. Como o escore de precisão relativo utiliza um julgamento mais pautado na segurança estatística, ou seja, na robustez (sendo que um dos objetivos deste artigo é gerar maior segurança para os resultados dos pesquisadores, de forma que as pesquisas forneçam evidências mais sólidas para o mercado), ele foi utilizado para demonstrar a superioridade da estimação em QR para os testes realizados nesta pesquisa.

Dessa forma, contribui-se para as pesquisas que se utilizam de informações financeiras reportadas pelas firmas, com a apresentação de evidências de que a utilização da QR possa dirimir alguns problemas empíricos mais comuns, como a heterocedasticidade, presença de *outliers*, não normalidade dos resíduos etc., que precisam ser corrigidos quando se utiliza o método de estimação em OLS, enquanto que esta necessidade inexiste com a QR, fazendo com que os dados possam ser explorados mais fidedignamente.

Outra qualidade importante que a QR tem é sobre os efeitos distintos das variáveis independentes em quantis distintos da variável dependente. É possível, por exemplo, encontrar que o nível de *accruals* discricionários (variável dependente) das empresas é afetado significativamente pelo fluxo de caixa operacional (variável independente) nas empresas que reportam muitos *accruals*, mas não afeta aquelas que reportam poucos *accruals* discricionários, e que ser auditado por uma Big 4 (variável independente) reduz o nível de *accruals* discricionários (variável dependente) daquelas empresas que reportam poucos *accruals* discricionários, mas aumenta para aquelas que reportam muitos *accruals* discricionários (Girão, Martins, & Paulo, 2015).

Com o uso da QR, pode-se aumentar as possibilidades de análise dos resultados com dados mais detalhados que não podem ser capturados pela estimação em OLS, além de gerar uma estimação mais robusta dos parâmetros do modelo analítico-empírico utilizado. Espera-se, assim, estimular o uso desse tipo de estimação robusta na pesquisa em Finanças e Contabilidade, buscando aumentar e melhorar a análise econométrica disponível para estas áreas de pesquisa.

Value Relevance na Pesquisa Contábil e Financeira

Os estudos de *value relevance* iniciaram-se com Ball e Brown (1968) e Beaver (1968), que buscavam analisar se os dados contábeis conseguiam ser relevantes para explicar os preços das firmas no mercado de capitais, além de verificar se as informações financeiras conseguiam prever os lucros do período subsequente. Desse modo, quando as informações financeiras estiverem associadas aos valores de mercado ou aos retornos das ações, isso pode ser um indicativo de que elas têm conteúdo informacional, sendo, assim, relevantes (Madeira & Costa, 2015). O modelo básico descrito pelos mesmos autores inicialmente era retratado com o patrimônio líquido e o lucro líquido explicando o retorno das ações. Para verificar se as variáveis possuíam poderes preditivos, tomava-se a medida de qualidade do ajuste (coeficiente de determinação, o R^2) como parâmetro.

As variações de lucros ocorridas em um ano podem, se existir correlação entre os lucros das firmas, ser relacionadas e explicadas com as variações do mercado e com os resíduos, ou seja, com o

que não conseguiu explicar as variações de lucros das empresas. Dessa forma, os resíduos podem ser categorizados como novas informações não contidas no momento ou outros fatores como políticas contábeis e financeiras realizadas pelas firmas (Ball & Brown, 1968).

Para tomar como base essas premissas de relevância da informação contábil, é importante levar em consideração a Hipótese de Mercado Eficiente (HME) proposta por Fama (1970), uma vez que ela considera que o mercado precifica os ativos no momento em que as informações são divulgadas, além de ponderar que todos os usuários das informações as detenham de forma tempestiva e transparente. Nesse sentido, os estudos na linha de *value relevance* buscam captar os impactos da divulgação das informações contábeis no mercado de capitais, e como elas estão tornando as decisões dos investidores mais úteis. Portanto, se a informação for útil e relevante, ela pode modificar as decisões dos investidores, dado que, racionalmente, eles buscam maximizar sua utilidade esperada (Watts & Zimmerman, 1986).

Collins e Kothari (1989) ressaltaram que pesquisas que relacionam retornos explicados por lucros são normalmente investigadas por estudos de eventos ou pelo método de associação. Os estudos de eventos, como foi aplicado por Foster (1977), utilizam uma janela temporal para avaliar as expectativas de fluxos de caixa dos investidores em relação aos anúncios de resultados, e como isso impacta no curto prazo nos preços das ações.

Estudos de associação relativa buscam comparar padrões alternativos e novos com os efetivamente firmados. São utilizados primordialmente para avaliar mudanças em normas e padrões contábeis aplicados, em uma região, e como essas modificações impactam o mercado de capitais (Holthausen & Watts, 2001).

Os estudos de associação incremental verificam se algumas práticas contábeis são utilizáveis para explicar os valores das ações, portanto, é avaliado se os coeficientes das regressões, com base em valores contábeis, são significativamente diferentes de zero. Já os estudos de conteúdo informacional marginal buscam avaliar a existência de aumento de informação para os investidores, através de valores contábeis específicos e, para tanto, utilizam estudos de eventos (Holthausen & Watts, 2001).

De acordo com Holthausen e Watts (2001), os estudos de *value relevance* com base na teoria contábil são diferenciados em dois sentidos, com relação aos normatizadores contábeis: a teoria *direct valuation* e o *input-to-equity-valuation*. A teoria *direct valuation* se fundamenta na associação do lucro contábil com os valores ou variações dos valores de mercado. Diferentemente, o *input-to-equity-valuation* busca tratar o papel da contabilidade como uma informação capaz de fornecer *inputs* para os modelos de avaliação de empresas.

Os estudos que buscam analisar o *value relevance* das informações contábeis normalmente tratam do pressuposto de aceitação da significância estatística da explicação daqueles informes nos preços das ações, para tanto é preciso escolher, de acordo com a teoria, métodos que realizem essas abordagens com segurança e confiabilidade (Barth, Beaver, & Landsman, 2001).

Ohlson e Kim (2015) expuseram que a estimação por Theil-Sen, um método não-paramétrico de regressão linear, consegue ser mais robusta aos dados financeiros e contábeis com presença de heterocedasticidade, razão pela qual utiliza a mediana ao invés da média condicional, diferentemente do método OLS, para calcular os estimadores. Ou seja, valores extremos não impactam tão fortemente esse método como no OLS. Outro método de estimação utilizado pelos mesmos autores, em sua pesquisa, foi a regressão quantílica (QR), que utiliza os quantis das distribuições para estimar os coeficientes. A comparação dos modelos foi realizada por meio de uma abordagem da qualidade do ajuste de modelos, assim como pela diferença do erro, ou seja, do quanto os valores estimados pelos modelos se distanciam dos valores reais observados.

Nesse sentido, foi observado, por Ohlson e Kim (2015), que os modelos estimados por OLS sem utilização do *scaling* obtiveram os piores resultados, seguido dos modelos com *scaling* e, por fim, dos estimados por Theil-Sen que resultaram em estimações mais estáveis e robustas. Após o teste inicial, foi realizado um processo chamado de winsorização nos modelos estimados por OLS, que seria uma ferramenta de redução de *outliers* com base em um percentual fixo escolhido arbitrariamente pelo

pesquisador. No caso do trabalho foi utilizado 1%. Dados esses ajustes, os autores verificaram que os modelos estimados por OLS com winsorização apresentaram desempenhos mais robustos do que os anteriores, no entanto não conseguiram superar os modelos estimados por Theil-Sen. Segundo os autores, é possível realizar estimações tanto por regressão quantílica quanto por Theil-Sen e obter resultados semelhantes, porém o primeiro apresenta maiores possibilidades de análise e robustez quando se observam muitas variáveis independentes.

Adicionalmente, cabe ressaltar que o processo de winsorização desconsidera dados extremos da variável analisada, que podem conter informações relevantes sobre o comportamento da variável.

Com base no que foi exposto, tem-se a seguinte hipótese de pesquisa: existem diferenças significativas entre os modelos de *value relevance* estimados por OLS, em comparação com aqueles estimados por QR?

Metodologia

Amostra

A amostra consiste em 300 empresas que negociaram valores mobiliários na BM&FBovespa entre os anos de 2004 e 2014. Os dados foram coletados na base de dados *Economatica*[®], sendo que as empresas incluídas neste estudo foram aquelas que apresentaram dados suficientes para a realização da pesquisa. Foram retiradas da amostra as ações dos setores financeiros pelo fato de possuírem alta alavancagem, característica específica do setor, assim como por possuírem normas contábeis diferenciadas. Desse modo, não foi possível observar os dados das 300 empresas em todos os anos, o que resultou em uma média de 216 empresas por ano e um total de 2.161 firmas-ano.

Regressão quantílica

Estimação

Por ser uma metodologia pouco usada em pesquisas de Contabilidade e Finanças, diferente do OLS, faz-se importante comentar brevemente esse tipo de estimação. A QR utiliza-se dos quantis para estimar os coeficientes dos modelos lineares estatísticos. Quantis, de acordo com Santos (2012), define-se como uma medida de ordem τ de uma amostra ou população que é o valor m , de maneira que 100% dos dados da população ou da amostra são menores do que ele, com $0 < \tau < 1$. Outra maneira explicada pelo autor para representar o quantil é útil para o entendimento da QR, então, tomando-se a mediana como parâmetro, tem-se Y distribuído acumuladamente pela F . Para tanto, o interesse reside no valor m que minimiza o erro de estimação $E|Y - m|$ e esse valor é a mediana de Y . Esse processo pode ser desenvolvido para todos os quantis.

Koenker e Bassett (1978) ponderaram que, na estimação por OLS, são encontrados problemas quando os erros não seguem a distribuição normal, assim, eles desenvolveram a estimação para modelos lineares denominada QR que não se fundamenta nos pressupostos de normalidade dos resíduos por ser um método semi-paramétrico, o que traz robustez à estimação. O procedimento de estimação necessita da escolha de um quantil condicional à Y , dado x como uma função linear da forma $Q(Y|x) = x'\beta(\tau)$, onde $\beta(\tau)$ é representado por um vetor de coeficientes (parâmetros).

Estima-se $\beta(\tau)$ encontrando o $\hat{\beta}(\tau)$ que minimiza a equação (1) (Koenker & Bassett, 1978):

$$\min_{\beta \in \mathbb{R}^m} \sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(y_i - x_i'\beta) \quad (1)$$

Diferentemente do método OLS, que pressupõe que a média dos erros seja igual a zero e que o valor esperado da variável dependente Y seja condicionado às médias das variáveis independentes X , a

QR utiliza os distintos quantis da distribuição condicional da variável dependente Y , presumindo associações lineares da forma expressa na equação (2):

$$y_i = \beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)x_1 + \dots + \beta_m(\tau)x_{im} + u_i \quad (2)$$

onde u_i são variáveis aleatórias identicamente distribuídas com quantil de posição τ igual a zero. Assim, é possível garantir que o quantil condicional de nível τ de $Y|X$ seja:

$$Q_\tau(Y|x) = \beta_0(\tau) + \beta_1(\tau)x_1 + \dots + \beta_m(\tau)x_m \quad (3)$$

em que o estimador de máxima verossimilhança para os vetores de $\beta(\tau)$ seja equivalente ao apresentado na equação (1), dado que foi considerada a distribuição Laplace Assimétrica para os erros (Koenker, 2005; Santos, 2012).

Os quantis são arbitrariamente determinados pelo pesquisador na hora de estimar os vetores de parâmetros, que podem ser utilizados em todas as ordens e, dessa maneira, serão geradas tantas curvas quantos quantis forem escolhidos.

Isto posto, é possível aplicar regressões sem aplicar medidas de correções aos *outliers*, pois os quantis são pouco sensíveis a eles, além de não haver necessidade de testar a presença de heterocedasticidade. De modo contrário, a regressão por OLS, que utiliza a média condicional, possui alta sensibilidade aos dados extremos. Em concordância com esse fato, a QR se apresenta como uma solução mais adequada em amostras com dados heterogêneos, e não exige normalidade dos resíduos. Por fim, ela também se mostra mais robusta em casos de distribuições com caudas pesadas e pode modificar completamente a distribuição condicional da variável dependente (Coad & Rao, 2008; Ohlson & Kim, 2015; Wu & Liu, 2009). Todos os problemas citados são muito comuns aos dados contábeis e financeiros, fato este que faz com que as análises por meio de outros métodos de estimação sejam cada vez mais disseminadas, como propõe este artigo.

OLS versus regressão quantílica na literatura empírica

Vários pesquisadores (Clout, Falta, & Willett, 2015; Clout & Willett, 2015; Ohlson & Kim, 2015) têm chamado a atenção sobre os problemas trazidos pelos ajustes realizados em pesquisas de Contabilidade e Finanças, principalmente relacionados com winsorização, *scale*, heterocedasticidade e outras transformações dos dados. Esta seção traz alguns resultados de pesquisas que utilizaram a regressão quantílica como uma alternativa para explorar melhor os dados e resolver os problemas trazidos pelos ajustes na OLS.

Coad e Rao (2008) analisaram a relação entre inovação e crescimento das vendas para empresas em setores de alta tecnologia e optaram pelo uso da regressão quantílica, em detrimento da OLS, devido à alta assimetria da variável retorno (a heterogeneidade dessa variável é uma informação importante a ser explorada pela regressão quantílica), além do fato de que as distribuições das taxas de crescimento possuem caudas muito pesadas. Os autores encontraram, por exemplo, que a variável inovação no quantil mais extremo tinha um efeito 20 vezes mais forte do que a mediana, para explicar o crescimento das empresas. Isso quer dizer que as empresas que têm uma taxa de crescimento muito alta alcançam essas taxas altas, em grande parte, com a aplicação de recursos em inovação tecnológica. Caso os autores confiassem apenas nas estimações em OLS, eles não conseguiriam explorar essas informações, uma vez que, econometricamente, eles teriam que tratar seus dados e muito provavelmente excluiriam essas empresas com altas taxas de crescimento, por serem consideradas *outliers*. Adicionalmente, em muitos casos, a inovação não apresentou significância estatística, tanto em OLS quanto com efeitos fixos, e também se mostrou negativa, fazendo com que os pesquisadores obtivessem análises completamente diferentes, caso não fosse utilizada a regressão quantílica.

Seguindo esta mesma linha, Montresor e Vezzani (2015) buscaram evidenciar como a regressão quantílica poderia melhorar a análise da função de produção das empresas, com relação às implicações

das inovações. Os autores demonstraram que os resultados variam muito de acordo com os quantis, sendo a OLS muito diferente da maioria das estimações quantílicas apresentadas.

Chi, Huang e Xie (2015) alertaram que o modelo OLS poderia mascarar a heterogeneidade nas relações entre as taxas de juros bancárias e as suas determinantes, sendo a regressão quantílica uma importante ferramenta para esse tipo de análise. Os autores encontraram, por exemplo, que um determinante das taxas de juros bancárias seria relevante, com base na OLS, porém com a regressão quantílica não, especificamente para as taxas muito altas ou muito baixas, sendo que este resultado seria improvável de ser obtido sob as condições muito restritivas da OLS.

Li, Yang e Yu (2015) analisaram a relação entre o pagamento baseado em ações aos CEOs e o desempenho das empresas. Os autores destacam que as estimações em OLS capturam apenas comportamentos centrais e falham em identificar a relação entre o pagamento do CEO – baseado em ações – e a lucratividade. Estas falhas estão relacionadas tanto com o tamanho, a significância e o sinal das variáveis, principalmente para as empresas que estão nos quantis extremos – normalmente consideradas *outliers* nas estimações em OLS, sendo que a exploração dos extremos pode ajudar a solucionar o *puzzle* desta área de pesquisa.

No Brasil, as pesquisas que utilizam a regressão quantílica em Contabilidade e Finanças são ainda mais recentes, contudo elas têm evidenciado diferenças relevantes entre as diferentes formas de estimações, a exemplo de Almeida e Dalmácio (2015), Girão, Martins e Paulo (2015), Müller, Righi e Ceretta (2015), Novaes (2015), Girão e Paulo (2016a, 2016b); porém, são muito importantes devido à alta heterogeneidade das empresas brasileiras, bem como à grande presença de *outliers*.

Testes

Os testes replicam algumas das ideias de Ohlson e Kim (2015). O Teste A é uma experimentação simples e inicial para analisar a capacidade preditiva e relevante das informações contábeis. Portanto, é importante ressaltar que os valores contábeis são representados pelos ativos e passivos, sendo que este teste contém duas equações (4) e (5):

$$LL_{t+1} = a_1AT_t + b_1PE_t + \text{ruído}_{1t} \quad (4)$$

$$VM_t = a_2AT_t + b_2PE_t + \text{ruído}_{2t} \quad (5)$$

em que: LL_{t+1} é o lucro líquido no período $t+1$; AT_t são os ativos totais no período t ; PE_t são os passivos exigíveis no período t ; VM_t é o valor de mercado da firma no tempo t . Portanto, serão realizadas dez regressões para cada equação em dados de corte transversal.

Ohlson e Kim (2015) assinalam para a necessidade de os resultados dos coeficientes a e b somados resultarem em 0, de acordo com a suficiência dos valores contábeis (*book value sufficiency*). Segundo Cooke, Omura e Willett (2009), o modelo estatístico de *value relevance* que não apresentar variável omitida e estiver bem especificado (contendo apenas variáveis contábeis) deve ser suficiente para explicar o valor de mercado da firma. Além disso, os coeficientes da equação 4 devem se aproximar do retorno sobre o patrimônio líquido (ROE) de uma firma típica (estatisticamente); já para a equação 5, os mesmos parâmetros devem apresentar a magnitude do *market-to-book* das empresas típicas, e nunca devem ser menores do que 1.

O Teste B é o de maior interesse neste trabalho, pois são usados os valores contábeis do patrimônio líquido e o lucro líquido para explicar as variáveis dependentes – algo mais próximo dos modelos de *value relevance* que são utilizados atualmente. Então as equações 6 e 7 são representadas da seguinte forma:

$$LL_{t+1} = a_1LL_t + b_1PL_t + \text{ruído}_{1t} \quad (6)$$

$$VM_t = a_2LL_t + b_2PL_t + \text{ruído}_{2t} \quad (7)$$

em que, LL_{t+1} e LL_t representam, respectivamente, o lucro líquido no período $t+1$ e no período t ; PL_t é o valor contábil do Patrimônio Líquido no período t ; e VM_t é o valor de mercado da firma no tempo t . Essas equações seguem as especificações de Ohlson (1995) e Feltham e Ohlson (1995), portanto, de acordo com os autores, ambos os coeficientes estimados devem ser positivos. Nesse sentido, é importante frisar que os coeficientes a_1 e a_2 , teoricamente, devem ser maiores (menores), ao mesmo momento em que a variável lucro é mais (menos) informativa do que o valor contábil do Patrimônio Líquido. No entanto, é necessária precaução com essa interpretação pelo fato de que a informatividade relativa das duas variáveis (LL_t e PL_t) depende do ajuste do lucro para os múltiplos de capitalização; consequentemente, os lucros são mais (menos) informativos que o valor contábil do Patrimônio Líquido se o coeficiente a for aproximadamente dez vezes maior (menor) que o coeficiente b (Ohlson & Kim, 2015).

Para avaliar os modelos, empregaram-se duas medidas para a avaliação da qualidade e ajuste dos modelos estimados (OLS – sem deflacionamento pelos ativos totais, com efeito deflator pelos ativos; e Regressão Quantílica), com o propósito de verificar qual método de estimação apresenta maior estabilidade intertemporal nos parâmetros, assim como maior poder explicativo. Para tanto, a primeira métrica aplicada, o erro absoluto mediano, representa a diferença entre os valores atuais das variáveis dependentes pelos valores projetados dos modelos e, então, escalona-se o valor absoluto da diferença pelo valor de mercado da ação, para, em seguida, observar a mediana de todas as observações (Ohlson & Kim, 2015).

A segunda medida, o escore de precisão relativa, compara a qualidade dos ajustes de dois modelos, observando quais métodos estimam valores mais próximos dos realizados (valores reais).

Valor previsto seria o valor estimado da firma i pelo modelo para a variável dependente, enquanto valor real é a observação para a firma i da variável dependente. Por exemplo, consideremos que Y_i é a observação real, enquanto $\bar{Y}_i$ é o valor previsto pelo modelo. Assim, a comparação entre o modelo QR e OLS realiza-se da seguinte forma: calcula-se para cada método o seu erro de estimação $e_i = |\bar{Y}_i - Y_i|$, computando-o para cada observação. A comparação se dá observando-se os erros (e_i) entre os pares de métodos. O método que obtiver o menor valor para e_i será computado 1, ou seja, sucesso. Dessa maneira, ao longo das n observações, tem-se uma distribuição binomial, em que 1 será o sucesso, e 0, o fracasso. Tira-se as médias de sucesso e fracasso para ambos os métodos e, então, é possível computar qual método (QR ou OLS) foi o que obteve sucessos mais frequentemente (*i.e.*, o método com sucessos mais frequentes será o método que superar a esperança matemática que é de 50%).

Como ponderam Ohlson e Kim (2015), essa metodologia é robusta, pois é um exercício de contagem percentual de qual método estimado é superior em termos de precisão.

Por fim, utilizou-se o critério informacional de Akaike como um método de avaliação da qualidade do ajustamento. Conforme versa Verbeek (2012), o critério informacional de Akaike (AIC) se mostra mais eficiente que o critério informacional bayesiano (BIC), principalmente em amostras menores (*e.g.*, a amostra desta pesquisa), conforme testes realizados por simulações de Monte Carlo.

Resultados

Teste A

A Tabela 1 apresenta os resultados do Teste A, compreendendo 4 painéis em que a variável dependente é o lucro líquido no ano $t+1$ (1); a Tabela 2 consiste nos resultados do Teste A, em que cada painel tem como variável dependente o valor de mercado no ano t (2). A Tabela 3 é a razão dos coeficientes estimados entre a Tabela 1 e a Tabela 2. Além disso, cada tabela é organizada com base em quatro formas de estimação: OLS sem deflacionamento (*unscaled*), OLS deflacionado (*scaled*) pelos

ativos totais no tempo $t-1$, QR (na mediana) sem deflacionamento (*unscaled*), e QR (na mediana) com deflacionamento (*scaled*) pelos ativos totais no tempo $t-1$.

Tabela 1

Teste A - Equação (4) $LL_{t+1} = a_1AT + b_1PE$

		Variável dependente: Lucro Líquido $t+1$									
		2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
$LL_{t+1} = a_1AT + b_1PE$											
Painel 1: OLS (<i>unscaled</i>)											
<i>AT</i>		0,330	0,148	0,140	0,233	0,136	0,220	0,123	0,056	0,043	0,062
		(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)
<i>PE</i>		-0,321	-0,106	-0,114	-0,245	-0,139	-0,234	-0,114	-0,051	-0,032	-0,154
		(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)
R ² Ajustado		0,904	0,640	0,678	0,797	0,711	0,847	0,745	0,646	0,426	0,3633
Median abs. Error		0,269	0,097	0,063	0,062	0,097	0,072	0,050	0,066	0,064	0,101
AIC		3766,0	4721,8	5371,4	6684,2	6953,6	7285,5	7662,6	7656,3	8095,6	8044,3
		Variável dependente: Lucro Líquido $t+1$									
		2004*	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Painel 2: OLS (<i>scaled</i>)											
Intercepto		0,135	0,126	0,162	1,696	0,108	0,169	0,374	0,095	2,032	-0,083
		(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,01)	(0,00)	(0,24)	(0,00)	(0,00)	(0,05)
PE/AT_{t-1}		-0,122	-0,106	-0,111	-0,853	-0,054	-0,120	-0,104	-0,092	-1,730	0,122
		(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)
R ² Ajustado		0,933	0,865	0,848	0,997	0,720	0,984	0,378	0,608	0,999	0,418
Median abs. Error		0,129	0,088	0,062	0,801	0,092	0,074	0,291	0,072	1,451	0,097
AIC		-75,7	33,7	134,3	1507,3	450,5	220,0	1461,7	70,1	1695,5	513,0
		Variável dependente: Lucro Líquido $t+1$									
		2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Painel 3: Regressão Quantílica (<i>unscaled</i>)											
Intercepto		-25321	-5177	-8303	-16921	7944	-11470	-6399	-530	-3625	51009
		(0,00)	(0,15)	(0,00)	(0,00)	(0,12)	(0,07)	(0,08)	(0,88)	(0,35)	(0,00)
<i>AT</i>		0,247	0,145	0,215	0,220	0,101	0,238	0,102	0,056	0,057	0,057
		(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)
<i>PE</i>		-0,226	-0,132	-0,225	-0,238	-0,103	-0,254	-0,095	-0,046	-0,046	-0,113
		(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)	(0,00)
Pseudo R ²		0,434	0,333	0,425	0,352	0,327	0,421	0,412	0,320	0,211	0,027
Median Abs. Error		0,197	0,098	0,066	0,062	0,102	0,084	0,051	0,068	0,061	0,097
AIC		3607,1	4379,1	4962,1	6284,0	6468,2	6820,7	7076,3	7226,5	7552,1	7657,8

Continua

Tabela 1 (continuação)

Variável dependente: Lucro Líquido $t+1$										
	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Painel 4: Regressão Quantílica (<i>scaled</i>)										
Intercepto	0,137 (0,00)	0,133 (0,00)	0,131 (0,00)	0,682 (0,00)	0,082 (0,00)	0,144 (0,00)	0,151 (0,00)	0,091 (0,00)	1,173 (0,00)	0,018 (0,00)
PE/AT_{t-1}	-0,123 (0,00)	-0,122 (0,00)	-0,083 (0,00)	-0,856 (0,00)	-0,037 (0,00)	-0,122 (0,00)	-0,137 (0,00)	-0,085 (0,00)	-1,731 (0,00)	0,018 (0,00)
Pseudo R ²	0,377	0,307	0,295	0,866	0,300	0,607	0,339	0,229	0,919	0,001
Median Abs. Error	0,122	0,085	0,066	0,127	0,096	0,061	0,059	0,071	0,489	0,065
AIC	-136,4	-133,6	-102,5	841,8	-67,8	-190,4	430,7	-218,1	992,5	-31,1

Nota. Fonte: dados da pesquisa.

* Não apresentou heterocedasticidade pelo teste de White. Foram realizados testes de heterocedasticidade de White para todas as regressões estimadas por OLS. AIC: Critério informacional de Akaike.

Tabela 2**Teste A - Equação (5) $VM_t = a_2AT + b_2PE$**

Variável dependente: Valor de Mercado										
	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
$VM_t = a_2AT + b_2PE$										
Painel 1: OLS (<i>unscaled</i>)										
AT	2,532 (0,00)	1,215 (0,00)	1,543 (0,00)	2,806 (0,00)	1,295 (0,00)	2,099 (0,00)	1,275 (0,00)	0,917 (0,00)	0,855 (0,00)	1,597 (0,00)
PE	-2,991 (0,00)	-1,024 (0,00)	-1,387 (0,00)	-2,854 (0,00)	-1,330 (0,00)	-2,212 (0,00)	-1,171 (0,00)	-0,851 (0,00)	-0,815 (0,00)	-2,329 (0,00)
R ² Ajustado	0,872	0,668	0,764	0,764	0,849	0,885	0,849	0,778	0,618	0,598
Median abs. Error	1,274	0,721	0,680	0,597	0,641	0,586	0,536	0,537	0,611	0,824
AIC	4246,7	5303,2	6094,2	7816,3	7781,8	8282,5	8643,1	8885,8	9335,4	9274,0
Variável dependente: Valor de Mercado										
	2004*	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Painel 2: OLS (<i>scaled</i>)										
Intercepto	0,894 (0,00)	0,888 (0,00)	1,927 (0,32)	-9,231 (0,00)	0,041 (0,93)	1,560 (0,00)	4,576 (0,33)	0,686 (0,00)	-0,195 (0,45)	1,261 (0,00)
PE/AT_{t-1}	-0,015 (0,60)	0,190 (0,00)	1,163 (0,00)	7,288 (0,00)	0,632 (0,00)	0,038 (0,02)	0,498 (0,00)	0,510 (0,00)	1,122 (0,00)	0,243 (0,00)
R ² Ajustado	-0,006	0,145	0,107	0,997	0,740	0,019	0,055	0,492	0,999	0,033
Median abs. Error	1,354	0,935	2,445	3,894	0,585	0,866	4,725	0,822	0,814	1,671
AIC	493,0	752,6	1605,0	2421,7	1536,8	1527,7	2778,1	1041,4	1461,9	1625,0

Continua

Tabela 2 (continuação)

Variável dependente: Valor de Mercado										
	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Painel 3: Regressão Quantílica										
Intercepto	-40240 (0,16)	-29439 (0,42)	26404 (0,55)	99591 (0,04)	-47493 (0,15)	-16132 (0,74)	171815 (0,03)	159056 (0,04)	417221 (0,00)	80264 (0,37)
AT	1,643 (0,00)	1,881 (0,00)	2,315 (0,00)	2,414 (0,00)	1,378 (0,00)	2,319 (0,00)	1,155 (0,00)	0,793 (0,00)	-1,091 (0,00)	0,706 (0,00)
PE	-1,564 (0,00)	-1,966 (0,00)	-2,455 (0,00)	-2,540 (0,00)	-1,429 (0,00)	-2,462 (0,00)	-1,051 (0,00)	-0,689 (0,00)	1,146 (0,00)	-0,561 (0,00)
Pseudo R ²	0,568	0,399	0,484	0,419	0,507	0,549	0,525	0,501	0,431	0,371
Median Abs. Error	0,871	0,812	0,750	0,540	0,668	0,624	0,561	0,579	0,679	0,590
AIC	4037,8	4987,2	5727,8	7297,4	7305,6	7834,7	8138,9	8338,9	8730,4	8712,2
Variável dependente: Valor de Mercado										
	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Painel 4: Regressão Quantílica (todas as variáveis divididas por Ativos totais)										
Intercepto	0,374 (0,00)	0,522 (0,00)	0,812 (0,00)	-3,581 (0,00)	-0,066 (0,18)	0,884 (0,00)	0,856 (0,00)	0,485 (0,00)	-0,101 (0,08)	0,520 (0,00)
PE/AT _{t-1}	-0,004 (0,09)	-0,007 (0,05)	-0,009 (0,24)	7,309 (0,00)	0,844 (0,00)	0,002 (0,00)	0,003 (0,00)	0,147 (0,00)	1,123 (0,00)	0,004 (0,29)
R ² Ajustado	0,004	0,002	0,000	0,875	0,175	0,002	0,002	0,005	0,871	0,001
Median abs. Error	0,661	0,681	0,729	1,210	0,637	0,563	0,565	0,617	0,785	0,624
AIC	341,7	498,2	1037,2	1750,2	848,2	900,5	1707,0	834,7	1046,9	1001,4

Nota. Fonte: dados da pesquisa.

* Não apresentou heterocedasticidade pelo teste de White. Foram realizados testes de heterocedasticidade de White para todas as regressões estimadas por OLS. AIC: Critério informacional de Akaike.

Tabela 3**Teste A – Razão dos Coeficientes Estimados e Apresentados nas Tabelas 1 e 2**

Razão dos coeficientes										
Painel 1: OLS (<i>unscaled</i>)										
a_1/a_2	0,13	0,12	0,09	0,08	0,10	0,10	0,10	0,06	0,05	0,04
b_1/b_2	0,11	0,10	0,08	0,09	0,10	0,11	0,10	0,06	0,04	0,07
Painel 2: OLS (<i>scaled</i>)										
a_1/a_2	0,15	0,14	0,08	-0,18	2,65	0,11	0,08	0,14	-10,43	-0,07
b_1/b_2	8,33	-0,56	-0,10	-0,12	-0,09	-3,16	-0,21	-0,18	-1,54	0,50

Continua

Tabela 3 (continuação)

Painel 3: Regressão Quantílica (<i>unscaled</i>)										
a_1/a_2	0,15	0,08	0,09	0,09	0,07	0,10	0,09	0,07	-0,05	0,08
b_1/b_2	0,14	0,07	0,09	0,09	0,07	0,10	0,09	0,07	-0,04	0,20
Painel 4: Regressão Quantílica (<i>scaled</i>)										
a_1/b_1	0,37	0,25	0,16	-0,19	-1,25	0,16	0,18	0,19	-11,60	0,03
b_1/b_2	28,36	17,81	9,53	-0,12	-0,04	-77,35	-43,70	-0,58	-1,54	4,04

Nota. Fonte: dados da pesquisa.

É possível observar, na Tabela 1, que os sinais dos coeficientes (a_1 e a_2), onde o lucro líquido do ano $t+1$ é a variável dependente, estão corretos 100% das vezes para os métodos OLS e QR sem deflacionamento (Tabela 1, Painel 1 e 3). De modo contrário, OLS e QR com deflacionamento (Tabela 1, Painel 2 e 4) evidenciaram desvios para o ano de 2013. Esse resultado percebido em 2013 apresentou um sinal negativo para o coeficiente a_1 no Painel 2 (Tabela 1), e no Painel 4 (Tabela 1), o b_1 foi positivo.

Foram observados, também, erros no sentido do sinal dos coeficientes, na Tabela 1, Painel 3 (QR sem o efeito deflator), para o ano de 2012, com uma inversão de ambos os sinais dos coeficientes das variáveis (AT e PE), ou seja, o AT com um sinal negativo e o PE com valor positivo, o que contraria a teoria. No que diz respeito ao Painel 4 (Tabela 1), ou seja, QR com deflacionamento, notaram-se maiores quantidades de falhas, razão pela qual no coeficiente a_2 , para os anos de 2007, 2008 e 2012, os sentidos ficaram trocados (*i.e.*, sentido positivo ao invés de negativo), contudo apenas significativa a 5% em 2007. Para o coeficiente b_2 , os anos de 2007 a 2013 demonstraram-se, também, equivocados perante a teoria.

Na Tabela 2, foram obtidas maiores quantidades de erros dos direcionamentos dos sinais dos coeficientes. Lembrando que a relação teórica entre os coeficientes deve respeitar a relação $a + b = 0$, ou seja, o coeficiente a deve ser positivo e o b deve ser negativo em mesma proporção para satisfazer a relação. Seguindo essa linha de raciocínio, foi evidenciada uma relação divergente apresentada teoricamente no Painel 2 (Tabela 2) (OLS deflacionado pelos ativos totais em $t-1$ com o valor de mercado sendo a variável dependente), onde os coeficientes a_2 foram negativos para os anos de 2007 e 2012; enquanto que os coeficientes da variável PE/AT , na Tabela 2, apresentaram-se em valores positivos para todos os anos com exceção de 2004, portanto, contrariando a teoria e o que foi observado por Ohlson e Kim (2015).

No tocante ao critério de avaliação da estabilidade intertemporal dos coeficientes, na Tabela 1 para a variável dependente lucro líquido, o coeficiente a obteve intervalos como os seguintes: [0,043, 0,330] para a estimação por OLS *unscaled*; [-0,083, 2,032] para OLS *scaled*; [0,056, 0,247] para a QR na mediana *unscaled*; e [0,018, 0,682] para a QR na mediana com *scaled*. Isso pode indicar que a regressão quantílica superou a OLS, uma vez que os intervalos dos coeficientes foram menores (*i.e.*, houve menor desvio-padrão), e, como consequência, houve mais estabilidade intertemporal. Achados semelhantes foram verificados para o coeficiente b_1 .

No que diz respeito à estabilidade para as regressões com a variável dependente valor de mercado (Tabela 2), a regressão por OLS *unscaled* foi mais estável, pois apresentou um intervalo menor [0,917, 2,806]. Em segundo lugar, ficou a QR *unscaled*; em contrapartida, ambas as estimações (OLS e QR) *scaled* expuseram variações muito maiores, uma vez que valores negativos estavam presentes em suas inferências.

A Tabela 3 demonstra a métrica de estabilidade, razão dos coeficientes, que foi aplicada da seguinte maneira: dividiu-se o coeficiente a_1 por a_2 [*i.e.*, o coeficiente dos ativos totais para a Equação (4) pelo coeficiente dos ativos totais da Equação (5)], e da mesma maneira foi feito para o coeficiente b_1 e b_2 da variável passivo exigível. Apenas observando os números, foi possível perceber uma alta variabilidade e inconsistência nas razões entre os coeficientes das regressões *scaled*. No que diz respeito

às equações *unscaled*, a QR apresentou menor estabilidade, pois os valores entre as razões variam em maior grau, ano a ano, do que pelo OLS *unscaled*, contudo foram realizados testes *t* de média (não tabulados) para observar se havia diferença de média. Os resultados observados não apresentaram diferenças significantes estatisticamente (*i.e.*, $p\text{-valor} > 0,05$) para todos os coeficientes em comparação (OLS *unscaled* vs. QR *unscaled*, e OLS *scaled* vs. QR *scaled*).

Após os resultados apresentados acima, buscou-se analisar a métrica de qualidade do ajuste dos modelos, o erro absoluto mediano, assim como foi aplicado por Ohlson e Kim (2015), que encontraram que o método OLS *unscaled* apresentou informações sugestivas de uma melhor performance do que os auferidos pelo método de estimação Theil-Sen (TS). As evidências desta pesquisa diferem-se das obtidas por Ohlson e Kim (2015): primeiro porque o mercado analisado é diferente, uma vez que eles estudaram o mercado norte-americano com as empresas pertencentes ao S&P 500; em segundo lugar, o método comparativo realizado por eles foi a estimação por Theil-Sen. Mesmo assim, os autores referidos acima aplicaram a QR (na mediana) em seus testes e ela se demonstrou tão eficiente quanto a TS.

Seguindo a linha de raciocínio da comparação através do erro absoluto mediano, para a Tabela 1, a QR e o OLS *unscaled* forneceram erros muito próximos, com uma suave diferença para baixo, em média, na QR (0,0886). Contudo, dos 10 anos analisados, a QR superou somente em 3 anos, enquanto que a OLS obteve média de erro um pouco superior, de 0,0933. Para tirar conclusões mais precisas e confiáveis, foi realizado um teste *t* de média comparando o erro absoluto mediano da OLS *unscaled* com a QR *unscaled*. Pela estatística, não foi possível rejeitar a hipótese nula, de igualdade de médias, uma vez que o $p\text{-valor}$ do teste foi de 82,3%.

No que diz respeito à Tabela 2, com as variáveis *unscaled*, o OLS ganhou em 7 dos 10 casos, porém no teste de igualdade de média não foi possível rejeitar a hipótese nula, dado que o $p\text{-valor}$ resultante foi de 67,4%. No que diz respeito às variáveis *scaled*, a comparação resulta em médias diferentes, uma vez que o teste *t* de média com $p\text{-valor}$ foi de 0,039, com média para quantílica *scaled* de 0,7072, e a da OLS *scaled* de 1,8111.

Os resultados apresentados para o AIC nas Tabelas 1 e 2 sugerem melhores ajustes para os modelos estimados por regressão quantílica, pois os valores destas foram menores em relação aos modelos estimados por OLS para todos os anos, e também quando comparados os modelos equivalentes em relação ao efeito do deflacionamento de variáveis (*i.e.*, OLS *unscaled* comparado com QR *unscaled*, e OLS *scaled* com QR *scaled*).

Teste B

Os resultados do Teste B estão organizados na Tabela 4, que contém 4 painéis com a variável lucro líquido em $t+1$, estimados por quatro formas (OLS *unscaled*, OLS *scaled*, QR *unscaled* e QR *scaled*). A estrutura das Tabelas 4, 5 e 6 é semelhante à das Tabelas 1, 2 e 3, com as mudanças nas equações, que no Teste B utilizam-se dos modelos (6) e (7). Neste teste, foram incluídos o lucro líquido como variável independente e o valor contábil do patrimônio líquido. Portanto, em comparação com o Teste A, o Teste B estratifica melhor os componentes contábeis, ressaltando o valor do lucro, que fica identificável no Teste A.

Tabela 4

Teste B - Equação (6) $LL_{t+1} = a_1LL_t + b_1PL_t$

Variável dependente: Lucro Líquido t+1										
	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
$LL_{t+1} = a_1LL_t + b_1PL_t$										
Painel 1: OLS (<i>unscaled</i>)										
LL	1,398 (0,00)	1,091 (0,00)	0,981 (0,00)	1,012 (0,00)	0,790 (0,00)	0,829 (0,00)	1,353 (0,00)	0,275 (0,00)	0,978 (0,00)	-0,094 (0,16)
PL	-0,017 (0,19)	0,007 (0,13)	-0,001 (0,86)	0,060 (0,00)	-0,013 (0,18)	0,090 (0,00)	-0,042 (0,00)	0,027 (0,00)	-0,004 (0,50)	-0,034 (0,00)
R ² Ajustado	0,988	0,982	0,924	0,948	0,871	0,897	0,980	0,697	0,646	0,273
Median abs. Error	0,080	0,049	0,036	0,035	0,092	0,047	0,041	0,060	0,038	0,105
AIC	3507,3	4272,5	5121,3	6390,2	6772,5	7193,6	7042,2	7617,1	7970,8	8078,5
Variável dependente: Lucro Líquido t+1										
	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Painel 2: OLS (<i>scaled</i>)										
LL/AT_{t-1}	0,593 (0,00)	1,027 (0,00)	1,810 (0,00)	1,535 (0,00)	0,835 (0,00)	0,601 (0,00)	3,592 (0,00)	0,543 (0,00)	4,874 (0,00)	1,445 (0,00)
PL/AT_{t-1}	0,057 (0,00)	0,006 (0,37)	-0,067 (0,10)	-0,009 (0,18)	0,005 (0,05)	0,064 (0,00)	-0,253 (0,00)	0,065 (0,00)	-0,377 (0,00)	-0,237 (0,00)
R ² Ajustado	0,953	0,954	0,884	1,000	0,910	0,990	0,974	0,684	1,000	0,501
Median abs. Error	0,085	0,044	0,053	0,044	0,089	0,043	0,121	0,048	0,243	0,151
AIC	-122,6	-106,7	86,7	806,3	192,5	107,0	687,1	15,0	531,7	473,7
Variável dependente: Lucro Líquido t+1										
	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Painel 3: QR (<i>unscaled</i>)										
Intercepto	-2505 (0,50)	959 (0,51)	7139 (0,06)	-7029 (0,01)	11560 (0,07)	-119 (0,96)	-1224 (0,70)	14262 (0,02)	1316 (0,63)	3672 (0,23)
LL	1,327 (0,00)	1,088 (0,00)	0,959 (0,00)	0,880 (0,00)	0,440 (0,00)	1,064 (0,00)	1,257 (0,00)	0,659 (0,00)	0,946 (0,00)	0,787 (0,00)
PL	0,000 (0,80)	0,001 (0,00)	0,005 (0,00)	0,059 (0,00)	0,057 (0,00)	0,027 (0,00)	-0,035 (0,00)	-0,002 (0,00)	0,010 (0,00)	0,006 (0,00)
Pseudo R ²	0,779	0,758	0,707	0,635	0,397	0,639	0,713	0,373	0,514	0,164
Median Abs. Error (%)	0,085	0,047	0,039	0,032	0,103	0,040	0,038	0,054	0,038	0,038
AIC	3370,1	4073,2	4728,5	6035,8	6419,0	6598,3	6728,3	7186,5	7302,1	7580,3

Continua

Tabela 4 (continuação)

Variável dependente: Lucro Líquido t+1										
	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Painel 4: Regressão Quantílica (<i>scaled</i>)										
Intercepto	0,001 (0,77)	0,003 (0,48)	0,022 (0,00)	-0,004 (0,51)	0,014 (0,02)	0,007 (0,17)	-0,023 (0,00)	-0,005 (0,13)	0,078 (0,00)	0,017 (0,00)
LL/AT_{t-1}	0,836 (0,00)	1,013 (0,00)	1,174 (0,00)	1,382 (0,00)	0,903 (0,00)	0,604 (0,00)	1,429 (0,00)	0,699 (0,00)	4,255 (0,00)	-0,036 (0,00)
PL/AT_{t-1}	0,031 (0,00)	0,011 (0,00)	-0,045 (0,00)	-0,038 (0,00)	0,001 (0,00)	0,065 (0,00)	-0,017 (0,00)	0,046 (0,00)	-0,424 (0,00)	-0,031 (0,00)
Pseudo R ²	0,553	0,547	0,382	0,974	0,483	0,674	0,722	0,378	0,979	0,236
Median Abs. Error (%)	0,071	0,056	0,035	0,041	0,085	0,044	0,041	0,042	0,201	0,040
AIC	-218,2	-260,4	-146,1	144,4	-202,3	-276,4	11,1	-323,0	299,5	-167,2

Nota. Fonte: dados da pesquisa. Foram realizados testes de heterocedasticidade de White para todas as regressões estimadas por OLS. AIC: Critério informacional de Akaike.

Tabela 5**Teste B - Equação (7) $VM_t = a_2LL_t + b_2PL_t$**

Variável dependente: Valor de Mercado										
	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
$VM_t = a_2LL_t + b_2PL_t$										
Painel 1: OLS (<i>unscaled</i>)										
LL	1,315 (0,15)	6,705 (0,00)	8,129 (0,00)	14,273 (0,00)	5,497 (0,00)	7,636 (0,00)	8,770 (0,00)	4,725 (0,00)	11,542 (0,00)	2,904 (0,00)
PL	1,615 (0,00)	0,281 (0,00)	0,298 (0,00)	0,497 (0,00)	0,236 (0,00)	0,936 (0,00)	0,241 (0,00)	0,400 (0,00)	0,211 (0,00)	0,621 (0,00)
R ² Ajustado	0,870	0,931	0,961	0,954	0,949	0,937	0,951	0,849	0,793	0,594
Median abs. Error	1,046	0,587	0,504	0,642	0,581	0,492	0,515	0,535	0,634	0,574
AIC	4249,1	5067,0	5781,4	7464,0	7536,0	8140,4	8370,1	8789,7	9177,5	9276,5
Variável dependente: Valor de Mercado										
	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Painel 2: OLS (<i>scaled</i>)										
LL/AT_{t-1}	1,829 (0,13)	11,186 (0,00)	-12,590 (0,00)	-10,723 (0,00)	10,799 (0,00)	11,033 (0,00)	106,865 (0,00)	5,743 (0,00)	-3,526 (0,00)	-11,850 (0,00)
PL/AT_{t-1}	-0,181 (0,19)	-1,277 (0,00)	1,402 (0,00)	0,537 (0,00)	-1,277 (0,00)	-1,074 (0,00)	-11,707 (0,00)	-0,783 (0,00)	0,217 (0,00)	1,089 (0,00)
R ² Ajustado	0,006	0,595	0,788	0,999	0,966	0,478	0,717	0,521	1,000	0,216
Median abs. Error	0,984	1,154	1,340	1,282	1,545	1,018	4,815	1,234	1,070	1,301
AIC	520,5	658,2	1358,9	2078,5	1077,4	1394,2	2486,5	1076,8	1127,3	1587,8

Continua

Tabela 5 (continuação)

Variável dependente: Valor de Mercado										
	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Painel 3: QR (<i>unscaled</i>)										
Intercepto	6048 (0,82)	107620 (0,05)	201266 (0,00)	247872 (0,00)	260393 (0,00)	76751 (0,05)	238517 (0,00)	125106 (0,26)	346663 (0,02)	351507 (0,01)
LL	3,314 (0,00)	6,503 (0,00)	7,807 (0,00)	13,275 (0,00)	3,901 (0,00)	7,687 (0,00)	7,839 (0,00)	2,992 (0,00)	5,150 (0,00)	2,378 (0,00)
PL	0,825 (0,00)	0,200 (0,00)	0,246 (0,00)	0,075 (0,00)	0,521 (0,00)	0,771 (0,00)	0,336 (0,00)	0,577 (0,00)	0,665 (0,00)	0,789 (0,00)
Pseudo R ²	0,601	0,659	0,695	0,623	0,602	0,615	0,663	0,574	0,492	0,382
Median Abs. Error	0,767	0,715	0,693	0,648	0,855	0,503	0,537	0,558	0,610	0,642
AIC	4017,9	4815,6	5546,6	7110,2	7210,5	7759,8	7972,1	8259,9	8660,8	8701,1
Variável dependente: Valor de Mercado										
	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Painel 4: QR (<i>scaled</i>)										
Intercepto	0,465 (0,00)	0,532 (0,00)	0,553 (0,00)	1,325 (0,00)	0,868 (0,00)	0,857 (0,00)	1,009 (0,00)	0,843 (0,00)	0,564 (0,00)	0,581 (0,00)
LL/AT _{t-1}	2,842 (0,00)	4,021 (0,00)	1,090 (0,00)	-8,238 (0,00)	5,226 (0,00)	2,343 (0,00)	12,409 (0,00)	5,959 (0,00)	-1,804 (0,00)	1,623 (0,00)
PL/AT _{t-1}	-0,307 (0,00)	-0,433 (0,00)	-0,653 (0,00)	1,015 (0,00)	-1,065 (0,00)	-0,225 (0,00)	-1,397 (0,00)	-0,762 (0,00)	0,348 (0,00)	-0,136 (0,00)
Pseudo R ²	0,069	0,091	0,319	0,943	0,320	0,027	0,056	0,116	0,908	0,016
Median Abs. Error	0,577	0,618	0,739	0,689	0,651	0,584	0,656	0,576	0,713	0,594
AIC	326,5	471,9	906,1	1412,2	763,0	890,6	1681,6	777,9	873,2	995,5

Nota. Fonte: dados da pesquisa. Foram realizados testes de heterocedasticidade de White para todas as regressões estimadas por OLS. AIC: Critério informacional de Akaike.

Tabela 6**Teste B – Razão dos Coeficientes Estimados e Apresentados na Tabela 4 e 5**

Painel: Razão dos coeficientes										
Painel 1: OLS (<i>unscaled</i>)										
a_1/a_2	1,06	0,16	0,12	0,07	0,14	0,11	0,15	0,06	0,08	-0,03
b_1/b_2	-0,01	0,02	0,00	0,12	-0,05	0,10	-0,17	0,07	-0,02	-0,06
Painel 2: OLS (<i>scaled</i>)										
a_1/a_2	0,32	0,09	-0,14	-0,14	0,08	0,05	0,03	0,09	-1,38	-0,12
b_1/b_2	-0,31	0,00	-0,05	-0,02	0,00	-0,06	0,02	-0,08	-1,74	-0,22

Continua

Tabela 6 (continuação)

Painel 3: QR (<i>unscaled</i>)										
a_1/a_2	0,40	0,17	0,12	0,07	0,00	0,14	0,16	0,22	0,18	0,33
b_1/b_2	0,00	0,01	0,02	0,79	0,11	0,04	-0,10	0,00	0,01	0,01
Painel 4: QR (<i>scaled</i>)										
a_1/a_2	0,29	0,25	1,08	-0,17	0,17	0,26	0,12	0,12	-2,36	-0,02
b_1/b_2	-0,10	-0,03	0,07	-0,04	0,00	-0,29	0,01	-0,06	-1,22	0,23

Nota. Fonte: dados da pesquisa.

No que tange aos sinais dos coeficientes das variáveis independentes, na Tabela 4 (variável dependente lucro líquido em $t+1$), OLS *unscaled* (Painel 1) apontou 7 valores negativos que contradizem a teoria, enquanto que a QR *unscaled* (Painel 3) apresentou apenas 2 (anos de 2010 e 2011), possivelmente devido a problemas trazidos pela adoção completa das IFRS. A OLS *scaled* (Painel 1) obteve melhor resultado em comparação com a OLS *unscaled* do Painel 3, pois apontou apenas 5 erros de sinal. A estimação por QR *scaled* (Painel 4) auferiu, entretanto, 6 valores negativos, evidenciando uma piora perante a QR *unscaled* do Painel 3. Esse resultado inferior da QR *scaled* pode ter ocorrido em decorrência do fato de que a quantílica serve, mais adequadamente, para explorar a heterogeneidade dos dados, ao passo que, quando os dados são tratados com *scale*, essa informação é perdida.

No caso do intervalo de valores entre os coeficientes, que avalia a estabilidade intertemporal, para o Painel 1, quem fornece intervalos menores para o coeficiente a_1 é a QR do Painel 1c, resultando em [0,440, 1,327], enquanto que o segundo menor foi a OLS *unscaled* com intervalo de [-0,094, 1,398]. Em terceiro lugar, a estimação por QR *scaled* pelos ativos com um intervalo de [-0,036, 4,255] e, por fim, a OLS *scaled*, [0,543, 4,874].

A avaliação do intervalo do coeficiente b_1 , ano a ano, mostrou-se menor para a QR *unscaled*, Painel 1c, com um intervalo de [-0,035, 0,059]. Em segundo lugar a OLS, Painel 1a [-0,042, 0,090], seguido de OLS *scaled*, Painel 1b, [-0,377, 0,065] e, por fim, a QR *scaled*, Painel 1d, [-0,424, 0,065].

Foram realizados testes de média t para amostras independentes com o objetivo de avaliar se os valores eram diferentes entre os coeficientes a e b para OLS e QR *unscaled* e *scaled*. Os resultados, não tabulados, indicaram p-valores maiores do que 5% para todos os casos, ou seja, mostrando que os intervalos dos coeficientes tanto para a e b , para o Painel 1a e 1c não possuíam médias diferentes estatisticamente. Resultados semelhantes foram apresentados para o Painel 1b e 1d para ambos os coeficientes.

Na Tabela 5, em que a variável dependente é o valor de mercado das firmas, os métodos de estimação *unscaled*, OLS e QR, não indicaram nenhum valor negativo. Já os métodos *scaled* apresentaram, cada, 10 sinais negativos, o que, conseqüentemente, contraria os achados de Ohlson e Kim (2015).

A conclusão sobre a estabilidade dos coeficientes, através da comparação do tamanho do intervalo ao longo dos anos, pode ser estendida para a Tabela 5, cuja variável dependente é o valor de mercado das empresas. Neste caso, o método de estimação, cujo intervalo para o coeficiente a_2 se expressa em menor quantidade, é observado na QR *unscaled* (Painel 3), que fornece o intervalo de [2,378, 13,275]. Em segundo lugar, aparece o OLS *unscaled* (Painel 1), com intervalo de [1,315, 14,273]. Em terceiro, a QR *scaled* (Painel 4), com um intervalo de [-8,238, 12,409], e, por fim, a OLS *scaled* (Painel 2), obtendo um intervalo de [-12,590, 106,86]. Para o coeficiente b_2 , a QR do Painel 3 apresentou novamente as menores diferenças, seguido pelo OLS *unscaled*. Em terceiro, a QR *scaled* e, por último, a OLS *scaled*.

Dessa forma, as evidências indicam melhor precisão para a QR *unscaled* no Teste B. É interessante notar como os valores dos coeficientes das variáveis dos lucros líquidos no Teste B são maiores do que os coeficientes dos valores contábeis do patrimônio líquido. Portanto, como Ohlson e

Kim (2015) asseveraram, a relação é validada quando o coeficiente do lucro é pelo menos dez vezes maior do que o do patrimônio líquido, assim, o lucro se apresenta como mais informativo, e isso foi evidenciado nos testes.

Na avaliação pelo erro mediano absoluto, para a Tabela 4, a primeira medida de qualidade de ajuste proposta na metodologia demonstrou, para o Painel 1, e para os métodos *unscaled*, uma melhora aparente da QR em relação ao OLS em 6 casos de 10. Para conferir se esses valores não são diferentes, foi realizado um teste de média e o resultado foi de não rejeição da hipótese nula (p-valor de 0,536), ou seja, as médias são iguais estatisticamente. Já no que diz respeito às equações *scaled*, para a quantílica os valores foram mais altos, e ela venceu em 8 de 10 vezes a OLS do Painel 2, entretanto o teste *t* de média obteve um p-valor de 0,32, o que torna a diferença de médias sem significância estatística.

A Tabela 5 explorou as equações com a variável dependente valor de mercado das empresas, e os erros obtidos foram maiores e mais expressivos do que os resultantes da Tabela 4 para as estimações. O fato da piora da qualidade do ajuste nos modelos *scaled* foi verificado por Ohlson e Kim (2015). Isso pode ter ocorrido pelo fato de a variável dependente ser o valor de mercado e, portanto, os dados contábeis não terem sido precificados de forma adequada pelo mercado, devido a fatores aleatórios não contidos nas informações. A OLS *unscaled* (Painel 1 – Tabela 5) superou em 8 de 10 casos a QR *unscaled*, no entanto, isso não é garantia de melhoria da qualidade do modelo, uma vez que a quantidade de casos (n=10) é pequena e a hipótese nula, igualdade entre as médias dos modelos, não pôde ser rejeitada a 5% (p-valor de 0,505).

Tomando como base a Tabela 6, a estabilidade intertemporal dos coeficientes foi mais preponderante para os modelos *unscaled* (OLS e QR). Quanto ao critério informacional, assim como ocorrido no Teste A, os valores do AIC, para ambos os modelos representados pelas equações (6) e (7), foram inferiores na QR do que na OLS para as equações sem e com deflacionamento, ou seja, a estimação por regressão quantílica se mostrou com maior qualidade em relação à OLS, pelo menos no que diz respeito à amostra utilizada nesta pesquisa.

Avaliação da qualidade do ajuste dos modelos OLS e QR

Para tirar conclusões mais acuradas, foi necessário, assim como fez Ohlson e Kim (2015), realizar uma medição para avaliar a qualidade dos ajustes dos modelos em pares de métodos (OLS e QR). A Tabela 7 apresenta os resultados desse método.

Diante desses resultados, é necessário avaliar a segunda medida de qualidade do ajuste dos modelos, o escore de precisão relativo, que está exposto na Tabela 7 e é melhor abordado após os resultados do Teste B.

Tabela 7

Comparação entre as Medidas de Qualidade dos Ajustes, através do Escore de Precisão Relativa

	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	M
$LL_{t+1} = a_1AT_t + b_1PE_t$											
QR vs OLS (<i>unscaled</i>)	65,1	59,6	49,1	60,6	40,7	44,5	56,4	51,2	56,6	63,8	54,8
QR (<i>scaled</i>) vs OLS (<i>scaled</i>)	46,8	49,0	52,0	85,6	32,7	58,9	88,1	50,0	77,5	69,3	61,0
$VM_t = a_2AT_t + b_2PE_t$											
QR vs OLS (<i>unscaled</i>)	64,3	45,0	43,9	56,9	44,2	36,9	49,4	48,4	48,1	66,9	50,4
QR (<i>scaled</i>) vs OLS (<i>scaled</i>)	58,7	65,6	76,3	81,0	36,3	66,1	88,1	60,0	53,1	68,9	65,4

Continua

Tabela 7 (continuação)

	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	<i>M</i>
$LL_{t+1} = a_1LL_t + b_1PL_t$											
QR vs OLS (<i>unscaled</i>)	58,7	56,3	58,4	61,6	52,2	56,8	61,3	60,4	55,4	75,5	59,7
QR (<i>scaled</i>) vs OLS (<i>scaled</i>)	55,6	42,4	68,8	71,3	52,2	52,5	87,6	66,0	76,0	80,2	65,3
$VM_t = a_2LL_t + b_2PL_t$											
QR vs OLS (<i>unscaled</i>)	56,3	46,4	48,5	53,2	46,9	53,4	57,6	54,4	53,1	58,8	52,9
QR (<i>scaled</i>) vs OLS (<i>scaled</i>)	71,4	75,5	69,9	72,7	79,2	75,0	90,5	84,8	65,9	79,8	76,5

Nota. Fonte: dados da pesquisa. *M* é a média percentual de todos os anos.

A Tabela 7 reporta a segunda métrica aplicada de avaliação da qualidade dos ajustes dos modelos. Ela representa o quanto, em termos probabilísticos, um método de estimação, em comparação com outro, se aproxima mais dos valores reais observados. Essa métrica foi calculada pela diferença absoluta entre o valor previsto (estimado pelo modelo) e o valor real (observação real), e analisada por pares entre os modelos. Assim, para um método superar o outro, ou seja, possuir maior qualidade de ajuste, é preciso que o valor de acertos supere 50%, ou seja, dada uma distribuição binomial de probabilidade, em que o valor esperado de ocorrência de um evento seja de 50% (empate), um método se aproximará mais dos valores reais se superar a esperança matemática.

Dadas essas prerrogativas para a avaliação da qualidade dos modelos, foi observado na Tabela 7 que, para o Teste A, a QR superou em 3 comparações [para Equação (4) ambas as estimações QR e, para a equação (5), a QR *scaled*] no que diz respeito à quantidade de anos. Entretanto, com base na média dos anos, a QR obteve resultados satisfatórios em todas as competições.

A média das probabilidades do modelo estimado por QR vencer o estimado por OLS, ambas *unscaled*, para a Equação 5, foi de 50,4%; já para a Equação 5 *scaled* o resultado médio foi de 65,4%. Portanto, para o Teste A, a regressão quantílica venceu 13 dos 20 casos quando a variável dependente foi o lucro líquido (Equação 4), e 12 dos 20 para a variável valor de mercado (Equação 5).

Os resultados foram ainda mais expressivos quando analisadas as competições entre os modelos para o Teste B, em que a quantílica venceu 19 de 20 casos para a Equação (6), cuja variável dependente é o lucro líquido em $t+1$, e as variáveis independentes são o lucro líquido em t e o valor contábil do patrimônio líquido. Para a Equação 7 do Teste B, a quantílica venceu em 17 dos 20 casos.

Semelhante a esses achados, Ohlson e Kim (2015) reportaram que no Teste B, em que seu modelo de comparação foi o TS contra o OLS, o primeiro venceu o OLS em 39 dos 40 casos com uma probabilidade de o TS vencer o OLS de 60% ao longo dos anos. Já para o Teste A, o TS obteve performance melhor em 32 dos 40 casos.

Comparam-se os resultados de Ohlson e Kim (2015) com os aqui reportados, mesmo os autores utilizando o TS como método comparativo para o OLS, porque eles também aplicaram a QR e expuseram ao fim do seu trabalho que o método *Least Absolute Deviaton* (LAD), ou seja, a QR na mediana, apresenta resultados semelhantes aos fornecidos pelo TS.

Diante dessas evidências, foi possível inferir que, de maneira inicial, a QR concede maior estabilidade intertemporal, pelo menos para o Teste A, pois apresentou um menor intervalo de valores dos coeficientes nas equações *unscaled*. Além disso, a QR auferiu maior respeito à relação teórica das somas dos coeficientes das variáveis ativos totais e passivos exigíveis, que resultaram em zero. De modo semelhante, quanto ao respeito às relações teóricas, Coad e Rao (2008), Montresor e Vezzani (2015), Chi *et al.* (2015) e Li *et al.* (2015) enfatizaram, também, que a QR se explicita mais adequadamente para alguns modelos contábeis e financeiros.

Quanto ao Teste B, os resultados não são tão conclusivos inicialmente, pois em um momento a estimação por OLS foi de maior qualidade (*e.g.*, estabilidade intertemporal dos coeficientes representados pela razão dos mesmos exibidos na Tabela 2, Painel 3; e os resultados fornecidos pelos erros absolutos medianos, que foram menores para a estimação via OLS). Por outro lado, quando avaliados alguns intervalos de valores entre os coeficientes, a QR obteve maior quantidade de resultados esperados.

Por fim, para avaliar com maior robustez o confronto entre os métodos de estimação para os Testes A e B, foi empregado o escore de precisão relativo cuja clareza propõe um julgamento mais pautado na segurança estatística. Dessa maneira, foi demonstrada a superioridade da QR em detrimento do método OLS para os testes realizados no escopo desta pesquisa. Os resultados observados nesta pesquisa estão em conformidade com outros estudos (*e.g.*, Chi, Huang, & Xie, 2015; Clout *et al.*, 2015; Clout & Willett, 2015; Ohlson & Kim, 2015), pois foi percebido que, ao utilizar a regressão quantílica, os resultados se apresentaram robustos, sem a necessidade de exclusão de *outliers*, tendo, dessa forma, maior propensão a descrever mais satisfatoriamente a heterogeneidade amostral, além de evitar perda do conteúdo informacional, já que empregou a amostra completa.

Considerações Finais

Esta pesquisa evidenciou que a estimação por meio da regressão quantílica (QR) se demonstrou mais eficiente e com menos possibilidades de apresentar erros de estimação do que o método dos mínimos quadrados ordinários (OLS), sob as condições experimentais deste trabalho, fornecendo, assim, resultados mais acurados para a QR em comparação com o método OLS para o Teste A e, mais expressivamente, para o Teste B. Resultado semelhante foi observado para Ohlson e Kim (2015). O resultado do Teste B é particularmente importante, pois procurou formalizar apropriadamente uma relação que explica o objetivo da informação contábil, ou seja, a relevância e utilidade da informação para tomada de decisão.

Esta pesquisa pode contribuir para o campo de pesquisa contábil e financeira, uma vez que forneceu evidências sobre a utilização de um método de estimação mais robusto e pouco usado na pesquisa contábil e financeira com dados brasileiros que, além de contar com os clássicos problemas dos dados financeiros, ainda sofre com mais heterogeneidade imposta pelo tamanho do mercado nacional.

A possibilidade de aplicação de outros métodos como a QR é bem-vinda ao campo da pesquisa, pois este método se utiliza de dados com a presença de heterocedasticidade, *outliers*, não normalidade dos resíduos etc., que precisam ser corrigidos quando se utiliza o OLS. Todavia, quando utilizadas regressões robustas como a QR e a TS, não há necessidade de tratamento dos dados, fazendo com que os dados sejam mais fidedignos para que se possa inferir sobre a população sem a perda de informações relevantes.

As lacunas desta pesquisa residem no curto lapso temporal utilizado de apenas dez anos (2004-2014), além da não utilização de outros métodos de estimação não paramétricos e robustos, como o TS, e da não utilização de dados em painel, sendo testadas regressões com dados em corte transversal.

No mais, é possível a aplicação dos métodos exemplificados em outros modelos muito comuns na pesquisa em Contabilidade e Finanças, a exemplo de modelos de mensuração do conservadorismo, estimação de *accruals* discricionários e persistência dos lucros, explorando-se, inclusive, outros quantis mais extremos, enriquecendo ainda mais a análise empírica dos trabalhos.

Por exemplo, em modelos que analisam o comportamento discricionário dos gestores, pode-se avaliar, por meio de uma QR, os efeitos de incentivos para o gerenciamento de resultados de empresas que gerenciam pouco (quantis mais à esquerda) e que gerenciam muito (quantis mais à direita) seus lucros, caso sejam utilizados os *accruals* discricionários absolutos como *proxy* para capturar tal

comportamento. Em outro exemplo, caso queira se analisar o efeito dos incentivos em um tipo específico de gerenciamento de resultados (*take a bath*, suavização de resultados, etc.), o tamanho e o sinal dos *accruals* discricionários se tornam importantes para capturar a relação esperada entre os incentivos e o gerenciamento dos resultados.

Ressalta-se que pesquisas nesse sentido não são possíveis de se fazer com a utilização do OLS, sem segregar a amostra, incorrendo em um problema de viés de seleção amostral, sendo esta mais uma vantagem da QR em relação ao OLS. Ou seja, a QR trabalha com **subamostras**, porém usando a amostragem completa para a estimação.

Também é possível destacar que os resultados desta pesquisa se restringem à amostra de 300 empresas (a limitação da amostra pode incorrer em desvios que influenciem os resultados), não incorrendo em resposta decisiva para o problema da temática em questão.

Referências

- Almeida, J. E. F., & Dalmácio, F. Z. (2015). The effects of corporate governance and product market competition on analysts' forecasts: evidence from the Brazilian capital market. *The International Journal of Accounting*, 50(3), 316-339. <http://dx.doi.org/10.1016/j.intacc.2015.07.007>
- Ball, R., & Brown, P. (1968). An empirical evaluation of accounting income numbers. *Journal of Accounting Research*, 6, 159-177. Retrieved from http://econ.au.dk/fileadmin/Economics_Business/Education/Summer_University_2012/6308_Advanced_Financial_Accounting/Advanced_Financial_Accounting/0/Ball_Brown_JAR_1968.pdf
- Barth, M. E., Beaver, W. H., & Landsman, W. R. (2001). The relevance of the value relevance literature for financial accounting standard setting: another view. *Journal of Accounting and Economics*, 31(1/3), 77-104. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165410101000192>. [http://dx.doi.org/10.1016/S0165-4101\(01\)00019-2](http://dx.doi.org/10.1016/S0165-4101(01)00019-2)
- Beaver, W. (1968). The information content of annual earnings announcements. *Journal of Accounting Research*, 6, 67-92. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2490070>. <http://dx.doi.org/10.2307/2490070>
- Brito, L. A. L., & Vasconcelos, F. C. (2004). A heterogeneidade do desempenho, suas causas e o conceito de vantagem competitiva: proposta de uma métrica [Edição Especial]. *Revista de Administração Contemporânea*, 8, 107-129. Recuperado de <http://www.scielo.br/pdf/rac/v8nspe/v8nespa07.pdf>. <http://dx.doi.org/10.1590/S1415-6552004000500007>
- Brown, S., Lo, K., & Lys, T. (1999). Use of R2 in accounting research: measuring changes in value relevance over the last four decades. *Journal of Accounting and Economics*, 28(2), 83-115. Retrieved from <http://sciencedirect.com/science/article/pii/S0165410199000233>. [http://dx.doi.org/10.1016/S0165-4101\(99\)00023-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0165-4101(99)00023-3)
- Caixe, D. F., & Krauter, E. (2013). A influência da estrutura de propriedade e controle sobre o valor de mercado corporativo no Brasil. *Revista Contabilidade & Finanças*, 24(62), 142-153. Recuperado de <http://www.revistas.usp.br/rcf/article/view/78826>. <http://dx.doi.org/10.1590/S1519-70772013000200005>
- Chi, W., Huang, H., & Xie, H. (2015). A quantile regression analysis on corporate governance and the cost of bank loans: a research note. *Review of Accounting and Finance*, 14(1), 2-19. Retrieved

- from www.emeraldinsight.com/doi/abs/10.1108/RAF-12-2012-0126.
<http://dx.doi.org/10.1108/RAF-12-2012-0126>
- Clout, V. J., Falta, M., & Willett, R. J. (2015). Fundamental relations between market and accounting values [Working Paper nº 2015ACCT01]. *UNSW Business School Research Paper*. Retrieved from ssrn.com/abstract=2564412
- Clout, V. J., & Willett, R. (2015). Analysing the market–book value relation in large Australian and US firms: implications for fundamental analysis and the market–book ratio. *Accounting & Finance*. Retrieved from <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/acfi.12117/abstract>.
<http://dx.doi.org/10.1111/acfi.12117>
- Coad, A., & Rao, R. (2008). Innovation and firm growth in high-tech sectors: a quantile regression approach. *Research Policy*, 37(4), 633-648. Retrieved from www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048733308000152.
<http://dx.doi.org/10.1016/j.respol.2008.01.003>
- Collins, D., & Kothari, S. P. (1989). An analysis of intertemporal and cross-sectional determinants of earnings response coefficients. *Journal of Accounting and Economics*, 11(2/3), 143-181. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0165410189900049>.
[http://dx.doi.org/10.1016/0165-4101\(89\)90004-9](http://dx.doi.org/10.1016/0165-4101(89)90004-9)
- Collins, D., Maydew, E. L., & Weiss, L. (1997). Changes in the value relevance of earnings and book value over the past forty years. *Journal of Accounting and Economics*, 24(1), 39-67. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165410197000153>.
[http://dx.doi.org/10.1016/S0165-4101\(97\)00015-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0165-4101(97)00015-3)
- Collins, D., Pincus, M., & Xie, H. (1999). Equity valuation and negative earnings: the role of book value equity. *The Accounting Review*, 74(1), 29-61. Retrieved from <http://aaajournals.org/doi/pdf/10.2308/accr.1999.74.1.29>.
<http://dx.doi.org/10.2308/accr.1999.74.1.29>
- Cooke, T., Omura, T., & Willett, R. (2009). Consistency, value relevance and sufficiency of book for market values in five Japanese conglomerates over the period 1950-2004. *Abacus*, 45(1), 88-123. Retrieved from <http://onlinelibrary.wiley.com/wol1/doi/10.1111/j.1467-6281.2009.00279.x/full>.
<http://dx.doi.org/10.1111/j.1467-6281.2009.00279.x>
- Costa, F. M., Reis, D. J. S., & Teixeira, A. M. C. (2012). Implicações de crises econômicas na relevância da informação contábil das empresas brasileiras. *Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade*, 6(2), 141-153. Recuperado de www.spell.org.br/documentos/download/17883.
<http://dx.doi.org/10.17524/repec.v6i2.632>
- Fama, E. (1970). Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2325486>.
<http://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.1970.tb00518.x>
- Feltham, G. A., & Ohlson, J. A. (1995). Valuation and clean surplus accounting for operating and financial activities. *Contemporary Accounting Research*, 11(2), 689-731. Retrieved from <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1911-3846.1995.tb00462.x/pdf>.
<http://dx.doi.org/10.1111/j.1911-3846.1995.tb00462.x>
- Foster, G. (1977). Quarterly accounting data: time-series properties and predictive-ability results. *The Accounting Review*, 52(1), 1-21. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/246028>
- Francis, J., & Schipper, K. (1999). Have financial statements lost their relevance? *Journal of Accounting Research*, 37(2), 319-352. Retrieved from <https://www.jstor.org/stable/2491412>.
<http://dx.doi.org/10.2307/2491412>

- Girão, L. F. A. P., Martins, V. G., & Paulo, E. (2015, julho). O estilo da auditoria afeta a qualidade da informação contábil no Brasil?. *Anais do Congresso USP de Controladoria e Contabilidade*, São Paulo, SP, Brasil, 15. Recuperado de <http://www.congressosp.fipecafi.org/web/artigos152015/313.pdf>
- Girão, L. F. A. P., & Paulo, E. (2016a, julho). A competição por informações é capaz de reduzir o custo do capital próprio das empresas brasileiras? *Anais do Congresso USP de Controladoria e Contabilidade*, São Paulo, SP, Brasil, 16. Recuperado de congressosp.fipecafi.org/arquivos/TrabalhosAprovados-2016-pdfs/36.pdf
- Girão, L. F. A. P., & Paulo, E. (2016b, junho). Quando a competição por informações de empresas não maduras reduz seu custo do capital? *Anais do Congresso ANPCONT*, Ribeirão Preto, SP, Brasil, 10. Recuperado de congressos.anpcont.org.br/x/anais/files/2016-05/mfc28.pdf
- Holthausen, R. W., & Watts, R. L. (2001). The relevance of value relevance literature for financial accounting standard setting. *Journal of Accounting and Economics*, 31(1/3), 3-75. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165410101000295>. [http://dx.doi.org/10.1016/S0165-4101\(01\)00029-5](http://dx.doi.org/10.1016/S0165-4101(01)00029-5)
- Koenker, R., & Bassett, G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica*, 46(1), 33-50. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/1913643>. <http://dx.doi.org/10.2307/1913643>
- Koenker, R. (2005). *Quantile regression*. New York: Cambridge University Press.
- Leone, A. J., Minutti-meza, M., & Wasley, C. E. (2014). Influential observations and inference in accounting research [Working Paper n° FR 14-06]. *Simon Business School*, Rochester, NY. Retrieved from http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2407967
- Li, M. Y. L., Yang, T. H., & Yu, S. E. (2015). CEO stock-based incentive compensation and firm performance: a quantile regression approach. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 26(1), 39-71. Retrieved from <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jifm.12022/abstract>. <http://dx.doi.org/10.1111/jifm.12022>
- Madeira, F. L., & Costa, J. V., Jr. (2015). Value relevance dos outros resultados abrangentes nas companhias abertas brasileira. *Advances in Scientific and Applied Accounting*, 8(2), 204-217. Recuperado de <http://asaa.anpcont.org.br/index.php/asaa/article/view/178/139>. <http://dx.doi.org/10.14392/ASAA.2015080204>
- Marques, T. de A., Guimarães, T. M., & Peixoto, F. M. (2015). A concentração acionária no Brasil: análise dos impactos no desempenho, valor e risco das empresas. *Revista de Administração Mackenzie*, 16(4), 100-133. Recuperado de <http://editorarevistas.mackenzie.br/index.php/RAM/article/view/6536/5433>. <http://dx.doi.org/10.1590/1678-69712015/administracao.v16n4p100-133>
- Montresor, S., & Vezzani, A. (2015). The production function of top R&D investors: accounting for size and sector heterogeneity with quantile estimations. *Research Policy*, 44(2), 381-393. Retrieved from www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048733314001462. <http://dx.doi.org/10.1016/j.respol.2014.08.005>
- Müller, F. M., Righi, M. B., & Ceretta, P. S. (2015). Análise da eficiência de mercado do ibovespa: uma abordagem com o modelo autorregressivo quantílico. *BASE - Revista de Administração e Contabilidade da Unisinos*, 12(2), 122-134. Recuperado de revistas.unisinos.br/index.php/base/article/viewFile/base.2015.122.04/4685. <http://dx.doi.org/10.4013/base.2015.122.04>

- Novaes, P. V. G. (2015). *Essays on life cycle, voluntary disclosure and the cost of capital of Brazilian companies* (Dissertação de mestrado). Universidade Federal do Espírito Santo, Goiabeiras, ES, Brasil. Recuperado de <http://repositorio.ufes.br/handle/10/1681>
- Ohlson, J. A. (1995). Earnings, book values, and dividends in equity valuation. *Contemporary Accounting Research*, 11(2), 661-687. Retrieved from <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1911-3846.1995.tb00461.x/pdf>. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1911-3846.1995.tb00461.x>
- Ohlson, J. A., & Kim, S. (2015). Linear valuation without OLS: the theil-sen estimation approach. *Review Accounting Studies*, 20(1), 395-435. Retrieved from <http://link.springer.com/article/10.1007%2Fs11142-014-9300-0>. <http://dx.doi.org/10.1007/s11142-014-9300-0>
- Santos, B. R. (2012). *Modelos de regressão quantílica* (Dissertação de mestrado). Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil.
- Verbeek, M. (2012). *A guide to modern econometrics* (4th ed.). Chichester: Wiley.
- Watts, R. L., & Zimmerman, J. L. (1986). *Positive accounting theory*. New Jersey: Prentice Hall.
- Wu, Y., & Liu, Y. (2009). Variable selection in quantile regression. *Statistica Sinica*, 801-817. Retrieved from www3.stat.sinica.edu.tw/sstest/oldpdf/A19n222.pdf

Dados dos Autores

Filipe Coelho de Lima Duarte

Cidade Universitária, s/n - Castelo Branco, 58051-900, João Pessoa, PB, Brasil. E-mail: filipe_pb_duarte@hotmail.com

Luiz Felipe de Araújo Pontes Girão

Cidade Universitária, s/n - Castelo Branco, 58051-900, João Pessoa, PB, Brasil. E-mail: luizfelipe@ccsa.ufpb.br

Edilson Paulo

Cidade Universitária, s/n - Castelo Branco, 58051-900, João Pessoa, PB, Brasil. E-mail: e.paulo@uol.com.br