Análise da importância de aspectos financeiros, temporal e de vieses comportamentais na previsão de lucro por analistas financeiros

Resumo
Considerando que o analista financeiro tem papel de previsor do valor da empresa, em conjunto com modelos estatísticos, espera-se que haja interferência do caráter comportamental do analista nesse processo. Nesse contexto ainda em recente exploração pela literatura, o objetivo do estudo foi analisar a importância de aspectos financeiros, comportamentais e temporal na acurácia da previsão de lucro por analistas. Para isso, foram consideradas as empresas brasileiras de capital aberto, no ano de 2019, utilizando métodos de aprendizagem estatística de regressão, como Regressão Linear Múltipla e *Random Forest*, além de métodos de aprendizagem estatística de classificação, como k-DB e *Random Forest*. Os resultados indicaram que os aspectos mais importantes na acurácia dos analistas são: volatilidade, endividamento, lucratividade e otimismo. Ainda importantes, mas em menor escala, estariam a ancoragem, idade da empresa, uso de valor justo, ADRs, desempenho e prejuízo. Desse modo, a pesquisa permite sinalizar as principais variáveis de controle para uso em estudos sobre acurácia do analista, indica aos investidores o efeito que o comportamento otimista tem na acurácia, o que pode ser levado em consideração em suas decisões, e os aspectos que merecem atenção nos modelos de previsão dos analistas, de modo a tornar as previsões de resultado mais próximas da realidade.

Palavras-chave: Previsão do analista, Vieses Comportamentais cognitivos, Tempo.

Abstract
Considering that the financial analyst has a role in predicting the company's value, together with statistical models, it is expected that there will be interference from the analyst's behavioral character in this process. In this context, still in recent exploration by the literature, the objective of the study was to analyze the importance of financial, behavioral and temporal aspects in the accuracy of profit forecasting by analysts. For this, publicly traded Brazilian companies were considered, in 2019, using statistical regression learning methods, such as Multiple Linear Regression and Random Forest, in addition to statistical classification learning methods, such as k-DB and Random Forest. The results indicated that the most important aspects in the accuracy of analysts are: volatility, indebtedness, profitability and optimism. Still important, but on a smaller scale, would be the anchorage, age of the company, use of fair value, ADRs, performance and loss. In this way, the research allows signaling the main control variables for use in studies on the analyst's accuracy, indicating to investors the effect that optimistic behavior has on accuracy, which can be taken into account in their decisions, and the aspects they deserve attention to the forecasting models of the analysts, in order to bring the result forecasts closer to reality.

1. INTRODUÇÃO

O desenvolvimento econômico de um país pode ser influenciado pelo mercado de capitais. Segundo a ANBIMA (2018) – Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais, o mercado de capitais é uma alternativa relevante em cenários de redução orçamentária do setor público, que observa queda da participação do BNDES de 26,7% desde 2013, contra uma ascensão de financiamento via mercado de capitais a partir de

2016. Entretanto, o funcionamento do mercado de capitais ocorre entre participantes com interesses distintos, além de acesso não simétrico às informações.

As empresas, captadoras de recursos, conhecem mais sobre sua realidade econômica e financeira e tem condições de influenciar a informação que é disponibilizada aos investidores. Esse cenário já era previsto pela Teoria de Agência (Jensen & Meckling, 1976). Sob esse contexto de incertezas, interesses conflitantes e assimetria de informação, os analistas financeiros, com a capacidade de ponderador de informação (Bildstein-Hagberg, 2003), interprete de índices de mercado (Diakomihalis, 2011) e avaliador das informações divulgadas (Bildstein-Hagberg, 2003), podem auxiliar na otimização das decisões dos investidores, reduzindo a assimetria de informações, por meio da previsão de resultados.

Assim, com o intuito de explicar os preços das ações através de modelos estatísticos, houve o desenvolvimento de importantes teorias propostas por Sharpe (1964) e Fama (1970), que consideram que os tomadores de decisão são racionais e incorporam, no valor das ações, as informações disponíveis. No entanto, a reflexão sobre a racionalidade do indivíduo nesse contexto passou a ser considerada por Simon (1955) e Kahneman & Tversky (1979), contrapondo o fato de haver diferenças entre a realidade e os modelos de avaliação que levam à discrepâncias, principalmente em função de aspectos comportamentais do indivíduo.

Nesse contexto, pesquisas identificaram fatores que impactam a acurácia da previsão do analista, sendo poucas observando a importância de aspectos financeiros e comportamentais em conjunto. Os artigos que analisam características financeiras, observam: a) padrões e qualidade da informação contábil (Lobo; Song & Stanford, 2012; Bradshaw, Drake, Myers & Myers, 2018); b) a experiência e habilidade do analista (Kim, Lobo & Song, 2011); c) qualidade da auditoria das demonstrações contábeis (Abernathy, Heremann, Kang & Krishnan, 2013); d) mensuração a valor justo (Ayres, Huang & Myring, 2017), etc. Os estudo que focam em vieses comportamentais observam: a) viés de seleção (Baik, 2006), b) excesso de confiança (Broihanne, Merli & Roger, 2014); c) otimismo (Ciccone, 2003), d) efeito manada (Trueman, 2015).

De tal forma, em função da importância do mercado de capitais para o desenvolvimento econômico do país, do relevante papel do analista como redutor da assimetria de informação e da necessidade de pesquisas empíricas que analisem o efeito de aspectos comportamentais cognitivos e temporal, juntamente com variáveis financeiras, sob a acurácia da previsão de lucro por analistas, o objetivo dessa pesquisa foi analisar, para a acurácia dos analistas financeiros brasileiros, a importância de aspectos financeiros, temporal e vieses comportamentais cognitivos, como: otimismo, ancoragem, excesso de confiança, representatividade, realismo e comunalidade, além do fator tempo. Assim, espera-se contribuir com a pesquisa científica na área, não apenas pela análise conjunta de fatores financeiros e comportamentais, mas também ao propor metodologias ainda não aplicadas nas pesquisas prévias. E, de modo prático, sinalizar aos investidores e analistas financeiros a necessidade de consideração de fatores comportamentais e temporais em seus modelos de avaliação de empresa, usados em processos de tomada de decisão de investimento.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Relacionado ao mercado de capitais, os analistas financeiros tem condições de auxiliar nas decisões de investimentos, atuando na redução da assimetria de informações entre investidores e empresas (Amiram, Landsman, Ownes, & Stubben, 2016). Como os investidores tendem a observar as recomendações dos analistas, então, as previsões de resultados acabam afetando o ambiente informacional e influenciando os valores dos ativos (Kothari, 2001). Nesse contexto, as pesquisas foram desenvolvidas considerando a teoria econômica clássica, que considera explicar os preços dos ativos financeiros com base em modelos estatísticos (Sharpe, 1964; Fama, 1970), mais especificamente considerando que a

informação disponibilizada no mercado é eficientemente incorporada no valor dos ativos e que os investidores são racionais em suas escolhas e no uso dessas informações.
Com o tempo, o a racionalidade limitada e os vieses comportamentais ganharam destaques em teorias (Simon, 1955; Kahneman & Tversky, 1979) que tratam o fator humano nas escolhas em situações de riscos. Juntamente com o conhecimento de bolhas no mercado imobiliário e ações, as pesquisas tentaram explicar esses movimentos, considerando as teorias comportamentais por perceberem que as decisões podem variar com o comportamento (Steiner, Silva, Gramms, Marcelino & Prado, 1998). Então, a forma como os indivíduos agem e interpretam as informações para decisões de investimento passa a ser considerada nas pesquisas (Thaler, 1999). Sendo assim, entende-se a importância dos analistas financeiros no funcionamento do mercado de capitais, e que não apenas fatores financeiros e econômicos podem estar envolvidos em sua decisão de previsão de lucro, mas vieses comportamentais e temporal, também devem ser observados. Nesse sentido, alguns vieses comportamentais são considerados na literatura, como: otimismo, ancoragem, excesso de confiança, representatividade, realismo e comunalidade, e o fator tempo em função da incerteza.

Com relação ao otimismo, a literatura (Francis, 1997) coloca que esse viés pode ser motivado pela intenção de enganar, de não emitir relatório com previsões negativas e pelo fato de haver falha no processamento das informações disponíveis. E ainda, o viés otimista em analistas pode estar relacionado com conflitos de interesse dado pela remuneração que recebem ao emitirem previsões otimistas para uma empresa (Kothari, 2001; Martinez, 2004; Galanti & Vaubourg, 2017). Desse modo, esse viés pode estar refletido na acurácia da previsão dos analistas. O viés de ancoragem ocorre quando o indivíduo faz uma estimava utilizando um valor inicial, ajustado para refletir novas informações (Tversky & Kahneman, 1974). Sob esse aspecto, Campbell e Sharpe (2009) consideram que informações podem ser sub ponderadas na determinação de previsões, portanto, havendo falhas (Kratz, 2016).

O comportamento baseado no viés de excesso de confiança, embora possa reforçar a característica de otimismo (Gervais & Odean, 2001), pode também estar relacionado com um cenário pessimista. Contudo Baumeister, Tice e Hutton (1989) afirmam que a pessoa com excesso de confiança exagera em suas habilidades e na probabilidade de resultados favoráveis. Então, o excesso de confiança pode prejudicar as decisões financeiras, consequentemente a previsão dos analistas (Du & Budescu, 2018).

O viés de representatividade ocorre quando se considera que a ocorrência de um evento se assemelha ou é representativo de outro (Tversky & Kahneman, 1974). Tal viés foi identificado como influenciador dos analistas financeiros ao fazer recomendações de ações, de modo a explicar comportamento irracional nesse sentido (Mokoteli, Taffler & Ryan, 2006).

Além do vieses já comentados, a literatura ainda considera o comportamento realista do indivíduo (McDonald et al., 2015), que, no geral, aponta para a consideração da experiência do indivíduo juntamente com a leitura e a apreciação dos eventos que ocorrem no ambiente. Mais especificamente, no campo dos estudos em finanças, esse comportamento estaria relacionado como a forma que o analista observa, interpreta e elabora as variáveis acerca de uma determinada empresa para determinação da previsão de lucro, de modo que o aspecto realista pode ajudar nessa determinação (Piotr & Sina, 2015).

Outro viés observado em estudos anteriores (Short & Palmer, 2008) trata a característica da comunalidade, ou seja, o pensamento que considera o aspecto comunitário, como a experiência compartilhada de um grupo. Nesse sentido, o analista financeiro tende a considerar, em suas previsões, as opiniões, observações e pensamentos de um grupo de analistas, de modo que isso possa se refletir na acurácia de suas previsões. Além dos vieses comportamentais cognitivos, tem-se ainda a questão do tempo, sob a prerrogativa de incertezas. Nesse sentido, Laverty (1996) coloca que a previsão de lucro mais próxima do anúncio dos resultados reduz o ambiente de incerteza no analista, consequentemente, reduz a

probabilidade ou tamanho do erro de previsão. Outro aspecto considerado pela literatura como influente na acurácia do analista é o tamanho da empresa, pois as empresas maiores podem apresentar experiência e tecnologias que capacitem melhor coleta, previsão e divulgação de informações confiáveis ao mercado (García-Meca & Sanchez-Ballesta, 2006; Saito, Villalobos & Benetti, 2008; Ayres et al., 2017), o que teria efeito na previsão do analista.

Adicionalmente, tem-se o caso do uso de práticas contábeis subjetivas, como o valor justo. De acordo com a literatura, as empresas que mensuram ativos e passivos dessa forma tem condições de divulgar seus aspectos econômicos e financeiros mais próximos da realidade, de modo que informação se torna mais útil aos usuários externos (Bahadır, Demir, & Öncel, 2016), entre eles, os analistas financeiros, que podem aproveitar da qualidade de maior comparabilidade, compreensibilidade e relevância (Ayres et al., 2017) dessa informação e ter reflexos positivos na determinação de sua previsão de resultados.

Alguns estudo consideram ainda o fato de a empresa apresentar prejuízo como cenário que impacta na acurácia dos analistas (Coën, Desfleurs & L'Her, 2009, 2009; Rahman, Zhang & Dong, 2019), pois cenários de perdas podem estar relacionados com incertezas (Ayres et al., 2017). Outro aspecto que pode vigorar em incerteza aos analistas, é o feito surpresa do lucro, mais propriamente relacionando com a diferença de resultados entre o período da previsão e o anterior. No mesmo sentido que a relação de incerteza em casos de prejuízo pode ter com acurácia (Abernathy et al., 2013) e, mesmo que as pesquisas prévias não tenham relacionado a surpresa diretamente com acurácia do analista, é possível que haja relação entre elas. Assim, é possível esperar que as empresas com alta volatilidade também aumente a incerteza do analista (Behn, Choi & Kang, 2008; Ayres et al., 2017), dificultando sua previsão de resultados mais acurada (Saito et al., 2008).

Complementarmente, García-Meca, Parra, Larrán e Martinez (2005) colocam que um aumento de divulgação fornece mais suporte para que os analistas façam suas previsões, de modo que, em casos de maior lucratividade, a empresa tende estar motivada à aumentar a divulgação, fornecendo mais subsidio para a determinação do lucro estimado pelo analista.

Como incentivo à divulgação, também é possível esperar que as empresas que apresentam melhores desempenho utilizem dessa condição para divulgar mais informações e atrair o mercado. Nesse sentido, o efeito seria de um cenário que estabelece melhores condições aos analistas para determinar sua previsão de resultados.

Atrelado ao volume de divulgação, pode-se ainda considerar a idade da empresa e o fato de negociar ações em mercado de capital internacional. Teoricamente, as empresas com mais anos de existência apresentam relativamente um histórico de divulgação maior e mais acompanhamentos pelos analistas, sendo que, conhecendo mais a empresa a acurácia da previsão pode ser mais assertiva (Bradshaw et al., 2012). Nesse sentido, as empresas que negociam ações em mercados norte-americanos, como as ADRs (*American Depositary Receipt*) devem seguir certas regras de divulgação de informação que as tornam mais transparentes (Leuz, 2003), o que pode implicar na previsão de resultados pelos analistas.

Outro cenário ocorre quando a empresa está em crescimento. Entende-se que as empresas nesta condição apresentam um volume de maior de informações a serem consideradas pelos analistas, aumentando seu esforço, necessidade de tempo e dedicação (Barth, Beaver & Landsman, 2001), o que pode acarretar em dificuldades nas previsões de lucro. No mesmo sentido de esforço por parte dos analistas, pode-se considerar que as empresas com maior endividamento também apresentam um conjunto de fatores e aspectos a mais que devem ser considerados pelos analistas ao determinar um lucro por ação estimado, como as cláusulas contratuais, as taxas de juros, aspectos econômicos, etc., de modo a impactar na previsão do analista (Saito et al., 2008).

Empresas pertencentes a setores auto regulamentados são acompanhadas por órgãos reguladores adicionais à Comissão de Valores Mobiliários (CVM), que pode implicar

qualidade da informação divulgada (Malaquias & Lemes, 2013). Tendo um efeito na nesta qualidade, pode-se esperar que haja um impacto na previsão de resultado no analista.

Existem ainda outros fatores relacionados aos analistas que podem ter relevância na determinação da acurácia de suas previsões. Por exemplo, Jacob, Lys e Neale (1999) colocam que os analistas de *bookers* maiores têm acesso a mais recursos e modelos de previsão mais sofisticados, o que contribui para a qualidade de suas previsões. Bolliger (2004) considera que a especialização do analista pode reduzir a complexidade de suas análises dado o ganho de similaridade. Parece fazer sentido considerar ainda que quanto maior a experiência do analista em determinada empresa, maior seu conhecimento sobre a mesma e maior a chance de acurácia em suas previsões, e que, as empresas que são seguidas por um número maior de analistas possuem condições diferenciadas que servem como balizadoras entre os próprios analistas na previsão do lucro por ação. E ainda, Martinez (2004) considera que o tempo que o analista atua nessa função determina maior experiência, que por sua vez, pode ser benéfico em termos de acurácia da previsão de lucro, mas que, segundo García-Meca e Sánchez-Ballesta (2006), quanto maior o número de empresas seguidas pelo analista, mais completo é seu portfólio, o que pode implicar negativamente na acurácia de sua previsão.

3 METODOLOGIA

3.1. Delimitação e Métodos do estudo

O estudo foi realizado em empresas brasileiras de capital aberto, no ano de 2019. As informações financeiras foram coletadas das bases de dados S&P Capital e Thomson Reuters®, e os relatórios dos analistas foram obtidos via dos sistema Thomson One®, os quais foram utilizados para coleta do lucro por ação estimada, da data da estimativa, do nome do *broker* e do analista, bem como usado no *software* Diction® para leitura do conteúdo e construção das variáveis comportamentais. Em função da coleta manual das informações, a pesquisa se restringiu a um ano, e desconsiderou as empresas financeiras, em função das particularidades contábeis. Inicialmente partiu-se de 338 empresas brasileiras, chegando a uma amostra final de 94 empresas, conforme Tabela 1. Como os relatórios por analistas e por empresas foi coletado trimestralmente, o banco de dados finalizou com 1.026 observações.

Tabela 1: Definição da amostra final

Procedimentos para selecionar a amostra final	**Brasil**
Amostra inicial	338
(-) Financeiras	34
(-) Sem LPA estimado	181
(-) Falta de dados contábeis	29
(=) Número final de empresas	**94**

3.2. Definição das Variáveis e Modelo Econométrico

Como método, a pesquisa optou por analisar a relação das variáveis com acurácia na forma como ela foi gerada, ou seja, uma variável do tipo razão, contínua. A acurácia da previsão do analista foi calculada com base em pesquisas anteriores (Coën et al., 2009; Abernathy et al., 2013), conforme Equação 1:

$$Err\,\mathrm{Pr}\,ev = 1 - \left| \left(\frac{LPA_{real} - LPA_{prev}}{LPA_{real}} \right) \right| \quad (1)$$

Em que:

LPAreal= corresponde ao lucro por ação realizado; LPAprev= corresponde ao lucro por ação previsto, com base no consenso dos analistas (média).

Nesse momento foram considerados dois modelos de regressão: a) modelo com pressuposto de linearidade entre as relações, por meio de Mínimos Quadrados Ordinários -

MQO; b) modelo não paramétrico via *Random Forest* (RF). Em um segundo momento a variável acurácia foi categorizada para permitir análise sob o ponto de vista de modelos de classificação, aplicados de duas formas: modelo bayesiano e (RF). Em termos de categorização, a acurácia foi separada em: a) péssima, para valores negativos; b) mediana, no caso de valores entre 0 e 0,6; c) boa, para valores acima de 0,6 até 0,85 e; d) alta, no caso de valores acima de 0,85. Ou seja, a acurácia categórica (ACc) foi definida como:

ACc = péssima $AC < 0{,}0$; mediana $0{,}0 \leq AC \leq 6{,}0$;
boa $6{,}0 < AC \leq 8{,}5$; alta $AC > 8{,}5$ (2)

Essa separação considerou os percentis da distribuição dos valores da acurácia e um número de categorias não elevado, uma vez que a definição de muitas categorias poderiam ocasionar tabelas de probabilidades com zeros em algumas subcategorias. Como o método prevê análise de categorização, tabulações cruzadas sem dados de variáveis, poderiam prejudicar essas análises. As variáveis utilizadas para modelar a acurácia da previsão do analista são agrupadas e, aspectos comportamentais cognitivos, temporais e financeiros descritos a seguir:

Comp = Variáveis representativas de vieses comportamentais cognitivos e temporais, sendo as aqui utilizadas: a) Otim: variável *dummy* representativa do otimismo do analista, sendo 1 quando a previsão do analista extrapola o consenso médio dos demais analistas, 0 (zero) o contrário; b) Anco: variável *dummy* representativa do efeito ancoragem, sendo 1 (um) se a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora, 0 (zero) o contrário. Para esse estudo, utilizou-se como âncora o lucro por ação real em t-1; c) ExcConf: variável representativa do excesso de confiança do analista, obtida por meio do *software* Diction®; d) Repres: variável relacionada ao aspecto de representatividade do analista, calculada pela análise de discurso do relatório dos analistas, via Diction®; e) Real: variável relacionada ao aspecto de realismo no discurso do relatório dos analistas, obtida via Diction®; f) Comun: variável representativa de um discurso voltado para centralidade e cooperação, obtida via Diction®; g) Temp: representa a distância entre a data em que a previsão foi realizada e a data da divulgação do lucro, considerando aqui o final de 2019;

Tam = variável representativa do tamanho da empresa, calculada pelo logaritmo do valor de Ativos Totais. É esperada uma relação positiva com a acurácia; VJ = *dummy*, indicando 1 (um) caso a empresa possua ativos ou passivos a valor justo, 0 (zero) caso contrário; Prej = *dummy*, sendo 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo, 0 (zero) o contrário; Luc = lucratividade da empresa, calculada pela razão entre o Ebitda e o Ativo Total; Supr = surpresa da empresa, estimada por meio da razão entre a variação do lucro entre dois períodos e o lucro em t-1 ; Cresc = crescimento da empresa, medido pela variação da receita de vendas; Volat = volatilidade dos resultados da empresa, estimada pelo logaritmo da razão entre o desvio padrão do lucro de cinco trimestres anteriores e o modulo da média de lucros; Endiv = endividamento das empresas, calculado pela razão entre o total de passivos e o total de ativos; Roa= variável representativa do desempenho da empresa, estimada pela razão do lucro líquido e o ativo total; Id = idade da empresa, dado pela diferença entre o ano de abertura da empresa e o ano de 2019; ADR = *dummy*, sendo 1 (um) para empresas que emitem ADRs, 0 (zero) o contrário; Setor = *dummy*, sendo 1 (um) para empresas pertencentes a setor auto regulamentado, 0 (zero) o contrário; TamBrok = variável representativa do tamanho do *broker*, calculado de acordo com o número de empresas seguidas pelo *broker*; Popul = variável representativa da popularidade da empresa, calculada pelo número de analistas que seguem a empresa; EspecAna = variável que representa a especialização do analista, encontrada pelo número de setores seguidos pelo analista; ExperAna = representa a experiência do analista em determinada empresa, calculada pelo volume de previsão do analista em determinada empresa; Exper = representa a experiência do analista nessa função,

determinado pela quantidade de previsões no ano de 2019; Portf = variável que representa a complexidade do *portfólio* do analista, calculada pelo número de empresas por ele seguidas.

A partir destas variáveis foram desenvolvidos modelos de regressão, nos quais a acurácia definida na equação (1) é a variável independente, e modelos de classificação, nos quais a variável resposta foi formada a partir da categorização da acurácia. Os modelos de regressão estudados foram o de Regressão Linear Múltipla (RLM) com o método de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) e o método não-paramétrico de Regressão - *Random Forest Regression*. No caso de RLM o modelo econométrico MQO tem a forma geral descrita por:

$$\begin{aligned} AC_{i,t} = {} & \alpha_0 + \beta_1 Comp_{i,t} + \beta_2 Tam_{i,t-1} + \beta_3 Vj_{i,t-1} + \beta_4 Prej_{i,t-1} + \beta_5 Luc_{i,t-1} + \beta_6 Surp_{i,t} + \beta_7 Cresc_{i,t-1} + \\ & + \beta_8 Volat_{i,t-1} + \beta_9 Endiv_{i,t-1} + \beta_{10} Roa_{i,t-1} + \beta_{11} Id_{i,t} + \beta_{12} ADR_{i,t} + \beta_{13} Setor_{i,t} + \beta_{14} TamBrok_{i,t} + \\ & + \beta_{15} Popul_{i,t} + \beta_{16} EspecAna_{i,t} + \beta_{17} ExperAna_{i,t} + \beta_{18} Exper_{i,t} + \beta_{19} Portf_{i,t} + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (3)$$

Em que: AC = acurácia de previsão do analista, calculado conforme Equação 1; β_i são coeficientes a serem determinados pelo método de MQO. O modelo não-paramétrico RF não possui uma expressão analítica, mas fornece a importância das covariáveis preditoras na forma de *ranking*.

4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1 MODELOS DE REGRESSÃO

Nos modelos apresentados nesta seção, a acurácia da previsão do analista foi considerada na forma descrita na equação (1), sendo uma variável do tipo razão. Inicialmente foi aplicado o teste de regressão por MQO, considerando a relação linear entre as variáveis, cujos resultados encontram-se nas Tabelas 2 e 3. O MQO foi aplicado com pacote Caret (Kuhn, 2016), que permite realizar uma validação cruzada, em que o modelo é obtido e validado por meio de amostras de treino. A reamostragem no treino evita o *overfitting*, que levaria a valores altos para betas e a modelos com alta variância (predição boa na mostra de treino e fraca na amostra de teste). Para o ajuste do modelo foi definida uma amostra de treino com 70% das observações, reservando 30% dos dados para verificar a acurácia do modelo na amostra de teste.

Tabela 2: Regressão em MQO no pacote Caret

	Geral		**Otim**		**Anco**		**ExcConf**	
	Coef.	**t**	**Coef.**	**t**	**Coef.**	**t**	**Coef.**	**t**
Otim	-0,86	-2,304**	-1,08	-3,001***				
Anco	0,84	1,997**			1,17	2,919***		
ExcConf	-0,02	-0,924					-0,03	-1,16
Repres	-0,06	-0,572						
Real	-0,02	-0,274						
Comun	0,07	1,11						
Temp	0,00	-0,819						
Tam	-0,11	-0,18	0,26	0,43	-0,09	-0,14	0,22	0,36
VJ	1,69	2,355**	1,45	2,029**	1,58	2,204**	1,42	1,974**
Prej	-0,84	-1,02	-0,85	-1,044	-0,83	-1,02	-0,86	-1,05
Luc	34,92	3,096***	34,85	3,106***	38,13	3,414***	39,03	3,470***
Surp	0,00	-0,348	-0,01	-0,43	-0,01	-0,45	-0,01	-0,63
Cresc	-0,99	-0,952	-1,18	-1,133	-0,73	-0,70	-1,03	-0,99
Volat	0,13	1,60	0,13	1,667*	0,13	1,58	0,14	1,764**
Endiv	-5,77	-6,031***	-5,83	-6,140***	-5,68	-5,956***	-5,96	-6,245***
ROA	-28,53	-1,943*	-26,65	-1,833*	-29,47	-2,031**	-30,99	-2,118**

Id	-0,01	-1,798*	-0,01	-1,845*	-0,01	-1,72	-0,01	-1,65
ADR	0,62	1,39	0,81	1,849*	0,59	1,32	0,84	1,906*
Setor	0,59	1,06	0,47	0,85	0,77	1,39	0,61	1,10
TamBrok	0,29	0,658	0,23	0,53	0,24	0,55	0,18	0,42
Popul	-0,05	-0,43	-0,13	-1,22	-0,05	-0,42	-0,13	-1,25
EspecAna	0,13	0,807	0,15	0,93	0,16	1,02	0,16	1,02
ExperAna	-0,06	-0,334	-0,04	-0,26	-0,06	-0,34	-0,03	-0,20
Exper	0,07	1,33	0,07	1,44	0,07	1,37	0,07	1,42
Portf	-0,23	-1,45	-0,25	-1,60	-0,23	-1,50	-0,25	-1,59
Constante	3,51	0,647	1,82	0,98	1,28	0,69	2,60	1,23
R2- Treino	0,1527		0,1398		0,1467		0,1274	
R2- Teste	0,1755		0,1509		0,1679		0,1379	
Erro- Treino	3,8849		3,8850		3,8806		3,9053	
Erro- Teste	2,5818		2,6312		2,5987		2,6539	

Tabela 3: Regressão em MQO no pacote Caret

	Repres		**Real**		**Comun**		**Temp**	
	Coef.	**t**	**Coef.**	**t**	**Coef.**	**t**	**Coef.**	**t**
Repres	-0,12	-1,23						
Real			0,05	1,25				
Comun					0,06	1,680*		
Temp							-0,002	-1,30
Tam	0,18	0,31	0,11	0,19	0,08	0,13	0,21	0,34
VJ	1,39	1,936*	1,50	2,081**	1,52	2,108**	1,42	1,982**
Prej	-0,99	-1,21	-0,95	-1,16	-0,93	-1,14	-0,83	-1,01
Luc	37,55	3,342***	37,67	3,354***	37,79	3,369***	37,06	3,292**
Surp	-0,01	-0,58	-0,01	-0,55	-0,01	-0,57	-0,01	-0,49
Cresc	-0,96	-0,92	-1,04	-0,99	-1,04	-1,00	-0,97	-0,93
Volat	0,14	1,768*	0,14	1,740*	0,14	1,724*	0,13	1,679*
Endiv	-5,90	-6,188***	-6,04	-6,307***	-6,08	-6,352***	-5,86	-6,133***
ROA	-3,12	-2,132**	-3,01	-2,064**	-3,05	-2,090**	-2,74	-1,863*
Id	-0,01	-1,742*	-0,01	-1,843*	-0,01	-1,830*	-0,01	-1,728*
ADR	0,81	1,849*	0,79	1,802*	0,77	1,768*	0,79	1,814*
Setor	0,61	1,09	0,51	0,92	0,49	0,89	0,59	1,06
TamBrok	0,15	0,35	0,17	0,39	0,14	0,33	0,10	0,24
Popul	-0,13	-1,23	-0,12	-1,12	-0,11	-1,06	-0,13	-1,20
EspecAna	0,16	0,99	0,14	0,91	0,13	0,80	0,16	1,02
ExperAna	-0,04	-0,25	-0,03	-0,20	-0,04	-0,25	-0,05	-0,29
Exper	0,07	1,46	0,07	1,41	0,07	1,44	0,07	1,40
Portf	-0,25	-1,63	-0,24	-1,55	-0,24	-1,53	-0,24	-1,53
Constante	7,32	1,43	-0,26	-0,11	-0,97	-0,41	1,84	0,97
R2- Treino	0,1213		0,1348		0,1348		0,1336	
R2- Teste	0,1380		0,1444		0,1495		0,1546	
Erro- Treino	3,9189		3,8948		3,8940		3,8959	
Erro- Teste	2,6475		2,6381		2,6262		2,6146	

Com relação aos resultados em MQO, o poder explicativo é baixo (valores de R^2 em torno de 0,14), porém, percebe-se um alinhamento no poder explicativo dos modelos de treino e teste, evidenciando coerência entre os modelos gerados. A princípio, o objetivo da pesquisa era uma análise conjunta de fatores financeiros, comportamentais cognitivos e temporal com a acurácia da previsão de lucro dos analistas, o que pode ser observado nos resultados da coluna Geral, na Tabela 2. Nesse sentido, o teste em MQO evidencia que vieses comportamentais como otimismo, ancoragem tem relação com acurácia da previsão do analista. Quanto aos fatores financeiros, o uso de valor justo, a lucratividade, endividamento, desempenho, idade evidenciaram também esse impacto. No intuito de observar isoladamente o efeitos dos aspectos comportamentais cognitivos e temporal, optou-se por analisar esses aspectos em separado. Como resultado, confirmou-se que o otimismo e a ancoragem apresentam relação com a acurácia do analista. Com relação ao otimismo, a indicação da relação negativa com acurácia está de acordo com o esperado pela literatura (Kothari, 2001; Martinez, 2004; Galanti & Vaubourg, 2017), mas o resultado positivo obtido com ancoragem diverge do que era esperado (Campbell & Sharpe, 2009; Kratz, 2016). Adicionalmente, o aspecto de comunalidade sinalizou que também implica na acurácia, inclusive de modo positivo, como esperado pela literatura, com destaque para o uso da experiências compartilhada (Short & Palmer, 2008). Desse modo, pelo método linear de regressão em MQO, a sinalização é de que os fatores de maior importância para explicar a acurácia do analista são: endividamento, lucratividade, valor justo, otimismo e ancoragem, como pode ser observado pelo Gráfico 1.

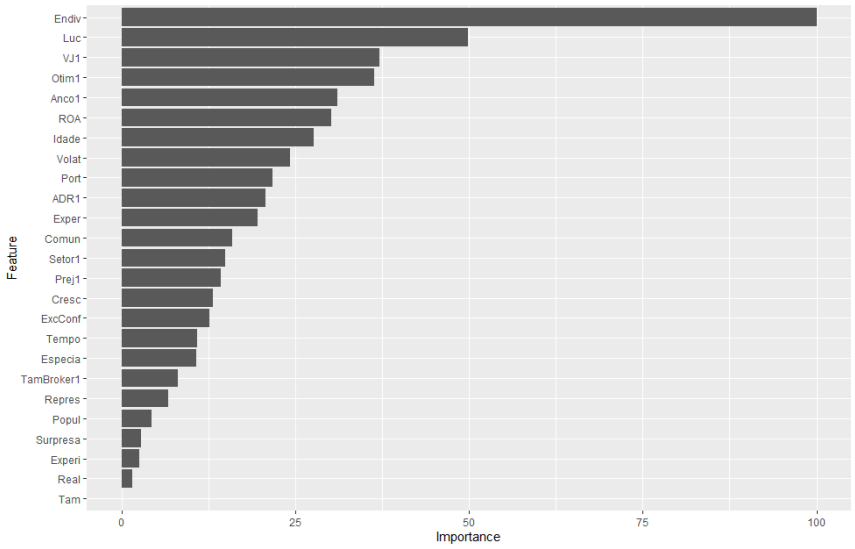


Gráfico 1: Importância das variáveis em MQO

Entretanto, algumas variáveis podem influenciar a acurácia (AC) de forma não linear. Assim, com a finalidade de observar fatores que se relacionam com acurácia do analista sob essa prerrogativa, o estudo analisou as relações por meio de um modelo não paramétrico, o modelo de floresta aleatória (*Random Forest Regression*), cujos resultados estão na Tabela 4.

Tabela 4: Regressão em *Random Forest*

	Geral	**Otim**	**Anco**	**ExcConf**	**Repres**	**Real**	**Comun**	**Temp**
Erro - Treino	2,1240	2,0907	2,2585	2,2739	2,2611	2,2835	2,2800	2,2420
R2- Treino	0,6965	0,6986	0,6737	0,6579	0,6627	0,6533	0,6544	0,6711
Árvores	13	10	10	10	10	10	10	10
Erro - Teste	1,8320	1,7953	2,1536	2,1601	2,1584	2,2154	2,1202	2,1314
R2- Teste	0,5772	0,5928	0,5005	0,4867	0,4878	0,4812	0,5045	0,5055

No modelo geral, o melhor poder explicativo se deu com uso de arranjo de 13 árvores, enquanto que nos modelos individuais, o arranjo indicado foi de 10 árvores. Com relação ao teste de MQO, tem-se que o pode explicativo dos modelos aumentou, se observar o R^2 (em

torno de 67% na amostra de treino e 51% na amostra de teste). Assim, embora a variância para o modelo RF seja maior do que a variância para o modelo MQO, há indícios de haver efeitos não lineares entre as variáveis consideradas pois o RF teve um aumento médio de 53% de explicação na amostra de treino e aumento médio de 36% na amostra de teste. quando comparado ao modelo MQO. Comparando com o resultado em MQO, o Gráfico 2 evidencia, ao considerar um modelo não-paramétrico que, de fato, endividamento, lucratividade e otimismo são os principais aspectos de maior importância para acurácia da previsão de lucro dos analistas, mas destaca a idade e a volatilidade como fatores superiores ao valor justo e ancoragem, os quais foram evidenciados pelo método MQO.

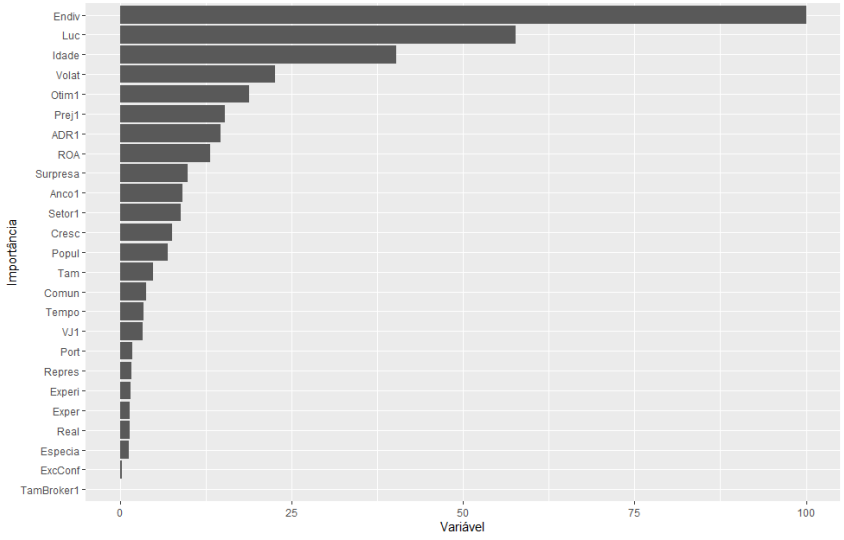


Gráfico 2: Importância das variáveis em *Random Forest*

4.2 MODELOS DE CLASSIFICAÇÃO

Nos modelos apresentados nesta seção a acurácia (AC) foi categorizada de acordo com o critério informado na expressão (2). Foram considerados dois modelos de classificação: o modelo de Rede Bayesiana e o modelo de Floresta Aleatória (RF). Também foram utilizadas amostras de treino (70% dos dados) e amostra de teste (30% dos dados). Com relação a técnica de classificação por meio de Rede Bayesiana, foi usado o *Hill-climbing k-dependence Bayesian classifier* (k-DB) através do pacote bnclassify (Mihaljević, 2018) do software R. O pacote bnclassify utiliza apenas variáveis discretas, assim, cada variável apresentada foi categorizada. A primeira etapa consiste no aprendizado da estrutura da rede, que contém as relações entre as variáveis. Como resultado desta etapa, pela aplicação do modelo k-DB em até 5 gerações (k = 5), foi obtida a estrutura de rede no Gráfico 3.

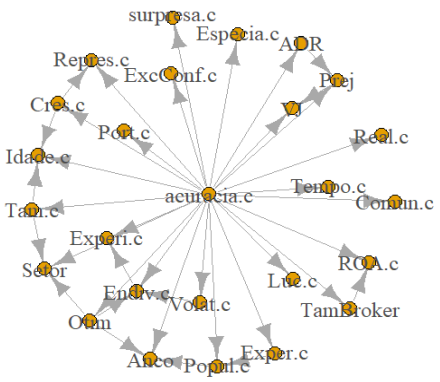


Gráfico 3: Relação das variáveis em modelo de classificação k-DB, com valor de k = 5.

O que se percebe é que há variáveis que não se inter-relacionam, como: surpresa, especialização do analista, excesso de confiança, comunalidade, realismo, tempo,

lucratividade e portfólio do analista. Isso significa que elas se mostram descorrelacionadas das outras. Enquanto que há uma rede de relações entre as outras variáveis. Assim, o gráfico ilustra a característica de interdependência entre as variáveis consideradas. Por exemplo, acurácia é influenciada pelo Tamanho do broker e do ROA, mas Tamanho do Broker e ROA estão relacionadas. A estimativa para a variável acurácia do analista é escrita como um produto de probabilidades condicionais. Portanto, a mudança que ocorre em alguma variável é propagada pela rede, e afeta a acurácia do analista de forma direta (por exemplo variável ROA) ou indireta (por exemplo Setor influenciando Tam influenciando acurácia).

A partir da estrutura de rede foram obtidas as tabelas de probabilidades condicionais e o modelo foi calibrado. Os resultados das classificações estão apresentados na Tabela 5.

Tabela 5: Matriz confusão para o modelo Classificação k-DB

	Referência - Treino					**Referencia - Teste**			
Predição	Péssimo	Mediana	Bom	Alto	**Predição**	Péssimo	Mediana	Bom	Alto
Péssimo	189	18	12	9	Péssimo	82	14	5	4
Mediana	8	92	14	11	Mediana	4	36	6	1
Bom	12	17	124	23	Bom	7	6	34	20
Alto	7	5	26	151	Alto	1	3	23	61
Acurácia		0,7744			Acurácia		0,6938		
Kappa		0,6956			Kappa		0,5847		

Por meio dos resultados da Tabela 5, tem-se um bom ajuste do modelo de classificação. No treino a acurácia do modelo foi superior a 77%, ficando em torno de 70% quando aplicado na amostra de teste. Esse ajuste satisfatório também pode ser observado na diagonal da relação entre os valores de referência e predição, indicando os acertos do modelo.

Por fim, ainda foi possível aplicar a técnica de classificação não paramétrica RF, via pacote Caret (Kuhn, 2016). Cabe ressaltar que o modelo k-DB analisa efeitos indiretos propagados na rede enquanto que o modelo RF é do tipo "árvore de decisão", que tenta dar maior informação com base na partição dos dados. Os resultados estão apresentados nas Tabelas 6 (matrizes confusão) e 7 (importância das variáveis).

Tabela 6: Modelo Classificação *Random Forest*

	Referência - Treino					**Referência - Teste**			
Predição	Péssimo	Mediana	Bom	Alto	**Predição**	Péssimo	Mediana	Bom	Alto
Péssimo	205	16	2	1	Péssimo	85	13	1	1
Mediana	7	95	8	7	Mediana	6	33	6	5
Bom	4	21	150	19	Bom	3	11	44	12
Alto	0	0	16	167	Alto	0	2	17	68
Acurácia		0,8593			Acurácia		0,7492		
Kappa		0,8102			Kappa		0,6606		

Na Tabela 6 é possível observar que o modelo de classificação *Random Forest* também apresentou ajuste satisfatório para o treino (acurácia de mais de 85) e para o teste (acurácia do modelo acima de 70%), o que se observa também na diagonal da relação entre os valores de referência e predição. Uma das vantagens em se utilizar o *Random Forest* através do pacote Caret é a possibilidade de se obter a lista de variáveis com suas respectivas importâncias, e neste caso são avaliadas a importância das categorias das variáveis. Neste modelo de classificação de *Random Forest*, a lucratividade, otimismo e volatilidade são aspectos mais relacionados com acurácia, tangenciando aos resultados encontrados nos modelos de regressão, tanto linear quanto não linear. Mas destaca a surpresa e o prejuízo, que não apareciam nos modelos de regressão como significantes.

Tabela 7: Importância das variáveis	**Importância**	**Importância**	**Importância**

por meio de modelo de classificação *Random Forest*					
Volat.c.Q	100	Tam.c.L	5,957	Port.c.C	1,39
surpresa.c.L	65,127	surpresa.c.C	5,845	Exper.c.Q	1,376
surpresa.c.Q	58,25	Idade.c.L	5,64	Real.c.C	1,265
Prej1	45,761	Endiv.c.L	5,114	TamBroker1	1,257
Volat.c.L	45,313	Tam.c.C	5,078	Especia.c.L	1,255
Luc.c.L	40,512	ADR1	4,781	Real.c.Q	1,027
Otim1	34,861	Volat.c.C	4,516	Especia.c.C	1,024
Setor1	33,513	Cres.c.C	4,417	ExcConf.c.Q	0,827
Anco1	28,636	Popul.c.Q	4,041	Experi.c.L	0,786
Luc.c.Q	23,082	ROA.c.L	3,919	Experi.c.Q	0,731
Popul.c.C	22,743	VJ1	3,73	Comun.c.L	0,652
Cres.c.L	19,636	Port.c.L	3,128	Tempo.c.C	0,64
Endiv.c.Q	19,061	ROA.c.C	2,621	ExcConf.c.L	0,601
Popul.c.L	17,777	Port.c.Q	2,58	Repres.c.C	0,465
Tam.c.Q	12,206	Cres.c.Q	2,575	Exper.c.C	0,44
Endiv.c.C	11,694	Tempo.c.L	2,003	Comun.c.Q	0,403
Luc.c.C	11,299	Especia.c.Q	1,964	Real.c.L	0,347
ROA.c.Q	7,447	Exper.c.L	1,451	Repres.c.Q	0,292
Idade.c.Q	6,632	Experi.c.C	1,416	Repres.c.L	0,241
Idade.c.C	6,389	Tempo.c.Q	1,398	ExcConf.c.C	0,09

Sendo: C = Mediano; Q = Bom; L = Alto

Portanto, o estudo sinaliza que os fatores de maior importância na acurácia do analista, em termos financeiros são: endividamento, lucratividade e volatilidade e, em termos comportamentais cognitivos, o otimismo. Todavia, outros aspectos também tem sua relevância, como o uso de valor justo, a idade, a surpresa nos resultados e até a emissão de ADRs. Ademais, a ancoragem e a comunalidade também tiveram algum impacto.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os resultados do artigo identificaram importância, em termos de acurácia do analista, de uma série de variáveis, sendo listadas como fatores principais, em termos financeiro o endividamento, a lucratividade e a volatilidade. Indícios também destacam o uso de valor justo na contabilidade das empresas, a idade, o desempenho, surpresa nos resultados, divulgação de prejuízo e emissão de ADRs. Com relação aos aspectos comportamentais, houve destaque para otimismo e o efeito da ancoragem e, sinais do aspecto comunal do indivíduo. Por outro lado, aspectos que parecem não terem importância em termos de acurácia dos analistas se concentram em tamanho da empresa, experiência e especialização do analista, a popularidade da empresa, realismo, excesso de confiança e representatividade. O próprio fator tempo da estimativa não sinalizou ser aspecto relevante.

Esse estudo contribui com as pesquisas empíricas, sinalizando as variáveis de controle que devem ser aplicadas em modelos que procuram explicar a acurácia de previsão dos analistas. Além disso, sinaliza ao mercado de capitais o efeito do comportamento otimista do analista, que acaba tendo importância na acurácia e prejudicando essa medida, portanto, fator que é preciso considerar em seus processos de decisão. Ademais, indica para os analistas que o uso da ancoragem, embora dito pela literatura como fator capaz de influenciar negativamente na previsão de lucro, na verdade vem sendo critério bem aplicado, portanto, é um aspecto a ser incentivado em seus modelos de previsão. Por fim, cabe salientar que a escolha da categorização da variável acurácia pode implicar em mudanças no resultado. Embora os teses não indicaram diferenças significantes nesse sentido, é importante que o

pesquisador esteja ciente disso e novos testes sejam realizados em pesquisas futuras. Ademais, próximas pesquisas podem variar a forma de observar as variáveis comportamentais e ainda explorar novas técnicas de aprendizagem estatística para a análise.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Abernathy, J. L., Herrmann, D., Kang, T., & Krishnan, G. V. (2013). Audit committee financial expertise and properties of analyst earnings forecasts. *Advances in Accounting*, 29(1), 1-11. https://doi.org/10.1016/jl.adiac.2012.12.001

Amiram, D., Landsman, W. R., Ownes, E. L., Stubben, S. R. (2017). How are analysts' forecasts affected by high uncertainty? *Journal of Business Finance & Accounting*, 45(3-4), 295-318. https://doi.org/10.1111/jbfa.12270

ANBIMA – Associação Brasileiras das Entidades dos Mercado Financeiros e de Capitais. (2018). Mercado de capitais: caminho para o desenvolvimento. Disponível em: https://www.anbima.com.br/data/files/0A/D6/9F/C5/D9A956105B26D856A9A80AC2/Relatorio-Agenda-Mercado-de-Capitais-ANBIMA-B3-Digital.pdf. Acesso 13/05/20.

Ayres, D., Huang, X. S., & Myring, M. (2017). Fair value accounting and analyst forecast accuracy. *Advances in accounting*, 37 (1), 58-70. https://doi.org/10.1016/j.adiac.2016.12.004

Bahadır, O., Demir, V., & Öncel, A. G. (2016). IFRS implementation in Turkey: Benefits and challenges. *Accounting and Management Information Systems*, 15(1), 5-26. http://online-cig.ase.ro/RePEc/ami/articles/15_1_1.pdf

Baik, B. (2006). Self-Selection Bias in Consensus Analysts'Earnings Forecasts. *Asian-Pacific Journal of Financial Studies*, 35(6), 141–168.

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. https://doi.org/10.1016/S0165-4101(01)00019-2.

Baumeister, R. F., Tice, D. M., & Hutton, D. G. (1989). Self-Presentational Motivations and Personality Differences in Self-Esteem. *Journal of Personality*, 57(3), 547–579. https://doi.org/10.1111/j.1467-6494.1989.tb02384.x

Behn, B. K., Choi, J. H., & Kang, T. (2008). Audit quality and properties of analyst earnings forecasts. *The Accounting Review*, 83(2), 327-349. https://doi.org/10.2308/accr.2008.83.2.327

Bildstein-Hagberg, S. (2003). Staging information—financial analysis and the (up) setting of market scenes. *International Review of Financial Analysis*, 12(4), 435-451. http://dx.doi.org/10.1016/S1057-5219(03)00034-6

Bolliger, G. (2004). The characteristics of individual analysts' forecasts in Europe. *Journal of Banking & Finance*, 28, 2283–2309. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2003.09.011

Bradshaw, M. T., Drake, M. S., Myers, J. N., & Myers, L. A. (2012). A re-examination of analysts' superiority over time-series forecasts of annual earnings. *Review of Accounting Studies*, 17(4), 944-968. https://doi.org/10.1007/s11142-012-9185-8

Broihanne, M. H., Merli, M., & Roger, P. (2014). Overconfidence, risk perception and the risk-taking behavior of finance professionals. *Finance Research Letters*, *11*(2), 64–73. https://doi.org/10.1016/j.frl.2013.11.002

Campbell, S. D., & Sharpe, S. A. (2009). Anchoring Bias in Consensus Forecasts and Its Effect on Market Prices. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 44(2), 369–390. https://doi.org/10.1017/S0022109009090127

Ciccone, S. (2003). Does Analyst Optimism About Future Earnings Distort Stock Prices? *Journal of Behavioral Finance*, *4*(2), 59–64. https://doi.org/10.1207/S15427579JPFM0402_02

Coën, A., Desfleurs, A., & L'Her, J. F. (2009). International evidence on the relative importance of the determinants of earnings forecast accuracy. *Journal of Economics and Business*, 61(6), 453-471. https://doi.org/10.1016/j.jeconbus.2009.06.004.

Diakomihalis, M. N. (2011). Financial structure and profitability analysis of Greek hotels. *The Journal of Hospitality Financial Management*, 19(1), 51-70. https://doi.org/10.1080/10913211.2011.10653900.

Du, N., & Budescu, D. V. (2018). How (Over) Confident Are Financial Analysts? *Journal of Behavioral Finance*, 19(3), 308-318. https://doi.org/10.1080/15427560.2018.1405004

Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-471. https://www.jstor.org/stable/2325486

Galanti, S., & Vaubourg, A. G. (2017). Optimism bias in financial analysts' earnings forecasts: Do commissions sharing agreements reduce conflicts of interest? *Economic Modelling*, 67, 325-337. https://doi.org/10.1016/j.econmod.2017.02.001.

García-Meca, E., Parra, I., Larrán, M., & Martínez, I. (2005). The explanatory factors of intellectual capital disclosure to financial analysts. *European Accounting Review*, 14(1), 63-94. https://doi.org/10.1080/0963818042000279713.

García-Meca, E., & Sánchez-Ballesta, J. P. (2006). Influences on financial analyst forecast errors: A meta-analysis. *International Business Review*, 15, 29-52. https://doi.org/10.1016/j.ibusrev.2005.12.003

Gervais, S. & Odean, T. (2001). Learning to Be Overconfident. *The Review of Financial Studies*, 14(1), 1-27. https://www.jstor.org/stable/2696755

Jacob, J., Lys, T. Z., & Neale, M. A. (1999). Expertise in forecasting performance of security analysts. *Journal of Accounting and Economics*, 28(1), 51-82. https://doi.org/10.1016/S0165-4101(99)00016-6

Jensen, M.C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, 3, 305-360. https://doi.org/10.1016/0304-405X(76)90026-X

Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47(2), 263-291. https://doi.org/10.2307/1914185

Kim, Y., Lobo, G. J., & Song, M. (2011). Analyst characteristics, timing of forecast revisions, and analyst forecasting ability. *Journal of Banking and Finance*, 35(8), 2158–2168. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2011.01.006

Kothari, S. P. (2001). Capital markets research in accounting. *Journal of accounting and economics*, 31(1-3), 105-231. https://doi.org/10.1016/S0165-4101(01)00030-1.

Kratz, S. (2016). Anchoring bias in analysts' EPS estimates – evidence from the Swedish stock market. *Thesis*. Lund University – School of Economics and Management. Department of Business Administration. Suécia.

Kuhn, M. (2016). Caret: Classification and Regression Training. R package version 6.0-71. https://CRAN.R-project.org/package=caret

Laverty, K. T. (1996). Economic "Short-Termism": The Debate, the Unresolved Issues, and the Implications for Management Practice and Research. *The Academy of Management Review*, 21(3), 825-860. https://doi.org/10.2307/259003

Leuz, C. (2003). Discussion of ADRs, analysts, and accuracy: Does cross-listing in the United States improve a firm's information environment and increase market value? *Journal of Accounting Research*, 41(2), 347–362.

Lobo, G. J., Song, M., & Stanford, M. (2012). Accruals quality and analyst coverage. *Journal of Banking and Finance*, 36(2), 497–508. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2011.08.006

Malaquias, R. F., & Lemes, S. (2013). Disclosure of financial instruments according to International Accounting Standards: empirical evidence from Brazilian companies. *Brazilian Business Review*, 10(3), 82-107. https://doi.org/10.15728/bbr.2013.10.3.4.

Martinez, A. L. (2004). Analisando os analistas: estudo empírico das projeções de lucros e das recomendações dos analistas de mercado de capitais para as empresas brasileiras de capital aberto. 2004. Tese (Doutorado em Administração de Empresas) – Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2004.

Mihaljević, M., Bielza, C. & Larrañaga, P. (2018). bnclassify: Learning Bayesian Network Classifiers. The R Journal, 10(2), 455–468. https://doi.org/10.32614/RJ-2018-073.

McDonald, P., Ashton, K., Barratt, R., Doyle, S., Imeson, D., Meir, A., & Risser, G. (2015). Clinical realism: a new literary genre and a potential tool for encouraging empathy in medical students. *BMC Medical Education*, *15*(1), 112. https://doi.org/10.1186/s12909-015-0372-8

Mokoteli, T. M., Taffler, R. J., & Ryan, P. (2006). Are analysts biased? An analysis of stock recommendations that perform contrary to expectations. *European Financial Management Symposium*, 20-26. http://hdl.handle.net/1842/1847

Piotr, T., & Sina, L. (2015). Stock market returns and the content of annual report narratives. *Accounting Forum*, *39*(4), 281–294. https://doi.org/10.1016/j.accfor.2015.09.001

Rahman, M. J., Zhang, J., & Dong, S. (2019). Factors Affecting the Accuracy of Analyst's Forecasts: A Review of the Literature. *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, 23(3), 1-18.

Saito, R., Villalobos, S. J. S., & Benetti, C. (2008). Qualidade das projeções dos analistas sell-side: evidência empírica do mercado brasileiro. *Revista de Administração*, 43(4), 356-369. https://doi.org/10.1590/S0080-21072008000400006.

Sharpe, W. F. (1964). Capital Asset Prices: A Theory Of Market Equilibrium Under Conditions Of Risk. *Journal of Finance,* 19(3), 425-442. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x

Short, J. C., & Palmer, T. B. (2008). The Application of DICTION to Content Analysis Research in Strategic Management. *Sage Publications*, 11(4), 727-752. https://doi.org/10.1177/1094428107304534

Simon, H. A. (1955). A Behavioral Model of Rational Choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1), 99-118. https://doi.org/10.2307/1884852

Steiner, P., Silva, L. G. D., Gramms, L. C., Marcelino, E., & Prado, P. (1998). A teoria dos prospectos revisitada: a influência dos beneficiários da decisão. XXII EnAnpad, Anais

Thaler, R. H. (1999). The End of Behavioral Finance. *Financial Analysts Journal*, 55(6), 12-17. http://www.jstor.org/stable/4480205

Trueman, B. (2015). Analyst Forecasts and Herding Behavior. *The Review of Financial Studies*, *7*(1), 97–124. https://doi.org/10.1093/rfs/7.1.97

Tversky, A., & D. Kahneman. (1974). Judgment Under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science*, 185, 1124–1131. https://doi.org/10.1126/science.185.4157.1124