

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DE
RIBEIRÃO PRETO
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDADE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CONTROLADORIA E CONTABILIDADE

ARIADINE MUNIZ DE PAULA

Fatores comportamentais determinantes da acurácia da previsão de lucro dos analistas
financeiros

ORIENTADORA: PROFA. DRA. PAULA CAROLINA CIAMPAGLIA NARDI

RIBEIRÃO PRETO

2023

Carlos Gilberto Carlotti Junior
Reitor da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Fabio Augusto Reis Gomes
Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto

Prof. Dr. Carlos Alberto Grespan Bonacim
Chefe do Departamento de Contabilidade

ARIADINE MUNIZ DE PAULA

Fatores comportamentais determinantes da acurácia da previsão de lucro dos analistas
financeiros

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Mestre em Ciências. Versão Corrigida. A original encontra-se disponível na FEA-RP/USP.

ORIENTADORA: PROFA. DRA. PAULA
CAROLINA CIAMPAGLIA NARDI

RIBEIRÃO PRETO

2023

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

FICHA CATALOGRÁFICA

Paula, Ariadine Muniz de

Fatores comportamentais determinantes da acurácia da previsão de lucro dos analistas financeiros. Ribeirão Preto, 2023.

142 p.: il.

Dissertação de Mestrado, apresentada à Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto/USP. Área de concentração: Controladoria e Contabilidade.

Orientadora: Nardi, Paula Carolina Ciampaglia

1. Acurácia. 2. Previsão de lucros. 3. Fatores. 4. Comportamentais. 5. Analistas financeiros.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Nome: Paula, Ariadine Muniz de

Título: Fatores comportamentais determinantes da acurácia da previsão de lucro dos analistas financeiros

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Mestre em Ciências.

Aprovado em:

Banca Examinadora

Prof(a). Dr(a): _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Prof(a). Dr(a): _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Prof(a). Dr(a): _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Ao meu esposo Anísio e aos meus pais Delsônia e Abimael.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pela vida e salvação em Cristo.

Agradeço especialmente ao meu esposo, Anísio Rodrigues de Paula, pelo amor, incentivo, apoio e companheirismo. Por realizarmos todos os nossos sonhos juntos.

À Profa. Dra. Paula Carolina Ciampaglia Nardi, pelo incentivo, ensinamentos e tempo direcionados ao longo do meu curso. Sua dedicação e amor à pesquisa foram essenciais para meu aprendizado e sucesso na conclusão deste trabalho.

Aos meus irmãos, Priscila e Abimael pelo estímulo e apoio para esta conquista e a toda minha família pela compreensão às ausências necessárias ao longo do curso.

Aos professores do programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, pelo aprendizado proporcionado e, aos os funcionários da secretaria pelo apoio durante todo o curso.

E a todos que, de forma direta ou indireta, colaboraram para que este trabalho pudesse ser concluído.

RESUMO

PAULA, A. M. (2023). *Fatores comportamentais determinantes da acurácia da previsão de lucro dos analistas financeiros* (Dissertação de Mestrado). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto.

O mercado de capitais é essencial para o desenvolvimento dos países, sendo as previsões de lucros dos analistas financeiros importantes para decisão do investidor sobre os melhores investimentos. Nesta conjuntura, o objetivo deste estudo foi analisar os fatores comportamentais que impactam na acurácia da previsão de lucros dos analistas financeiros. Foram obtidos dados de 2019 de empresas norte-americanas e brasileiras de capital aberto. Os vieses considerados foram: ancoragem, otimismo, excesso de confiança, comunalidade, representatividade e realismo, sendo os cinco últimos obtidos por análise de texto, utilizando o *software Diction*®. Como método de análise foram realizados análise de correlação, análise de cluster e regressão múltipla, sendo os testes realizados nos *softwares* Stata® e SPSS®. Os resultados indicaram que há diferenças no impacto dos vieses nas previsões dos analistas dos Estados Unidos e do Brasil, sinalizando que as diferenças ambientais podem influenciar as atitudes dos indivíduos. Dentre os vieses estudados, o otimismo impactou negativamente os analistas brasileiros de maior acuracidade, enquanto o excesso de confiança influenciou de forma negativa os profissionais norte-americanos mais acurados. A comunalidade teve efeito negativo apenas para os indivíduos dos Estados Unidos com menor acuracidade, mas não para os analistas do Brasil, onde este viés não foi significativo. A representatividade teve impacto negativo para os analistas norte-americanos menos acurados e o realismo para os profissionais dos Estados Unidos de maior acuracidade, enquanto para o Brasil, estes dois vieses não foram significativos. Por fim, a ancoragem teve impacto positivo para todos os grupos de analistas estudados. Esta pesquisa mostra que analistas de culturas distintas podem se comportar de maneira diferente aos estímulos internos e externos, clarificando a importância de considerar a nacionalidade como fator de diferenciação na acuracidade de previsões de lucros, ao se utilizar estas informações para fins de decisão de investimentos.

Palavras-chave: Previsão de lucros. Acuracidade de analistas. Previsão de analistas. Vieses comportamentais. Análise de *cluster*.

ABSTRACT

PAULA, A. M. (2023). Behavioral factors determining the accuracy of the earnings forecast of financial analysts (Masters Dissertation). School of Economics, Administration and Accounting of Ribeirão Preto, University of São Paulo, Ribeirão Preto.

The capital market is essential for the development of countries, being the analysts' earnings forecasts important for investor decision on the best investments. In this context, the objective of this study was to analyze behavioral biases that impact financial analysts' earnings forecast accuracy. Data from 2019 of US and Brazilian publicly traded companies were obtained. The biases considered were: anchoring, optimism, overconfidence, commonality, representativeness and realism, and the last five were obtained through text analysis, using the Diction® software. As a method of analysis, correlation analysis, cluster analysis and multiple regression were performed, with the tests being carried out in Stata® and SPSS® software. The results indicated that there are differences in the impact of biases on analysts' earnings forecast in the United States and Brazil, indicating that environmental differences can influence individuals' attitudes. Among the biases studied, optimism negatively impacted the most accurate Brazilian analysts, while overconfidence negatively influenced the most accurate North American professionals. Commonality had a negative effect only for individuals in the United States with less accuracy, but not for analysts in Brazil, where this bias was not significant. Representativeness had a negative impact on the less accurate North American analysts and realism on the more accurate professionals in the United States, while for Brazil, these two biases were not significant. Finally, anchoring had a positive impact on all groups of analysts studied. This research demonstrates how analysts from different cultures can behave differently to internal and external stimuli, clarifying the importance of considering the nationality as a differentiating factor for individuals in the accuracy of their earnings forecasts by using this information for investment decision purposes.

Keywords: Earning forecast. Analysts' accuracy. Analysts' forecast. Behavioral biases. Cluster analysis.

Lista de Figuras

Figura 1 – Fluxo de informações e papel do analista	23
Figura 2 – Pontuações das Dimensões de Hofstede entre Países	30
Figura 3 – Variáveis principais <i>Diction</i> ®	58
Figura 4 – Dendrograma do Brasil pela distância Euclidiana	79
Figura 5 – <i>Winsorização</i> da variável Acurácia dos Estados Unidos	126
Figura 6 – <i>Winsorização</i> da variável Otimismo dos Estados Unidos	126
Figura 7 – <i>Winsorização</i> da variável Excesso de Confiança dos Estados Unidos	126
Figura 8 – <i>Winsorização</i> da variável Ancoragem dos Estados Unidos	127
Figura 9 – <i>Winsorização</i> da variável Comunalidade dos Estados Unidos	127
Figura 10 – <i>Winsorização</i> da variável Representatividade dos Estados Unidos	127
Figura 11 – <i>Winsorização</i> da variável Realismo dos Estados Unidos	128
Figura 12 – <i>Winsorização</i> da variável Popularidade dos Estados Unidos	128
Figura 13 – <i>Winsorização</i> da variável Prejuízo dos Estados Unidos	128
Figura 14 – <i>Winsorização</i> da variável Lucro dos Estados Unidos	129
Figura 15 – <i>Winsorização</i> da variável Crescimento dos Estados Unidos	129
Figura 16 – <i>Winsorização</i> da variável Volatilidade dos Estados Unidos	129
Figura 17 – <i>Winsorização</i> da variável Alavancagem dos Estados Unidos	130
Figura 18 – <i>Winsorização</i> da variável Idade dos Estados Unidos	130
Figura 19 – <i>Winsorização</i> da variável Acurácia do Brasil	131
Figura 20 – <i>Winsorização</i> da variável Otimismo do Brasil	131
Figura 21 – <i>Winsorização</i> da variável Excesso de Confiança do Brasil	131
Figura 22 – <i>Winsorização</i> da variável Ancoragem do Brasil	132
Figura 23 – <i>Winsorização</i> da variável Comunalidade do Brasil	132
Figura 24 – <i>Winsorização</i> da variável Representatividade do Brasil	132
Figura 25 – <i>Winsorização</i> da variável Realismo do Brasil	133
Figura 26 – <i>Winsorização</i> da variável Popularidade do Brasil	133
Figura 27 – <i>Winsorização</i> da variável Prejuízo do Brasil	133
Figura 28 – <i>Winsorização</i> da variável Lucro do Brasil	134
Figura 29 – <i>Winsorização</i> da variável Crescimento do Brasil	134
Figura 30 – <i>Winsorização</i> da variável Volatilidade do Brasil	134
Figura 31 – <i>Winsorização</i> da variável Alavancagem do Brasil	135
Figura 32 – <i>Winsorização</i> da variável Idade do Brasil	135

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Países e <i>Clusters</i> com base nas dimensões culturais de Hofstede.....	29
Tabela 2 – Variáveis não comportamentais.....	56
Tabela 3 – Taxas de winsorização das variáveis do estudo.....	60
Tabela 4 – Média, Desvio-Padrão e <i>p-value</i> de Normalidade das variáveis do estudo.....	61
Tabela 5 – Correlação Estados Unidos.....	62
Tabela 6 – Correlação variáveis Brasil.....	63
Tabela 7 – Estatísticas Descritivas para os Estados Unidos.....	67
Tabela 8 – Estatísticas Descritivas para o Brasil.....	68
Tabela 9 – Resultado dos Agrupamentos dos Estados Unidos pelo método <i>k-means</i>	73
Tabela 10 – Estatísticas descritivas do <i>cluster</i> de menor acurácia dos Estados Unidos	74
Tabela 11 – Estatísticas descritivas do <i>cluster</i> de maior acurácia dos Estados Unidos	75
Tabela 12 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método <i>k-means</i>	80
Tabela 13 – Estatísticas descritivas do <i>cluster</i> de menor acurácia do Brasil	82
Tabela 14 – Estatísticas descritivas do <i>cluster</i> de maior acurácia do Brasil	83
Tabela 15 – Regressão do <i>cluster</i> de previsões com menor e maior acurácia dos Estados Unidos e Brasil	90
Tabela 16 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método <i>Average</i> com distância Euclidiana.....	136
Tabela 17 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método <i>Ward</i> com distância Quadrática Euclidiana.....	137
Tabela 18 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método <i>Complete</i> com distância Euclidiana.....	138
Tabela 19 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método <i>Single</i> com distância Euclidiana.....	138
Tabela 20 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método <i>Centroid</i> com distância Quadrática Euclidiana.....	140
Tabela 21 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método <i>Median</i> com distância Quadrática Euclidiana.....	141
Tabela 22 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método <i>Average</i> com distância Quadrática Euclidiana.....	142

Sumário

1. Introdução	13
1.1. Justificativas	17
1.2. Contribuições	18
2. Referencial Teórico	21
2.1. Mercado de Capitais.....	21
2.2. Finanças Comportamentais	24
2.3. Influências contextuais entre Brasil e Estados Unidos	26
2.4. Preditores Comportamentais da Acurácia do Analista.....	34
2.4.1. Otimismo	34
2.4.2. Excesso de Confiança	36
2.4.3. Ancoragem.....	38
2.4.4. Comunalidade	41
2.4.5. Representatividade.....	44
2.4.6. Realismo	45
2.5. Outros Preditores da Acurácia do Analista	47
2.5.1. Popularidade	47
2.5.2. Prejuízo	47
2.5.3. Lucratividade	48
2.5.4. Crescimento	49
2.5.5. Volatilidade.....	49
2.5.6. Alavancagem	50
2.5.7. Idade.....	50
2.6. Análise de Texto	51
3. Metodologia	53
3.1. Os dados da pesquisa	53
3.2. O método.....	54
3.3. Definição das variáveis e do modelo econométrico.....	55
3.4. Análise dos relatórios dos analistas.....	57
4. Apresentação e Análise dos Resultados	59
4.1. Correlação	59
4.2. Estatística descritiva.....	66
4.3. Análise de <i>Cluster</i>	71

4.3.1. Análise de <i>cluster</i> dos Estados Unidos	72
4.3.2. Análise de <i>cluster</i> do Brasil	78
4.3.3. Análise comparativa dos <i>clusters</i> de Estados Unidos e Brasil	86
4.4. Análise de Regressão	89
5. Considerações finais.....	102
5.1. Escopo da pesquisa	102
5.2. Considerações acerca dos resultados encontrados	103
5.3. Contribuições gerais.....	104
5.4. Limitações e oportunidades para pesquisas futuras	106
Referências	107
Apêndices	126

1. Introdução

O mercado de capitais exerce um importante papel no desenvolvimento da economia do país. Nesse sentido, Eyer (2021), em matéria ao Valor Econômico, destaca que, ao conectar poupadores e tomadores de recursos, o mercado financeiro facilita a expansão da produção de bens e serviços, pode gerar uma alta no nível de bem-estar da sociedade e, dar impulso às inovações tecnológicas.

Esta relevância é evidenciada pelo desempenho do mercado nos primeiros cinco meses de 2021, quando as captações provenientes das emissões de mercado de capitais cresceram 54,1% em relação ao mesmo período no ano anterior (Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais [ANBIMA], 2021a, 2021c). Também demonstra importante papel na recuperação da economia, já que o volume de ofertas das companhias brasileiras somaram R\$ 404,8 bilhões entre janeiro e setembro de 2021, o que supera em 8,8% o volume de ofertas de todo o ano de 2020, que foi de R\$ 371,9 (ANBIMA, 2021b), especialmente se comparado com os 5,3% de expectativa de crescimento do PIB para 2021 (Secretaria de Política Econômica do Ministério da Economia [SPE/ME], 2021).

Fundamental para o desenvolvimento econômico do país, por alocar poupança aos recursos de investimentos, o mercado de capitais é impactado pela divulgação de informações das empresas (Fama, 1970; Eachempati, Srivastava, Kumar, Tan, & Gupta, 2021). Estas informações, que englobam não apenas dados financeiros, mas informações mais abrangentes sobre o desempenho das companhias (Fama, 1991; He, Feng, & Hao, 2022), são de grande importância no funcionamento do mercado de capitais. Tais informações são utilizadas pelos investidores para tomada de decisão, que podem ocorrer, inclusive, por intermédio das previsões dos analistas financeiros (Eliwa, Haslam, & Abraham, 2021), que possuem um papel de destaque nas teleconferências de divulgação de informações preditivas das empresas (Tsao, Lu, & Keung, 2018).

Desta forma, no sentido de fortalecimento do mercado, observa-se que as notícias e eventos de empresas são disponibilizados diariamente aos investidores (Chourou, Purda, & Saadi, 2021), e são importantes para o funcionamento do mercado de capitais (Leal, Duarte, & Martins 2016), os quais são movidos a informações (Silva Filho, Miranda, Lucena, & Machado, 2018).

Porém, considerando que em mercados menos transparentes ou com maior incerteza, as empresas podem optar por revelar pouca informação útil (Amiram, Landsman, Owens, &

Stubben, 2018; Hou & Gao, 2021) ou informação menos precisa (Leal et al., 2016), o mercado é privado de informações relevantes para a tomada de decisão, estabelecendo-se uma assimetria de informações (Akerlof, 1970; BC & Esfahani, 2020) entre os investidores e os gestores das empresas. Estes conflitos, explicados pela Teoria da Agência, ocorrem porque os indivíduos são maximizadores de utilidades, e buscam elevar ao máximo seu próprio bem-estar em detrimento do bem-estar da outra parte da relação de negócio (Jensen & Meckling, 1976), sendo este cenário potencializado pela existência da assimetria de informação.

Neste ambiente, para que os investidores tenham condições para decidir sobre seus investimentos, os analistas disponibilizam informações sobre ganhos futuros das empresas, (Chang Donohoe, & Sougiannis, 2016) com base em dados financeiros e econômicos divulgados por estas entidades, utilizando-se de uma variedade de pesquisas, técnicas analíticas e de previsão, exercendo assim uma função de monitoramento do mercado financeiro (Hou & Gao, 2021).

Desta forma, os analistas tem papel importante em reduzir a assimetria de informação no mercado, pois atuam como intermediários entre as empresas e os investidores (Amiram et al., 2018; Chang et al., 2016; Chourou et al., 2021; Eliwa et al., 2021; Yu, Zhang, & Qiu, 2020), processando as informações disponibilizadas pelas empresas e refletindo nos preços de suas ações, conferindo aos analistas também uma função de monitores dos gestores das empresas (Martins, Paulo, & Monte, 2016).

Esta previsão e projeção de resultados futuros são os aspectos relevantes do trabalho dos analistas (Hou et al., 2021), que para serem úteis, precisam ser precisas (Du & Budescu, 2021; Leal et al., 2016) não apenas para os usuários das informações decidirem sobre seus investimentos (Machado & Lima, 2021), mas também para o mercado. Isso porque, a acurácia e a velocidade com que os preços refletem todas as informações disponíveis no mercado são um indicativo do seu nível de desenvolvimento (Camargos & Barbosa, 2003; Forti, Peixoto, & Santiago, 1991; Kothari, 2001; Wisniewski & Yekini, 2015).

Assim, devido à relevância das previsões dos analistas para o funcionamento do mercado financeiro, verifica-se a existência de pesquisas que buscam identificar quais são os fatores determinantes da sua acurácia, como: (a) a qualidade dos relatórios financeiros (Bernardi & Stark, 2018; Choi, Hu, & Karim, 2020; Choi, 2018; Eliwa et al., 2021; Iqbal, Ali, Umar, Ullah, & Jebran, 2021); (b) o ambiente econômico (Chourou et al., 2021; Ho, Nguyen, Parikh, & Vo, 2020; Hou & Gao, 2021; Yu et al., 2020); (c) a disponibilidade de informação (Dambra, Field, Gustafson, & Pisciotta, 2018; Felo, Kim, & Lim., 2018; Galanti, 2016; Tsao

et al., 2018; Tsao, Lu, & Keung, 2016); (d) as características da empresa (Eugster, 2019; Leal et al., 2016; Oliveira & Girão, 2018; Platikanova & Mattei, 2016); (e) a adoção do IRFS (Göttsche, Küster, & Steindl, 2021; Hsu & Chen, 2020; Sanabria-García & Garrido-Miralles, 2020); (f) a adoção de políticas e diretrizes (Cowan & Salotti, 2020; Smith, Alfonso, & Hogan, 2018); (g) o endividamento (BC & Esfahani, 2020) e (h) a governança corporativa (Bhat, Hope, & Kang, 2006; Byard, Li, & Weintrop, 2006; Dalmácio, Lopes, Rezende, & Sarlo Neto, 2013).

No entanto, há que se considerar que as informações divulgadas pelas empresas são interpretadas por indivíduos, que em seu melhor desempenho enfrentam restrições físicas e psicológicas capazes de impactar suas escolhas racionais. Portanto, o esforço efetivo da racionalidade humana é limitado e pode ser uma aproximação simplificada da realidade (Simon, 1955).

Desta forma, a premissa de que os indivíduos são sempre maximizadores de utilidades, portanto, totalmente racionais na tomada de decisão, é rejeitada (Kahneman & Tversky, 1979). Neste contexto, enquanto a economia se empenha em comprovar empiricamente as premissas de maximização da utilidade no processo de tomada de decisão, a psicologia explica que este processo está sujeito à complexidade contextual e processos de aprendizagem (Simon, 1986).

Em linha com esta evolução da teoria do mercado eficiente (Fama, 1970) para a consideração dos aspectos comportamentais na tomada de decisão, expostos por Kahneman e Tversky (1979), a influência das heurísticas e vieses comportamentais nas previsões e recomendações dos analistas passou a ser estudada pela literatura científica. Dentre estes aspectos comportamentais, exemplos mais pesquisados são: o otimismo, o excesso de confiança, e a ancoragem. Mas, há outros vieses com menor quantidade de estudos prévios, como a comunalidade, a representatividade e o realismo.

Neste sentido, devido à importância da influência das heurísticas comportamentais no trabalho dos analistas, nota-se também um crescente número de pesquisas na área de comportamento e vieses¹, que observaram os aspectos que impactam as previsões de analistas, como: (a) o otimismo (Brown, 1997; Easterwood & Nutt, 1999; Brown & Yule, 1983; Huyghebaert & Xu, 2016; Kramer & Liao, 2016; Krolikowski, Chen, & Mohr, 2016); (b) o excesso de confiança (Broihanne, Merli, & Roger, 2014; Ferreira & Yu, 2003; Friesen & Weller, 2006; Ko & Huang, 2007; Pimenta & Ribeiro, 2010); (c) a ancoragem (Campbell &

¹ Os vieses de interesse nesta pesquisa estão definidos no item 2.4.

Sharpe, 2009; Kahneman & Tversky, 1973; Tversky & Kahneman, 1974; Silva Filho et al., 2018); (d) a representatividade (Silva Filho et al., 2018); (e) a leniência (Silva Filho et al., 2018); (f) a comunalidade (Hou, Zhao, & Yang, 2018; Merkley, Michaely, & Pacelli., 2020; Nguyen, Cheong, & Zurbruegg, 2021) e; (g) o realismo (Pacelli, 2019; Yang, Lu, & Chiang, 2020).

Pelo levantamento da literatura, observa-se que a produção de pesquisas sobre os aspectos comportamentais dos analistas tem ganhando maior importância na academia, com maior produção nos últimos anos. Todavia, ainda se observa que as pesquisas de fatores financeiros são superiores em volume, demonstrando que o tema das heurísticas comportamentais e vieses ainda pode ser explorado, necessitando de mais pesquisas para que possa se alcançar o estado da arte.

Assim, mesmo com um aumento das pesquisas internacionais que consideram as heurísticas comportamentais como fatores de impacto nas previsões dos analistas, principalmente no mercado dos Estados Unidos (EUA) (Kramer & Liao, 2016; Linnainmaa, Torous, & Yae, 2016; Xing & Li, 2019), e mais recentemente na China (Dai, Chao, & Wang, 2021; Dong, Fisman, Wang, & Xu, 2021; Gu, 2020; Kong, Liu, & Liu, 2020; Li, Luo, & Soderstrom et al., 2020; Yang et al., 2020), a produção da academia, com destaque para a nacional, carece de estudos recentes que observem o impacto destes aspectos comportamentais na precisão da previsão dos analistas.

Adicionalmente, grande número dos artigos publicados utilizaram técnicas estatísticas de dependência, como o método de regressão (Ayres, Huang, & Myring, 2017; Eugster, 2019; Felo et al., 2018; Göttische et al., 2021; Ho et al., 2020; Huyghebaert & Xu, 2016), ou estatísticas descritivas (Roger, 2017), porém, raros estudos utilizam-se de técnicas estatísticas de interdependência (Hou et al., 2018), que permitam relacionar as variáveis de precisão ou acurácia do analista com o grau de similaridade dos indivíduos envolvidos na análise.

Por fim poucos artigos observaram mais de um fator comportamental ao mesmo tempo (Ceschi, Costantini, Sartori, Weller, & Di Fabio, 2019; Nardi, Ribeiro, & Bueno, 2021; Silva Filho et al., 2018), sendo oportuno avaliar se a inclusão de mais de um fator de impacto nas pesquisas podem mostrar um resultado diferente dos apresentados pelas pesquisas já publicadas até o momento. Assim, torna-se oportuno um estudo que reúna todas estas lacunas para avaliar se é possível identificar padrões de decisão dos analistas e interpelação entre as características destes profissionais do mercado financeiro (Ceschi et al., 2019).

Em suma, diante da revisão da literatura percebeu-se o potencial de desenvolvimento de um trabalho que analise a acurácia da previsão dos analistas financeiros sob o aspecto de agrupamento dos indivíduos analisados e, avalie não apenas os fatores financeiros das empresas, mas também os padrões de comportamentos que influenciam os relatórios destes profissionais. Dessa forma, a questão de pesquisa é: Quais fatores comportamentais são determinantes da acurácia da previsão do analista financeiro?

Neste contexto, este estudo tem o objetivo de analisar os fatores comportamentais que impactam na acurácia da previsão de lucros dos analistas financeiros no mercado dos Estados Unidos e do Brasil.

1.1. Justificativas

Dada a relevância do tema, pesquisas que envolvem as previsões de analistas, sejam elas de aspecto financeiro ou comportamental, avaliam diversos mercados como o dos Estados Unidos (Ho et al., 2020; Sinha, 2021; Yang & Chen, 2021), o Europeu (Aboud, Roberts, & Zalata, 2018; André, Filip, & Moldovan, 2016), os de fronteira da Europa Oriental (Chang et al., 2016), o Sul-Africano (Bernardi & Stark, 2018) e o Brasileiro (Leal et al., 2016; Martins et al., 2016; Oliveira & Girão, 2018). Entretanto, não é identificado um número expressivo de estudos que compara a relação de fatores influenciadores da previsão do analista em distintos ambientes, entre eles o mercado dos Estados Unidos, onde surgiram as principais teorias de finanças, para avaliar como as características que impactam a precisão dos analistas se assemelham ou diferem dos analistas norte-americanos.

Esse estudo comparativo se faz relevante pois, o ambiente cultural influencia a escrita de teorias (Hofstede, 1980), sendo importante verificar se as descobertas dos autores que pesquisaram sobre acurácia de analistas podem ser aplicadas integralmente ao ambiente político, econômico e cultural de outros países que não os Estados Unidos (Basu, Hwang, & Jan, 1998). Esta comparação é importante para avaliar se alguma adaptação das teorias de finanças é necessária para que sejam aplicáveis a outros países culturalmente distintos dos países de origem das mesmas, tendo em vista que a cultura, como uma programação coletiva do pensamento (Hofstede, 1980), influencia os padrões de comportamento (Breuer & Quinten, 2009).

Considerando que os valores sociais identificam grupos de indivíduos e permitem classificar o mundo por zonas culturais distintas (Breuer & Quinten, 2009), a nacionalidade

como parte da cultura compartilhada entre os membros de uma comunidade é uma característica que distingue os indivíduos e influencia a forma como o pensam e agem (Hofstede, 1980). Neste cenário, de valores que norteiam comportamentos, Brasil e Estados Unidos integram grupos distintos, respectivamente América Latina e Países Anglo-Saxões, em que, espera-se que os indivíduos ajam de forma diferente a uma mesma situação e contexto (Breuer & Quinten, 2009).

Ainda, se por um lado, as estruturas econômicas e políticas do país influenciam na forma como as práticas contábeis são exercidas (Ashraf, Félix, & Serrasqueiro, 2020) favorecendo regulamentações mais rígidas, diante de um ambiente em que as normas e a fiscalização oferecem maior proteção ao mercado, que resulta em maior confiança dos investidores para alocação de recursos (La Porta, Lopez-De-Silanes, Shleifer, & Vishny, 1997). Por outro lado, um estado fortalecido pode utilizar as leis para interferir a seu favor (Beck, Demirgüç-Kunt, & Levine, 2003), realizando mudanças inesperadas nas políticas econômicas e afetando a volatilidade dos lucros das empresas (Garcia & Liu, 1999). Esta instabilidade política e econômica faz com que os preços tornem-se sinais com grandes desvios padrões, o que dificulta a previsão dos preços dos ativos (Garcia & Liu, 1999).

Uma vez que, estes fatores em conjunto, limitam a utilidade das informações divulgadas pelas empresas, e, considerando que os ambientes sociais, econômicos e políticos de uma economia podem limitar a capacidade do analista em interpretar informações (Hou & Gao, 2021), tornando suas previsões mais subjetivas e conseqüentemente menos precisas, espera-se que as previsões dos analistas financeiros brasileiros sejam mais impactadas negativamente com a presença de vieses do que as previsões dos analistas norte-americanos.

1.2. Contribuições

O comportamento humano é influenciado por heurísticas que podem dar suporte à explicação das previsões dos analistas financeiros. Assim sendo, esta pesquisa trabalha na identificação de heurísticas que resultem em padrões de decisão dos analistas em relação ao aspecto mais importante de seu trabalho, a precisão, e pode contribuir com modelos de avaliação de empresas (Nardi et al., 2021), como corretoras e instituições financeiras. Isto porque, ao identificar os fatores que impactam na acurácia da previsão, estas instituições poderão complementar seus modelos de previsão, considerando os fatores comportamentais, de acordo com o perfil de seus analistas. Desta forma, se a precisão das previsões forem

previsíveis, proxies mais corretas para expectativas de lucros podem ser desenvolvidas, considerando pesos adequados para as previsões dos analistas (Clement, 1999), de acordo com seus perfis comportamentais.

Examinar as informações geradas pelos analistas é importante para compreensão do mercado de capitais (Imam & Spence, 2016), pois quanto maior a precisão das previsões dos analistas, maior o nível de desenvolvimento do mercado. Da mesma forma, entender os aspectos comportamentais dos indivíduos pode ajudar o investidor a evitar erros no processo de alocação de ativos (Pimenta & Ribeiro, 2010), porque os vieses podem comprometer a assertividade das previsões e, conhecer a influência do comportamento na acurácia das previsões permitirá o investidor julgar quanto poderá confiar nas informações dos analistas. Assim, ao analisar o texto da previsão do analista, com base nas diretrizes utilizadas nesta pesquisa, será possível ao investidor identificar as tendências comportamentais do analista e avaliar a possibilidade de maior ou menor acurácia da informação utilizada.

Esta pesquisa também contribui para a academia, uma vez que maior volume de estudos existentes foi realizado com enfoque no impacto de variáveis financeiras na acurácia de analistas. Desta forma, como já comprovado pelas Finanças Comportamentais, uma vez que os indivíduos tem restrição de interpretação das informações disponíveis, é necessária maior investigação dos impactos dos aspectos comportamentais na precisão das informações geradas por estes. Também, especialmente em relação aos analistas brasileiros, já que há escassez de investigação neste mercado, com estruturas políticas, religiosas, legais e culturais tão diversas do mercado dos Estados Unidos, tido como base da maioria dos estudos em finanças.

Ainda em relação à academia, o estudo apresenta contribuições porque utiliza a análise de *cluster*, que permite uma avaliação de similaridade através do conglomerado de diversas características financeiras e vieses em um único estudo. Portanto, possibilita relacionar as variáveis de precisão ou acurácia do analista com o grau de similaridade comportamental dos indivíduos envolvidos na análise, isolando os indivíduos com maior acurácia daqueles com menor acurácia, permitindo avaliar a contribuição das variáveis por perfis determinados e não de todos os indivíduos da amostra. Isto porque, avaliar o resultado de todos os analistas em conjunto, traz um efeito de média dos desempenhos dos mesmos. Entretanto, isolando-se os analistas com maior acuracidade de previsão dos demais, é possível eliminar da amostra os indivíduos que possam distorcer os resultados, e avaliar os fatores que influenciam a acurácia daqueles que são mais assertivos.

Com isto, poderá contribuir com os bancos e corretoras nas análises de perfil para contratação de analistas, e com investidores, pois possibilitará a inclusão destes atributos em seus modelos de avaliação da assertividade das previsões de analistas. Assim, este estudo também contribui a longo prazo com o mercado de capitais e investidores, já que as previsões apresentadas pelas corretoras poderão se tornar mais assertivas, resultando em menor exposição do investidor ao risco nas escolhas de seus investimentos. Neste contexto, a pesquisa contribuirá para aprimoramento da eficiência do mercado, trazendo benefícios para a sociedade como um todo.

Por fim, será possível comparar o perfil dos analistas brasileiros em relação ao perfil dos analistas do mercado norte-americano e como isto pode impactar no perfil de previsões dos mesmos. Esta comparação é importante para entendimento da aplicabilidade no Brasil, dos modelos econométricos desenvolvidos com dados de analistas dos Estados Unidos. Isto porque, Brasil e Estados Unidos estão em diferentes níveis de desenvolvimento de mercado e estão sob influência de distintos sistemas jurídicos e culturas, que podem afetar o comportamento do analista na interpretação das informações divulgadas pelas empresas e consequentemente sua acurácia. Desta forma, este estudo pode auxiliar na identificação de determinantes da acurácia do analista, que podem ser diferentes entre os dois mercados estudados e que precisam ser considerados nos modelos de previsão destes países.

2. Referencial Teórico

2.1. Mercado de Capitais

O principal papel do mercado de capitais é a alocação de capitais aos recursos de investimentos. E para que isto aconteça de forma eficiente, os preços dos ativos devem refletir toda informação disponível (Pernagallo & Torrisi, 2020) em um dado momento, de forma que as empresas possam decidir sobre sua produção e os investidores possam escolher, com segurança, sobre os títulos nos quais investir (Fama, 1970). Isto sob a prerrogativa da hipótese de mercado eficiente.

Neste sentido, o mercado de capitais pode ser considerado eficiente em três categorias: a) na forma fraca: em que os preços espelham os dados de preços anteriores e previsibilidade de retornos ocorridos, inclusive fatores como dividendos e juros; b) na forma semiforte: em que os preços demonstram não apenas seu desempenho anterior, mas também outros dados disponíveis publicamente, como informações sobre dividendos e lucros a serem distribuídos; e, c) na forma forte: em que os preços expressam não apenas as informações divulgadas ao mercado, mas também outros dados passíveis de obtenção, o que pode incluir informações privilegiadas (informações privadas) (Fama, 1970, 1991). Estes pressupostos em conjunto estabelecem a chamada Teoria do Mercado Eficiente (HME).

E, ainda que na década de 80, fosse considerada a hipótese de que para se chegar à eficiência, os custos de informação e negociação deveriam ser nulos, uma hipótese mais sensata é de que estas transações são onerosas (Fama, 1991). Desta forma, como a disponibilização de informações e as transações possuem custo (Fama, 1991), há que se considerar, do ponto de vista de onerosidade, que os mercados mais eficientes são então, aqueles que minimizam seus custos de transação, já que, altos custos de operação impõem ineficiências ao mercado (Garcia & Liu, 1999).

Nesta circunstância, os mercados de capitais de países desenvolvidos e países emergentes podem ser vistos como semelhantes, mas não iguais (Liu & Sheng, 2019), já que diversos fatores tornam seus funcionamentos distintos. Entre as economias mais desenvolvidas, industrializadas, tecnologicamente avançadas e com maiores mercados de capitais do mundo, estão Austrália, Canadá, França, Alemanha, Japão, Reino Unido e Estados Unidos (Mensi, Shafiullah, Vo, & Kang, 2021).

Já os países emergentes, como o bloco formado por Brasil, Rússia, Índia, China, e África do Sul (BRICS) (Liu & Sheng, 2019), são responsáveis por 40% da população mundial (Mensi et al., 2021) e aproximadamente um quarto da produção global (Naeem, Hasan, Arif, Balli, & Shahzad, 2020). Com um potencial de crescimento estimado para se tornarem responsáveis por 41% das capitalizações globais até o ano de 2030, estas economias emergentes tem atraído investidores pela promessa bons retornos (Chen, 2018; Mensi et al., 2021) e motivado estudos que deem melhor suporte às decisões de investimentos (Naeem et al., 2020) e possibilitem diversificação de *portfólio* (Dash & Maitra, 2019).

Neste sentido, os estudos recentes observam diversos aspectos do mercado de ações e concluem que, os mercados emergentes são caracterizados por fraca eficiência, baixa liquidez e alta volatilidade dos preços das ações (Dash & Maitra, 2019). E ainda que o volume de negociações do mercado seja mais preditivo em países emergentes do que em países desenvolvidos (Bajzik, 2021), a baixa liquidez dificulta o desenvolvimento do mercado (Garcia & Liu, 1999) por torná-lo menos atrativo. Adicionalmente, os índices de mercado comumente utilizados para prever retornos em mercados desenvolvidos devem ser utilizados com cautela em mercados em desenvolvimento, já que seus comportamentos variam de um mercado para outro (Akhtar, 2021).

Neste enquadramento, a interligação do mercado financeiro entre os países tem sido estudada no sentido de avaliar quais os efeitos globais deste movimento entre os diferentes tipos de mercados (Chen, 2018; Liu & Sheng, 2019). Um exemplo são os estudos pós-crise financeira global de 2008 e 2009 sobre o impacto de economias avançadas em economias emergentes, que demonstram o efeito positivo de medidas de recuperação de mercados desenvolvidos, em mercados em desenvolvimento (Keefe, 2021).

Diante desta globalização, interligação e distintos funcionamentos entre os mercados, empresas de países emergentes tem se internacionalizado, com um desafio de utilizar diferentes estratégias de acordo com o país onde atuam, pois diferentes países anfitriões impõem desafios distintos em relação a recursos e ativos. Países menos desenvolvidos podem oferecer menor competitividade, entretanto, exigirão maior habilidade para lidar com problemas de infraestrutura (Barnard, 2021).

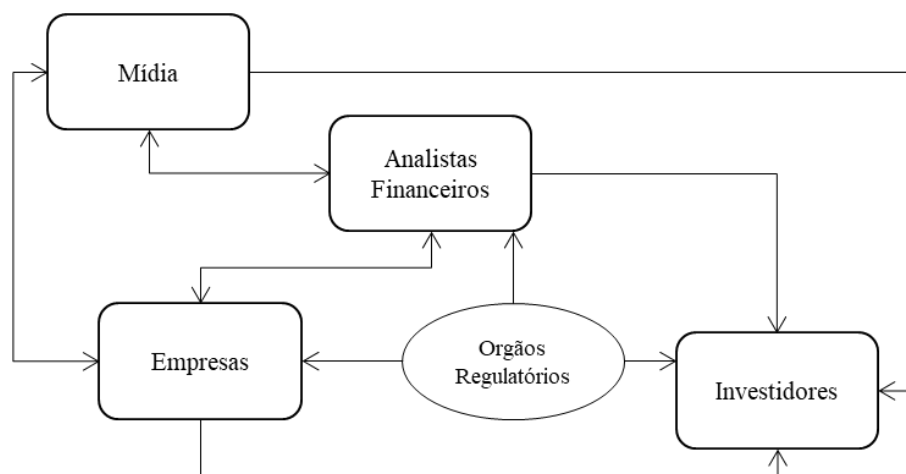
Adicionalmente, apesar de os marcadores clássicos de mercado auxiliarem os investidores na utilização das informações disponíveis nos mercados (Akhtar, 2021), todas estas distinções entre mercados impõem um desafio particular. À medida que as características de um mercado financeiro desenvolvido diferem do mercado emergente

(Akhtar, 2021), sendo que a credibilidade destas informações está diretamente ligada à eficiência do mercado (Fama, 1970), a utilização destes índices básicos para previsibilidade de retorno de ações são mais úteis em mercados desenvolvidos (Akhtar, 2021).

Isto ocorre porque em um mercado emergente, com maior volatilidade, as empresas divulgam menos informações úteis (Amiram et al., 2018; Hou & Gao, 2021), fazendo com que ocorra um desequilíbrio na ciência de informações relevantes entre a empresa e os investidores, conhecido como assimetria de informações (Akerlof, 1970; BC & Esfahani, 2020). Em consequência, o trabalho dos analistas financeiros torna-se muito mais importante nas economias emergentes, já que estes tem a função de transformar esta gama de dados (Hou & Gao, 2021) em recomendações de investimentos (Brauer & Wiersema, 2018; Chang et al., 2016), atuando como intermediários de informações (Brauer & Wiersema, 2018; Chourou et al., 2021; Eliwa et al., 2021; Yu et al., 2020).

A Figura 1 demonstra o fluxo de informações que compreende o mercado de capitais e o papel dos analistas financeiros:

Figura 1 – Fluxo de informações e papel do analista



Fonte: elaborada pela autora, adaptada de Brauer & Wiersema (2017).

Apesar do papel de monitoramento e intermediação de informações das recomendações dos analistas serem o foco das pesquisas em contabilidade e finanças, os pesquisadores da área de administração documentam que os analistas financeiros influenciam também os executivos. Estes tomam as previsões de lucros como metas e ao mesmo tempo, agem de forma a influenciar a cobertura dos analistas e suas recomendações (Brauer & Wiersema, 2018).

Neste sentido, considerar os analistas como intermediários de informações remete ao conceito de racionalidade ilimitada da teoria clássica de finanças (Brauer & Wiersema, 2018;

Fama, 1970). Por outro lado, considerar as influências do ambiente e dos próprios executivos nas previsões de lucros, traz os conceitos de finanças comportamentais para o estudo do papel dos analistas, num contexto de racionalidade limitada (Simon, 1955, 1986), influência de vieses cognitivos (Kahneman & Tversky, 1979; Tversky & Kahneman, 1974) e contexto social (Brauer & Wiersema, 2018).

2.2. Finanças Comportamentais

A Economia Comportamental estuda como os indivíduos tomam decisões econômico-financeiras, incluindo em seus modelos de previsão os fatores psicológicos deste processo, considerando assim, a subjetividade dos indivíduos. Neste universo, estão as Finanças Comportamentais, uma subdivisão da Economia Comportamental, que considera estes aspectos do julgamento humano em suas decisões financeiras voltadas para o Mercado Financeiro (Costa, Carvalho, & Moreira, 2019), substituindo os conceitos tradicionais de racionalidade por fundamentos comportamentais empíricos (Baker & Wurgler, 2013).

Desta forma, em definição, as Finanças Comportamentais estudam como as pessoas não se encaixam no padrão de total racionalidade no processamento de informações para decidir sobre seus investimentos (Hirshleifer, 2015). E, no contexto dos estudos desenvolvidos nessa linha, a psicologia contribui com a identificação de vieses psicológicos que afetam a determinação de preços nos mercados financeiros (Hirshleifer, 2015). Assim, trata-se de um campo de finanças que tem na psicologia, a base para as teorias que explicam as anomalias do mercado financeiro, como a variabilidade dos preços de ações (Filbeck et al., 2017).

Apesar de os estudos em Finanças Comportamentais terem ganhado força nas últimas três décadas (Hirshleifer, 2015), especialmente com o cenário de oscilações no mercado de ações da década de 1990 (Baker & Wurgler, 2013), o conceito de racionalidade limitada (Simon, 1955) é anterior ao conceito da teoria do mercado eficiente (Fama, 1970). Ainda na década de 1950, já se questionava o foco da literatura econômica em relação ao conceito abrangente de economia, como uma ciência que descreve e prevê o comportamento do homem econômico (Simon, 1959), com modelos em que os indivíduos são racionais ou estratégicos (Vila-Henninger, 2021). Neste sentido, enquanto a microeconomia se preocupava em saber como os agentes deveriam se comportar, e não como realmente se comportavam, a macroeconomia apresentava uma teoria de mercados perfeitamente competitivos entre

indivíduos plenamente racionais, sem observações empíricas de comportamentos (Simon, 1959).

Ainda que as teorias econômicas clássicas seguissem sua lógica com pressupostos de racionalidade ilimitada (Arnott & Gao, 2022; Simon, 1959), otimização levando ao equilíbrio de mercado (Arnott & Gao, 2022) e ambiente competitivo (Simon, 1959), importantes avanços na inclusão de conceitos de psicologia foram feitos por cientistas comportamentais, interessados em testar a habilidade preditiva de diversas teorias da utilidade (Fishburn, 1968). Nesta conjunção, psicólogos, sociólogos e economistas dedicaram-se ao desenvolvimento de modelos em que os agentes racionais também se comportavam de forma irracional (Vila-Henninger, 2021). Assim, como pioneiro nas finanças comportamentais (Valcanover, Souza, & Silva, 2020), o estudo das heurísticas como ferramenta utilizada pelos indivíduos na simplificação do processo mental decisório demonstrou que as decisões dos indivíduos são enviesadas conforme crenças e conceitos individuais (Tversky & Kahneman, 1974).

Seguindo os questionamentos em relação às teorias clássicas econômicas, a Teoria da Perspectiva expôs o indivíduo tomador de decisão como avesso ao risco, ao atribuir pesos distintos para probabilidades de ganhos em relação às perdas. Neste sentido, os agentes estão mais dispostos a correr riscos diante de uma probabilidade de perda, o que contraria o conceito de racionalidade, já que as decisões sob estas circunstâncias nem sempre são ótimas, do ponto de vista da maximização da utilidade esperada (Kahneman & Tversky, 1979; Tversky & Kahneman, 1992).

Adicionalmente, considerando que a estrutura de decisão de um indivíduo é composta primeiramente pelo problema enfrentado e em segundo lugar, pelas normas, hábitos e características pessoais do decisor, os agentes ponderam as opções, resultados possíveis, escolhas e consequências das suas escolhas. Desta forma, durante o processo decisório, os indivíduos comparam os diversos cenários possíveis e seus resultados e demonstram padrões de preferências incompatíveis com a teoria da utilidade (Tversky & Kahneman, 1981). Isto porque, devido à limitação do sistema cognitivo, os indivíduos selecionam as informações que processam (Claeys & Coombs, 2020).

Neste sentido, os estudos em finanças comportamentais trazem o conceito das heurísticas, em que os indivíduos facilitam a tomada de decisão através dos atalhos mentais. Apesar de úteis, as heurísticas podem ser tendenciosas e prejudicar as habilidades de processamentos de informações pelos decisores (Grayot, 2020), fazendo com que os investidores incorram em vieses, que em situações extremas podem levar às bolhas de ativos

do mercado financeiro (Filbeck et al., 2017). Isto porque, estes esquemas heurísticos tornam os julgamentos imprecisos por estarem associados à intuição, que não tem recursos suficientes para processar informações complexas (Claeys & Coombs, 2020).

Considerando então, que as heurísticas, como a origem dos vieses, influenciam as previsões de lucros dos analistas (Machado & Lima, 2021), incluir o efeito das heurísticas e vieses nos estudos sobre acurácia destas previsões torna-se essencial para compreensão do funcionamento do mercado financeiro. Ainda, é importante avaliar se os vieses impactam os indivíduos de maneira homogênea ou se há diferenças comportamentais entre analistas de mercados desenvolvidos e mercados em desenvolvimento.

2.3. Influências contextuais entre Brasil e Estados Unidos

A cultura de um país é uma variável importante nos estudos dos fenômenos econômicos, porque ajuda a explicar as ações dos indivíduos (Illiashenko, 2019), que comumente tomam decisões diferentes estando na mesma situação, ou seja, em situação de igualdade das informações disponíveis para análise (Hofstede, 1980). Além dos fatores comportamentais já firmados pela literatura, como os vieses inconscientes, isto também ocorre devido ao condicionamento cultural pelo qual uma pessoa passa ao longo da vida, ou seja, pela experiência vivenciada e pela educação recebida em seu meio de convívio (Hofstede, 1980).

Esta programação coletiva da mente dos indivíduos não é algo relativo a uma ou outra pessoa, mas a um grupo que compartilha desta mesma educação e experiências de vida. Neste caso, este grupo de pessoas, de uma determinada localidade, passa a ter uma programação mental que se diferencia de grupos de outras localidades, o faz com que ajam de forma semelhante entre si, sendo a nacionalidade uma forma de agrupamento que se destaca entre outras influências culturais de menor nível, como a familiar e o ambiente profissional (Hofstede, 1980).

Nesta conjuntura, a cultura de uma sociedade pode ser distinguida de outra, pelos seus sistemas de valores, que incluem os padrões de sentimentos e ações praticadas por este grupo de pessoas (Breuer & Quinten, 2009). Consequentemente, uma vez que os indivíduos desenvolvem formas de pensamento, comportamento e ação para que se sintam confortáveis em suas sociedades (Schwartz, 2014), é possível esperar que estudos comportamentais,

realizados em países de culturas distintas, como Brasil e Estados Unidos, apresentem resultados diferentes em relação às decisões dos indivíduos.

Apesar de largamente utilizado, o termo “Cultura” não é simples, e possui diversas definições históricas, que surgem desde o estudo da antropologia até mais recentemente a psicologia (Breuer & Quinten, 2009), havendo inclusive grande divergência na definição deste conceito, quando focado na cultura nacional (Hofstede, 1980). O que se destaca é que, apesar de ser uma área distante da psicologia no seu campo de estudo, a antropologia traz também uma definição semelhante de cultura utilizada pelo psicólogo Hofstede na década de 1980. Desta forma, a cultura é vista como a expressão dos valores e mentalidade predominante de um grupo social, que molda atitudes, hábitos e costumes, sistemas econômicos e também a linguagem, entre outros fatores relacionados ao comportamento de pessoas (Breuer & Quinten, 2009).

Assim, a cultura pode orientar a resposta dos indivíduos, inclusive normativamente, ao ditar como devem funcionar as instituições do país e como as pessoas devem se comportar ao lidar com questões da sociedade (Schwartz, 2014). Neste contexto, os Estados Unidos apresentam uma cultura que promoveria mais a autonomia de decisões dos indivíduos do que o Brasil, já que, os Estados Unidos são uma sociedade mais orientada para a individualidade das decisões (Hofstede, 1980), e que poderia, por exemplo, favorecer menos o viés de comunalidade, associado à sujeição das decisões dos indivíduos ao grupo que integram (Ayçiçeği-Dinn & Caldwell-Harris, 2011).

Importante enfatizar que, apesar de ser uma forma de programação da mente, a cultura não pode ser considerada como único fato de caracterização de um indivíduo, ou seja, ela não implica que todos que fazem parte deste grupo possuem exatamente a mesma característica ou agem da mesma forma (Hofstede, 1980), mas sim os valores que direcionam suas ações (Breuer & Quinten, 2009). Neste sentido, os valores representam o que os indivíduos de uma nação percebem como bom ou ruim, normal ou anormal e, ético ou antiético, para dirigir suas decisões, de forma que passam a ser o núcleo da cultura, que determinam as atitudes e por sua vez, orientam o comportamento (Breuer & Quinten, 2009).

Neste cenário, foram identificadas oito regiões transculturais que consolidariam estes direcionadores de comportamentos, sendo duas delas os Países de Língua Inglesa, como os Estados Unidos e a América Latina, como o Brasil (Schwartz, 2014). Nesta análise, os indivíduos dos Estados Unidos se apresentam muito mais individualistas, autônomos e com domínio afetivo (Schwartz, 2014), o que poderia explicar uma maior independência dos

analistas financeiros ao emitirem suas previsões de lucros, sem considerar a opinião dos demais, por exemplo. Ainda, as pessoas do Brasil estariam inseridas numa cultura bastante coletivista (Schwartz, 2014), mais sujeita aos vieses comportamentais (Saad & Samet, 2020), se comparada aos Estados Unidos.

Este aspecto cultural pode ser melhor compreendido quando analisado em quatro dimensões (Hofstede, 1980): a) a dimensão de distância de poder representa a aceitação da sociedade em relação à distribuição desigual de poder nas instituições e organizações, de forma que quanto maior a pontuação neste atributo, maior deve ser a dependência dos indivíduos em relação aos que tem poder nesta sociedade; b) a dimensão de individualismo *versus* coletivismo identifica a importância que um indivíduo dá aos demais para decidir sobre suas ações. Neste sentido, numa sociedade coletivista a identidade é baseada no sistema social, enquanto na individualista, a identidade é baseada no indivíduo (Hofstede, 1980) e isto faz com que nas comunidades mais coletivistas os indivíduos subordinem suas decisões ao interesse do grupo; c) já a dimensão de masculinidade *versus* feminilidade evidencia a importância que a sociedade dá a fatores como ambição, dinheiro, poder, de forma que, em sociedades mais masculinas, a independência e sucesso do indivíduo são mais importantes do que as pessoas e; por fim, d) a dimensão do controle da incerteza demonstra o quanto as pessoas se sentem confortáveis em situações de incerteza e quanto evitam situações que possam causar instabilidade em sua vida pessoal, o que pode fazer com que maiores indicadores de controle de incerteza identifiquem maior necessidade de consenso entre os indivíduos.

Com base na medição das pontuações em cada dimensão e cruzamento dos dados, é possível compreender melhor como os países estão distribuídos estatisticamente, de forma que se possam explicar as diferentes formas de agir dos indivíduos de cada sociedade. Ao avaliar o resultado do estudo seminal de Hofstede (1980) pelo método de análise de *cluster*, é possível agrupar os países conforme suas características de similaridade interna e dissimilaridade externa, conforme a Tabela 1 descrita a seguir:

Tabela 1 – Países e *Clusters* com base nas dimensões culturais de Hofstede

<i>Cluster 1</i>	<i>Cluster 2</i>	<i>Cluster 3</i>	<i>Cluster 4</i>
<i>Cultura Masculina e Individualista</i>	<i>Cultura Coletivista e Aversa a Incerteza</i>	<i>Cultura Feminina e com baixa Distância de Poder</i>	<i>Cultura com Elevada Distância de Poder e Propensão a Incerteza</i>
África do Sul	Colômbia	Dinamarca	Filipinas
Alemanha	Coréia do Sul	Finlândia	Hong Kong
Austrália	Costa Rica	Holanda	Índia
Áustria	El Salvador	Noruega	Indonésia
Canadá	Equador	Suécia	Irã
Estados Unidos	Espanha		Jamaica
Irlanda	França		Malásia
Israel	Grécia		Singapura
Itália	Guatemala		
Japão	México		
Nova Zelândia	Panamá		
Reino Unido	Paquistão		
Suíça	Peru		
	Argentina		
	Bélgica		
	Brasil		
	Chile		
	Uruguai		
	Venezuela		
	Portugal		
	Tailândia		
	Taiwan		
	Turquia		

Fonte: Adaptada de Alcântara, Reis e Menezes (2012)

A nomeação e classificação dos *clusters* de acordo com as características predominantes dos países, sintetizadas por Alcântara et al. (2012), corrobora com os achados em estudos anteriores, que identificaram que países mais industrializados como os Estados Unidos são geralmente individualistas, enquanto países em desenvolvimento possuem valores tradicionais, sendo mais coletivistas (Ayçiçeği-Dinn & Caldwell-Harris, 2011), como o Brasil.

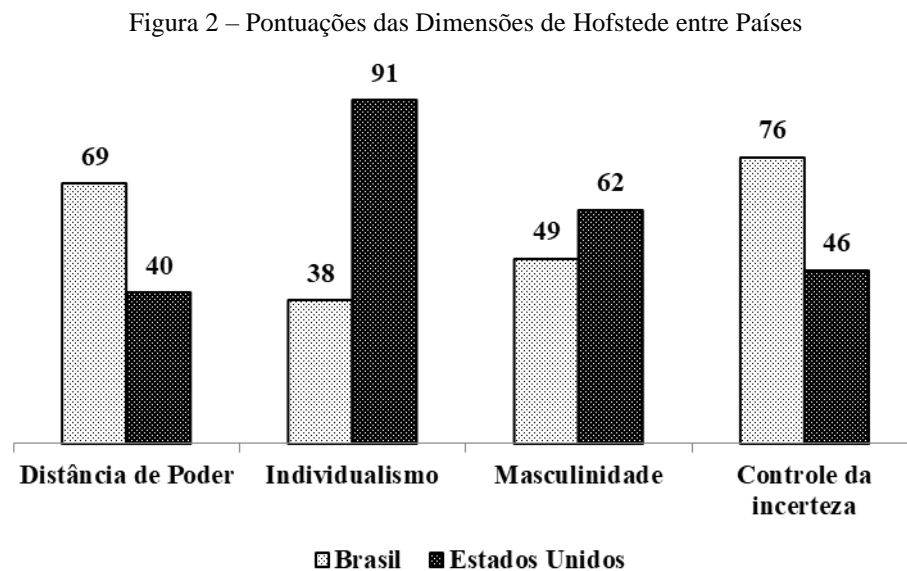
Dentre todas as dimensões estudadas, a principal delas na variabilidade cultural pode ser o nível de coletivismo e individualismo da sociedade (Lu, Niu, & Zhou, 2021). Isto se torna particularmente importante para os estudos de acurácia de analista, considerando que estes comportamentos podem influenciar os indivíduos em suas previsões. Neste sentido, o excesso de confiança², um dos possíveis fatores determinantes da eficiência destes

² Os vieses de interesse nesta pesquisa estão definidos no item 2.4.

profissionais, poderia ser explicado pelo nível de individualismo e coletivismo da sociedade (Illiashenko, 2019).

De acordo com a similaridade das sociedades, Brasil e Estados Unidos integram grupos totalmente distintos em relação às suas dimensões, sendo o Brasil um país coletivista e avesso à incerteza e, os Estados Unidos sendo um país individualista e masculino (Alcântara et al., 2012). Neste ambiente, é possível esperar que os indivíduos extrapolem estes valores para suas ações no dia a dia, e tenham comportamentos distintos, mesmo que inconscientes.

A Figura 2 oriunda da atualização da pesquisa de Hofstede (1980) demonstra graficamente as diferenças de pontuações destes dois países:



Fonte: *The dimension scores in the Hofstede model of national culture: Dimension data matrix (2015)*

De acordo com esta classificação, a cultura dos Estados Unidos seria 139,47% mais individualista e 26,53% mais masculina que a cultura do Brasil. Da mesma forma, os Estados Unidos se apresentam como uma cultura que teria 42,03% menos a característica de distância de poder e 39,47% menos controle de incerteza do que o Brasil. Estes fatores em conjunto poderiam conferir aos indivíduos norte-americanos maior independência e tomada de decisão individualizada em relação aos brasileiros Hofstede (1980).

Assim, o nível de coletivismo poderia explicar a maior incorrência de vieses em nações como o Brasil, uma vez que, os indivíduos podem considerar mais as opiniões dos demais na tomada de decisão, imitando mais as decisões do grupo ao qual pertencem (Saad & Samet, 2020), do que nos Estados Unidos. Da mesma forma, o índice de distância de poder mais pronunciado no Brasil poderia tornar os analistas mais subordinados às opiniões dos

analistas mais experientes, e que possuem mais prestígio na carreira. Nesta situação, ao se preocupar em aproximar suas opiniões de outros analistas, poderiam buscar manter suas previsões dentro do consenso dos demais profissionais, que por sua vez, são em geral otimistas (Hou, Meng, & Chan, 2021), ou seja, tendenciosas para cima (Ernstberger, Krotter, & Stadler, 2008). Neste enquadramento, os indivíduos do Brasil poderiam apresentar comportamento mais otimista e sujeito à comunalidade³, por exemplo.

Outro ponto importante que pode ser observado é que Portugal e Espanha, apesar de serem países desenvolvidos, estão no mesmo grupo do Brasil e todos os demais países da América Latina analisados no estudo de Alcântara et al. (2012), assim como o Reino Unido está no mesmo grupo de seus países colonizados como Estados Unidos, Austrália e África do Sul, conforme a Tabela 1. Isto pode demonstrar que o nível individualismo/coletivismo, medido pela industrialização do país (Ayçiçeği-Dinn & Caldwell-Harris, 2011), não deve ser feito de forma isolada, já que, há grande influência dos países colonizadores na definição da cultura dos países colonizados.

Nesta circunstância, as características de cada cultura influenciariam o desenvolvimento de diversos aspectos de uma sociedade, dentre os quais, o sistema legal. Neste sentido, a maioria dos países adotou seu sistema legal durante sua colonização (La Porta et al., 1997), como no caso dos Estados Unidos (Messitte, 2018), ou mesmo que após sua independência, seguiu a tradição do direito de seu colonizador, como na maioria dos países da América Latina (La Porta et al., 1997).

O sistema legal pode ter sua origem no direito romano ou civil, adotado pelos países que estiveram sob domínio do Império Romano, como Portugal e Espanha, no qual a força das leis tem origem no texto legal, ou pode ter sua origem no direito comum ou consuetudinário, utilizado por países dominados pelo Império Britânico, como Estados Unidos, Canadá e Austrália, no qual as leis estão associadas aos costumes e tradições (Silva & Nardi, 2018). Esta diferenciação dos sistemas legais na antiguidade pode ter surgido devido ao Império Britânico estar isolado geograficamente dos demais países da Europa, o que facilitou a consolidação de seu sistema, que foi desenvolvido principalmente por membros da classe social dominante à época, que tinham seus próprios interesses em manter o sistema desenvolvido para o Reino Unido (Messitte, 2018).

Nesta conjunção, esta transferência de regras e ideologias (La Porta, Lopez-de-Silanes, & Shleifer, 2008) existente entre países merece destaque devido à importância do sistema

³ Os vieses de interesse nesta pesquisa estão definidos no item 2.4

jurídico no nível de proteção do investidor (La Porta, Lopez-de-Silanes, & Shleifer, 1999) e, conseqüentemente, no desenvolvimento do mercado de capitais (La Porta et al., 1997).

Isto ocorre porque, o direito consuetudinário teria se desenvolvido para proteger os proprietários privados contra a coroa, enquanto que o direito civil seria estabelecido para consolidar o poder do Estado, desta forma, as tradições jurídicas diferem em sua essência, no direito das propriedades privadas em contrapartida ao Estado (Beck et al., 2003). Na atualidade, esta atuação do Estado pode ser identificada em situações de crise, quando o direito civil tende a reprimir o mercado dando maior poder regulatório ao Estado, enquanto o direito comum tende a apoiá-lo (La Porta et al., 2008).

Nesta conjuntura, o poder do sistema jurídico do país torna-se um fator relevante para a qualidade das informações que os analistas utilizam para emitir suas previsões de lucros, visto que, nações que possuem seu sistema legal baseado no direito comum, como os Estados Unidos, tem maior qualidade na aplicação das leis (La Porta et al., 1997) dos que os países de sistema legal baseado no direito civil, como Brasil. Isto poderia se traduzir em melhor aplicabilidade das normas contábeis (Silva & Nardi, 2018).

Conseqüentemente, a melhor qualidade da informação contábil proporcionaria maior confiança aos analistas, que entregariam previsões de lucros mais precisas (Eliwa et al., 2021), como já consolidado pela literatura (Eliwa et al., 2021; Iqbal et al., 2021; Lang & Lundholm, 1996). Este contexto de melhor qualidade da informação contábil poderia levar os analistas brasileiros à fadiga de decisão por terem que analisar maior quantidade de informações para tomarem suas decisões ou até mesmo, observarem as previsões de outros analistas. Neste sentido, a origem do sistema legal seria um componente da cultura que poderia explicar o fato de que as previsões de lucros dos analistas brasileiros tendem a ser menos precisas dos que as previsões dos analistas norte-americanos.

Da mesma forma, por se considerar que o direito comum seria superior ao direito civil, a tradição jurídica ajudaria a explicar o desenvolvimento econômico atual com base na qualidade das instituições jurídicas (Bris, 2019). Neste sentido, apesar da evolução constante das leis e códigos adotados pelos países (La Porta et al., 2008), um menor nível de absorção da jurisprudência tornaria os sistemas jurídicos baseados no direito civil mais rígidos e, portanto, menos eficientes em relação às novas variáveis não previstas nas leis já estabelecidas (Beck et al., 2003). Isto não significa que o sistema legal não mude, mas esta adaptação de códigos, instituições, pensamento e ideologias, pode ser lenta, e faria com que esta

morosidade favorecesse a permanência das propriedades fundamentais de sua origem (La Porta et al., 2008).

Portanto, os países de direito comum, que proporcionariam maior proteção ao investidor, teriam também o favorecimento de seu desenvolvimento econômico, como observado quando comparados os mercados de ações da Inglaterra e da França, respectivos berços do direito civil e direito comum, desde o início de seu desenvolvimento (La Porta et al., 2008). Isto também pode estar associado à maior proteção do credor, que, com melhor execução de dívidas e menor participação do governo nos bancos (La Porta et al., 2008), favoreceria as instituições financeiras à concessão de crédito aos investidores.

Assim, com maior proteção da legislação aos seus contratos, intermediários financeiros bem desenvolvidos também apoiariam o desenvolvimento do mercado (Garcia & Liu, 1999), neste sentido, a confiança é importante para o crescimento econômico (Cao & Xia, 2021). No contexto social, o desenvolvimento econômico favoreceria a responsabilidade individual, que de forma mais ampla, direcionaria a cultura para formar indivíduos mais autônomos (Schwartz, 2014). Neste sentido, o desenvolvimento econômico também seria um fator contribuinte para maior individualismo da sociedade norte-americana, em relação à brasileira, e, portanto, menor influência da comunalidade, definida no tem 2.4.4, nas previsões dos analistas dos Estados Unidos, se comparadas as previsões dos analistas do Brasil.

Esta correlação entre a origem do sistema legal, proteção ao investidor e credor, desenvolvimento econômico e desenvolvimento de intermediários financeiros também é importante porque, um sistema financeiro, que integra o mercado de ações, é especializado na coleta de informações para desempenhar seu papel (Garcia & Liu, 1999). Neste sentido, devido ao seu papel de intermediário de informações, (Chourou et al., 2021; Eliwa et al., 2021; Yu et al., 2020), é esperado que quanto mais desenvolvido o mercado, como o dos Estados Unidos, maior a quantidade de analistas e de corretoras este mercado necessitará.

Este ambiente informacional com maior participação de analistas e maiores *brokers* promoveria então melhor qualidade das previsões de lucros dos analistas dos Estados Unidos em relação às previsões dos analistas do Brasil. Isto porque, ambientes mais competitivos, com maior quantidade de participantes poderiam favorecer o aprendizado social dos analistas, ou seja, estes profissionais aprenderiam com os erros dos demais e emitiriam previsões mais precisas (Kumar, Rantala, & Xu, 2022). Neste sentido, a literatura documenta que, quanto maior a quantidade de analistas seguindo uma empresa, maior a precisão de suas previsões de lucros (Saito, Villalobos, & Benetti, 2008), bem como, a influência positiva do tamanho do

broker empregador na acurácia destas previsões (Clement, 1999; Kim, Lobo, & Song, 2011; Martinez, 2007).

2.4. Preditores Comportamentais da Acurácia do Analista

2.4.1. Otimismo

Nos estudos sobre as decisões de investimentos, os vieses comportamentais mais estudados são o otimismo e o excesso de confiança (Mousavi, 2020), sendo que muitas destas pesquisas concluem que os analistas financeiros tendem a ser otimistas em suas previsões (Krolikowski et al., 2016).

O otimismo é caracterizado pela superestimação irrealista dos indivíduos em relação a situações futuras (Mohamed, Mirakhor, & Erbaş, 2019), especialmente em relação à obtenção de êxito em eventos futuros (Tversky & Kahneman, 1974), como no caso dos analistas financeiros, em que este fenômeno se manifesta pelo otimismo excessivo em relação ao desempenho futuro da empresa que este profissional está analisando (Kramer & Liao, 2016). Neste sentido, especialistas muito otimistas superestimam a probabilidade de materialização de cenários futuros que consideram favoráveis (Davis & Lleo, 2020), demonstrando que a tendência dos indivíduos em serem otimistas em relação ao futuro afeta diversas áreas do cotidiano (Weinstein, 1980).

Neste contexto, as previsões de lucros dos analistas financeiros são em geral otimistas (Hou et al., 2021), uma vez que são sistematicamente tendenciosas para cima (Ernstberger et al., 2008), refletindo de forma imprecisa, as informações disponíveis (Easterwood & Nutt, 1999). Entretanto, as explicações para este comportamento surgem na academia por duas perspectivas, sendo elas por fatores inconscientes ou por ações conscientes dos analistas (Hou et al., 2021).

A primeira linha de pensamento, que explica o otimismo como um resultado de fatores inconscientes, portanto, independentes dos interesses do analista, considera que estes profissionais têm dificuldades em processar algumas informações das empresas (Hou et al., 2021), tendendo a reagir exageradamente às informações positivas e sub-reagir às informações negativas (Clarke & Shastri, 2001; Easterwood & Nutt, 1999; Silva Filho et al., 2018). Especificamente, os analistas levam mais tempo para incorporar informações negativas às suas previsões, do que as informações positivas (McNichols & O'Brien, 1997), tornando-se

mais otimistas em relação ao futuro das empresas. Ainda, os analistas não produzem informações propositalmente otimistas, e sim, tendem a divulgar mais as que apresentam tais características, e involuntariamente contribuem para que a curva de previsões divulgadas seja direcionada para otimismo (McNichols & O'Brien, 1997).

Entretanto, a motivação para os indivíduos agirem desta forma é algo importante a se considerar e talvez até limitante para as conclusões dos estudos citados acima. Desta forma, a segunda linha de estudos considera que os analistas podem agir racionalmente de forma otimista, de acordo com incentivos econômicos. Conseqüentemente, as motivações para os analistas demorarem a refletir informações negativas em suas previsões estão diretamente ligados ao relacionamento destes profissionais com bancos de investimentos (O'Brien, McNichols, & Lin, 2005). Neste sentido, os analistas empregados por corretoras e bancos de investimentos utilizam suas previsões para favorecer as ações dos clientes de suas empresas no mercado, a fim de promover a venda destes ativos, em lugar de prover os investidores com previsões estatisticamente ótimas (Easterwood & Nutt, 1999). Agindo desta forma, os analistas agradam estes clientes e incrementam as comissões das instituições para quem trabalham (Hou et al., 2021).

Ainda, o acesso aos principais executivos das empresas é importante para que os analistas desempenhem suas atividades, e esta relação pode ser prejudicada se os analistas não apresentarem a empresa ao mercado de forma favorável (Easterwood & Nutt, 1999). Neste sentido, a preocupação com suas carreiras seria também um motivador para que os analistas produzam relatórios otimistas para as empresas que seguem (Krolikowski et al., 2016), já que, ao agir desta maneira cultivam relações com a administração para adquirir mais informações (Baik, 2006) para melhor embasar suas análises. Este comportamento evidencia um conflito de interesses no qual os analistas estão envolvidos ao elaborar seus relatórios de recomendações (Hou et al., 2021).

Entretanto, este comportamento de cultivo de relações com empresas por meio de previsões conscientemente mais otimistas é mais pronunciado nos analistas mais experientes, que ao conquistar prestígio na carreira correm menos risco de serem punidos por entregarem previsões de lucros mais afastadas do consenso dos analistas, se estas não forem precisas (Krolikowski et al., 2016). Desta forma, como o otimismo é um dos fatores existentes na maneira como os analistas processam as informações percebidas no mercado e consolidam suas previsões de lucros (Davis & Lleo, 2020), deve ser considerado em conjunto com outros fatores de influência na acurácia das previsões dos analistas.

Adicionalmente, considerando a propensão do analista em se concentrar mais nos dados da economia do que da empresa analisada (Hou et al., 2021), o ambiente econômico torna-se um fator importante ao se ponderar possíveis efeitos do otimismo na previsão dos analistas de países com estruturas econômicas e legais em diferentes níveis de desenvolvimento. Neste cenário, considerando que índices clássicos de mercado utilizados para previsão de lucros futuros não podem ser utilizados com a mesma confiabilidade em economias não desenvolvidas, como são em economias desenvolvidas (Akhtar, 2021), ser otimista em um mercado em desenvolvimento, como no caso do Brasil (Liu & Sheng, 2019), pode fazer com que os analistas apresentem menor acurácia em suas previsões, do que os analistas dos Estados Unidos.

Desta forma, diante do vasto histórico de pesquisas de analistas, dos fatores conscientes e inconscientes na análise das informações disponíveis no mercado, é possível esperar uma relação negativa entre o viés do otimismo e a precisão das previsões dos analistas financeiros. Ainda, considerando a restrição na utilidade das informações macroeconômicas em países em desenvolvimento (Akhtar, 2021) e seus efeitos na volatilidade de preços e, conseqüentemente, na previsibilidade de lucros das empresas (Garcia & Liu, 1999), espera-se que o otimismo impacte mais negativamente as previsões dos analistas financeiros do Brasil do que dos profissionais dos Estados Unidos.

2.4.2. Excesso de Confiança

Como possível origem do comportamento otimista (Cai & Qi, 2021), o excesso de confiança, um dos pilares das finanças comportamentais (Mousavi, 2020), pode ser definido por um comportamento similar ao do otimismo (Mohamed et al., 2019). Entretanto, apesar de semelhantes, tratam-se de fatores distintos, pois o excesso de confiança está relacionado à superestimação das habilidades individuais do analista (Mohamed et al., 2019), conhecimentos e precisão de suas informações (Bhandari & Deaves, 2006), e não em relação a eventos futuros (Mohamed et al., 2019) como o otimismo.

Portanto, uma vez que as pessoas são mais confiantes em seus julgamentos dos que nos fatos em si (Griffin & Tversky, 1992), os indivíduos atribuem maior peso, e de forma excessiva, às suas informações privadas, em relação às informações públicas (Friesen & Weller, 2006). Desta forma, o analista que apresenta o comportamento do excesso de confiança nem sempre fará uma previsão que superará os resultados reais da empresa no

futuro, como é o caso do analista otimista, mas poderá realizar uma projeção que se desviará dos valores reais atingidos pela instituição analisada, inclusive abaixo do lucro real (Nardi, Ribeiro, Bueno, & Aggarwal, 2022). Isto porque, o analista tem a crença de que suas informações são melhores do que os demais participantes do mercado possuem (Aragón & Roulund, 2020) e com a superestimação de seu próprio desempenho (Friehe & Pannenberg, 2019).

Este, que é um dos vieses comportamentais mais bem definidos pela literatura (Bregu, 2020), pode ser considerado o viés comportamental de maior impacto nas decisões (Friehe & Pannenberg, 2019), porque a confiança controla a ação, ou seja, o comportamento do indivíduo (Griffin & Tversky, 1992). Além de ser um comportamento apresentado pela maioria das pessoas (Bhandari & Deaves, 2006), o excesso de confiança afeta também os analistas financeiros, ao se considerar que, os indivíduos tornam-se mais confiantes quando estão diante de uma situação complexa (Barber & Odean, 2002) que necessita de opiniões de especialistas (Bier, 2004). Neste sentido, a tomada de decisão de um investidor pode ser realizada influenciada pelo excesso de confiança dos analistas e este pode ser um dos motivos pelo qual estudos acadêmicos concluem que este viés afeta negativamente os lucros dos investidores (Bregu, 2020), levando a resultados abaixo do ideal (Bhandari & Deaves, 2006).

Isto ocorre porque os indivíduos supervalorizam crenças importantes para o ego por um sentimento de realização, sendo o ego desenvolvido no contexto de comunidade à qual as pessoas pertencem (Cacault & Grieder, 2019). Este fenômeno, de superestimar a precisão do próprio conhecimento, é conhecido também como erro de calibração e faz com que os indivíduos estimem valores diferentes do valor correto de determinada informação (Deaves, Lüders, & Schröder, 2010). E mesmo que a expectativa de que este comportamento seja menos frequente nos analistas financeiros, uma vez que seu desempenho e precisão são essenciais para se manterem no mercado, o excesso de confiança também é uma característica destes profissionais especializados (Deaves et al., 2010).

Um ponto importante a se considerar é que o excesso de confiança possui tanto componentes exógenos, portanto, varia de pessoa para pessoa, quanto componentes endógenos, variando entre países. Neste sentido, estudos anteriores encontraram que a variação de pontuações de autocompetência em indivíduos de países distintos, difere significativamente e afeta o comportamento de excesso de confiança (Dessí & Zhao, 2018).

Em um destes estudos, a adaptação das pontuações globais de autoestima em componentes de autocompetência, como o sentimento de autoconfiança, capacidade e

eficácia, classifica e demonstra uma relevante distinção entre países, com maior índices de confiança para indivíduos dos Estados Unidos em relação ao Brasil (Schmitt & Allik, 2005). Entretanto, ao se incluir uma variável composta por instabilidade política e econômica no experimento, o resultado pode se apresentar diferente, com maiores índices de confiança para países onde há maior expectativa de mudança nos âmbitos econômicos e políticos (Dessi & Zhao, 2018), portanto, indivíduos da América do Sul poderiam se apresentar mais confiantes do que aqueles da América do Norte.

Desta forma, diversos fatores precisam ser levados em consideração ao se analisar este comportamento em analistas financeiros e, neste universo, o sistema legal pode ser considerado um fator endógeno explicativo do excesso de confiança dos analistas financeiros de países de origem anglo-saxônica, como no caso dos Estados Unidos, ao se considerar que, não apenas leis mais protecionistas ao investidor são elaboradas nestes países, como também há melhor aplicabilidade das mesmas por possuírem sistemas judiciários mais eficientes do que os países da América Latina (La Porta et al., 1997).

Estes dois fatores, respectivamente proteção oferecida pelas leis e do sistema legal, refletem em padrões contábeis de maior qualidade (La Porta et al., 1997), e podem fazer com que os analistas financeiros dos Estados Unidos se tornem excessivamente confiantes em suas informações, e deem menor atenção para outras informações importantes acerca das empresas para as quais emitirão suas previsões, como as políticas de exposição ao risco e perspectivas de retorno dos investimentos realizados (Novaes, Miranda, Silva, & Bressan, 2020), ou até mesmo considerar a opinião de outros analistas na elaboração de suas previsões.

Em resumo, considerando que pessoas de diferentes países podem apresentar comportamentos distintos em relação ao excesso de confiança (Dessi & Zhao, 2018), que culturas mais individualistas, como a dos Estados Unidos, apresentam maiores pontuações de confiança dos indivíduos (Schmitt & Allik, 2005), e que, o excesso de confiança leva à erros de interpretação das informações (Deaves et al., 2010), espera-se que o excesso de confiança afete mais negativamente as previsões dos analistas financeiros dos Estados Unidos do que do Brasil.

2.4.3. Ancoragem

Um outro aspecto comportamental relevante que pode influenciar as previsões dos analistas é a ancoragem (Campbell & Sharpe, 2009). Indivíduos com este viés, documentado

pelo experimento seminal de Tversky e Kahneman (Cen, Hilary, & Wei, 2013), ao realizarem estimativas, partem de um valor inicial com referência em um valor facilmente disponível, que é ajustado até se chegar ao valor definitivo da mesma (Tversky & Kahneman, 1974). Isto faz com que os dados conhecidos pelo indivíduo sobre o presente, influenciem suas crenças sobre como será o futuro, ainda que, as probabilidades sobre o futuro tornem estas crenças irracionais. Neste sentido, ao invés de considerarem apenas as probabilidades objetivas para o futuro em suas previsões, os indivíduos incorporam as circunstâncias atuais em suas previsões (Givi & Galak, 2019).

Apesar deste processo de ajuste não parecer ser um problema, considerando as dificuldades da incorporação de novas informações (Easterwood & Nutt, 1999), esta revisão de estimativa pode não ocorrer de forma adequada e suficiente para se chegar a previsões coerentes, já que, os indivíduos tendem a manter suas estimativas próximas do ponto de partida inicial (Cen et al., 2013). Desta forma, o viés da ancoragem faria com que as previsões sejam elaboradas com a subestimação de novas informações no processo de produção da informação e as previsões se mantenham muito próximas de seu ponto de referência, conhecido como âncora (Campbell & Sharpe, 2009).

Nesta situação, as pessoas podem ancorar suas estimativas com base em situações conhecidas, aprendendo primeiro sobre circunstâncias presentes (Givi & Galak, 2019), ou seja, facilmente observáveis (Campbell & Sharpe, 2009) e somente depois sobre as probabilidades de possíveis resultados futuros, ou desconhecidos (Givi & Galak, 2019). Este fenômeno é considerado importante para decisões de investimentos, pois até mesmo informações iniciais não relacionadas podem influenciar as respostas numéricas das pessoas às situações subsequentes, ou seja, quaisquer informações obtidas imediatamente anteriores à resposta do indivíduo a um dado cenário (Jetter & Walker, 2017).

Mesmo que a ancoragem possa aumentar a probabilidade de estimativas corretas em situações de decisão intuitiva, o mesmo não é válido para processos em que haja condições de previsões mais assertivas, quando os indivíduos tem conhecimento específico da tarefa e dados concretos nos quais possam se basear (Meub & Proeger, 2016).

Para os analistas financeiros em especial, este viés pode estar associado à fadiga de decisão, devido à capacidade limitada de coleta e processamento de grande quantidade de informações, fazendo com que estes profissionais sejam seletivos e apoiem-se em âncoras salientes de preços, como são conhecidos os preços que chamam atenção dos usuários de informações (Li, Lin, & Lin, 2021). Adicionalmente, há evidências de que, mesmo que

revisadas, as previsões dos analistas financeiros remetem ao preço das ações em meses anteriores, desta forma, a revisão das previsões dos analistas pode se tornar ineficientes (Low & Tan, 2016), se não considerarem adequadamente informações sobre o futuro. Isto ocorre porque, mesmo em um ambiente em que as informações necessárias para tomada de decisão estejam amplamente disponíveis, a ancoragem impede a interpretação corretas dos dados (Meub & Proeger, 2016).

Apesar de poder influenciar erroneamente a previsão dos analistas financeiros, o histórico de resultados das empresas, utilizado especialmente por modelos estatísticos de projeção de lucros (Novaes et al., 2020), pode não ser uma âncora totalmente ineficiente (Kajimoto, Nakao, & Moraes, 2019). Isto porque, apesar de não ser uma prática unânime entre as empresas, a tendência em manter a variabilidade do lucro líquido perto do menor valor possível, conhecida como suavização de resultados, é uma política adotada por entidades para facilitar a comunicação do lucro que se acredita tornar-se padrão para tais empresas no futuro (Kajimoto et al., 2019).

Assim, para emitir suas previsões os analistas financeiros apoiam-se em preços históricos das ações (Low & Tan, 2016), que podem ser tendenciosos a seguir um padrão (Kajimoto et al., 2019). Por um lado, esta prática de manter o lucro líquido com menor variação, em geral, é obtida por meio de *accruals* discricionários por partes dos gestores por ser uma forma menos custosa de comunicação, já que não dificulta a verificação de veracidade de tais informações (Kajimoto et al., 2019). Por outro lado, por não refletir as reais decisões de negócio dos gestores, pode resultar na baixa qualidade da informação contábil (Novaes et al., 2020).

O gerenciamento de resultados, como é conhecida esta decisão de utilizar opções contábeis discricionárias para manipular os números divulgados nas demonstrações financeiras, apesar de ocorrer dentro dos limites das normas de contabilidade (Martinez, 2013) e facilitar a comunicação da expectativa de lucro futuro constante (Kajimoto et al., 2019), pode ter consequências negativas para a empresa. Neste sentido, as instituições podem ficar sujeitas à redução de lucratividade quando seu desempenho não coincidir com as previsões para a mesma (Cupertino, Martinez, & Costa, 2016), ou ainda com, o aumento do custo de captação de recursos (Nardi & Nakao, 2009).

Isto ocorre porque os usuários da informação contábil veem o gerenciamento de resultados como uma forma de manipulação dos gestores das empresas na busca de interesses próprios, em detrimento dos demais *stakeholders* (Nardi & Nakao, 2009). Neste ambiente,

como a política de gerenciamento de resultados para suavização de lucros está associada ao desalinhamento de interesses entre gestores, investidores e analistas (Kajimoto et al., 2019), aumenta a assimetria de informações entre as partes interessadas e afeta a qualidade dos números contábeis (Cupertino et al., 2016).

No que diz respeito à qualidade da informação para projeção de lucros, é importante considerar que países com regulamentações menos rígidas tendem a possuir padrões contábeis mais frágeis, como no caso dos países latino-americanos (La Porta et al., 1997). E, considerando que padrões contábeis mais rígidos contribuem para melhor qualidade da informação contábil (Ewert & Wagenhofer, 2005), os países latino-americanos devem estar sujeitos à maior gerenciamento de resultados.

Desta forma, os analistas financeiros utilizam-se de informações sobre a economia e o setor em que a empresa está inserida (Hou et al., 2021), que em países em desenvolvimento como o Brasil (Liu & Sheng, 2019) apresentam maior instabilidade política e econômica, que faz com que os preços sejam mais voláteis e dificultem a previsão futura (Garcia & Liu, 1999) do que em países industrializados, como os Estados Unidos (Mensi et al., 2021), e que países com padrões contábeis mais frágeis estão mais sujeitos ao gerenciamento de resultados, que por sua vez, reduz a qualidade da informação contábil (Novaes et al., 2020), espera-se que a ancoragem afete mais positivamente as previsões dos analistas norte-americanos do que as previsões dos indivíduos brasileiros.

2.4.4. Comunalidade

A comunalidade é uma característica comportamental em que os valores e ideias dos indivíduos têm origem na experiência compartilhada de um grupo social (Nardi et al., 2021). Desta forma, este comportamento pode fazer com que em grande parte das interações sociais, as razões para a ação dos indivíduos não sejam independentes, o que pode resultar em um padrão de escolhas entre os indivíduos de um grupo ou uma sociedade, já que, existe um equilíbrio entre suas preferências individuais, crenças e ações dos envolvidos (Picavet, 2015).

Um dos fatores que diferencia a relação de um indivíduo e seus grupos de interação é a cultura (Chen & West, 2008), que condiciona as pessoas pelos seus padrões de educação e experiência de vida, afetando o comportamento (Lu et al., 2021). Estudos em psicologia identificam quatro dimensões da cultura, que norteiam a forma de pensar e agir dos indivíduos (Hofstede, 1980), dentro das quais, a dimensão central da variabilidade cultural é o nível de

coletivismo e individualismo da sociedade (Lu et al., 2021), que se define pelo nível de importância que as pessoas atribuem aos demais membros de sua comunidade (Hofstede, 1980).

Neste sentido, em culturas individualistas, as pessoas são unidades independentes das demais, de forma que, a unidade de sobrevivência é o indivíduo, enquanto em sociedades coletivistas importa-se com a sobrevivência do grupo e não individualmente com os membros que a compõe (Chen & West, 2008). Nesta conjunção, a cultura de uma sociedade determina o nível de independência dos seus indivíduos, sendo que quanto mais coletivista, maior a importância do grupo em relação às preferências individuais, devido à existência de relações sociais fortalecidas (Power, Schoenherr, & Samson, 2010).

Isto ocorre porque nestas comunidades, a ligação entre seus membros torna suas escolhas individuais subordinadas ao grupo (Ayçiçeği-Dinn & Caldwell-Harris, 2011). Consequentemente, indivíduos de grupos coletivistas são mais suscetíveis a vieses comportamentais aos se tornarem mais propensos a considerar as opiniões do grupo ao tomarem suas próprias decisões (Saad & Samet, 2020).

Nesta circunstância, a comunalidade pode afetar as previsões de lucros dos analistas financeiros, já que estas são influenciadas pelo fato dos analistas considerarem os relatórios informativos emitidos por outros analistas que divulgam informações a respeito das mesmas ações de mercado que seguem (Hou et al., 2018). Este viés torna-se relevante para o mercado à medida que os preços dos ativos são influenciados por este consenso de previsão dos analistas financeiros, que traduz o sentimento sobre o estado presente da economia (Biondi, Giannoccolo, & Galam, 2012).

Apesar de os indivíduos estarem sujeitos à influência de opiniões de outros indivíduos de seu grupo, não pelo seu conhecimento ou sua capacidade de previsão (Brockhoff, 1983), a comunalidade pode ser um fator positivo para que os analistas apresentem melhores previsões (Kumar et al., 2022). Neste sentido, estes profissionais podem apresentar previsões mais precisas quando aprendem com outros analistas, observando e ajustando suas projeções conforme o desempenho dos demais, num processo que pode ser considerado como aprendizado social (Kumar et al., 2022).

Assim, ainda que seja possível fazer previsões de forma rápida e convincente, com base em suas próprias experiências e informações, um indivíduo pode não ter competência para fazê-las isoladamente, uma vez que, boas previsões são resultado do agrupamento de vários especialistas (Brockhoff, 1983). Há evidências inclusive, de que a quantidade de

analistas de uma corretora pode influenciar na qualidade das projeções individuais dos demais colegas de trabalho (Nguyen et al., 2021). Entretanto, este benefício só existe quando as previsões dos demais analistas são precisas, caso contrário, o analista estará considerando informações incorretas em sua projeção.

Nesta situação, é importante considerar outros fatores em conjunto para avaliar se a comunalidade será um fator positivo ou não para o trabalho dos analistas, especialmente em relação às comunidades ambientalmente distintas. Neste sentido, se por um lado, países em desenvolvimento podem favorecer a suavização dos lucros futuros (Kajimoto et al., 2019), por padrões contábeis mais enfraquecidos (La Porta et al., 1997), o que facilitaria a projeção dos analistas, a instabilidade política e econômica pode afetar a variabilidade e as previsões destes (Garcia & Liu, 1999), o que poderia limitar o efeito positivo que a comunalidade pode trazer aos analistas brasileiros.

Ainda, a diversidade cultural do grupo poderia influenciar na precisão das previsões dos analistas, sendo que, comunidades mais diversas, ou seja, com indivíduos de origem cultural em países distintos, podem apresentar melhores projeções em relação à assertividade e suas informações, dado que os analistas são mais propensos a examinar as informações de seus pares (Merkley et al., 2020).

Nesta conjuntura, é importante destacar que os fluxos migratórios de povos internacionais tornaram o continente americano grande receptor de imigrantes, portanto, países como Estados Unidos e Brasil possuem a constituição de sua identidade marcada por esta diversidade. Entretanto, pode-se considerar que o Brasil seria mais diverso culturalmente dos Estados Unidos, porque o governo do Império Brasileiro promoveu políticas deliberadas para atração de imigrantes não apenas com o objetivo de atração de mão-de-obra e colonização, mas também para conquistar uma miscigenação da população com povos europeus (Brito, 1995).

Em resumo, considerando que os indivíduos de sociedades mais coletivistas, como a do Brasil (Hofstede, 1980), estão mais sujeitos a vieses comportamentais (Saad & Samet, 2020), que a característica de formação da sociedade brasileira a torna mais diversa culturalmente, portanto, seus analistas também seriam mais propensos a considerar a opinião dos colegas, que a comunalidade identificada no comportamento de ponderação das opiniões dos colegas em suas projeções pode contribuir para melhores previsões dos analistas (Kumar et al., 2022), mesmo que com possível efeito positivo limitado, é possível esperar que a

comunalidade afete mais positivamente as previsões dos analistas financeiros do Brasil do que dos Estados Unidos.

2.4.5. Representatividade

Por experiência, o ser humano se lembra, mais facilmente, de situações mais frequentes e de maior impacto, do que de eventos que ocorrem com menor incidência, assim como, as ocorrências mais prováveis são mais fáceis de imaginar do que as improváveis e, esta disponibilidade de informações pode fazer com que os indivíduos julguem que eventos semelhantes a estes ocorram com maior frequência (Tversky & Kahneman, 1973). Este viés, conhecido como representatividade, faz com que os indivíduos considerem que um evento se assemelha a outro já conhecido e julguem que há maior probabilidade de que o evento analisado ocorra (Kahneman & Tversky, 1973; Tversky & Kahneman, 1974), e o uso destas heurísticas pode levar a erros graves e sistemáticos (Kahneman & Tversky, 1972; Tversky & Kahneman, 1971, 1973).

A causa deste erro de julgamento pode estar associada à forma como a ponderação de probabilidades acontece (Bordalo, Coffman, Gennaioli, Schwerter, & Shleifer, 2021). Isto porque, os indivíduos em geral, baseados em intuições, consideram que uma amostra retirada de uma população é altamente representativa das características essenciais da mesma (Kahneman & Tversky, 1973; Tversky & Kahneman, 1971). Também, porque a recordação de um evento é impulsionada pela forma como esta é semelhante aos dados de outro evento, de forma que, as informações mais semelhantes impedem que as demais venham à mente de quem avalia as probabilidades de ocorrência do evento em questão (Bordalo, Coffman, et al., 2021).

Neste sentido, como o processo de acesso à memória é seletivo e depende da experiência do decisor (Bordalo, Conlon, Gennaioli, Kwon, & Shleifer, 2021), o apoio das decisões em heurísticas como esta, distorce as probabilidades subjetivas (Tversky & Kahneman, 1973), especialmente porque a confiabilidade dos fatos representativos deixa de ser importante neste momento (Tversky & Kahneman, 1974).

Uma vez que, a memória desempenha um papel importante na formação de crenças e as crenças afastam o indivíduo da racionalidade (Bordalo, Conlon, et al., 2021), a representatividade é um dos fatores que afeta a previsão dos analistas financeiros, que podem considerar erroneamente informações como lucros e prejuízos recentes, ao dar peso excessivo

à estas informações, por considerá-las representativas para estimativa de lucros futuros (Tversky & Kahneman, 1974).

Isto ocorre porque as pessoas reagem às notícias, lembrando-se de eventos passados de mesma natureza e, portanto, tendem a ter uma reação exagerada à estas, especialmente quando são relacionadas ao resultado das empresas, desta forma, as previsões de preços de ações feita pelos analistas financeiros são impactadas por estes eventos (Kwon & Tang, 2020). A memória, portanto, molda a previsão (Bordalo, Conlon, et al., 2021).

Uma possível causa do uso da representatividade pelo analista pode ser a heurística da disponibilidade (Ceschi et al., 2019), que pode considerar eventos dos quais se lembre com maior facilidade sejam mais prováveis de voltarem a ocorrer (Tversky & Kahneman, 1973). Neste sentido, a disponibilidade de informações também pode explicar e reforçar o efeito da representatividade no comportamento do analista (Ceschi et al., 2019). Isto porque, além de ser mais fácil supor que eventos semelhantes ou prováveis se repetirão, tornam-se mais prováveis de concretização quando suas informações são mais disponíveis e de fácil acesso (Ceschi et al., 2019).

Da mesma forma que ocorre com outros vieses, este comportamento pode afetar os analistas financeiros brasileiros de forma distinta dos profissionais norte-americanos, considerando-se que os lucros das empresas brasileiras, bem como a economia, são mais instáveis (Garcia & Liu, 1999), que por sua vez, é um componente importante na tarefa de previsão do analista (Low & Tan, 2016).

Assim, se o analista der maior peso para um determinado evento ou informação do qual se lembre com mais facilidade (Tversky & Kahneman, 1973), desconsiderando outros fatores importantes para sua previsão, haja vista, sua dificuldade de processamento de grande volume de informação (Li et al., 2021), e que, a instabilidade econômica brasileira pode fazer com que o analista considere eventos recentes ou mais noticiados, que não estão alinhados com as expectativas futuras para a empresa analisada, espera-se que as previsões dos analistas financeiros do Brasil sejam mais afetadas negativamente pela representatividade do que as projeções destes profissionais dos Estados Unidos.

2.4.6. Realismo

Um outro fator, identificado pela psicologia como a capacidade de interpretar o ambiente em que se está envolvido, interpretá-lo e agir de acordo com o mesmo, é o realismo

(Nardi et al., 2021). Este viés está associado à consciência temporal e concretude, portanto, aproxima o indivíduo dos fatos como realmente são no tempo presente e permite que este os analise de forma mais precisa (Wisniewski & Yekini, 2015). Esta característica é influenciada também pelo processo de aprendizagem envolvido no processamento de informações que torna os indivíduos mais assertivos em suas análises (Linnainmaa et al., 2016).

E, uma vez que, os analistas reagem mais às informações positivas do que às informações negativas do mercado (Clarke & Shastri, 2001; Easterwood & Nutt, 1999; Silva Filho et al., 2018), o realismo é uma característica que traz equilíbrio às previsões, já que, está associado à capacidade dos participantes do mercado em reconhecer e reagir adequadamente às más notícias (Bénabou, 2009). Ainda, a capacidade de incorporar informações não financeiras obtidas nos relatórios divulgados, torna as previsões dos analistas mais precisas do que a de modelos estatísticos (Linnainmaa et al., 2016).

Neste contexto, o realismo é um fator importante para o analista financeiro realizar adequadamente a interpretação dos relatórios financeiros, uma vez que estes são elaborados pelas empresas em um contexto de flexibilidade (Wisniewski & Yekini, 2015) e margem de manobra permitidos pelas normas de divulgação, que podem levar à divulgações que não refletem a realidade, ou serem tendenciosas para influenciar os investidores (Iatridis, 2016). Assim, o realismo, representado pela capacidade do analista em interpretar adequadamente o tom do relatório divulgado pela empresa, auxilia o analista a identificar tanto as divulgações pessimistas, que tem objetivo de levar as previsões dos analistas para baixo e assim superar as previsões de lucros para causar boa impressão no mercado (Iatridis, 2016), quanto as divulgações tendenciosamente favoráveis para influenciar positivamente as avaliações de desempenho (Iatridis, 2016) e atrair novos investidores, consumidores e parceiros de negócios (Wisniewski & Yekini, 2015).

Ao analisar a literatura citada anteriormente nesta seção, pode-se ter uma falsa expectativa de que o realismo seria uma forma de neutralizar o efeito indesejado de outros vieses, já que este comportamento tornaria o analista mais consciente do ambiente que envolve os dados que está analisando. Entretanto, este atributo pode ter efeitos controversos em culturas distintas se, ser realista em um ambiente de informações menos confiáveis ainda pode fazer o analista considerar informações incorretas em sua tomada de decisão.

Neste sentido, países em desenvolvimento tem comportamento informacional de mercado mais instável, uma vez que, a lucratividade das empresas pode variar mais acentuadamente com mudanças nas políticas econômicas sofrendo maior interferência dos

governos destes países (Garcia & Liu, 1999). Esta instabilidade pode afetar o julgamento do analista em relação ao que deve considerar como efeito do funcionamento do mercado e o que se trata de intervenção do poder público.

Desta forma, considerando que o ambiente de países em desenvolvimento, onde há mais instabilidade política e econômica (Garcia & Liu, 1999), favorece a divulgação de informações menos precisas (Leal et al., 2016), espera-se que o realismo afete mais positivamente a precisão das previsões dos analistas norte-americanos do que as projeções dos profissionais brasileiros.

2.5. Outros Preditores da Acurácia do Analista

2.5.1. Popularidade

A popularidade da empresa, que pode ser medida pela quantidade de analistas que a seguem e fazem previsões de lucros, é uma variável que pode ser importante para a acurácia das previsões dos analistas (Ho et al., 2020). Estudos anteriores identificaram que a quantidade de analistas que seguem uma empresa está positivamente relacionada com a acuracidade das previsões de lucros emitidas (Abernathy, Herrmann, Kang, & Krishnan, 2013; Dai et al., 2021; Ho et al., 2020).

Isto pode ocorrer devido à melhor qualidade das divulgações realizadas pelas empresas que apresentam maior número de analistas que as seguem (Ernstberger et al., 2008), neste sentido, as empresas podem ser seguidas por um maior número de analistas por apresentarem mais suporte à estes profissionais, o que pode contribuir para o desempenho de suas previsões (Nardi et al., 2022). Desta forma, é possível esperar que quanto maior a popularidade da empresa, maior a acurácia das previsões dos analistas.

2.5.2. Prejuízo

O prejuízo incorrido pela empresa é um fator importante no estudo da acuracidade das previsões dos analistas financeiros, uma vez que, estes profissionais possuem comportamentos diferentes ao prever os resultados de empresas que acreditam que incorrerão em prejuízos, das empresas que deverão apresentar lucros (Das, 1998).

A literatura apresenta diversas explicações para este fenômeno. A primeira delas sugere que seria mais difícil projetar prejuízos do que lucros, inclusive pelo fato das empresas concentrarem a divulgação de suas más notícias em um único ano (Saito et al., 2008). Outra visão, explica que os analistas são tendenciosamente mais otimistas para empresas com prejuízo do que para as empresas com lucro (Das, 1998). Neste sentido, os analistas escolheriam divulgar mais as previsões otimistas do que as previsões pessimistas (McNichols & O'Brien, 1997), para evitarem prejudicar seu relacionamento com as empresas (Saito et al., 2008).

Neste enquadramento, como estes fatores em conjunto resultam em menor precisão das previsões para empresas com prejuízo do que para empresas com lucro (Das, 1998; Martinez, 2009), torna-se relevante utilizar esta variável nos estudos de acuracidade de analistas, a fim de identificar na amostra as previsões que possam intensificar ainda mais o otimismo (Saito et al., 2008) e evitar equívocos na interpretação dos resultados.

Por fim, por dificultar o trabalho dos analistas, é possível esperar que o prejuízo impacte negativamente a acurácia das previsões de lucros (Coën, Desfleurs, & L'Her, 2009; Nardi et al., 2021).

2.5.3. Lucratividade

A lucratividade é o ganho positivo gerado pelos ativos da empresa em um determinado período (Nardi et al., 2021) e por ser um fator positivo na decisão de investimento no mercado, pode motivar a divulgação ao mercado (Nardi et al., 2022). Isto porque, as empresas podem decidir divulgar informações para gerar confiança no investidor de que são bons investimentos (Costa, Ermel, & Lima Junior, 2018).

Nesta circunstância, a divulgação dos relatórios financeiros pode auxiliar os analistas a compreenderem a empresa não apenas de forma geral, mas dar sustentabilidade aos resultados divulgados, compreensão sobre a estratégia e planos futuros, clareza sobre a expectativa de crescimento do mercado de atuação ou ainda, conhecimento sobre os lucros futuros não refletidos nas demonstrações obrigatórias (Hope, 2003). Estas divulgações favoreceriam aos analistas emitirem informações valiosas ao mercado através de suas previsões e recomendações de compra e venda de ações (Healy & Palepu, 2001), especialmente para aquelas que possuem maior qualidade dos lucros divulgados (Eliwa et al., 2021).

Neste sentido, como a pró-atividade das empresas para divulgação ao mercado reduziria a assimetria de informações e tornaria o ambiente informacional mais transparente, onde há maior suporte ao analista para realizar suas previsões, espera-se que a lucratividade impacte positivamente a acurácia das previsões de lucros (García-Meca & Sánchez-Ballesta, 2006).

2.5.4. Crescimento

O crescimento da empresa, representado pela taxa de crescimento da sua receita do ano em relação ao ano anterior, em conjunto com outras variáveis, pode impactar positivamente em seu ambiente informacional já que estas podem ter maior visibilidade no mercado (Hu, Long, Luo, & Peng, 2021).

Por outro lado, empresas que passam por este momento de crescimento podem possuir um maior volume de informações e exigir maior dedicação e esforço dos analistas na interpretação das mesmas (Barth, Beaver, & Landsman, 2001; Nardi et al., 2022), o que pode afetar seu julgamento e afetar negativamente a acurácia de duas previsões (Nardi et al., 2021).

2.5.5. Volatilidade

A volatilidade dos lucros é representada pela variação nos resultados apresentados pela empresa em um determinado período de tempo (Nardi et al., 2022). Esta pode ser considerada a medida que melhor demonstra a dificuldade do trabalho de projeção do analista (Saito et al., 2008) pois está relacionada à maior incerteza nas informações divulgadas pelas empresas (Ayres et al., 2017; Behn, Choi, & Kang, 2008).

Estimar lucros mais voláteis pode não permitir o uso de modelos simples para explorar tendências de lucro anteriores, assim, maior volatilidade dos lucros pode resultar em menor previsibilidade e, portanto, levar à menor precisão de previsão (Ernstberger et al., 2008). Neste ambiente de incerteza informacional, é possível esperar que a volatilidade nos lucros afete negativamente a acurácia das previsões de lucros dos analistas (Nardi et al., 2021).

2.5.6. Alavancagem

A alavancagem financeira da empresa, representada neste estudo pela dívida total da empresa dividida pelo patrimônio líquido (García-Meca & Martínez, 2005; Wang, Liu, & Wang, 2022) é uma variável que, está relacionada à *accruals* inesperados (Coulton, Saune, & Taylor, 2022), ou seja, maior gerenciamento e resultados por *accruals* discricionários (Brown, Lin, & Zhou, 2022), que impactam na qualidade dos lucros divulgados (Novaes et al., 2020), e, portanto, dificultaria a tarefa de previsão dos analistas.

Assim como estudos sobre acuracidade de analistas financeiros identificaram que a alavancagem financeira tem um impacto positivo no erro do analista (Choi et al., 2020; Fei, 2022), fazendo com que suas previsões tenham menor acuracidade (Mauri, Lin & Figueiredo, 2013; Wang et al., 2022), em alguns casos, estando associada à maior otimismo do analista (Mauri, et al., 2013; Brown et al., 2022), é possível esperar que a alavancagem financeira impacte negativamente a acuracidade das previsões de lucros deste estudo.

2.5.7. Idade

A idade da empresa é medida pelos anos que a instituição está listada no mercado de ações (Ho et al., 2020) e pode representar a maturidade da entidade em relação ao seu ambiente informacional (Nardi et al., 2022).

Apesar da idade da empresa nem sempre apresentar relação positiva com a acurácia do analista financeiro (Dai et al., 2021; Kong et al., 2020; Nardi et al., 2022), trata-se de um fator que traz maior previsibilidade da instituição analisada (Bradshaw, Drake, Myers, & Myers, 2012), pois estas empresas possuiriam melhores ambientes de informação, que ajudariam a reduzir os erros de previsão dos analistas (Ho et al., 2020).

Desta forma, como pesquisas apresentam resultados consistentes de relação positiva entre a idade da empresa e a acurácia dos analistas financeiros (Bradshaw et al., 2012), diante de um cenário em que as informações disponibilizadas pelas empresas são importantes no trabalho do analista (Hope, 2003), espera-se que a idade da empresa afete positivamente a acurácia das previsões dos analistas.

2.6. Análise de Texto

A linguagem utilizada pelos indivíduos é mais do que apenas um código de comunicação, podendo ser uma ferramenta de persuasão, nem sempre empregada de forma explícita (Potter & Wetherell, 1987), por estar em um contexto especialmente abstrato (Brown & Yule, 1983). Ainda, a escrita pode ser definida como um registro de um evento comunicativo (Brown & Yule, 1983), conseqüentemente, os textos sociais não refletem simplesmente a realidade, antes, tratam-se de uma versão da realidade conforme a interpretação de cada indivíduo (Potter & Wetherell, 1987).

Estes textos sociais são utilizados para atingir objetivos, conduzindo mensagens que o interlocutor quer entregar ao seu destinatário (Brown & Yule, 1983). Neste sentido, para os psicólogos sociais, a linguagem é um reflexo dos processos sociais, cognitivos ou emocionais do indivíduo que fala ou escreve (Chung & Pennebaker, 2018), sendo a cognição dos indivíduos que interagem ou produzem um texto, um dos aspectos mais importantes em termos de contexto desta comunicação (Golmohammadi, Suluki, Daneshmand, & Salahshoor, 2014). Nesta situação, a análise do discurso pode ser utilizada como ferramenta de entendimento das intenções que o escritor tem em relação ao seu leitor (Kaplan & Grabe, 2002).

A análise de discurso usa a regularidade de ocorrência de certas características linguísticas, que podem ser categorizadas, quando estas aparecem com relativa frequência, de forma que, tornam-se perceptivas e significantes (Brown & Yule, 1983). A linguagem pode ser dividida em duas categorias principais para os estudos em psicologia social: a) as palavras de conteúdo, que indicam o que as pessoas estão pensando, são os substantivos, verbos regulares, adjetivos e advérbios, e b) as palavras funcionais, que demonstram como as pessoas estão pensando e se conectando, são os artigos, verbos auxiliares, conjunções, negações, pronomes e preposições (Chung & Pennebaker, 2018). Assim, para identificar estas características, a análise de discurso torna-se uma técnica de análise descritiva com o objetivo de identificar e descrever a regularidade das palavras utilizadas (Brown & Yule, 1983).

Entretanto, apesar de concordarem que a linguagem possui uma natureza profunda, muitos estudiosos sociais resistiram estudá-la, especialmente pela dificuldade no registro, extração de dados, codificação e decodificação da mensagem escrita pelos indivíduos (Chung & Pennebaker, 2018). E, diante desta dificuldade de interpretação dos elementos da escrita, a tratativa dos dados em grandes amostras exige o uso ferramentas que realizem a análise dos

textos (Short & Palmer, 2008), e que permitam que sejam identificados os padrões comportamentais de forma isenta, ou seja, sem intervenção do pesquisador.

Felizmente, nas últimas décadas a tecnologia de *software* se desenvolveu rapidamente, deixando o uso exclusivamente pessoal, para aplicação em áreas sociais, dentre tantas outras (Şerban & Shaikh, 2020). Neste sentido, os recentes avanços tecnológicos têm tornado possível o desenvolvimento de ferramentas que permitem estudos complexos de linguagem pelas ciências sociais (Chung & Pennebaker, 2018) e a utilização de métodos computacionais para análise de conteúdo (Wisniewski & Yekini, 2015).

Com técnicas de mineração de textos, são construídos dicionários de sentimentos, com informações de tonalidade de expressões ou palavras, que podem ser usadas para julgar sentimentos de textos mais longos (Waloszek & Rizun, 2020). Nesta metodologia, os dicionários são construídos com o agrupamento de palavras que possuem mesmas características ou significados, possibilitando a análise do texto com base na frequência com que estas palavras são apresentadas (Wisniewski & Yekini, 2015).

3. Metodologia

3.1. Os dados da pesquisa

Esta pesquisa utiliza o banco de dados Contabilidade e Vieses (2023), na versão atualizada em 2023. Os dados necessários para a construção das variáveis foram obtidos nas bases de dados Thomson Reuters[®], S&P Capital[®]. Destas bases foram coletados dados financeiros e contábeis. Especificamente da base Thomson One[®] foram coletados os relatórios dos analistas financeiros, os quais foram base para determinação das variáveis comportamentais e para coleta da previsão do analista, nome do analista e do *broker*. A coleta considerou os trimestres do ano de 2019, de empresas de capital aberto do Brasil e dos Estados Unidos. Foram considerados dados de um ano devido à coleta manual tornar o processo moroso.

A definição da amostra iniciou com 338 empresas brasileiras e com 1.694 empresas norte-americanas. Foram retiradas as empresas financeiras, uma vez que particularidades normativas e de estrutura contábil, que também demandam conhecimentos específicos e aprimorados na análise das demonstrações financeiras (Assaf Neto, 2020), poderiam interferir nos testes. Além disso, foram eliminadas as empresas que não apresentaram previsões de lucros pelos analistas ou informações para cálculo das variáveis da pesquisa. Assim, a amostra final ficou composta por 840 observações de 76 empresas brasileiras e 16.402 observações de 880 empresas norte-americanas. As variáveis comportamentais foram obtidas da análise textual dos relatórios emitidos pelos analistas financeiros, realizada através do *software Diction*[®]. Isto permitiu a identificação dos padrões comportamentais destes profissionais de forma isenta, ou seja, sem julgamento da pesquisadora.

Foi utilizado o *software STATA*[®] para cálculo das estatísticas apresentadas no estudo, exceto a análise de *cluster* dos dados dos Estados Unidos, quando foi utilizado o *software SPSS*[®], devido à limitação da quantidade de linhas da matriz de distâncias do STATA[®] não suportar o volume de dados deste país.

Da mesma forma, a análise de variância (ANOVA) e o teste de Post-Hoc da ANOVA, tanto dos dados do Brasil quanto dos Estados Unidos, foram calculados pelo SPSS[®], pois este *software* permite a obtenção dos resultados destas técnicas estatísticas de forma simplificada, ou seja, para todas as variáveis em uma única tabela de resultados, o que não é possível no STATA[®], que exige que estes cálculos sejam realizados individualmente por variável. O uso

de mais de um *software* não interfere nos resultados das estatísticas, uma vez que, ambos os *softwares* são indicados para elaboração de modelos robustos, de acordo com as necessidades da pesquisa (Fávero & Belfiore, 2017).

3.2. O método

Como método estatístico foi utilizada a técnica de análise de *cluster* na primeira etapa do estudo. Este procedimento permitiu identificar a influência do perfil dos analistas e das demais variáveis financeiras e de características da empresa na acurácia de suas previsões. O resultado da análise de *cluster* possibilitou identificar a proximidade das observações que apresentaram semelhanças em relação às variáveis que influenciam as previsões dos analistas, criando grupos de observações onde prevaleceu homogeneidade interna (Fávero & Belfiore, 2017). Isto permitiu estudar os comportamentos de perfis distintos de analistas e, avaliar se a conduta postulada pela literatura desenvolvida nos estudos realizados até a atualidade explicam de forma equitativa, os indivíduos mais e menos acurados. Para esta técnica, não há modelo econométrico, sendo que a determinação da quantidade de *clusters* a serem construídos é uma decisão do pesquisador (Fávero & Belfiore, 2017).

A conclusão da análise de *cluster* gera uma variável qualitativa, que indica o número do agrupamento ao qual cada observação pertence, e que pode ser utilizada como variável explicativa em modelos de regressão múltipla, ou ainda, técnicas confirmatórias podem ser utilizadas em cada *cluster* gerado, para que possam ser gerados modelos de previsão (Fávero & Belfiore, 2017). Desta forma, na segunda etapa de análise de dados, foi utilizada a regressão múltipla, para os *clusters* que apresentaram maior e menor acuracidade da previsão dos analistas, para identificar o poder explicativo das variáveis dos *clusters* obtidos sobre a acurácia das previsões dos analistas. Neste sentido, como os indivíduos que apresentavam comportamentos medianos, ou seja, nem muito nem pouco acurados, não compunham a amostra, a regressão identificou o impacto de fatores nas previsões dos analistas, pela acuracidade de suas estimativas. Desta forma, a análise é daqueles com melhor e pior desempenho no exercício da profissão e não da média da população. Para tal, a acurácia é a variável dependente e as demais variáveis do estudo são as variáveis independentes.

3.3. Definição das variáveis e do modelo econométrico

Para determinação da acurácia dos analistas foi utilizada a variável erro de previsão, obtida pela razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real (Coën & Desfleurs, 2016, 2017; Nguyen et al., 2021), subtraindo-se esta equação do valor de 1 (um) (Dai et al., 2021; Nardi et al., 2021) (Equação 1):

$$AC = 1 - \left| \frac{LPA_{real} - LPA_{prev}}{LPA_{real}} \right| \quad (1)$$

Em que:

AC = acurácia do analista; LPA_{real} = lucro por ação realizado pela empresa; LPA_{prev} = lucro por ação previsto para a empresa, com base na previsão de lucro individual do analista

O modelo econométrico para análise da influência dos fatores comportamentais e financeiros sobre a acurácia foi definido como apresentado na Equação 2:

$$AC_{i,t} = \alpha_0 + \beta_1 \times Comp_{i,t} + \beta_2 \times Popul_{i,t} + \beta_3 \times Preju_{i,t-1} + \beta_4 \times Lucro_{i,t-1} + \beta_5 \times Cresc_{i,t-1} + \beta_6 \times Volat_{i,t-1} + \beta_7 \times Alava_{i,t-1} + \beta_8 \times Idade_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

De forma que:

$AC_{i,t}$ é a variável independente do modelo e calculada pela Equação 1;

$Comp_{i,t}$ representa as variáveis comportamentais, sendo elas: Otimi para otimismo; ExCon para excesso de confiança; Ancor para ancoragem; Comun para comunalidade; Repr para representatividade e, Real para realismo. Ancoragem é uma variável *dummy* que assumiu valor 1 (um) quando a previsão do analista estava entre o lucro por ação real e a âncora de lucro por ação do período anterior e valor 0 (zero) se a condição anterior não fosse atendida. As demais variáveis comportamentais foram obtidas por meio do *software Diction*[®].

$Popul_{i,t}$ = variável representativa da popularidade da empresa, calculada pelo número de analistas seguindo a empresa;

$Preju_{i,t-1}$ = variável *dummy* representativa de períodos de incerteza, que assume 01 (um) caso a empresa tenha prejuízo, 0 (zero) caso contrário;

$Lucro_{i,t-1}$ = variável da lucratividade da empresa, obtida pela razão do Lucro antes de juros, impostos, depreciação e amortização (EBITDA) pelo Ativo Total;

$Cresc_{i,t-1}$ = crescimento da empresa, obtida pela variação da receita;

$Volat_{i,t-1}$ = volatilidade do lucro por ação;

$Alava_{i,t-1}$ = variável que demonstra a alavancagem da empresa, obtida pela razão do total das dívidas pelo patrimônio líquido;

$Idade_{i,t}$ = variável que demonstra a idade da empresa, calculada pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa;

Sendo que, t-1 corresponde à coleta da variável no período de divulgação imediatamente anterior à obtenção dos dados e t é a coleta da variável no período de levantamento das mesmas.

A relação das variáveis não comportamentais, referências da literatura, bem como a forma de cálculo das variáveis utilizadas neste estudo estão dispostos na Tabela 2, a seguir:

Tabela 2 – Variáveis não comportamentais

Variável	Forma de cálculo	Autores	Relação com acurácia
Popul	Número de analistas que divulgaram previsões de lucros para a empresa	Aberthany et al. (2013)	A quantidade de analistas seguindo a empresa está positivamente relacionada à acuracidade de previsões A popularidade da empresa não tem impacto na precisão dos analistas
		Ho et al. (2020)	
		Dai et al. (2021)	
		Nardi et al (2022)	
Preju	<i>Dummy</i> que assume 1 se a empresa divulgou prejuízo e assume 0 se não divulgou prejuízo	Aberthany et al. (2013)	O prejuízo está positivamente relacionado com o erro de previsão do analista
		Choi et al. (2020)	
		Fei (2022)	
		Wang et al. (2022)	
Lucro	Lucro antes de juros, impostos, depreciação e amortização dividido pelo total do ativo	Gu et al (2003)	A lucratividade está positivamente associada à acuracidade de previsões A lucratividade não é significativa para acuracidade, mas impacta negativamente a previsões
		Nardi et al. (2022)	
		Magnan, Menini, & Parbonetti (2015)	
Cresc	Variação da receita de um período para outro	Gazzoni Junior, Simões, Brandão, & Souza (2019)	O crescimento nas vendas não apresentou significância para a acurácia de previsões O crescimento da empresa está positivamente relacionado com a acuracidade de previsões Quanto maior a variabilidade do lucro da empresa, maior é o erro de projeção do analista
		Nardi et al. (2022)	
		Hu et al. (2021)	
		Saito et al. (2008)	
Volat	Desvio padrão do lucro por ação em t mais 4 anos anteriores a observação	Aberthany et al. (2013)	A volatilidade está negativamente associada à acuracidade de previsões A volatilidade não é significativa na acurácia, mas impacta positivamente os vieses de otimismo, excesso de confiança, representatividade, realismo e comunalidade
		Ayres et al. (2017)	
		Nardi et al. (2022)	
Alava	Total das dívidas dividido pelo patrimônio líquido	Mauri et al. (2013)	A alavancagem está negativamente relacionada com a acuracidade de previsões
		Choi et al. (2020)	
		Fei (2022)	
		Wang et al. (2022)	
Idade	Diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa	Dai et al. (2021)	A idade da empresa está positivamente relacionada ao erro de previsão dos analistas Empresas mais antigas possuem maiores erros de previsão
		Nardi et al. (2022)	
		Kong et al. (2020)	

Fonte: elaborada pela autora

3.4. Análise dos relatórios dos analistas

Como citando anteriormente, para análise dos relatórios dos analistas foi utilizado o *software Diction*[®]. Com estrutura lógica de mineração de dados, este software é um programa computadorizado, inicialmente desenvolvido para análise de discurso político (Craig & Brennan, 2012; Short & Palmer, 2008) e retórica (Short & Palmer, 2008), atualmente bastante utilizado pela academia, especialmente nos campos de ciência política, comunicação e análise de linguagem (Wisniewski & Yekini, 2015). O *site*⁴ do *Diction*[®] lista mais de 630 documentos que utilizam ou embasam sua teoria no conceito do *software*, entre os quais estão artigos acadêmicos (Carsten, Bligh, Kohles, & Lau, 2019; Du Toit & Delport, 2021; Du Toit & Esterhuyse, 2021), livros e capítulos de livros (Chakrabarti, Pichl, & Kaizoji, 2019; Gualandri, Venturelli, & Scip, 2019; Hart, 2020), papéis apresentados em conferências e congressos (Alalwani & Mousa, 2020; Georgakalou, Kitsios, & Kamariotou, 2017), dissertações e teses (Eichstaedt, 2017; Zheng, 2018), entre outros.

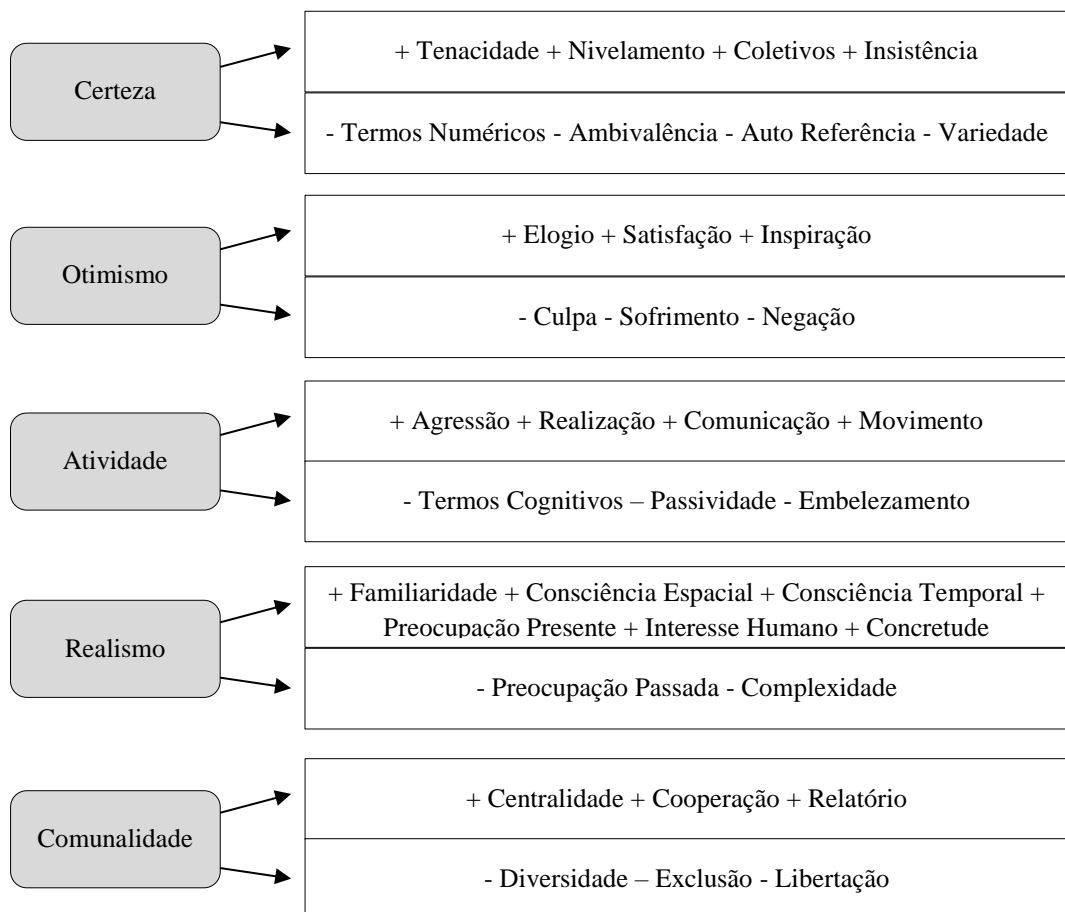
Eficaz no apoio à análise de discurso ao realizar a contagem e categorização de palavras, este *software* classifica o texto analisado com base em um dicionário (Oliveira, Azevedo, & Oliveira, 2021), desenvolvido após a análise prévia de cinquenta mil textos diferentes (Hart & Carroll, 2015), e tem sido empregado em pesquisas na área de finanças e contabilidade (Wisniewski & Yekini, 2015).

A principal função do *Diction*[®] é calcular a frequência de apresentação de palavras identificando-as em categorias (Wisniewski & Yekini, 2015), através da análise lexical dos vocábulos (Oliveira et al., 2021). Utilizando um dicionário, é realizada a busca por cinco variáveis principais: (a) confiança, que sugere determinação, inflexibilidade, integridade e propensão a falar *ex cathedra*; (b) atividade, que indica mobilidade, modificação, concretização de ideias e a prevenção de inatividade; (c) otimismo, que defende alguém, um conjunto de indivíduos, uma convicção ou uma ocasião, ou destaca seus feitos efetivos; (d) realismo, que retrata temas concretos, imediatos e cognoscíveis que tangem a vida diária dos indivíduos, e; (e) comunalidade, que traz enfoque aos preceitos pactuados entre pessoas de uma comunidade e que recusa características particulares de engajamento (Hart & Carroll, 2015).

⁴ <http://dictionsoftware.com/published-studies/>

Dentre as diversas opções de ferramentas para apoio na análise de conteúdo, este *software* se destaca em relação aos demais porque realiza contagem de palavras baseada em teorias linguísticas de diversos cientistas sociais (Short & Palmer, 2008) e não apenas no dicionário próprio do pesquisador. Ainda, dependendo do objetivo do usuário, o sistema também permite que este crie seus próprios dicionários e construa suas próprias variáveis (Wisniewski & Yekini, 2015). Adicionalmente, algumas variáveis são obtidas por cálculos e não contagem de palavras (Hart & Carroll, 2015; Short & Palmer, 2008). No *Diction*[®], as variáveis principais são obtidas pela combinação de somas e subtrações de z-scores das variáveis subordinadas a estas (Hart & Carroll, 2015), sumarizadas na Figura 3:

Figura 3 – Variáveis principais *Diction*[®]



Fonte: elaborada pela autora, adaptada de Hart (2014).

O *software* utiliza 31 dicionários pré-definidos com mais de 50.000 textos em língua inglesa, sobre diversos assuntos e emite as pontuações padronizadas para cada uma das quarenta variáveis, para que possam ser utilizadas em bases comparativas (Hart & Carroll, 2015).

4. Apresentação e Análise dos Resultados

4.1. Correlação

Considerando que, a técnica de análise de *cluster*, que será utilizada no estudo, é bastante sensível à presença de *outliers* (Fávero & Belfiore, 2017), foi necessário avaliar se as bases de dados de Estados Unidos e Brasil possuíam valores que pudessem ser considerados *outliers*. Desta forma, inicialmente foram geradas variáveis *winsorizadas* às taxas de 1%, 5% e 10%, a fim de minimizar os efeitos de possíveis valores extremos das bases de dados.

Para decisão de necessidade de utilização da técnica de *winsorização*, foram gerados gráficos comparativos entre variáveis iniciais e aquelas sem presença de *outliers*. Em seguida, uma vez que, a análise de valores extremos deve ser feita para cada variável separadamente (Fávero & Belfiore, 2017), foi realizada a análise visual destes gráficos para cada uma delas, o que permitiu selecionar a opção que apresentou os dados dentro dos quartis centrais ou muito próximas às linhas máximas, conforme Apêndice A, com dados dos Estados Unidos e, Apêndice B, com dados do Brasil.

Considerando que os valores extremos máximos dentro do percentil de 5% para a acurácia estavam muito próximos de 1, os mesmos não foram *winsorizados*, para manter na base de dados, as possíveis previsões com total acurácia. Isto não prejudicou a análise, pois estes valores também não figuravam como *outliers*. Foram selecionadas como finais do estudo, as variáveis com taxas de *winsorização* descritas na Tabela 3.

Tabela 3 – Taxas de winsorização das variáveis do estudo

Variável	Estados Unidos	Brasil
AC	5%	5%
Otimi	1%	1%
ExCon	5%	5%
Ancor	-	-
Comun	1%	1%
Repre	5%	5%
Reali	1%	5%
Popul	1%	-
Preju	-	-
Lucro	5%	5%
Cresc	5%	5%
Volat	1%	5%
Alava	5%	5%
Idade	1%	-

Sendo: AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora

Em sequência, para que o teste de normalidade das variáveis pudesse ser aplicado, fez-se o cálculo da média e do desvio-padrão da população de cada amostra. Por fim, foi realizada a análise de normalidade das variáveis do modelo, pelo método Kolmogorov-Smirnov, indicado para grandes amostras (Fávero & Belfiore, 2017), sendo que, conforme demonstrado na Tabela 4, todas as variáveis apresentaram não normalidade.

Tabela 4 – Média, Desvio-Padrão e *p-value* de Normalidade das variáveis do estudo

Variável	Estados Unidos			Brasil		
	Média	Desvio-Padrão	<i>p-value</i>	Média	Desvio-Padrão	<i>p-value</i>
AC	0,74	0,32	0,00	0,39	0,72	0,00
Otimi	48,76	1,08	0,00	48,62	0,98	0,01
ExCon	44,11	8,58	0,00	48,97	5,18	0,00
Ancor	0,30	0,46	0,00	0,33	0,47	0,00
Comun	50,37	1,55	0,00	50,81	1,69	0,00
Repre	48,59	1,55	0,00	49,13	1,44	0,04
Realí	40,20	2,06	0,00	40,51	1,66	0,00
Popul	10,37	5,47	0,00	6,35	2,58	0,00
Preju	0,22	0,42	0,00	0,10	0,31	0,00
Lucro	0,03	0,02	0,00	0,03	0,02	0,00
Cresc	0,04	0,14	0,00	0,14	0,19	0,00
Volat	1,73	0,74	0,00	0,50	0,65	0,00
Alava	0,78	0,77	0,00	0,61	0,63	0,00
Idade	60,32	41,87	0,00	57,15	33,87	0,00

Sendo: AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora

A obtenção da normalidade das variáveis foi necessária para aplicação do teste de correlação. Para variáveis quantitativas, utiliza-se o teste de correlação de Pearson (Fávero & Belfiore, 2017), entretanto, por este teste ser influenciado pela média da distribuição da amostra, um dos pressupostos para sua utilização é que as observações apresentem distribuição normal (Figueiredo Filho & Silva Júnior, 2009). Uma vez que as variáveis não apresentaram normalidade, foi aplicado o teste de correlação de Spearman, que demonstrou ausência de correlação entre os dados que pudessem enviar as análises estatísticas, tanto dos Estados Unidos, quando do Brasil, conforme Tabela 5 e Tabela 6.

Tabela 5 – Correlação Estados Unidos

	AC	Otimi	ExCon	Ancor	Comun	Repre	Reali	Preju	Popul	Lucro	Cresc	Volat	Alava
Otimi	0,02 (**)												
ExCon	0,06 (***)	-0,37 (***)											
Ancor	0,28 (***)	-0,01	0,01										
Comun	-0,03 (***)	-0,16 (***)	0,22 (***)	0,02 (**)									
Repre	0,01	-0,17 (***)	0,31 (***)	0,01	0,01 (*)								
Reali	-0,04 (***)	0,04 (***)	0,04 (***)	0,00	-0,004	0,32 (***)							
Popul	0,15 (***)	-0,01	0,13 (***)	-0,001	-0,03 (***)	0,04 (***)	-0,04 (***)						
Preju	-0,32 (***)	-0,03 (***)	-0,05 (***)	-0,17 (***)	0,01 (*)	0,01	0,02 (**)	-0,1 (***)					
Lucro	0,33 (***)	0,01	0,04 (***)	0,17 (***)	-0,04 (***)	0,02 (***)	-0,03 (***)	0,19 (***)	-0,47 (***)				
Cresc	0,08 (***)	0,00	-0,04 (***)	0,11 (***)	-0,003	-0,04 (***)	-0,04 (***)	0,1 (***)	-0,01	0,2 (***)			
Volat	0,04 (***)	-0,03 (***)	0,18 (***)	-0,05 (***)	-0,02 (***)	0,02 (***)	-0,05 (***)	0,49 (***)	-0,01	0,05 (***)	-0,02 (**)		
Alava	0,07 (***)	0,00	0,08 (***)	0,02 (**)	0,01	0,04 (***)	0,02 (**)	0,03 (***)	-0,01	-0,17 (***)	-0,07 (***)	0,22 (***)	
Idade	0,12 (***)	0,02 (**)	0,09 (***)	0,01	-0,02 (***)	-0,02 (***)	0,02 (**)	-0,01 (*)	-0,14 (***)	0,11 (***)	-0,08 (***)	0,21 (***)	0,13

Sendo, ***, **, *, significante a 1%, 5% e 10%, respectivamente; AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Tabela 6 – Correlação variáveis Brasil

	AC	Otimi	ExCon	Ancor	Comun	Repre	Reali	Popul	Preju	Lucro	Cresc	Volat	Alava
Otimi	-0,02												
ExCon	0,00	0,06 (*)											
Ancor	0,16 (***)	-0,06 (*)	0,03										
Comun	0,04	-0,29 (***)	0,03	0,05									
Repre	-0,05	0,04	0,39 (***)	-0,04	-0,01								
Reali	-0,01	-0,33 (***)	-0,02	-0,03	-0,02	0,02							
Popul	-0,09 (***)	0,13 (***)	0,02	-0,07 (**)	-0,13 (***)	0,01	-0,04						
Preju	-0,38 (***)	0,03	0,03	0,01	-0,1 (***)	0,06	0,00	-0,003					
Lucro	0,25 (***)	-0,11 (***)	0,01	0,00	0,03	-0,07 (*)	0,08 (**)	-0,02	-0,33 (***)				
Cresc	-0,04	-0,01	-0,03	0,01	0,02	-0,06 (*)	0,04	-0,06 (*)	0,17 (***)	0,17 (***)			
Volat	-0,36 (***)	-0,03	0,02	0,15 (***)	0,01	-0,06 (*)	0,05	0,03	-0,12 (***)	0,26 (***)	0,03		
Alava	0,00	-0,04	0,03	0,19 (***)	0,09 (**)	-0,02	-0,05	-0,19 (***)	-0,01	0,06 (*)	-0,09 (**)	0,3 (***)	
Idade	-0,12 (***)	0,03	0,03	0,07 (**)	0,00	-0,05	0,00	0,16 (***)	0,04	-0,04	-0,08 (**)	0,23 (***)	0,00

Sendo, ***, **, *, significante a 1%, 5% e 10%, respectivamente; AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Apesar da vasta literatura relacionando os fatores estudados nesta pesquisa com a acuracidade dos analistas financeiros, a correlação de tais aspectos apresentou-se bastante diferente ao se comparar os dados de Estados Unidos e Brasil. Esta distinção de correlação entre as variáveis do estudo e a acurácia de analistas norte-americanos e brasileiros, pode ser uma evidência de que o ambiente interfira no comportamento, especialmente a cultura dos países estudados, uma vez que, esta seria uma característica explicativa das ações dos indivíduos (Illiashenko, 2019), que tem suas ações influenciadas por suas experiências com a comunidade na qual se desenvolvem (Hofstede, 1980).

A primeira diferença encontrada nos dados analisados foi que, enquanto nos Estados Unidos, apenas a representatividade não apresentou correlação com a acurácia dos analistas financeiros, no Brasil, mais da metade das variáveis analisadas não tiveram correlação com a acurácia destes profissionais. Este resultado foi ainda mais pronunciado em relação aos aspectos comportamentais, sendo que nos Estados Unidos, apenas um fator comportamental não apresentou correlação com acurácia, a representatividade, como já citado anteriormente, enquanto no Brasil, dos seis fatores comportamentais estudados, apenas a ancoragem apresentou relação direta com a acuracidade dos analistas financeiros.

De forma geral, como demonstrado nos parágrafos que seguem, a correlação dos fatores comportamentais com a acurácia dos analistas mostrou-se contrária à literatura para os dados dos Estados Unidos, com exceção à ancoragem, que apresentou correlação positiva com a acuracidade de previsões, tanto nos Estados Unidos quanto no Brasil. A correlação da ancoragem encontrada neste estudo está de acordo com o esperado, já que, os preços históricos nos quais os analistas apoiam-se para suas previsões (Low & Tan, 2016), tendem a seguir um padrão pelas empresas (Kajimoto et al., 2019).

Enquanto o otimismo não teve relação significativa com a acurácia no Brasil, este aspecto apresentou correlação positiva com a acuracidade de previsões nos Estados Unidos, o que se mostrou diverso da literatura, que prevê que o este comportamento faz com que os analistas superestimem cenários favoráveis para as empresas (Davis & Lleo, 2020) e façam previsões acima do lucro real (Ernstberger et al., 2008). Isto pode estar relacionado à forma de medição do otimismo nesta pesquisa, que avalia o tom do discurso do analista em seu relatório de previsão. Desta forma, mesmo que mais otimista em seu discurso, a acuracidade média dos analistas norte-americanos ainda foi bastante alta em relação à acuracidade dos analistas brasileiros, como será demonstrado nos capítulos posteriores.

O excesso de confiança, que da mesma forma, não apresentou correlação com acurácia no Brasil, teve correlação positiva nos Estados Unidos. Este resultado apresentou-se distinto da literatura sobre excesso de confiança, considerando que ao superestimarem suas habilidades (Mohamed et al., 2019), os analistas estimariam valores diferentes do valor correto para tal estimativa (Deaves et al., 2010) e então este fator teria um efeito negativo na acurácia de previsões.

Da mesma forma, a comunalidade não demonstrou correlação com a acuracidade de analistas no Brasil, e apresentou correlação negativa nos Estados Unidos. Este resultado foi também contraditório com a literatura, que indica que a comunalidade seria um aspecto positivo para previsões mais assertivas, já que, os analistas em geral ajustam suas previsões de acordo com as previsões dos demais profissionais (Kumar et al., 2022). Neste sentido, boas previsões poderiam ser obtidas por um agrupamento de opiniões de vários especialistas (Brockhoff, 1983), especialmente em um ambiente que promova a acurácia de preços-alvo.

Ainda, o realismo também não apresentou correlação com acurácia no Brasil e nos Estados Unidos apresentou-se de forma negativa com a acuracidade de previsões. Como a literatura define o realismo como um fator que traz equilíbrio às previsões, com os analistas reconhecendo e reagindo adequadamente às más notícias (Bénabou, 2009), era esperada uma relação positiva entre este viés e a acurácia.

Dos fatores financeiros, a popularidade, o prejuízo, o lucro e a idade da empresa mostraram correlação em linha com a literatura para os Estados Unidos. Já no Brasil, a popularidade mostrou-se contrária à teoria, que prevê que a quantidade de analistas que seguem uma empresa está positivamente relacionada com a acuracidade dos analistas (Dai et al., 2021; Ho et al., 2020). Entretanto, como isto está ligado ao processo de aprendizagem dos analistas com os demais colegas de trabalho (Kumar et al., 2022), é necessário que, as previsões de seus pares sejam assertivas para que produzam efeitos positivos. Neste caso, pode ser que esta correlação seja negativa por uma baixa acurácia dos analistas brasileiros, sobre a qual será discutida nos capítulos posteriores.

O crescimento, por sua vez, não apresentou correlação com a acurácia no Brasil e teve correlação positiva com a acuracidade de analistas nos Estados Unidos, o que não está totalmente contrário ao proposto pela literatura. Isto porque, apesar de poder exigir maior dedicação e esforço do analista na interpretação de informações (Barth et al., 2001), o crescimento das empresas pode promover um ambiente informacional mais rico (Hu et al., 2021), portanto, ainda que seja um fator que nestas circunstâncias afetaria negativamente a

previsão de analistas (Nardi et al., 2021), o resultado nas informações seria positivo (Hu et al., 2021).

A volatilidade apresentou correlação positiva com a acurácia nos Estados Unidos, enquanto esta relação foi negativa no Brasil. Este ambiente de incerteza informacional das informações públicas pelas empresas (Ayres et al., 2017; Behn et al., 2008) tornaria o trabalho de previsão dos analistas mais complexo (Saito et al., 2008) ao dificultar o uso de modelos baseados em lucros anteriores (Ernstberger et al., 2008), desta forma, a correlação no Brasil estaria em linha com a literatura.

Como último fator financeiro, a alavancagem teve relação positiva nos Estados Unidos e não teve relação significativa no Brasil. Estes resultados foram contrários à literatura, que apresenta estudos recentes relacionando a alavancagem financeira ao erro do analista (Choi et al., 2020; Fei, 2022) e, portanto, menor acuracidade de previsões Mauri et al., 2013; Wang et al., 2022).

Por fim, foi realizada uma análise de multicolinearidade nas observações, para garantir que os dados não apresentavam esta inconsistência, uma vez que a última etapa das análises envolveu a regressão de dados dos *clusters* alvos do estudo. O resultado da análise de multicolinearidade apresentou coeficientes de 1,22 para os Estados Unidos e 1,20 para o Brasil, demonstrando que as observações estavam apropriadas para sequência do estudo.

4.2. Estatística descritiva

As estatísticas descritivas das observações de Estados Unidos e Brasil estão demonstradas na Tabela 7 e na Tabela 8, respectivamente.

Tabela 7 – Estatísticas Descritivas para os Estados Unidos

Variável	Média	Mediana	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
AC	0,74	0,88	0,32	-0,23	1,00
Otimi	48,76	48,81	1,08	45,85	51,97
ExCon	44,11	46,33	8,58	23,59	54,21
Ancor	0,30	0,00	0,46	0,00	1,00
Comun	50,37	50,23	1,55	46,31	55,80
Repre	48,59	48,61	1,55	45,23	51,24
Real	40,20	40,41	2,06	33,65	44,40
Popul	10,37	10,00	5,47	1,00	23,00
Preju	0,22	0,00	0,42	0,00	1,00
Lucro	0,03	0,03	0,02	-0,01	0,07
Cresc	0,04	0,03	0,14	-0,23	0,37
Volat	1,73	1,69	0,74	0,13	3,56
Alava	0,78	0,56	0,77	0,00	2,84
Idade	60,32	44,00	41,87	10,00	173,00

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Tabela 8 – Estatísticas Descritivas para o Brasil

Variável	Média	Mediana	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
AC	0,39	0,73	0,72	-1,51	1
Otimi	48,62	48,66	0,98	46,56	50,81
ExCon	48,97	50,42	5,18	35,59	55,12
Ancor	0,33	0,00	0,47	0	1
Comun	50,81	50,61	1,69	47,46	54,41
Repre	49,13	49,47	1,44	46,09	51,60
Real	40,51	40,78	1,66	36,92	42,95
Popul	6,35	6,00	2,58	1	13
Preju	0,10	0,00	0,31	0	1
Lucro	0,03	0,03	0,02	0,00	0,06
Cresc	0,14	0,10	0,19	-0,12	0,69
Volat	0,50	0,41	0,65	-0,99	1,70
Alava	0,61	0,46	0,63	0	2,01
Idade	57,15	57,00	33,87	9	147

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Por meio da análise das estatísticas descritivas das variáveis, é possível verificar que, a acurácia dos analistas brasileiros foi consideravelmente menor do que a acurácia dos analistas americanos. Nota-se também que a média e a mediana dos dados dos Estados Unidos estão próximas, demonstrado que a base não é impactada por valores extremos, o que não ocorre no Brasil. Esta menor variação entre média e mediana, das previsões dos analistas dos Estados Unidos, é refletida também em um desvio padrão 55% menor em relação aos analistas brasileiros, indicando que os analistas brasileiros apresentam previsões mais dispersas. Também para o período analisado, os analistas americanos apresentaram uma acurácia 20,63% maior, com valores mínimos 84,69% menor que a dos analistas brasileiros. Estes resultados estão dentro do previsto pela literatura, ao se considerar que maiores mercados favorecem a competitividade e aprendizagem social, o que favoreceria a assertividade das previsões (Kumar et al., 2022) e também pode refletir em menor dispersão das mesmas.

Com relação aos fatores comportamentais, o excesso de confiança foi o único que apresentou diferença significativa entre as estatísticas dos dois países, sendo 8,11% menor,

considerando o valores de mediana e 9,93% menor, considerando a média dos dados, para os analistas norte-americanos do que para os analistas do Brasil. Este era um dos resultados esperados, considerando que, apesar dos indivíduos norte-americanos serem mais confiantes que os brasileiros (Schmitt & Allik, 2005), a instabilidade política e econômica, como é o caso do Brasil, pode levar à uma mudança de comportamento, tornando os indivíduos mais confiantes (Dessi & Zhao, 2018).

Para a ancoragem, observou-se que os analistas dos Estados Unidos utilizaram-se em média 7,24% a menos deste recurso. Vale destacar que a mediana das observações foi 0 (zero) para os dois países, e que apenas 30,26% dos analistas norte-americanos e 32,62% dos analistas brasileiros apresentaram previsões ancoradas no lucro histórico das empresas. Estes resultados podem demonstrar que, mais do que se apoiar nos preços históricos das ações para emitir suas previsões (Low & Tan, 2016), os analistas podem ter incorporado outras informações, como dados da economia e do setor das empresas (Hou et al., 2021), fazendo com que se desviasse mais da âncora de lucro real por ação do período anterior.

Já os demais fatores comportamentais: otimismo, representatividade, realismo e comunalidade, foram muito similares para os analistas brasileiros e norte-americanos, apresentando variação próxima de 1%, tanto em relação à média, quando em relação a mediana das observações dos dois países. Apesar dos resultados não indicarem uma diferença comportamental em relação a estes fatores, não significa que estes não afetem as previsões dos analistas de forma diferenciada. Neste sentido, a estatística confirmatória de regressão das observações dos *clusters* que serão gerados no estudo, poderão esclarecer se estes foram fatores relevantes para os analistas, de acordo com suas nacionalidades.

Em relação à popularidade das empresas, foi observado que um maior número de analistas divulgou previsões para as empresas do mercado norte americano em relação ao mercado brasileiro, o que está de acordo com os tamanhos dos mercados estudados. Neste sentido, a média de analistas divulgando previsões para as empresas dos Estados Unidos foi 63,45% maior que a média destes profissionais para as empresas brasileiras, sendo que as empresas norte-americanas mais seguidas possuíam até 23 analistas divulgando previsões de lucros, enquanto no Brasil, este número máximo foi de no máximo 13 analistas para a mesma empresa. Estes achados estão em linha com a literatura apresentada, que demonstra que a quantidade de analistas seguindo uma empresa está associada à maior acuracidade de previsões dos lucros (Dai et al., 2021; Ho et al., 2020).

Do total de empresas norte-americanas estudadas, 22,44% destas instituições apresentaram prejuízo no período, frente a 10,48% das empresas brasileiras, desta forma, este indicador foi 114,16% maior para os Estados Unidos. Ainda, a dispersão do prejuízo também foi maior para as empresas norte-americanas, na ordem de 36,14%, em relação às empresas do Brasil. Considerando a maior estabilidade da economia norte-americana, poderia se esperar que as taxas de prejuízo das empresas deste país fossem menores, entretanto, o resultado demonstrado pelo desempenho das empresas brasileiras pode ser um indicativo da maior suscetibilidade das empresas de países em desenvolvimento à prática da suavização de resultados (Kajimoto et al., 2019). Isto porque, como já discutido anteriormente, países com sistema legal de origem no direito comum, como os Estados Unidos, aplicam melhor suas leis (La Porta et al., 1997), o que, traria melhor proteção ao investidor (La Porta et al., 2008), resultando em melhor aplicação de normas contábeis (Silva & Nardi, 2018), que desfavoreceria o gerenciamento de resultados.

Apesar do maior prejuízo, as empresas dos Estados Unidos apresentaram melhor desempenho operacional em relação às empresas brasileiras, quando considerado o índice de lucratividade obtido pela razão entre o EBITDA e seu o ativo total. Para o período, as empresas norte-americanas apresentaram lucratividade média 1,55% maior que as empresas brasileiras e 10,62% maior ao se comparar as medianas obtidas pelas estatísticas descritivas. Apesar de se tratar de um fator com pouca diferença absoluta – menor do que 0,01 em valores absolutos médios – é possível observar que apenas as empresas americanas apresentaram valores mínimos de lucratividade menores do que um. Esta maior amplitude e valores negativos da lucratividade também poderiam ser explicados pela melhor proteção do investidor (La Porta et al., 2008) obtida pela melhor aplicabilidade de leis (La Porta et al., 1997) e normas contábeis (Silva & Nardi, 2018), assim, as empresas do mercado norte-americano, teriam menor tendência a suavizar os resultados reais de sua operação.

Em relação ao crescimento das empresas, foi possível observar que as empresas norte-americanas apresentaram uma taxa aproximadamente 71% menor do que as empresas brasileiras. Apesar de aparentemente este ser um resultado pior no desempenho das empresas dos Estados Unidos, tanto o desvio padrão, quanto a amplitude deste indicador, foram maiores para as empresas Brasil. Neste sentido, a análises conjunta do desempenho de crescimento das empresas pode ser apenas reflexo da menor competitividade oferecida pelas mercados de países em desenvolvimento (Barnard, 2021).

A volatilidade nos lucros das empresas americanas, por sua vez, foi em média 246,93% maior do que das empresas do Brasil. Novamente um indicador que poder ser reflexo da menor aplicabilidade de leis em países com sistema legal de origem no baseado no direito comum (La Porta et al., 1997) e que sua consequência ao fim do fluxo da legislação seria a menor tendência de gerenciamento dos resultados divulgados pelas empresas, já bem discutido nos tópicos anteriores desta pesquisa.

A alavancagem das empresas dos Estados Unidos foi 27,60% maior do que das empresas brasileiras no período analisado, e pode ser mais um indicador de maior confiança de investidores no mercado norte-americano em relação ao mercado financeiro brasileiro. Isto porque, como já discutido nas seções anteriores, a origem do sistema legal os Estados Unidos proporcionaria um ambiente de maior desenvolvimento econômico, pela melhor proteção do credor através da melhor execução de dívidas (La Porta et al., 2008). Neste sentido, as instituições financeiras teriam maior segurança para oferecer investimentos às empresas norte-americanas do que às empresas brasileiras.

Por fim, a idade das empresas norte-americanas apresentou-se em média 5,54% maior que a idade das empresas brasileiras. Ainda, apesar de apresentar mediana 22,81% menor e, idades mínimas próximas nos dois países, as empresas que atuam no mercado dos Estados Unidos tem idade máxima 17,69% maior que as empresas brasileiras. Estes indicadores podem demonstrar um melhor ambiente informacional das instituições (Ho et al., 2020) norte-americanas em relação à empresas brasileiras, o que poderia traz maior previsibilidade das instituições analisadas (Bradshaw et al., 2012).

4.3. Análise de *Cluster*

Em sequência à análise descritiva das variáveis, foi realizada a análise de *cluster* das observações, a fim de agrupar as mesmas e analisar o perfil dos analistas e dos fatores financeiros, para os agrupamentos produzidos que apresentaram maior e menor acurácia dentre os demais. Importante ressaltar que, assim como valores extremos podem influenciar os agrupamentos de observações na análise de *cluster*, diferentes escalas podem influenciar erroneamente a percepção de distância das observações, desta forma, as observações devem ser convertidas para a mesma escala (Fávero & Belfiore, 2017). Com isto, antes do início da análise de *cluster*, foi necessário padronizar as variáveis finais do estudo, calculando-se a

variável *z-Score* para cada um dos fatores que foram utilizados no estudo, de forma que a média das mesmas fossem igual 0 e o desvio-padrão igual a 1.

4.3.1. Análise de *cluster* dos Estados Unidos

Para a base dos Estados Unidos, devido ao volume de dados, foi possível realizar os agrupamentos das observações unicamente pelo método não hierárquico *k-means*, que é o método de agrupamento mais utilizado em pesquisas e que é adequado para análise de grandes bases de dados, por exigir menor necessidade de recursos computacionais (Fávero & Belfiore, 2017).

Ainda, devido à limitação de recurso computacional decorrente da quantidade de observações das empresas norte-americanas, não foi possível fazer uma análise prévia da quantidade sugerida de agrupamentos pelo método de aglomeração hierárquico. Desta forma, realizou-se a análise de *clusters* agrupando-se as observações em 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 e 10 grupos.

Para cada conjunto dos agrupamentos gerado, foram selecionados os *clusters* que apresentaram maior acurácia entre os analistas e os *clusters* que apresentaram menor acurácia entre os analistas. Em sequência, para confirmar a robustez do processo anterior, fez-se a análise de variância dos grupos pela ANOVA com o teste Post-Hoc de Tukey. Os resultados preliminares são apresentados na Tabela 9.

Tabela 9 – Resultado dos Agrupamentos dos Estados Unidos pelo método *k-means*

Quantidade de Agrupamentos	3	4	5	6	7	8	9	10
<i>N</i> Menor acurácia	3521	3159	2956	2805	1984	1544	1731	837
<i>N</i> Maior acurácia	8415	5771	3459	3161	2614	2172	1949	2351
Menor acurácia <i>z-Score</i>	-1,04	-1,15	-1,15	-1,23	-1,99	-2,20	-1,39	-2,45
Maior acurácia <i>z-Score</i>	0,32	0,36	0,34	0,37	0,41	0,40	0,44	0,43
Post-Hoc Tukey AC	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Otimi	0,00	0,00	0,18	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey ExCon	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Ancor	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Comun	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,22	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Repr	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Real	0,00	0,10	0,19	0,00	1,00	0,00	0,00	0,99
Post-Hoc Tukey Popul	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Preju	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Lucro	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Cresc	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,07
Post-Hoc Tukey Volat	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Alava	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Idade	0,00	0,00	0,00	0,00	0,48	0,00	0,00	0,00

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Em seguida, foram selecionados para sequência das análises, os agrupamentos que apresentaram variâncias de médias das observações entre o *cluster* de menor acurácia e o agrupamento de maior acurácia, ou seja, que apresentaram resultado menor que 0,05 para o teste de Post-Hoc de Tukey. Atendendo ao critério descrito anteriormente estavam os *clusters* com 3, 6 e 9 grupos. Por fim, para decisão de análise final, utilizou-se o critério de melhor distribuição de observações e maior amplitude de acurácia média de um *cluster* para outro, ou seja, o agrupamento com 9 grupos de observações.

Para o par de grupos selecionado foram geradas as estatísticas descritivas, apresentadas na Tabela 10 e na Tabela 11.

Tabela 10 – Estatísticas descritivas do *cluster* de menor acurácia dos Estados Unidos

Variável	N observações	Média	Mediana	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
AC	1.731	0,29	0,34	0,44	-0,23	1
Otimi	1.731	48,72	48,84	1,07	45,85	51,97
ExcCon	1.731	41,01	42,43	8,34	23,59	54,21
Ancor	1.731	0,11	0,00	0,31	0	1
Comun	1.731	50,44	50,40	1,39	46,31	55,80
Repre	1.731	48,56	48,59	1,53	45,23	51,24
Reali	1.731	40,38	40,51	2,07	33,65	44,40
Popul	1.731	7,09	6,00	4,06	1	22
Preju	1.731	0,98	1,00	0,14	0	1
Lucro	1.731	0,00	0,00	0,01	-0,01	0,06
Cresc	1.731	0,02	0,03	0,15	-0,23	0,37
Volat	1.731	1,16	1,08	0,63	0,13	2,95
Alava	1.731	0,54	0,34	0,66	0	2,84
Idade	1.731	35,81	30,00	23,56	10	134

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Tabela 11 – Estatísticas descritivas do *cluster* de maior acurácia dos Estados Unidos

Variável	N observações	Média	Mediana	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
AC	1.949	0,88	0,93	0,16	-0,23	1
Otimi	1.949	48,86	48,95	0,94	45,85	51,97
ExcCon	1.949	43,92	45,10	7,70	23,59	54,21
Ancor	1.949	0,58	1,00	0,49	0	1
Comun	1.949	49,98	49,90	1,38	46,31	55,80
Repre	1.949	48,25	48,30	1,48	45,23	51,24
Reali	1.949	39,61	39,75	2,04	33,65	44,40
Popul	1.949	16,69	17,00	4,17	4	23
Preju	1.949	0,02	0,00	0,14	0	1
Lucro	1.949	0,05	0,05	0,02	0,01	0,07
Cresc	1.949	0,18	0,14	0,14	-0,23	0,37
Volat	1.949	2,05	1,94	0,55	0,65	3,56
Alava	1.949	0,39	0,33	0,47	0	2,84
Idade	1.949	47,86	42,00	26,22	10	140

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Por meio das estatísticas descritivas dos *clusters* gerados para os dados dos Estados Unidos, foi possível observar que a acurácia dos analistas que foram mais assertivos em suas previsões, foi 202,59% maior do que a acurácia média dos analistas que integram o *cluster* de menor acurácia. Importante notar que apesar desta grande variação, a acurácia média dos analistas menos assertivos ainda assim foi positiva, o que pode demonstrar que mesmo os profissionais norte-americanos, que não figuram entre os melhores em termos de acuracidade, ainda fazem previsões menos otimistas, já que, pouco desviam a projeção acima do lucro real da empresa.

Ainda, o desvio padrão das previsões de lucro do grupo de analistas com maior acurácia foi de 0,16 em contraposição ao desvio padrão de 0,44 do *cluster* de analistas com menor acuracidade, o que pode demonstrar que os analistas que prevêm com maior acuracidade desviam-se menos do consenso de previsões de seus pares na ordem de 64,55%. Isto, entretanto, não indicaria um comportamento de comunalidade entre os indivíduos deste

grupo, já que a linguagem utilizada pelos analistas em seus relatórios demonstra que a comunalidade entre os indivíduos do *cluster* de maior acurácia foi menor do que entre os analistas do agrupamento de menor acurácia.

Iniciando a análise dos fatores comportamentais, o excesso de confiança, foi 7,1% maior entre os analistas do *cluster* de maior acurácia das previsões, o que se apresenta distintamente da literatura de finanças comportamentais, que prevê que os analistas com comportamento de excesso de confiança fazem previsões menos assertivas por superestimarem seu próprio conhecimento (Deaves et al., 2010) e habilidades (Mohamed et al., 2019). Entretanto, a explicação para que o maior excesso de confiança esteja mais presente no grupo de analistas mais assertivos, pode ser a melhor qualidade das informações privadas obtidas para estimação dos preços, em conjunto com a um nível adequado de reação destes profissionais, em relação à estas informações (Ko & Huang, 2007). Outro ponto de destaque do excesso de confiança fica para o desvio padrão deste comportamento, que foi 7,59% menor para o grupo de analistas de maior acurácia de previsões, reforçando o sentido de maior consenso entre os analistas mais assertivos, encontrado na acurácia. Neste sentido, é possível que, por entregarem previsões mais próximas de seus pares, os analistas podem se tornar mais confiantes por um sentimento de que de fato possuiriam melhor conhecimento sobre a empresa analisada.

O segundo fator analisado, a ancoragem foi 426,78% maior para o grupo de analistas que apresentou maior acurácia em relação aos analistas do *cluster* com menor acurácia de previsões. Ainda, a mediana de ancoragem para os analistas menos assertivos foi 0 (zero), sendo que apenas 10,92% apoiaram-se em preços históricos, enquanto para os profissionais com maior acurácia, este indicador foi 1 (um), com um percentual de 57,52% de uso de preços passados em suas previsões. Estas estatísticas podem confirmar os achados na literatura, que indicam que o apoio dos analistas no histórico de preços pode ser uma ferramenta que permite uma maior acuracidade de suas previsões, uma vez que, há uma tendência das empresas em manter a variabilidade do lucro líquido menor possível (Kajimoto et al., 2019).

Os demais fatores comportamentais, otimismo, comunalidade, representatividade e realismo apresentaram pequenas variações percentuais entre os analistas classificados nos *clusters* de maior acuracidade, em relação aos analistas que entregaram previsões menos assertivas, respectivamente 0,28%, -0,92% -0,64% e -1,88%. Ainda, vale citar que tanto os valores mínimos quanto os valores máximos para estes fatores comportamentais, foram os

mesmos, tanto para o *cluster* cujos analistas foram mais assertivos, quanto para o agrupamento de menor acuracidade de previsões. Neste sentido, a análise das estatísticas descritivas dos *clusters* não permitiu identificar claramente o impacto destes fatores nas previsões dos analistas, sendo necessário maior aprofundamento estatístico para tal, o que será apresentado na seção de análise de regressão das amostras.

A popularidade das empresas analisadas foi em média 135,33% maior para o grupo de analistas que apresentou maior acurácia, com mediana também 183,33% maior, em relação aos analistas que fizeram previsões com menor acuracidade, corroborando com a literatura discutida anteriormente, que identifica que, a quantidade de analistas que seguem uma empresa está positivamente relacionada com a acuracidade das previsões de lucros emitidas (Dai et al., 2021; Ho et al., 2020).

Sequenciando as análises das características da empresa, nota-se que o prejuízo das empresas foi 98,06% menor para o grupo de analistas que apresentaram maior acurácia de suas previsões. Também é importante destacar que apenas 1,90% das empresas apresentaram prejuízo no *cluster* com maior acuracidade de previsões, enquanto para os analistas que menos acertaram, este percentual correspondeu a 97,98%. Este resultado que está em linha com os achados em outras pesquisas (Coën et al., 2009; Nardi et al., 2021), de que o prejuízo impacta negativamente a acurácia das previsões de lucros.

Ainda, apesar do indicador de lucratividade das empresas para as quais os analistas apresentaram maior acurácia ter sido de apenas 0,05, em termos percentuais, este indicador foi expressivamente maior em relação às empresas do *cluster* de menor acurácia dos analistas (3.334,78%). Outro destaque é do valor mínimo do lucro, que foi negativo para o agrupamento de previsões menos assertivas, entretanto, positivo para o *cluster* de maior acurácia de previsões. Isto demonstra que, em conformidade com a literatura, os analistas foram mais assertivos em suas previsões para as empresas que apresentaram maior lucro no período (García-Meca & Sánchez-Ballesta, 2006; Healy & Palepu, 2001).

Já em relação ao crescimento da empresa, embora alguns estudos demonstrem que, este fator afete negativamente a acurácia (Nardi et al., 2021), o *cluster* de empresas que apresentaram maior crescimento também foi o agrupamento que teve as previsões de lucro de maior acurácia em relação aos demais da amostra, na ordem de 1.011,45% em média. Reforçando o resultado desta análise, nota-se que esta variação foi impactada fortemente pela quantidade de empresas com crescimento negativo, sendo que este percentual ficou em

42,58% das empresas que pertenciam ao *cluster* de menor acurácia de analistas, frente a 8,67% para o agrupamento de observações cujas previsões foram mais assertivas.

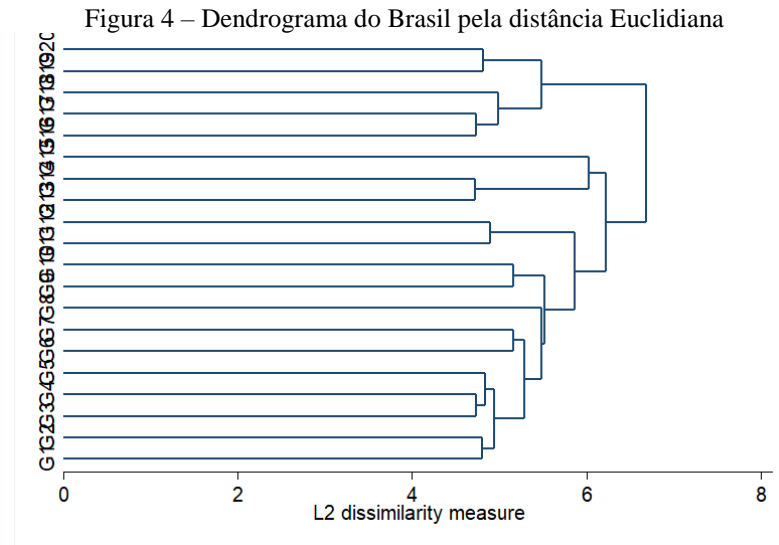
Também em contraposição aos achados na literatura, de que a volatilidade pode levar a menor precisão de previsões (Ernstberger et al., 2008; Nardi et al., 2021), a volatilidade das empresas foi, em termos médios, 76% maior para o grupo de observações com previsões de maior acurácia em relação ao *cluster* de menor acurácia e, 80,77% em relação à mediana. Aqui, o que chama atenção é que, mesmo que em termos médios este resultado esteja em contraponto com a literatura, ainda é possível observar que, apesar da amplitude deste fator ser próxima para os dois agrupamentos analisados (3,12%), o valor mínimo foi 384,68% maior para as empresas com previsões mais assertivas, enquanto o valor máximo foi apenas 20,46% maior também para este grupo, em relação ao *cluster* de menor acuracidade de previsão.

A alavancagem por sua vez, esteve em linha com a literatura, que prevê menor acuracidade de previsões para as empresas com maior alavancagem financeira (Mauri et al., 2013; Wang et al., 2022). Desta forma, a alavancagem foi em média 27,85% maior para o *cluster* de observações com previsões de menor acurácia em relação ao grupo de maior acurácia e, 3,35% menor em relação à mediana.

Por fim, a idade, último fator de características da empresa, apresentou-se em conformidade com a literatura (Bradshaw et al., 2012; Nardi et al., 2021), de forma que, a idade média das empresas, cujas previsões de lucros foram mais assertivas, apresentou-se 33,7% maior do que a média de idade das empresas do *cluster* de menor acuracidade de analistas, com mediana maior na ordem de 40%.

4.3.2. Análise de *cluster* do Brasil

Considerando que o método de agrupamento *k-means* é o mais utilizado em pesquisas (Fávero & Belfiore, 2017) e, para que houvesse homogeneidade com as análises dos dados dos Estados Unidos, o mesmo método de agrupamento foi utilizado para a base do Brasil. Entretanto, distintivamente do que ocorreu com a base dos Estados Unidos, como o volume de dados do Brasil era menor, foi possível gerar o dendrograma das observações, conforme Figura 4, o que permitiu a análise visual para decisão da quantidade de agrupamentos a ser realizada.



Fonte: elaborada pela autora

Nesta etapa seria possível optar-se por uma quantidade de agrupamentos por decisão do pesquisador, entretanto, para que múltiplas análises comparativas pudessem ser exploradas, manteve-se novamente o padrão utilizado com os dados dos Estados Unidos de geração de *clusters* com diversas quantidades de grupos e, realizou-se a análise de *clusters* agrupando-se as observações em 3, 4, 5, 6, 8 e 9 grupos. Estes agrupamentos foram definidos pela análise visual dos entroncamentos gerados pela matriz de distância das observações.

Assim como na análise dos dados norte-americanos, para cada conjunto dos agrupamentos, foram selecionados os *clusters* que apresentaram maior acurácia entre os analistas e os *clusters* que apresentaram menor acurácia entre estes profissionais. Posteriormente, para confirmar a robustez do processo, realizou-se a análise de variância dos grupos pela ANOVA com o teste Post-Hoc de Tukey. Os resultados preliminares são apresentados na Tabela 12.

Tabela 12 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método *k-means*

Quantidade de Agrupamentos	3	4	5	6	8	9
<i>N</i> Menor acurácia	291	88	84	114	110	106
<i>N</i> Maior acurácia	273	243	244	191	150	136
Menor acurácia <i>z-Score</i>	-0,52	-1,18	-1,23	-1,50	-1,86	-1,89
Maior acurácia <i>z-Score</i>	0,33	0,44	0,47	0,50	0,54	0,52
Post-Hoc Tukey AC	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Otimi	0,00	0,47	0,78	0,97	0,18	0,93
Post-Hoc Tukey ExCon	0,07	0,69	0,01	0,85	0,31	0,09
Post-Hoc Tukey Ancor	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Comun	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Repre	0,00	0,53	0,01	1,00	0,99	0,61
Post-Hoc Tukey Real	0,00	0,99	1,00	0,23	1,00	1,00
Post-Hoc Tukey Popul	0,00	0,99	0,32	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Preju	0,19	N/A	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Lucro	0,58	0,00	0,00	0,03	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Cresc	0,71	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Volat	0,78	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Alava	0,00	0,68	0,75	0,00	0,76	0,33
Post-Hoc Tukey Idade	0,15	0,98	0,03	0,00	0,00	0,00

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Em sequência, para seguimento das análises, foram selecionados os agrupamentos que apresentaram variâncias de médias das observações entre o *cluster* de menor acurácia e o *cluster* de maior acurácia, ou seja, que apresentaram resultado menor que 0,05 para o teste de Post-Hoc de Tukey. Diferentemente da base dos Estados Unidos, nenhum agrupamento realizado na base do Brasil gerou *clusters* que atenderam perfeitamente o teste de Post-Hoc, portanto, foram selecionados agrupamentos que apresentaram menor quantidade e menor violação deste teste de robustez.

Dentro destes critérios foram identificados os *clusters* com 5, 6 e 9 grupos, apresentando cada um deles 4 violações do teste Post-Hoc de Tukey. Por fim, para decisão de análise final, utilizou-se o critério de melhor distribuição de observações e maior amplitude de

acurácia média de um *cluster* para outro, ou seja, o agrupamento com 9 grupos de observações.

Ainda, por se tratar da primeira pesquisa sobre acuracidade de analista a utilizar a análise de agrupamentos, não há definição na literatura sobre o melhor método de agrupamentos a ser utilizado. Desta forma, considerando que a base das empresas brasileiras era consideravelmente menor que a base das empresas norte-americanas, foi possível realizar a análise de agrupamentos pelo método cíclico, em que se utiliza a análise de agrupamentos pelo método hierárquico para decisão da quantidade de *clusters* a ser utilizada e, posteriormente, o método não hierárquico de agrupamento (Fávero & Belfiore, 2017). Foram testados todos os métodos de agrupamento disponíveis no STATA®, com as distâncias recomendadas pelo próprio *software*.

O resultado destes agrupamentos está detalhado no Apêndice C, sendo possível observar que, dos sete métodos adicionais avaliados (*average* com distância euclidiana, *ward* com distância quadrática euclidiana, *complete* com distância euclidiana, *single* com distância euclidiana, *centroid* com distância quadrática euclidiana, *median* com distância quadrática euclidiana e *average* com distância quadrática euclidiana), apenas 2 apresentaram teste de Post-Hoc para todos os *clusters* gerados, a saber, os métodos *ward* com distância quadrática euclidiana e *complete* com distância euclidiana.

Todavia, apesar de ser possível obter os testes de Post-Hoc, os métodos avaliados ou apresentaram baixa quantidade de observações por *cluster*, ou teste de Post-Hoc igual a 1,00 para algumas variáveis, ou ainda, demonstraram não homogeneidade na quantidade de agrupamentos gerados, o que fez com que o método *k-means* fosse selecionado como melhor método para sequenciamento do estudo. Por ser o método utilizado nas análises dos Estados Unidos, os resultados deste sistema de agrupamentos eram comparativos do ponto de vista de métodos estatísticos, tornando sua utilização também mais adequada para o Brasil.

Uma vez escolhido o *k-means* como método de análise das observações do Brasil, para o par de grupos selecionado (o *cluster* com 9 grupos de observações) foram geradas as estatísticas descritivas, apresentadas na Tabela 13 e Tabela 14.

Tabela 13 – Estatísticas descritivas do *cluster* de menor acurácia do Brasil

Variável	N observações	Média	Mediana	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
AC	106	-0,98	-1,19	0,55	-1,51	0,46
Otimi	106	48,79	48,80	0,90	46,69	50,81
ExcCon	106	49,45	50,36	4,37	39,34	55,12
Ancor	106	0,20	0,00	0,40	0	1
Comun	106	50,39	50,39	1,73	47,46	54,41
Repre	106	49,22	49,61	1,51	46,09	51,60
Reali	106	40,73	40,99	1,60	36,92	42,95
Popul	106	7,21	7,00	1,75	3	10
Preju	106	0,27	0,00	0,45	0	1
Lucro	106	0,02	0,02	0,01	0	0,03
Cresc	106	0,04	0,04	0,10	-0,12	0,36
Volat	106	1,15	1,50	0,55	0,24	1,70
Alava	106	0,65	0,36	0,67	0	2,01
Idade	106	84,47	82,00	28,69	36	120,00

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Tabela 14 – Estatísticas descritivas do *cluster* de maior acurácia do Brasil

Variável	N observações	Média	Mediana	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
AC	136	0,77	0,82	0,21	0,05	1
Otimi	136	48,65	48,62	0,93	46,56	50,46
ExCon	136	51,08	52,22	3,57	39,20	55,12
Ancor	136	1	1	0	1	1
Comun	136	51,13	51,10	1,59	47,50	54,41
Repre	136	49,53	49,83	1,21	46,09	51,60
Reali	136	40,73	40,67	1,07	36,92	42,95
Popul	136	5,64	6,00	2,01	1	10
Preju	136	0	0	0	0	0
Lucro	136	0,03	0,03	0,01	0	0,06
Cresc	136	0,13	0,10	0,18	-0,12	0,69
Volat	136	0,39	0,43	0,34	-0,99	1,48
Alava	136	0,51	0,50	0,38	0	1,53
Idade	136	60,24	65,00	32,12	9	139

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Com base nas estatísticas descritivas dos agrupamentos selecionados, observou-se que os analistas do *cluster* de maior acurácia foram 178,25% em média mais assertivos que os profissionais do grupo com menor acurácia de previsões. Da mesma forma, a mediana apresentou-se 169,34% maior, também para o grupo de maior acurácia de previsões. Ainda, a média das previsões dos analistas do agrupamento de menor acurácia foi negativa, indicando que estas previsões desviaram-se para cima em relação ao lucro real apresentado pelas empresas. Este pode ser um demonstrativo do comportamento otimista destes profissionais, que não pode ser medido pela análise de texto, já que o otimismo dos *clusters* de menor e maior acurácia apresentaram-se muito próximos.

Ainda, o desvio padrão das previsões do *cluster* com os analistas mais assertivos, foi de 0,21, enquanto que esta mesma estatística foi de 0,55 para os profissionais do agrupamento que apresentou menor acurácia, o que demonstra menor desvio do consenso de previsões de seus pares na ordem de 62,46%. Este poderia ser um indicativo de comportamento de

comunalidade entre os analistas mais assertivos, confirmado pela linguagem utilizada pelos analistas em seus relatórios. Entretanto, apesar desta linguagem demonstrar que a comunalidade entre os indivíduos do *cluster* de maior acurácia foi maior do que entre os analistas do agrupamento de menor acurácia, a diferença entre grupos foi de apenas 1,47%, não permitindo que esta análise seja conclusiva com base apenas nestas estatísticas.

Como primeiro fator comportamental com variação de média, observa-se o excesso de confiança, que foi maior em 3,31% em média, com mediana 3,70% também maior, para o grupo de analistas que apresentou maior acuracidade de previsões, em relação aos profissionais menos assertivos. Neste sentido, apesar da literatura indicar uma relação negativa entre o excesso de confiança e a acurácia do analista, os resultados das estatísticas descritivas dos *clusters* não permitem confirmar que o excesso de confiança afetou a acuracidade dos analistas brasileiros. Este resultado foi encontrado em outras pesquisas, que identificaram que este fator pode ter baixo impacto na acuracidade dos analistas (Nardi et al., 2022). Por outro lado, o desvio padrão do excesso de confiança dos analistas que entregaram previsões de maior acuracidade foi 18,31% menor, em relação aos profissionais menos assertivos, o que pode indicar um padrão de confiança mais próximo entre os analistas que entregam previsões com maior acuracidade.

O segundo fator de comportamento, com variação de média representativa, foi a ancoragem, que foi 404,76% maior entre os analistas que apresentaram previsões mais assertivas. Um ponto relevante nos dados do Brasil foi que 100% dos analistas do grupo de maior acuracidade de previsões apresentaram ancoragem, o que corrobora com a literatura, que diz que o preço histórico de ações não é uma âncora ineficiente (Kajimoto et al., 2019), tanto que, os modelos estatísticos de projeção de lucros utilizam-se desta ferramenta (Novaes et al., 2020). Ainda, estes resultados podem indicar a tendência das empresas em manterem pouca variabilidade do lucro líquido (Kajimoto et al., 2019).

Já os demais fatores comportamentais, otimismo, comunalidade, representatividade e realismo, apresentaram pequenas variações percentuais entre os analistas dos agrupamentos de maior acuracidade, em relação aos analistas dos *clusters* com previsões menos assertivas, respectivamente -0,29%, 1,47% 0,64% e 0,002%. Destes, os valores mínimos foram os mesmos para representatividade e realismo, e os valores máximos foram iguais para otimismo, comunalidade, representatividade e realismo, tanto para o *cluster* cujos analistas foram mais assertivos, quanto para o agrupamento de menor acuracidade de previsões. Ainda, para otimismo, o valor foi 0,28% menor e para comunalidade, foi 0,08% maior. Neste

contexto, de pouca variação entre valores mínimos e máximos, isto quando os mesmos não foram equivalentes, a análise das estatísticas descritivas dos *clusters* não permitiu identificar claramente o impacto destes fatores nas previsões dos analistas, sendo necessário maior aprofundamento estatístico, o que será apresentado na seção de análise de regressão das amostras.

Diferentemente da literatura apresentada nas seções anteriores, que identifica que a quantidade de analistas está positivamente relacionada à acurácia dos mesmos (Dai et al., 2021; Ho et al., 2020), as estatísticas dos *clusters* formados pela base do Brasil, não confirmaram estes achados, uma vez que a popularidade das empresas foi 21,75% menor para o grupo de analistas que apresentou maior acurácia, em relação aos analistas que entregaram previsões com menor acurácia.

O segundo fator relacionado à empresa é o prejuízo, que foi 0 (zero) para todas as instituições do grupo de analistas que apresentou maior acurácia de suas previsões, enquanto que, para o *cluster* de menor acuracidade dos analistas, apenas 27,36% das empresas tiveram prejuízo no período. Estes resultados estão em linha com os achados em outras pesquisas, que demonstram que o prejuízo impactaria negativamente as previsões (Coën et al., 2009; Nardi et al., 2021).

Sobre a lucratividade, mesmo que o lucro das empresas para as quais os analistas apresentaram maior acurácia ter sido de apenas 0,01, em termos percentuais, este indicador foi 54,17% maior em relação às empresas do *cluster* de menor acurácia dos analistas, em termos médios, com mediana também maior, na ordem de 24,49%. Os resultados encontrados estão em linha com a literatura discutida anteriormente (García-Meca & Sánchez-Ballesta, 2006; Healy & Palepu, 2001), que documenta em estudos anteriores que os analistas são mais assertivos em suas previsões, para empresas que apresentam maior lucro.

Ainda, o crescimento das empresas foi em média 268,36% maior para o *cluster* com maior acurácia de previsões do que o agrupamento com menor a acuracidade dos analistas, enquanto a mediana esteve maior na ordem de 126,74%, em contraponto à literatura (Nardi et al., 2021), que indica que este é um fator de características das empresas que impacta de forma negativa a acurácia dos analistas financeiros (Nardi et al., 2021). Apesar de grande diferença em valores médios, a quantidade de empresas que apresentou crescimento negativo foi próxima para os dois agrupamentos analisados. Neste cenário, 27,36% das empresas apresentaram crescimento desfavorável para o *cluster* de analistas com menor acuracidade, enquanto este índice foi de 29,41% para o agrupamento de maior acuracidade de previsões.

Já o resultado da volatilidade nos lucros corroborou com a literatura, que relaciona este fator à menor previsibilidade (Ernstberger et al., 2008) que pode levar a previsões menos assertivas (Nardi et al., 2021). Neste sentido, este fator apresentou-se 66,06% menor para o *cluster* de observações com maior acurácia de previsões do que para o agrupamento em que os analistas foram menos assertivos em suas previsões de lucros.

A alavancagem também apresentou-se de acordo com a literatura, que associa esta variável à menor acuracidade de previsões (Mauri et al., 2013; Wang et al., 2022). Assim, a alavancagem financeira foi em média 21,44% maior para o *cluster* de observações com previsões de menor acurácia em relação ao grupo de maior acurácia, com um desvio-padrão também menor, na ordem de 43,74%.

Finalizando as análises dos fatores de características da empresa, a idade média das empresas do *cluster* que apresentou maior acurácia foi 28,69% menor em relação ao agrupamento de menor acurácia, o que está em linha com algumas pesquisas que indicam que este fator nem sempre está associado a maior acurácia das previsões (Dai et al., 2021; Kong et al., 2020; Nardi et al., 2022). Adicionalmente, corroborando com o exposto acima, um destaque para este fator está na constatação de que, a idade mínima das empresas do agrupamento de menor acuracidade de previsões foi de 36 anos, enquanto este mesmo indicador foi de 9 anos para o *cluster* em que os analistas fizeram previsões com maior acurácia.

4.3.3. Análise comparativa dos *clusters* de Estados Unidos e Brasil

Porquanto o método de agrupamentos para a base de Brasil e Estados Unidos foi o mesmo, é possível realizar uma análise comparativa das estatísticas descritivas, para que se possa avaliar as particularidades tanto da acurácia dos analistas e seus comportamentos, quando das empresas dos países estudados. Importante ressaltar que a análise de contraste das estatísticas descritivas não tem valor preditivo dos fatores de impacto na acurácia dos analistas financeiros, entretanto, trata-se de material relevante para constatação ou não dos achados na literatura.

O primeiro ponto de destaque que foi possível observar, foi em relação à acurácia dos analistas, uma vez que, mesmo para o grupo de menor acuracidade dos Estados Unidos, a média e mediana foram positivas, enquanto para o Brasil, o *cluster* das observações cujos analistas entregaram previsões com menor acuracidade, apresentou valores médios e de

mediana negativos. Neste quadro, 95,28% dos analistas brasileiros, que estavam no agrupamento de menor acuracidade de previsão divulgaram previsões de lucro negativas, frente a 35,64% dos profissionais dos Estados Unidos, para o *cluster* de mesma característica. Ainda, os valores mínimos de acurácia dos analistas norte-americanos menos assertivos foi 5,55 vezes maior que a acuracidade dos profissionais do Brasil.

Estes resultados estão de acordo com o previsto pela literatura, uma vez que, mercados mais desenvolvidos favorecem a competitividade e aprendizagem social, o que impactaria positivamente a acuracidade das previsões dos analistas financeiros (Kumar et al., 2022). Neste sentido, era esperado que os profissionais norte-americanos apresentassem previsões de lucros mais assertivas. Da mesma forma, ao se considerar o ambiente econômico dos países estudados, regiões em desenvolvimento como o Brasil (Liu & Sheng, 2019), com maior instabilidade política e econômica, tem preços mais voláteis, que tornam a tarefa de previsão de preços mais difícil (Garcia & Liu, 1999) do que em países industrializados, como os Estados Unidos (Mensi et al., 2021). Assim, de acordo com esta proposição, os resultados desta pesquisa também estão em linha com a literatura atual, uma vez que, os analistas brasileiros entregaram previsões com menor acuracidade que os profissionais dos Estados Unidos, para o mesmo período.

Já em relação aos fatores comportamentais, o otimismo, o excesso de confiança, a ancoragem, a comunalidade, a representatividade e o realismo, todos apresentaram valores mínimos e máximos idênticos para os *clusters* de maior e menor acuracidade de analistas, para a amostra dos Estados Unidos, enquanto para a base do Brasil, os valores mínimos de otimismo, excesso de confiança, ancoragem e comunalidade, foram distintos entre os *clusters* estudados. Este resultado poderia indicar que, apesar de sujeitos a vieses, os analistas norte-americanos podem apoiar mais sua decisão de preço-alvo em fatores financeiros e, estarem menos sujeitos ao efeito destes fatores comportamentais, quando fazem suas previsões de lucros. Este resultado poderia estar relacionado à característica mais individualista da sociedade norte-americana, se comparada à sociedade brasileira (Alcântara et al., 2012; Ayçiçeği-Dinn & Caldwell-Harris, 2011; Hofstede, 1980), visto que, os indivíduos de sociedades mais coletivistas seriam mais sujeitos à vieses, ao levar em consideração as opiniões de outros indivíduos na tomada de decisão (Saad & Samet, 2020).

Ainda, como descrito anteriormente, as variações das médias de otimismo, comunalidade, representatividade e realismo, não foram diferentes para os agrupamentos de observações em que os analistas foram mais ou menos assertivos. Desta forma, pela

comparação destas estatísticas descritivas, nota-se que os fatores comportamentais estão distribuídos de forma mais homogênea entre os analistas dos dois países, tanto para analistas com maior acuracidade de previsões, quanto para os profissionais que entregam previsões com menor exatidão.

Isto pode ser um indicativo de que, para as amostras estudadas, estes aspectos tenham menor impacto na acuracidade dos analistas do que os fatores financeiros, entretanto, por não ser uma estatística confirmativa, esta avaliação em maior profundidade será apresentada na seção de análise de regressão.

Em resumo, quando se comparam os agrupamentos formados por observações de mesmo país, não se identifica grande variação de comportamento entre analistas de maior e menor acuracidade, diferentemente da análise comparativa das amostras formadas por observações dos Estados Unidos e Brasil, apresentadas no capítulo de estatísticas descritivas das amostras do estudo. Apesar de parecer controverso com a literatura, este resultado corrobora com a importância da cultura na programação coletiva da mente dos indivíduos, já que, de acordo com Hofstede (1980), isto não estaria relacionado a cada indivíduo, mas a um grupo que compartilha as mesmas experiências de vida, destacando-se a nacionalidade, em detrimento de influências culturais de menor nível, como a familiar e o ambiente profissional.

Dos fatores financeiros e de características da empresa, prejuízo, lucro, crescimento e alavancagem, apresentaram resultados semelhantes para os *clusters* de maior e menor acuracidade tanto para a amostra de observações de empresas norte-americanas quanto para a amostra de observações das instituições brasileiras.

Desta forma os resultados que são destaques na análise comparativa financeira são, primeiramente a popularidade, que apresentou resultados diversos entre os países estudados. Enquanto a quantidade de analistas seguindo uma empresa foi maior nos Estados Unidos para o *cluster* em que os especialistas financeiros foram mais assertivos, em consonância com a literatura relativa, no Brasil, este item mostrou-se diverso, de forma que os analistas divulgaram previsões de lucro mais afastadas do lucro real, para empresas com menos analistas do que para empresas com maior número de analistas seguindo.

Outro fator que apresentou resultados diferentes entre Estados Unidos e Brasil foi a volatilidade. Enquanto no Brasil, a volatilidade foi maior para o *cluster* de menor acuracidade de analista, nos Estados Unidos o resultado se apresentou o contrário. Neste sentido, como discutido na seção anterior, enquanto as estatísticas descritivas da amostra brasileira estão em linha com a literatura, os dados as empresas norte-americanas não confirmaram os achados

que a volatilidade torna a previsão dos especialistas mais difícil e portanto impacta negativamente na acurácia.

Por fim, a idade também foi um aspecto que teve resultados diferentes entre as amostras dos países analisados nesta pesquisa. Contudo, de forma oposta à volatilidade, os resultados deste fator em relação aos *clusters* de maior e menor acuracidade de previsões, mostraram que os analistas foram mais acurados para as empresas com maior idade nos Estados Unidos, o que está de acordo com a literatura, enquanto no Brasil, os resultados mostraram-se opostos aos estudos, já que os analistas brasileiros foram mais assertivos para as empresas mais novas.

4.4. Análise de Regressão

Como última etapa das estatísticas da pesquisa, foi realizada a análise de regressão para os *clusters* de menor e de maior acurácia dos analistas, descritos na seção anterior, com a finalidade de identificar os fatores de influência na acurácia, por perfis distintos de analistas que são mais assertivos e de analistas que acertam menos em suas previsões de lucros.

Nos modelos apresentados nesta seção, a acurácia das previsões dos analistas financeiros foi considerada como a descrita na Equação (1) e os resultados da Equação (2), que representa o modelo de regressão aplicado aos dados dos *clusters* de menor e de maior acurácia para os dados dos Estados Unidos e do Brasil, estão apresentados na Tabela 15.

Tabela 15 – Regressão do *cluster* de previsões com menor e maior acurácia dos Estados Unidos e Brasil

Variáveis	EUA				Brasil			
	Menor Acur.		Maior Acur.		Menor Acur.		Maior Acur.	
	Coef.	<i>t</i>	Coef.	<i>t</i>	Coef.	<i>t</i>	Coef.	<i>t</i>
Otimi	-0,004	-0,48	0,00	0,59	0,04	1,34	-0,03	-1,95*
ExcCon	-0,002	-1,23	0,00	2,7***	0,00	0,34	0,00	0,87
Ancor	0,14	4,61***	0,05	8,02***	0,80	8,73***	0,00	omitida
Comun	-0,02	-2,22*	-0,004	-1,95*	0,01	0,68	0,01	0,79
Repre	-0,01	-2,12*	0,00	0,97	-0,02	-0,85	-0,02	-1,51
Reali	-0,002	-0,4	0,00	2,96***	0,03	1,43	-0,02	-1,32
Popul	0,01	2,43**	-0,003	-3,74***	-0,09	-2,15**	-0,02	-2,16**
Preju	0,32	6,76***	0,08	3,51***	-0,02	-0,13	0,00	omitida
Lucro	-5,73	-8,21***	-0,57	-2,88***	-8,17	-2,68***	3,68	2,18**
Cresc	0,32	5,11***	-0,12	-4,33***	-2,76	-6,61***	-0,47	-4,76***
Volat	-0,14	-8,5***	-0,06	-9,14***	-0,48	-3,64***	-0,27	-6,34***
Alava	-0,05	-3,63***	0,06	7,64***	0,18	1,13	-0,13	-2,38**
Idade	-0,002	-5,15***	0,00	11,79***	-0,001	-0,33	-0,002	-2,82***
Constante	2,06	2,91***	0,74	3,37***	-2,78	-1,00	3,57	2,3**
F	45,64***		19,38***		103,06***		7,73***	
R ²	0,2		0,19		0,72		0,4	
VIF	1,17		1,16		3,16		1,29	

Sendo, ***, **, *, significante a 1%, 5% e 10%, respectivamente; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

De acordo com as regressões realizadas, nota-se que, apesar de a literatura indicar que o otimismo afetaria negativamente as previsões dos analistas financeiros (Davis & Lleo, 2020; Ernstberger et al., 2008), tanto o *cluster* de menor quanto o de maior acurácia dos Estados Unidos, não demonstraram impacto desta variável no desempenho dos analistas ao realizarem suas previsões de lucros. Portanto, o otimismo não seria um viés determinante da acurácia desses analistas.

Como descrito na revisão da literatura, a explicação para o viés otimista pode estar relacionada à forma como os analistas apresentam suas previsões, que de forma racional e de acordo com incentivos econômicos, através de suas previsões de lucros impulsionadas para cima, favoreceriam as ações dos seus clientes no mercado (Easterwood & Nutt, 1999), a fim de incrementar suas comissões (Hou et al., 2021). Entretanto, considerando que os analistas

que entregam previsões menos precisas podem ter mais chances de perder seus empregos (Krolkowski et al., 2016), ser otimista a ponto de afetar a acuracidade das previsões em um ambiente competitivo, como o mercado norte-americano, poderia afetar a empregabilidade dos analistas. Neste sentido, é possível que a grande competitividade do mercado e o aprendizado social na entrega de previsões mais precisas pelos analistas (Kumar et al., 2022), também influencie os analistas dos Estados Unidos a não agirem de forma otimista em busca de incentivos econômicos, ao nível de afetar a acuracidade de suas previsões.

Já as regressões obtidas com os dados dos analistas do Brasil demonstraram que o otimismo foi significativo apenas para o *cluster* de previsões de maior acurácia. Apesar de não afetar o grupo de analistas com menor acurácia, o impacto que este viés comportamental tem sobre a acurácia do grupo de analistas mais assertivos é negativo, ou seja, o otimismo influencia negativamente a previsão de lucros dos analistas brasileiros que mais acertam nas previsões. Este resultado está em linha com a literatura, que prevê uma relação negativa entre o otimismo e a acurácia de previsões (Davis & Lleo, 2020; Ernstberger et al., 2008; Nardi et al., 2021) e confirma o esperado pela pesquisa, de que otimismo afetaria mais negativamente as previsões dos analistas brasileiros do que as previsões dos profissionais norte-americanos.

A significância do otimismo apenas no grupo de analistas brasileiros que possuem maior acurácia e não significância deste viés para os analistas norte-americanos corrobora com a discussão das influências culturais no comportamento dos indivíduos. Neste sentido, o coletivismo da sociedade brasileira poderia fazer dos analistas brasileiros mais subordinados às opiniões dos analistas mais experientes e isto poderia fazer com que elaborassem suas previsões dentro do consenso dos demais profissionais, que por sua vez, são em geral otimistas (Hou et al., 2021). Assim, buscando maior consonância com as previsões de analistas mais experientes, os analistas brasileiros foram impactados pelo otimismo de seus pares que apresentaram previsões de maior acurácia.

Outro fator que poderia explicar a influência do otimismo nos analistas brasileiros, de forma distinta dos profissionais norte-americanos, seria os incentivos financeiros para que façam previsões de lucros mais otimistas, ou seja, agindo desta forma, os analistas favoreceriam a venda de ativos de seus clientes (Easterwood & Nutt, 1999), alavancando seus ganhos (Hou et al., 2021). Como os analistas que fazem previsões mais afastadas do consenso dos demais e menos precisas podem perder seus empregos mais facilmente (Krolkowski et al., 2016), este comportamento seria mais arriscado em um ambiente mais competitivo, com

maior número de participantes. Neste sentido, os analistas brasileiros poderiam sofrer menos consequências por serem mais otimistas e menos precisos que os analistas norte-americanos.

O excesso de confiança, por sua vez, mostrou-se significativo apenas para o grupo de analistas norte-americanos que apresentou previsões de lucro com maior acuracidade. A significância deste viés, identificada para os analistas que possuem maior acuracidade nos Estados Unidos, destoa da literatura sobre o excesso de confiança, que indicaria uma relação negativa entre o excesso de confiança e a acurácia de previsões de lucros, pelo fato dos analistas superestimarem suas habilidades (Mohamed et al., 2019), estimando valores de forma errônea (Deaves et al., 2010). Este resultado pode estar associado à grande acuracidade dos analistas dos Estados Unidos, uma vez que, os profissionais tornam-se mais certos de suas crenças à medida que entregam previsões com maior exatidão (Aragón & Roulund, 2020).

Entretanto, apesar de os dados indicarem significância e um impacto positivo, o valor foi muito próximo a zero, portanto, mesmo que a significância do fator tenha sido demonstrada, não se identifica impacto relevante sobre as previsões dos analistas norte-americanos que tenham maior acurácia, pois o impacto torna-se praticamente nulo.

Para o Brasil, entretanto, o excesso de confiança não foi significativo, tanto para o grupo de analistas que entregou previsões com maior quanto menor acurácia. Apesar da revisão da literatura indicar um impacto negativo do excesso de confiança na qualidade das previsões de lucros, este resultado obtido corrobora com o apresentado por Nardi et al. (2022), sem a separação por menor e maior acurácia.

Ao se comparar os resultados de Estados Unidos e Brasil, é possível observar que, mesmo que com impacto reduzido sobre a acurácia, os indivíduos norte-americanos que mais acertaram em suas previsões foram mais confiantes em suas habilidades. Como citado acima, esta confiança pode estar associada à acuracidade de previsões (Aragón & Roulund, 2020), que foi consideravelmente maior para os analistas norte-americanos em relação ao Brasil. Independentemente da acuracidade de previsões, este comportamento está em linha com o estudo de Schmitt & Allik (2005), que identificam maiores pontuações de autoestima, como a autoconfiança e sensação de maior capacidade individual para indivíduos dos Estados Unidos em relação ao Brasil.

Por outro lado, os achados nestas regressões contrapõem à previsão de Dessí & Zhao (2018), que preveem que os indivíduos de sociedade mais sujeitas a mudanças no ambiente político e econômico, como nos países da América do Sul, seriam mais confiantes. Neste cenário, para o excesso de confiança, os aspectos de formação cultural e de individualismo

teriam maior influência sobre os analistas do que o ambiente político-econômico dos países envolvidos no estudo, reforçando a importância da cultura como fator de influência no comportamento dos indivíduos.

A ancoragem, nos Estados Unidos, apresentou correlação positiva tanto para os analistas que mais acertam, quanto para os analistas que tiveram menor acurácia de previsões, confirmando a teoria, que esclarece que as empresas seguem um padrão de divulgação de resultados (Kajimoto et al., 2019), que servem de apoio aos analistas para suas previsões de lucros (Low & Tan, 2016), estabelecendo assim uma relação de melhor qualidade de previsões que sejam baseadas em lucros históricos.

Apesar das regressões dos dados dos agrupamentos de menor e maior acuracidade apresentarem o mesmo nível de significância para este viés, o coeficiente de impacto da ancoragem nas previsões dos analistas que apresentaram menor acurácia foi 1,8 vezes maior do que para o grupo de analistas que entregaram previsões menos precisas. Este resultado poderia demonstrar que, profissionais norte-americanos que possuem menor qualidade no trabalho de previsão podem se beneficiar mais da âncora de preços passados, como forma de mitigar possíveis deficiências de suas capacidades de análise e previsão.

Já no Brasil, a ancoragem mostrou-se significativa para o grupo de analistas que entregou previsões de lucros de menor acuracidade no período analisado, com coeficiente de impacto positivo na acuracidade destas previsões. Para o *cluster* de analistas de maior acuracidade de previsões, a regressão não indicou significância ou direção de impacto do viés nas previsões dos analistas, porque todas as amostras deste agrupamento apresentaram ancoragem dos analistas ao realizarem suas estimativas. E, mesmo que não haja significância na regressão, como o método de *clusterização* atribuiu apenas observações perfeitamente uniformes e que apresentaram ancoragem para todos os indivíduos que fizeram previsões com maior acuracidade, conclui-se que, apesar de não ser possível medir estatisticamente o impacto da ancoragem neste agrupamento, este viés foi importante para maior acuracidade das previsões dos analistas brasileiros. Esta constatação pode ser explicada pelo ambiente informacional do Brasil, pois, de acordo com a literatura, países com padrões contábeis mais frágeis, como no caso dos países latino-americanos (La Porta et al., 1997), estariam mais sujeitos ao gerenciamento de resultados (Novaes et al., 2020) e comunicação facilitada de lucro constante (Kajimoto et al., 2019), portanto, usar a âncora de preços passados seria eficiente em um ambiente em que o lucro comunicado pode estar mais próximo de uma decisão gerencial do que do desempenho real da empresa.

Ao se comparar os resultados da ancoragem nas previsões dos analistas nota-se que o efeito do viés é positivo tanto para os profissionais norte-americanos quanto para os brasileiros, entretanto, o coeficiente da ancoragem para os analistas com menor acuracidade no Brasil foi 4,74 vezes maior do que nos Estados Unidos, demonstrando que este viés tem maior peso na acuracidade dos analistas brasileiros. Estes achados, a princípio, são distintos do que se esperava, com base na literatura, já que o gerenciamento de resultados ao qual o Brasil é mais sujeito tornaria as demonstrações financeiras menos úteis na tomada de decisão (Novaes et al., 2020).

Por outro lado, como todos os indivíduos do *cluster* de maior acuracidade no Brasil usaram a ancoragem, não foi possível realizar uma análise comparativa para os analistas que apresentaram maior acuracidade de previsões dos países estudados. Neste sentido, há oportunidade para pesquisas futuras avaliarem o impacto da ancoragem para agrupamentos de analistas que não tenham utilizado-se deste viés em sua totalidade.

O viés de comunalidade, nos Estados Unidos, apresentou relação significativa e negativa em relação à acurácia dos analistas de menor e de maior acuracidade de previsões, o que estaria em desacordo com o previsto pela literatura, que coloca este fator como positivo para melhores previsões pelos analistas (Kumar et al., 2022), uma vez que, as melhores previsões seriam obtidas pela opinião de vários profissionais (Brockhoff, 1983).

No entanto, observa-se que o resultado do viés de comunalidade tem coeficiente 4 vezes maior para analistas que menos acertam em suas previsões do que para analistas que tem maior acurácia. Portanto, entende-se que nos Estados Unidos este comportamento poderia demonstrar que os analistas que observam mais as opiniões dos colegas tenham menor capacidade de interpretar as informações que possuem, sejam dados financeiros das empresas, econômicos do setor ou ainda das previsões de seus pares. Isto porque, se a comunalidade proporciona melhor interpretação de informações, o problema poderia estar na capacidade do analista em usar estes dados e não nos dados em si.

Este seria um resultado semelhante ao que foi encontrado na ancoragem, entretanto, agora associado às observações de informações de pares e não das informações das empresas analisadas. Portanto, em uma sociedade individualista, como a dos Estados Unidos, em que os indivíduos dão pouca importância às opiniões de outros para tomarem suas decisões (Hofstede, 1980), os analistas norte-americanos podem não estar preparados para utilizarem-se desta ferramenta, já que, a influência cultural não é uma decisão do indivíduo e sim uma

programação mental (Hofstede, 1980), que inclui padrões de práticas (Breuer & Quinten, 2009) e formas de pensamento (Schwartz, 2014).

O resultado das regressões dos *clusters* apresentou resultado diverso do esperado para comunalidade, que não foi significativa no Brasil, nem para analistas de menor acurácia, nem para analistas de maior acurácia de previsões. Este resultado surpreendeu as expectativas da pesquisa, uma vez que, esperava-se que a comunalidade fosse um fator de grande impacto positivo para os analistas do Brasil, considerando a característica bastante coletivista da sociedade brasileira (Hofstede, 1980).

Entretanto, é possível que os analistas observaram menos os pares, ao considerar que a acuracidade média das previsões de lucros dos profissionais brasileiros sejam bastante inferiores na média, se comparadas às previsões de lucros de profissionais de países desenvolvidos, como demonstrado nesta mesma pesquisa (os profissionais dos Estados Unidos apresentaram acurácia 20,63% maior que os analistas do Brasil, ao se considerar a mediana das amostras e, 90,82% maior ao se considerar a média de acurácia das amostras). Desta forma, considerando que os analistas passam por um processo de aprendizagem social, e selecionam os pares aos quais dão mais atenção às previsões (Kumar et al., 2022), é possível que os analistas brasileiros procurem não se apoiar nas informações de seus pares, como forma de evitar que suas opiniões sejam impactadas negativamente.

Comparativamente, apesar de os resultados da pesquisa não confirmarem integralmente a proposta da pesquisa, de que a comunalidade impactaria mais positivamente as previsões dos analistas brasileiros em relação aos analistas norte-americanos, os resultados das regressões permitiram explorar pontos importantes em relação aos analistas dos Estados Unidos. Isto porque, mesmo que a comunalidade não tenha sido significativa no Brasil, pelos fatores acima discutidos, como o receio das informações de pares brasileiros não terem acuracidade adequada, os analistas dos Estados Unidos foram impactados negativamente por este viés. Por consequência, é possível afirmar que os analistas norte-americanos foram mais impactados negativamente pela comunalidade do que analistas brasileiros, especialmente porque os analistas dos Estados Unidos tiveram um impacto negativo quatro vezes maior para o grupo de profissionais de menor acuracidade.

Nos Estados Unidos, o penúltimo fator comportamental, a representatividade, foi significativa apenas para os analistas norte-americanos que tiveram previsões de menor acurácia, tendo sido a relação encontrada, negativa com a acuracidade das previsões. Este resultado está em linha com a literatura que discute a representatividade como um viés que

leva a erros sistemáticos dos indivíduos (Kahneman & Tversky, 1972; Tversky & Kahneman, 1971, 1973), uma vez que o uso da memória é seletivo e distanciam o mesmo da racionalidade (Bordalo, Conlon, et al., 2021). Neste sentido, considerar, por exemplo, lucros recentes como representativos para previsões, pode ser prejudicial para a acuracidade das estimativas (Tversky & Kahneman, 1974), se não forem considerados outros fatores em conjuntos.

Diante desta discussão, é interessante analisar os resultados da representatividade em conjunto com os resultados da ancoragem nos Estados Unidos, já que, a ancoragem foi, mesmo que positiva, expressivamente maior para os analistas norte-americanos que entregaram previsões de menor acurácia. Neste sentido, nota-se que os analistas que menos acertam usaram informações mais facilmente disponíveis em suas previsões, e que no caso de informações não relacionadas ao lucro, estas foram ineficientes em sua tarefa de estimativa, visto a relação negativa da representatividade com a acuracidade encontrada aqui.

Já no Brasil, a representatividade não apresentou significância tanto para o *cluster* de analistas de menor acuracidade quanto para o agrupamento de analistas que fizeram previsões com menor acurácia. Uma explicação poderia ser que a instabilidade econômica e política do Brasil, seja um fator que leve os analistas a não se apoiarem tanto em notícias que não estejam relacionadas ao lucro passado. Considerando a limitação das pessoas na capacidade de processar grande volume de informações (Li et al., 2021), um ambiente de maior instabilidade poderia gerar um comportamento de defesa nos analistas, que para evitar selecionar informações na memória (Bordalo, Conlon, et al., 2021) de forma incorreta, apoiariam mais suas estimativas em dados históricos de lucros e não tanto em eventos disponíveis nas lembranças individuais. Isto foi demonstrado na análise das estatísticas descritivas do *cluster* formado pelos analistas que apresentaram previsões de maior acurácia, sendo que, aqueles que mais acertaram nas estimativas apoiaram-se na totalidade em preços de lucros históricos.

Apesar de os resultados dos Estados Unidos estarem em linha com a literatura, o mesmo não aconteceu para o Brasil, desta forma, os dados das regressões para a representatividade foram analisados em conjunto com os resultados e a teoria da ancoragem. Isto porque, a representatividade também seria uma forma de âncora, ou seja, apoio em informações, entretanto, na memória dos indivíduos que tomam decisão (Bordalo, Coffman, et al., 2021) e não nos lucros recentes, como no caso do viés de ancoragem. Neste ambiente, é possível observar que a teoria da representatividade não reproduz os mesmos efeitos nos analistas brasileiros em relação aos analistas norte-americanos, portanto, o estudo atinge aqui

também um de seus objetivos, que é avaliar se as teorias desenvolvidas com base em estudos no mercado norte-americano podem ser aplicadas na integralidade aos perfis de analistas de outras culturas. Pelos resultados encontrados na pesquisa a resposta para esta avaliação seria não.

O último fator comportamental, o realismo, nos Estados Unidos apresentou significância e coeficiente positivo para o *cluster* de analistas de maior acurácia de previsões. Este resultado está em linha com o esperado, já que o realismo permite os indivíduos interpretarem os fatos como realmente são (Wisniewski & Yekini, 2015), e portanto, favoreceriam a acurácia de previsões de lucros. Neste contexto, o viés de realismo traria mais equilíbrio às previsões por possibilitar que os analistas reajam adequadamente às más notícias (Bénabou, 2009) e poderia portanto, minimizar o comportamento otimista inconsciente, que ocorreria quando os analistas reagissem de forma exagerada à informações positivas e sub-reagiriam às informações negativas das empresas (Clarke & Shastri, 2001; Easterwood & Nutt, 1999; Silva Filho et al., 2018). Importante observar que o otimismo não foi representativo para os analistas mais assertivos nos Estados Unidos, portanto, a teoria do realismo poderia ser confirmada no ambiente norte-americano, através da análise conjunta destes dois fatores comportamentais, otimismo e realismo.

No Brasil, por sua vez, o realismo não se mostrou significativo tanto para o agrupamento de analistas de maior acuracidade quanto para o *cluster* de analistas que fizeram previsões com menor acurácia. Entende-se que a explicação para este fenômeno no Brasil seja semelhante ao exposto anteriormente na análise da representatividade, ou seja, relacionado ao ambiente político e econômico. Entretanto, aqui não existiria uma relação de dificuldade de processamento de informações que culminaria num comportamento de defesa do analista e sim, de uma adaptação do comportamento, no sentido de desconsiderar as informações disponíveis, não relacionadas ao lucro histórico, como forma de evitar que os dados de mercado, que são menos confiáveis em economias não desenvolvidas (Akhtar, 2021), assim como a instabilidade político-econômica, influenciem erroneamente as previsões e lucros destes analistas.

Em suma, o realismo, assim como a representatividade, confirmou a literatura para os dados dos Estados Unidos, entretanto, não se mostrou relevante para as regressões no Brasil. Por ser também um fator que leva em consideração a incorporação de dados do ambiente, os resultados encontrados demonstram que, a teoria sobre o realismo é comprovada nos Estados Unidos, entretanto, teria restrições na aplicação aos analistas brasileiros. Assim, mais uma

vez, a cultura teria se mostrado fator determinante para cercear a usabilidade de teorias desenvolvidas em ambientes culturalmente tão diversos daqueles aos quais se pretende aplicar.

Ao se iniciar a análise de impacto dos fatores financeiros na acuracidade dos analistas, é importante destacar que, com exceção à volatilidade, todas as demais variáveis apresentaram resultado distinto do que está previsto na literatura em alguma das subamostras estudadas, seja apenas para o *cluster* de analistas mais acurados, seja para o agrupamento de analistas de menor acuracidade ou para os dois agrupamentos. Estes resultados reforçariam que, os indivíduos não são perfeitamente racionais (Simon, 1955, 1986), mas sim, sujeitos os vieses cognitivos (Kahneman & Tversky, 1979; Tversky & Kahneman, 1974) e ao contexto social (Brauer & Wiersema, 2018) em que estão inseridos.

O primeiro fator não comportamental analisado, a popularidade, mostrou-se significativa nos Estados Unidos, tanto para o *cluster* de analistas de maior acuracidade quanto para o agrupamento de menor acuracidade. Esta variável, que é medida pela quantidade de analistas seguindo uma empresa seria um fator com relação positiva à acurácia (Dai et al., 2021; Ho et al., 2020), entretanto, apenas os analistas norte-americanos que apresentaram menor acurácia foram impactados positivamente pela popularidade das empresas. No caso dos analistas que entregaram previsões de maior acuracidade, o resultado foi distinto da literatura, pois a quantidade de analistas que seguem a empresa trouxe impacto negativo na acuracidade de suas previsões, que apesar de significativo, foi muito próximo a zero, tornando o efeito quase nulo.

Para o Brasil, o resultado da popularidade foi significativo, porém distinto da literatura, tanto para o agrupamento de analistas de maior acuracidade quanto para o *cluster* de menor acuracidade. Neste sentido, a popularidade das empresas trouxe um impacto negativo para a acurácia dos analistas. Considerando que as empresas com maior quantidade de analistas dariam maior suporte para as previsões dos analistas (Nardi et al., 2022), é possível que num ambiente informacional de menor aplicabilidade de leis e padrões contábeis mais frágeis (La Porta et al., 1997), como no Brasil, estas informações não comuniquem de fato as estratégias das empresas, afetando a acuracidade das previsões dos analistas financeiros. Apesar de se apresentar significativa para a acuracidade de previsões tanto nos Estados Unidos quanto no Brasil, a popularidade esteve em linha com a literatura, que indica maior acuracidade de previsões à medida que o número de analistas que seguem uma empresa

umenta (Ho et al., 2020), apenas para os analistas norte-americanos menos acurados, que tiveram um impacto positivo deste fator em suas previsões.

O prejuízo, por sua vez, teve impacto significativo positivo nos Estados Unidos, para os analistas de menor e de maior acuracidade, o que contrapõe a literatura, que coloca este como um fator de impacto negativo na previsão dos analistas (Coën et al., 2009), por dificultar sua tarefa de previsão (Saito et al., 2008). Já no Brasil, os resultados apresentaram-se em linha com a literatura e, o cluster de analistas menor acuracidade foi impactado negativamente pelo prejuízo (Das, 1998; Martinez, 2009). Importante ainda destacar que, os analistas brasileiros que apresentaram previsões de maior acurácia, entregaram estimativas apenas de empresas que não apresentaram prejuízo, ou seja, a relação entre o prejuízo e acurácia foi perfeitamente inversa no agrupamento de analistas mais acurados. Estes resultados demonstrariam que a literatura que relaciona prejuízo e redução de acuracidade de analistas é aplicável ao mercado financeiro do Brasil.

O lucro das empresas foi significativo para as previsões dos analistas norte-americanos e teve impacto negativo na acuracidade das mesmas, o que contrapõe a literatura, que indica ser o lucro um fator de influência positiva nas estimativas de lucro (García-Meca & Sánchez-Ballesta, 2006), por promover um ambiente de maior divulgação pelas empresas e, portanto, maior informatividade. Apesar de as empresas lucrativas apresentarem essa maior tendência na divulgação de informações, é importante que as mesmas possuam boa qualidade (Eliwa et al., 2021) para que sejam úteis aos analistas. Neste sentido, é possível que apesar de grande divulgação, a informatividade dos dados não tenham correspondido com a real expectativa de desempenho futuro das empresas.

No Brasil, a lucratividade teve impacto negativo para os analistas que apresentaram previsões de menor acurácia. Considerando o ambiente informacional brasileiro, de maior suscetibilidade ao gerenciamento de resultados, assim como nos Estados Unidos, é possível que a qualidade das divulgações (Eliwa et al., 2021) tenha sido um ponto de criticidade para a utilidade das mesmas, e que pode ter impactado negativamente os analistas na interpretação das divulgações. Já o *cluster* dos analistas de maior acuracidade de previsões, foi impactado positivamente pelo lucro das empresas, estando em linha com a teoria. Neste sentido, para o lucro é possível afirmar que no que diz respeito aos analistas de maior acurácia, a literatura que indica um impacto positivo na acuracidade de analistas, pode ser aplicada no Brasil.

O crescimento apresentou impacto significativo nas previsões dos analistas norte-americanos, tendo sido positivo para os analistas de menor acuracidade de previsões e

negativo para os profissionais que entregaram previsões mais acuradas. A literatura em relação a este fator não é conclusiva, com achados que indicam um efeito negativo na acuracidade de analistas pelo maior esforço necessário para interpretação de informações (Barth et al., 2001), mas também, com autores que entendem que uma maior visibilidade destas instituições impactam positivamente seu ambiente informacional (Hu et al., 2021). Neste sentido, era esperado que ambos os resultados pudessem ser encontrados neste estudo.

Já no Brasil, o crescimento das empresas teve impacto significativo e negativo tanto para o *cluster* de menor acuracidade de previsões quanto para o agrupamento de analistas que fizeram estimativas de preços de menor acuracidade. Neste sentido, para os profissionais brasileiros, nota-se que o esforço na interpretação das informações pode tornar o trabalho mais difícil (Barth et al., 2001) e portanto, afetar a acuracidade de suas previsões. Identificou-se inclusive, que os analistas que estavam no grupo de menor acurácia, tiveram um coeficiente 38,87% maior que os profissionais que apresentaram previsões de lucros de maior acurácia. Estes resultados reforçam a ideia de que, um maior esforço na interpretação de informações pode afetar o julgamento destes indivíduos e trazer um impacto negativo em suas previsões.

A volatilidade teve um impacto significativo e negativo para todos os grupos de analistas estudados nesta pesquisa, ou seja, apresentou-se como um fator de influência negativa para os analistas dos Estados Unidos e do Brasil, tanto para os *clusters* de indivíduos de maior quanto para os agrupamentos de menor acuracidade de previsões. Neste sentido, a literatura que coloca a volatilidade dos lucros como a variável que melhor interpreta a dificuldade de previsão dos analistas (Saito et al., 2008) por estar associada à incerteza nas divulgações das empresas (Ayres et al., 2017; Behn et al., 2008), seria um fator explicativo da acurácia dos analistas brasileiros.

A alavancagem financeira teve um impacto significativo negativo para o grupo de analistas norte-americanos de menor acuracidade de previsões e para o *cluster* de analistas brasileiros que divulgou previsões de lucros com maior acuracidade, que corroborou com a literatura, que relaciona esta variável negativamente à acuracidade de previsões de lucros (Mauri et al., 2013; Choi et al., 2020; Fei, 2022; Wang et al., 2022). Entretanto, contrapondo a literatura supra citada, a alavancagem não se mostrou significativa para os analistas brasileiros que foram menos acurados em suas previsões, bem como, teve um impacto significante e positivo para os analistas norte-americanos que divulgaram previsões com maior acuracidade.

Apesar de a alavancagem não ter sido significativa para os analistas brasileiros que foram menos acurados em suas previsões, bem como, ter um impacto significante e positivo para os analistas norte-americanos que divulgaram previsões com maior acuracidade, o que contrapõe a literatura, que relaciona esta variável negativamente à acuracidade de previsões de lucros (Mauri et al., 2013; Choi et al., 2020; Fei, 2022; Wang et al., 2022), este fator teve um impacto significativo negativo para o grupo de analistas norte-americanos de menor acuracidade de previsões e para o *cluster* de analistas brasileiros que divulgou previsões de lucros com maior acuracidade, que corroborou com a literatura recente a respeito do tema.

O último fator não comportamental, a idade das empresas, que também apresenta proposições distintas da literatura em relação ao seu impacto na acuracidade de analistas, apresentou resultados em linha estudos que preveem um impacto positivo deste fator na acuracidade de previsões (Bradshaw et al., 2012), para os analistas de maior acuracidade nos Estados Unidos. Este resultado corrobora com a proposta de que a maturidade do ambiente informacional das empresas (Nardi et al., 2022) reduziriam os erros de previsão dos analistas (Ho et al., 2020). Já os resultados para o agrupamento de analistas norte-americanos de menor acuracidade, assim como o *cluster* de maior acuracidade de previsões, de analistas do Brasil, apresentaram um impacto significativo e negativo da idade da empresa em relação à acuracidade das estimativas de lucro para estes profissionais. Estes achados estão em linha com estudos mais recentes, que identificaram a idade da empresa como um fator de impacto negativo na acuracidade das previsões (Dai et al., 2021; Kong et al., 2020; Nardi et al., 2022).

5. Considerações finais

5.1. Escopo da pesquisa

O objetivo desta pesquisa foi analisar os fatores comportamentais que impactam na acurácia da previsão de lucro dos analistas financeiros no mercado dos Estados Unidos e do Brasil. Neste contexto, o estudo foi desenvolvido com a finalidade de identificar padrões de comportamentos dos indivíduos, que pudessem ser influenciados de forma distinta pela cultura, origem do sistema legal e desenvolvimento de mercado de cada um dos países.

A cultura dos Estados Unidos é classificada como individualista, masculina, com indivíduos independentes de quem possui poder na sociedade e que se sentem confortáveis em situações de incerteza (Hofstede, 1980). Estas características conferem aos norte-americanos um perfil comportamental que valoriza a independência na tomada de decisão, priorização do sucesso próprio em relação aos demais da sociedade e, menor apoio em quem possui mais poder na sociedade.

Já o Brasil, em comparação com os Estados Unidos, remete ao conceito de coletivismo e feminilidade nas relações pessoais, maior dependência da hierarquia de poder e pouco controle de incerteza (Hofstede, 1980). Assim, os brasileiros possuem um perfil comportamental voltado para a subordinação de decisões dos demais participantes da sociedade, cultivo de relações que valorizam mais as pessoas do que o sucesso individual e maior dependência dos que possuem mais poder na sociedade.

No que diz respeito à origem do sistema legal, Estados Unidos e Brasil tem suas organizações jurídicas derivadas de linhas distintas do direito, advindas de suas colonizações (La Porta et al., 1997). Enquanto a sociedade norte-americana foi formada com os princípios do direito comum em que a legislação é oriunda de costumes e tradições da sociedade (Silva & Nardi, 2018), desenvolvido por membros da classe social dominante (Messitte, 2018) a fim de proteger suas propriedades do Estado (Beck et al., 2003), o Brasil teve sua formação influenciada pelo direito civil (Silva & Nardi, 2018) que fortalece o poder do Estado sobre a propriedade privada (Beck et al., 2003). Isto confere aos países de direito comum, como os Estados Unidos, maior proteção ao investidor (La Porta et al., 2008), do que em países de direito civil, como o Brasil.

Desta forma, como consequência do sistema legal, há um favorecimento ao desenvolvimento de mercado (La Porta et al., 2008), com melhor aplicabilidade das leis que

protegem o credor no que diz respeito à cobrança de dívidas e menor exigência do Estado como regulador entre investidor e credor (La Porta et al., 2008) e, que pode ter proporcionado aos Estados Unidos estabelecer-se como maior mercado financeiro da atualidade. Ainda, este ambiente legal da sociedade norte-americana em relação à brasileira, favoreceria a melhor aplicabilidade das normas contábeis (Silva & Nardi, 2018), que resultaria em maior qualidade da informação contábil e traria maior confiança aos analistas, que podem passar a realizar previsões de lucros mais precisas (Eliwa et al., 2021).

Em suma, é possível esperar que os indivíduos sejam influenciados pela histórica formação de suas sociedades em todos os âmbitos de sua vivência, e atuem de forma distinta não apenas em decisões e forma de pensar nas relações pessoais, mas também no exercício de suas profissões. Neste sentido, é importante avaliar se os resultados obtidos pelos estudos acadêmicos já realizados, inclusive relacionados aos fatores de impacto da acurácia dos analistas financeiros, podem ser replicados em países com características distintas daquelas que originaram as teorias do mercado financeiro.

5.2. Considerações acerca dos resultados encontrados

O estudo atingiu seu objetivo ao evidenciar o impacto dos fatores comportamentais na acurácia das previsões de lucros dos analistas financeiros, porquanto o otimismo, o excesso de confiança, a ancoragem, a comunalidade, a representatividade e o realismo, foram significativos para a determinação da acurácia de previsões de lucros, em pelo menos um dos grupos de analistas avaliados por esta pesquisa, ou seja, analistas norte-americanos ou brasileiros, com maior ou menor acurácia.

Ainda, foi possível demonstrar que pessoas de países com formação cultural distinta possuem comportamentos diferentes, que influenciam na sua forma de agir, já que, com exceção à ancoragem, todos os demais vieses impactaram de maneira diferente as previsões dos analistas ao comparar os resultados de Estados Unidos e do Brasil.

Os resultados da pesquisa apontaram para uma maior quantidade de vieses significantes para os analistas dos Estados Unidos em relação ao Brasil, que pode estar relacionado à forma como os profissionais brasileiros realizam suas previsões, ou seja, mais baseadas nos lucros passados do que em suas opiniões sobre as empresas avaliadas. Este achado está alinhado com a teoria de suavização dos lucros (Kajimoto et al., 2019), presente especialmente em países de menor qualidade de informações contábeis, decorrente da menor

aplicabilidade de leis, oriunda da formação do sistema legal. Esta interpretação é reforçada pelos resultados da ancoragem para os analistas mais acurados no Brasil, já que, todos estes profissionais se apoiaram em lucros passados para entregar suas estimativas.

Ainda, de forma geral, nos Estados Unidos foram identificados mais vieses positivos para os analistas mais acurados e mais vieses negativos para os profissionais de menor acurácia. Este resultado pode confirmar o impacto positivo da maior competitividade do mercado na qualidade das previsões dos analistas, visto que, este cenário favorece o aprendizado social. Assim, é possível que os melhores analistas utilizem os vieses como ferramenta para aprimorar suas previsões, enquanto os profissionais menos acurados não consigam ao menos neutralizá-los.

Os pontos de destaque dentre os vieses nos Estados Unidos ficam, primeiramente, para a comunalidade, que seria uma característica positiva para a acuracidade dos analistas, entretanto, mostrou-se contrária à literatura para os norte-americanos. Estes resultados corroboram com a perspectiva de Hofstede de que os norte-americanos são mais individualistas, portanto, não subordinariam suas decisões ao grupo e sim às suas próprias opiniões. Neste sentido, por não ser uma característica inerente aos norte-americanos, estes indivíduos podem não conseguir utilizar esta ferramenta de forma eficiente.

Em segundo lugar, o otimismo, que teve impacto negativo para os analistas brasileiros com previsões mais acuradas, conforme consolidado pela literatura, entretanto, não teve influência para os norte-americanos. Isto pode indicar que, com a maior competitividade do mercado, os indivíduos dos Estados Unidos usufruam do aprendizado com seus pares, atuando de forma menos otimista, a fim de evitar afetar a qualidade de suas previsões e colocar em risco os seus empregos.

5.3. Contribuições gerais

Em resumo, os resultados obtidos demonstram que o comportamento de analistas brasileiros e norte-americanos são distintos entre si, e trazem luz em como os investidores podem interpretar as previsões destes grupos, identificando influência de possíveis vieses através do texto do analista, como forma de mitigar riscos em seus investimentos.

Ainda, a identificação do impacto dos vieses nas previsões dos analistas aqui demonstradas, pode auxiliar os bancos e corretoras em como treinar seus profissionais, aprimorando os comportamentos e direcionando conforme características individuais, de suas

comunidades e também, de seu desempenho. Desta forma, é possível direcionar as competências dos indivíduos conforme nível de acuracidade de previsões, alinhando oportunidades de desenvolvimento dos analistas com as necessidades dos empregadores.

Para a academia, este estudo contribuiu demonstrando que em alguns casos, as teorias desenvolvidas em mercados desenvolvidos, podem precisar de adaptações aos mercados não desenvolvidos. Neste contexto, o estudo demonstrou que o otimismo pode trazer impactos distintos na acuracidade de analistas, a depender do desenvolvimento econômico e tamanho de mercado da sociedade em pauta. Já a comunalidade, que deveria influenciar positivamente a acurácia das previsões, pode se mostrar controversa para países que possuem uma sociedade de características individualistas em sua formação.

Ainda, a representatividade e realismo que seriam fatores positivos para os profissionais do mercado financeiro, podem não ser aplicáveis em países em desenvolvimento, haja vista, a menor segurança do ambiente informacional no qual estão envolvidos. Da mesma forma, a ancoragem, apesar de acompanhar a literatura para os dois países aqui estudados, demonstra um comportamento mais linear de indivíduos de culturas de países em desenvolvimento, e que pode inclusive, inibir a manifestação do comportamento natural ou esperado dos indivíduos de tais sociedades.

Adicionalmente, fatores financeiros já fundamentados pela literatura, como a popularidade, a alavancagem e a idade da empresa avaliada, também podem ter impactos diversos de acordo com o país do analista financeiro. Desta forma, considerando estes pontos de particularidades, é importante também adaptar as variáveis dos modelos estatísticos explicativos da acurácia dos analistas, sendo que, de acordo com a cultura, as regressões podem ser compostas por diferentes variáveis determinantes da acuracidade de previsões.

Em síntese, considerar a formação cultural, origem de formação da sociedade ou colonização e desenvolvimento dos sistemas organizacionais, como o sistema legal e econômico é necessário, uma vez que, a programação mental e o comportamento das pessoas são moldados de forma diferente, resultando em respostas distintas aos mesmos estímulos.

Adicionalmente, esta pesquisa contribui por identificar vieses pelo método da análise de texto, de forma independente da interpretação da pesquisadora, enquanto outros estudos utilizaram entrevistas para obtenção do excesso de confiança (Broihanne et al, 2014), dispersão positiva da previsão em relação ao lucro real da empresa para o otimismo (Hou et al, 2021; Krolkowski et al, 2016), o nível de diversidade cultural do país pelo sobrenome do

analista para comunalidade (Merkley et al, 2020) e a representatividade pela revisão positiva da previsão do lucro do analista (Silva Filho et al, 2018).

De outra forma, contribui também por identificar perfis de analistas mais e menos precisos, num contexto de ambientes semelhantes quantos aos fatores comportamentais e financeiros dos previsores, e detectar a contribuição destes fatores em cada perfil. Isto é diferente das demais pesquisas que estudam a relação de acuracidade com apenas um (Nguyen et al, 2021; Yang et al, 2020; Merkley et al, 2020; Pacelli, 2019), dois (Broihanne et al, 2014; Baik, 2006; Friesen & Weller, 2006) ou até três (Silva Filho et al, 2018) aspectos comportamentais, ou que avaliam o impacto destes fatores para toda a população da amostra, independente da acuracidade dos indivíduos.

5.4. Limitações e oportunidades para pesquisas futuras

Considerando que o Brasil possui um mercado consideravelmente menor que os Estados Unidos, a limitação de dados disponíveis para análise pode dificultar a obtenção de alguns resultados, como no caso da ancoragem, que se mostrou homogênea para um grupo de analistas brasileiros. Este ponto não restringe os resultados obtidos neste estudo, entretanto, trabalhos futuros podem estender o período de coleta de dados para que possam avaliar se uma maior quantidade de dados resultaria em resultados distintos, ou ainda, confirmariam as conclusões obtidas aqui.

Esta pesquisa incluiu alguns fatores não comportamentais utilizados atualmente na academia, todavia, sem o objetivo de exaurir as combinações de variáveis de controle, neste sentido, seria oportuno que estudos futuros desenvolvessem análises que considerem novas variáveis, a fim de enriquecer e aprimorar os resultados apresentados. Ainda, para que se possam utilizar uma maior quantidade de variáveis, sejam elas comportamentais ou não, há ensejo para o uso de técnicas combinadas para agrupamento de variáveis e posteriormente, agrupamento de fatores igualmente semelhantes.

E por fim, os agrupamentos estudados aqui visaram avaliar os perfis de analistas menos e mais acurados, sendo possível em estudos futuros, avaliar os demais agrupamentos de analistas gerados pela *clusterização* dos dados, a fim de analisar se as estatísticas descritivas e regressões trariam informações relevantes também para a literatura sobre a acuracidade das previsões de lucros dos analistas financeiros.

Referências

- 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. doi: 10.1016/j.adiac.2012.12.001
- Aboud, A., Roberts, C., & Zalata, A. M. (2018). The impact of IFRS 8 on financial analysts' earnings forecast errors: EU evidence. *Journal of International Accounting, Auditing and Taxation*, 33, 2–17. doi: 10.1016/j.intaccaudtax.2018.08.001
- Akerlof, G. A. (1970). The Market for “Lemons”: Quality Uncertainty and the Market Mechanism. *The Quarterly Journal of Economics*, 84(3), 488–500. doi: 10.2307/1879431
- Akhtar, T. (2021). Market multiples and stock returns among emerging and developed financial markets. *Borsa Istanbul Review*, 21(1), 44–56. doi: 10.1016/j.bir.2020.07.001
- Alalwani, Z., & Mousa, G. A. (2020). Optimistic disclosure tone in corporate annual reporting and financial performance. Paper presented at the *International Conference on Decision Aid Sciences and Application (DASA)* (pp. 1128-1133), Bahrain (Online). doi: 10.1109/DASA51403.2020.9317105
- Alcântara, V. C., Reis, P. C., & Menezes, R. S. S. (2012). Identificação de clusters internacionais com base nas dimensões culturais de Hofstede. *Revista de Administração da UFSM*, 5(2), 204–221. doi: 10.5902/198346592451
- Amiram, D., Landsman, W. R., Owens, E. L., & Stubben, S. R. (2018). How are analysts' forecasts affected by high uncertainty? *Journal of Business Finance & Accounting*, 45(3–4), 295–318. doi: 10.1111/jbfa.12270
- André, P., Filip, A., & Moldovan, R. (2016). Segment Disclosure Quantity and Quality under IFRS 8: Determinants and the Effect on Financial Analysts' Earnings Forecast Errors. *International Journal of Accounting*, 51(4), 443–461. doi: 10.1016/j.intacc.2016.10.008
- Aragón, N., & Roulund, R. P. (2020). Confidence and decision-making in experimental asset markets. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 178, 688–718. doi: 10.1016/j.jebo.2020.07.032
- Arnott, D., & Gao, S. (2022). Behavioral economics in information systems research: Critical analysis and research strategies. *Journal of Information Technology*, 37(1), 80–117. doi: 10.1177/02683962211016000
- Ashraf, S., Félix, E. G. S., & Serrasqueiro, Z. (2020). Development and testing of an augmented distress prediction model: A comparative study on a developed and an emerging market. *Journal of Multinational Financial Management*, 57–58, 100659. doi: 10.1016/j.mulfin.2020.100659
- Assaf Neto, A. (2020). *Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro* (12a ed.). São Paulo, SP: Atlas.

- Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais [ANBIMA]. (2021a). Mercado de capitais atinge R\$ 198 bilhões em 2021. Recuperado de https://www.anbima.com.br/pt_br/informar/relatorios/mercado-de-capitais/boletim-de-mercado-de-capitais/mercado-de-capitais-atinge-r-198-bilhoes-em-2021-8A2AB2B679F07C310179F0F6CA407392-00.htm
- Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais [ANBIMA]. (2021b). Ofertas no mercado de capitais até setembro ultrapassam total registrado no ano passado. Recuperado de https://www.anbima.com.br/pt_br/noticias/ofertas-no-mercado-de-capitais-ate-setembro-ultrapassam-total-registrado-no-ano-passado.htm
- Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais (ANBIMA). (2021c). Ofertas no mercado de capitais atingem R\$ 198 bilhões até maio. Recuperado de https://www.anbima.com.br/pt_br/noticias/ofertas-no-mercado-de-capitais-atingem-r-198-bilhoes-ate-maio-8A2AB2B679F07C310179F3AEA48930A8-00.htm
- Ayçiçeği-Dinn, A., & Caldwell-Harris, C. L. (2011). Individualism–collectivism among Americans, Turks and Turkish immigrants to the U.S.. *International Journal of Intercultural Relations*, 35(1), 9–16. doi: 10.1016/j.ijintrel.2010.11.006
- Ayres, D., Huang, X. (S.), & Myring, M. (2017). Fair value accounting and analyst forecast accuracy. *Advances in Accounting*, 37, 58–70. doi: 10.1016/j.adiac.2016.12.004
- Baik, B. (2006). Self-selection bias in consensus analysts' earnings forecasts. *Asia-Pacific Journal of Financial Studies*, 35(6), 141–168.
- Bajzik, J. (2021). Trading volume and stock returns: A meta-analysis. *International Review of Financial Analysis*, 78, 101923. doi: 10.1016/j.irfa.2021.101923
- Baker, M., & Wurgler, J. (2013). Behavioral Corporate Finance: An Updated Survey. In G. M. Constantinides, M. Harris, & R. M. Stulz (Org.), *Handbook of the Economics of Finance* (Chap. 5, Vol. 2, Issue PA, pp. 357–424). Elsevier. doi: 10.1016/B978-0-44-453594-8.00005-7
- Barber, B. M., & Odean, T. (2002). Online Investors: Do the Slow Die First? *The Review of Financial Studies*, 15(2), 455–487. doi: 10.1093/rfs/15.2.455
- Barnard, H. (2021). Host countries' level of development and internationalization from emerging markets: A typology of firm strategies. *Journal of International Management*, 27(3), 100828. doi: 10.1016/j.intman.2021.100828
- 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. doi: 10.1016/S0165-4101(01)00019-2
- Basu, S., Hwang, L., & Jan, C.-L. (1998). International Variation in Accounting Measurement Rules and Analysts' Earnings Forecast Errors. *Journal of Business Finance & Accounting*, 25(9–10), 1207–1247. doi: 10.1111/1468-5957.00234
- BC, B., & Esfahani, S. (2020). The role of debt contracts in analyst earnings forecasts.

Journal of Economics and Business, 111, 105929. doi: 10.1016/j.jeconbus.2020.105929

- Beck, T., Demirgüç-Kunt, A., & Levine, R. (2003). Law and finance: why does legal origin matter? *Journal of Comparative Economics*, 31(4), 653–675. doi: 10.1016/j.jce.2003.08.001
- Behn, B. K., Choi, J.-H., & Kang, T. (2008). Audit Quality and Properties of Analyst Earnings Forecasts. *The Accounting Review*, 83(2), 327–349. doi: 10.2308/accr.2008.83.2.327
- Bénabou, R. (2009). Groupthink: Collective Delusions in Organizations and Markets. *National Bureau of Economic Research Working Paper Series*, 14764. doi: 10.3386/w14764
- Bernardi, C., & Stark, A. W. (2018). Environmental, social and governance disclosure, integrated reporting, and the accuracy of analyst forecasts. *The British Accounting Review*, 50(1), 16–31. doi: 10.1016/j.bar.2016.10.001
- Bhandari, G., & Deaves, R. (2006). The Demographics of Overconfidence. *Journal of Behavioral Finance*, 7(1), 5–11. doi: 10.1207/s15427579jpfm0701_2
- Bhat, G., Hope, O.-K., & Kang, T. (2006). Does corporate governance transparency affect the accuracy of analyst forecasts? *Accounting & Finance*, 46(5), 715–732. doi: 10.1111/j.1467-629X.2006.00191.x
- Bier, V. (2004). Implications of the research on expert overconfidence and dependence. *Reliability Engineering & System Safety*, 85(1–3), 321–329. doi: 10.1016/j.res.2004.03.020
- Biondi, Y., Giannoccolo, P., & Galam, S. (2012). Formation of share market prices under heterogeneous beliefs and common knowledge. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 391(22), 5532–5545. doi: 10.1016/j.physa.2012.06.015
- Bordalo, P., Coffman, K., Gennaioli, N., Schwerter, F., & Shleifer, A. (2021). Memory and representativeness. *Psychological Review*, 128(1), 71–85. doi: 10.1037/rev0000251
- Bordalo, P., Conlon, J. J., Gennaioli, N., Kwon, S. Y., & Shleifer, A. (2021). Memory and Probability. *National Bureau of Economic Research Working Paper Series*, 29273(September). doi: 10.3386/w29273
- 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. doi: 10.1007/s11142-012-9185-8
- Brauer, M., & Wiersema, M. (2018). Analyzing Analyst Research: A Review of Past Coverage and Recommendations for Future Research. *Journal of Management*, 44(1), 218–248. doi: 10.1177/0149206317734900
- Bregu, K. (2020). Overconfidence and (Over)Trading: The Effect of Feedback on Trading Behavior. *Journal of Behavioral and Experimental Economics*, 88. doi:

10.1016/j.socec.2020.101598

- Breuer, W., & Quinten, B. (2009). Cultural Finance. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1282068>
- Bris, D. (2019). Testing legal origins theory within France: Customary laws versus Roman code. *Journal of Comparative Economics*, 47(1), 1–30. doi: 10.1016/j.jce.2018.10.003
- Brito, F. (1995). Ensaio sobre as migrações internacionais no desenvolvimento do capitalismo. In *Revista Brasileira De Estudos De População*, 12(1/2), 21–34. Recuperado de <https://www.rebep.org.br/revista/article/view/453>
- Brockhoff, K. (1983). Group processes for forecasting. *European Journal of Operational Research*, 13(2), 115–127. doi: 10.1016/0377-2217(83)90072-3
- 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. doi: 10.1016/j.frl.2013.11.002
- Brown, A. B., Lin, G., & Zhou, A. (2022). Analysts' forecast optimism: The effects of managers' incentives on analysts' forecasts. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 35, 100708. doi: 10.1016/j.jbef.2022.100708
- Brown, G., & Yule, G. (1983). Discourse analysis. In Cambridge Textbooks in Linguistics. In B. Comrie, J. C. Fillmore, R. Lass, D. Lightfoot, J. Lyons, P. H. Matthews, R. Posner, S. Romaine, N. V. Smith, N. Vicent, & A. Szwicky, (Org.), *Cambridge textbooks in linguistics* (pp.1-253). New York, USA: Press Syndicate of the University of Cambridge.
- Brown, L. D. (1997). Analyst Forecasting Errors: Additional Evidence. *Financial Analysts Journal*, 53(6), 81–88. doi: 10.2469/faj.v53.n6.2133
- Byard, D., Li, Y., & Weintrop, J. (2006). Corporate governance and the quality of financial analysts' information. *Journal of Accounting and Public Policy*, 25(5), 609–625. doi: 10.1016/j.jaccpubpol.2006.07.003
- Caban-Garcia, M. T., Choi, H., & Kim, M. (2020). The effects of operating cash flow disclosure on earnings comparability, analysts' forecasts, and firms' investment decisions during the Pre-IFRS era. *The British Accounting Review*, 52(4), 100883. doi: 10.1016/j.bar.2020.100883
- Cacault, M. P., & Grieder, M. (2019). How group identification distorts beliefs. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 164, 63–76. doi: 10.1016/j.jebo.2019.05.027
- Cai, H., & Qi, Z. (2021). Private conversation matters: Evidence from sell-side analyst reports after private meetings. *The North American Journal of Economics and Finance*, 58, 101481. doi: 10.1016/j.najef.2021.101481
- Cao, M., & Xia, Q. (2021). Trust and use of covenants. *Research in International Business and Finance*, 57, 101423. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2021.101423>

- Camargos, M. A., & Barbosa, F. V. (2003). Teoria e evidência da eficiência informacional do mercado de capitais brasileiro. *Caderno de Pesquisas Em Administração*, 10(1), 41–55. Recuperado de <http://www.ead.fea.usp.br/cad-pesq/arquivos/v10n1art4.pdf>
- 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. doi: 10.1017/S0022109009090127
- Carsten, M. K., Bligh, M. C., Kohles, J. C., & Lau, V. W.-Y. (2019). A follower-centric approach to the 2016 US presidential election: Candidate rhetoric and follower attributions of charisma and effectiveness. *Leadership*, 15(2), 179–204. doi: 10.1177/1742715018817930
- Cen, L., Hilary, G., & Wei, K. C. J. (2013). The Role of Anchoring Bias in the Equity Market: Evidence from Analysts' Earnings Forecasts and Stock Returns. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 48(1), 47–76. doi: 10.1017/S0022109012000609
- Ceschi, A., Costantini, A., Sartori, R., Weller, J., & Di Fabio, A. (2019). Dimensions of decision-making: An evidence-based classification of heuristics and biases. *Personality and Individual Differences*, 146, 188–200. doi: 10.1016/j.paid.2018.07.033
- Chakrabarti, A. S., Pichl, L., & Kaizoji, T. (2019). *Network Theory and Agent-Based Modeling in Economics and Finance*. doi: 10.1007/978-981-13-8319-9
- Chang, H. S., Donohoe, M., & Sougiannis, T. (2016). Do analysts understand the economic and reporting complexities of derivatives? *Journal of Accounting and Economics*, 61(2–3), 584–604. doi: 10.1016/j.jacceco.2015.07.005
- Chen, F. F., & West, S. G. (2008). Measuring individualism and collectivism: The importance of considering differential components, reference groups, and measurement invariance. *Journal of Research in Personality*, 42(2), 259–294. doi: 10.1016/j.jrp.2007.05.006
- Chen, P. (2018). Understanding international stock market comovements: A comparison of developed and emerging markets. *International Review of Economics & Finance*, 56, 451–464. doi: 10.1016/j.iref.2017.12.004
- Choi, H., Hu, R., & Karim, K. (2020). The effect of consistency in book-tax differences on analysts' earnings forecasts: Evidence from forecast accuracy and informativeness. *Journal of Accounting and Public Policy*, 39(3), 106740. doi: 10.1016/j.jaccpubpol.2020.106740
- Choi, H. M. (2018). Short selling and the rounding of analysts' forecasts. *Finance Research Letters*, 25, 47–54. doi: 10.1016/j.frl.2017.10.001
- Chourou, L., Purda, L., & Saadi, S. (2021). Economic policy uncertainty and analysts' forecast characteristics. *Journal of Accounting and Public Policy*, 40(4), 106775. doi: 10.1016/j.jaccpubpol.2020.106775
- Chung, C. K., & Pennebaker, J. W. (2018). Textual Analysis. In Blanton, H., LaCroix, J. M., & Webster, G. D. *Measurement in Social Psychology* (pp. 153–173). New York, USA:

Routledge. doi: 10.4324/9780429452925-7

- Claeys, A.-S., & Coombs, W. T. (2020). Organizational Crisis Communication: Suboptimal Crisis Response Selection Decisions and Behavioral Economics. *Communication Theory*, 30(3), 290–309. doi: 10.1093/ct/qtz002
- Clarke, J., & Shastri, K. (2001). On Information Asymmetry Metrics. *SSRN Electronic Journal*, 1708. doi: 10.2139/ssrn.251938
- Clement, M. B. (1999). Analyst forecast accuracy: Do ability, resources, and portfolio complexity matter? *Journal of Accounting and Economics*, 27(3), 285–303. doi: 10.1016/S0165-4101(99)00013-0
- Coën, A., & Desfleurs, A. (2016). Another Look at Financial Analysts' Forecasts Accuracy: Recent Evidence From Eastern European Frontier Markets. In P. Andrikopoulos, G. N. Gregoriou, & V. Kallinterakis (Org.), *Handbook of Frontier Markets: The African, European and Asian Evidence* (Chap. 9, pp. 171-189). Academic Press. doi: 10.1016/B978-0-12-803776-8.00009-4-
- Coën, A., & Desfleurs, A. (2017). Did Security Analysts Overreact During the Global Financial Crisis? Canadian Evidence. In F. Economou, K. Gavriilidis, G. N. Gregoriou, & V. Kallinterakis (Org), *Handbook of Investors' Behavior during Financial Crises* (Chap. 10, Vol. 80, Issue 2, pp.). Academic Press. doi: 10.1016/B978-0-12-811252-6.00010-4
- 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. doi: 10.1016/j.jeconbus.2009.06.004
- Contabilidade e Vieses. (2023) Banco de Dados, criado em 2020. Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto. (Excel)
- Costa, D. F., Carvalho, F. M., & Moreira, B. C. M. (2019). Behavioral Economics and Behavioral Finance: A Bibliometric Analysis of the Scientific Fields. *Journal of Economic Surveys*, 33(1), 3–24. doi: 10.1111/joes.12262
- Costa, R. R. A., Ermel, M. D. A., & Lima Junior, M. P. (2018). Efeitos da divulgação das informações e previsões dos analistas nos retornos anormais. *SSRN Electronic Journal*, 41(2), 235–272. doi: 10.2139/ssrn.3118178
- Coulton, J. J., Saune, N., & Taylor, S. L. (2022). Are analysts' cash flow forecasts associated with improved earnings quality? Australian evidence. *Pacific-Basin Finance Journal*, 73(April), 101758. doi: 10.1016/j.pacfin.2022.101758
- Cowan, A. R., & Salotti, V. (2020). Anti-selective disclosure regulation and analyst forecast accuracy and usefulness. *Journal of Corporate Finance*, 64, 101669. doi: 10.1016/j.jcorpfin.2020.101669
- Craig, R. J., & Brennan, N. M. (2012). An exploration of the relationship between language choice in CEO letters to shareholders and corporate reputation. *Accounting Forum*, 36(3),

166–177. doi: 10.1016/j.accfor.2012.02.004

- Cupertino, C. M., Martinez, A. L., & Costa Jr, N. C. A. (2016). Consequences for Future Return with Earnings Management through Real Operating Activities. *Revista Contabilidade & Finanças*, 27(71), 232–242. doi: 10.1590/1808-057x201602520
- Dai, Y., Chao, Y., & Wang, L. (2021). The brain gain of CFOs in China: The case of analyst forecasts. *International Review of Financial Analysis*, 75, 101744. doi: 10.1016/j.irfa.2021.101744
- Dalmácio, F. Z., Lopes, A. B., Rezende, A. J., & Sarlo Neto, A. (2013). Uma análise da relação entre governança corporativa e acurácia das previsões dos analistas do mercado brasileiro. *Revista de Administração Mackenzie*, 14(5), 104–139. doi: 10.1590/S1678-69712013000500005
- Dambra, M., Field, L. C., Gustafson, M. T., & Pisciotta, K. (2018). The consequences to analyst involvement in the IPO process: Evidence surrounding the JOBS Act. *Journal of Accounting and Economics*, 65(2–3), 302–330. doi: 10.1016/j.jacceco.2017.12.001
- Das, S. (1998). Financial analysts' earnings forecasts for loss firms. *Managerial Finance*, 24(6), 39–50. doi: 10.1108/03074359810765570
- Dash, S. R., & Maitra, D. (2019). The relationship between emerging and developed market sentiment: A wavelet-based time-frequency analysis. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 22, 135–150. doi: 10.1016/j.jbef.2019.02.006
- Davis, M., & Lleo, S. (2020). Debiased expert forecasts in continuous-time asset allocation. *Journal of Banking & Finance*, 113, 105759. doi: 10.1016/j.jbankfin.2020.105759
- Deaves, R., Lüders, E., & Schröder, M. (2010). The dynamics of overconfidence: Evidence from stock market forecasters. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 75(3), 402–412. doi: 10.1016/j.jebo.2010.05.001
- Dessí, R., & Zhao, X. (2018). Overconfidence, stability and investments. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 145, 474–494. doi: 10.1016/j.jebo.2017.11.030
- Dong, R., Fisman, R., Wang, Y., & Xu, N. (2021). Air pollution, affect, and forecasting bias: Evidence from Chinese financial analysts. *Journal of Financial Economics*, 139(3), 971–984. doi: 10.1016/j.jfineco.2019.12.004
- Du, N., & Budescu, D. V. (2021). The value of being precise. *Journal of Economic Psychology*, 83, 102358. doi: 10.1016/j.joep.2020.102358
- Du Toit, E., & Delpont, P. W. J. (2021). Supplementary Mineral Resources and Mineral Reserves Reports: Readability and textual choice. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 121(3), 119–128. doi: 10.17159/2411-9717/1381/2021
- Du Toit, E., & Esterhuyse, L. (2021). Narrative Styles and Institutional Isomorphism in South African CEOs' Shareholder Letters. *The African Journal of Information and*

Communication, 27, 1–17. doi: 10.23962/10539/31369

- Eachempati, P., Srivastava, P. R., Kumar, A., Tan, K. H., & Gupta, S. (2021). Validating the impact of accounting disclosures on stock market: A deep neural network approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 170, 120903. doi: 10.1016/j.techfore.2021.120903
- Easterwood, J. C., & Nutt, S. R. (1999). Inefficiency in Analysts' Earnings Forecasts: Systematic Misreaction or Systematic Optimism? *The Journal of Finance*, 54(5), 1777–1797. Recuperado de <http://www.ssrn.com/abstract=251938>
- Eichstaedt, J. C. (2017). *Predicting and Characterizing the Health of Individuals and Communities Through Language Analysis of Social Media* (Doctoral dissertation, Psychology, University of Pennsylvania). Recuperado de <https://static1.squarespace.com/static/53d29678e4b04e06965e9423/t/5de2c21ac9c3e52694e785c4/1575141936967/Eichstaedt+-+2017+-+Using+Social+Media+for+Health+-+dissertation+PRINTED.pdf>
- Eliwa, Y., Haslam, J., & Abraham, S. (2021). Earnings quality and analysts' information environment: Evidence from the EU market. *Journal of International Accounting, Auditing and Taxation*, 42, 100373. doi: 10.1016/j.intaccudtax.2020.100373
- Ernstberger, J., Krotter, S., & Stadler, C. (2008). Analysts' Forecast Accuracy in Germany: The Effect of Different Accounting Principles and Changes of Accounting Principles. *Business Research*, 1(1), 26–53. doi: 10.1007/BF03342701
- Eugster, N. (2019). Family firms and financial analyst activity. *Pacific-Basin Finance Journal*, 57, 101005. doi: 10.1016/j.pacfin.2018.03.002
- Ewert, R., & Wagenhofer, A. (2005). Economic Effects of Tightening Accounting Standards to Restrict Earnings Management. *The Accounting Review*, 80(4), 1101–1124. doi: 10.2308/accr.2005.80.4.1101
- Eyer, C. A. (2021). Por um mercado financeiro sem estereótipos. Recuperado de <https://valor.globo.com/financas/coluna/por-um-mercado-financeiro-sem-estereotipos.ghtml>
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–471. doi: 10.2307/2325486
- Fama, E. F. (1991). Efficient Capital Markets: II. *The Journal of Finance*, 46(5), 1575–1617. doi: 10.1111/j.1540-6261.1991.tb04636.x
- Fávero, L. P., & Belfiore, P. (2017). *Manual de Análise de Dados: Estatística e Modelagem Multivariada com Excel, SPSS E Stata* (1a ed.). Rio de Janeiro, RJ: Elsevier.
- Fei, X. (2022). Nondisclosure and analyst behavior: Evidence from redaction of proprietary information from public filings. *Journal of Corporate Finance*, 72(February), 102166. doi: 10.1016/j.jcorpfin.2022.102166

- Felo, A. J., Kim, J. W., & Lim, J.-H. (2018). Can XBRL detailed tagging of footnotes improve financial analysts' information environment? *International Journal of Accounting Information Systems*, 28, 45–58. doi: 10.1016/j.accinf.2017.12.003
- Ferreira, C. F., & Yu, A. S. O. (2003). Todos acima da média: excesso de confiança em profissionais de finanças. *Revista de Administração USP*, 38(2), 101–111. Recuperado de www.rausp.usp.br/download.asp?file=V3802101.pdf
- Figueiredo Filho, D. B., & Silva Júnior, J. A. (2009). Desvendando os mistérios do coeficiente de correlação de Pearson (r). *Revista Política Hoje*, 18(1), 115–146. Recuperado de <https://periodicos.ufpe.br/revistas/politica hoje/article/view/3852>
- Filbeck, G., Ricciardi, V., Evensky, H. R., Fan, S. Z., Holzhauser, H. M., & Spieler, A. (2017). Behavioral finance: A panel discussion. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 15, 52–58. doi: 10.1016/j.jbef.2017.07.008
- Fishburn, P. C. (1968). Utility Theory. *Management Science*, 14(5), 335–378. doi: 10.1287/mnsc.14.5.335
- Forti, C. A. B., Peixoto, F. M., & Santiago, W. P. (1991). Hipótese da Eficiência de Mercado: Um Estudo Exploratório no Mercado de Capitais Brasileiro. *Gestão & Regionalidade*, 25(75), 1–13.
- Friehe, T., & Pannenberg, M. (2019). Overconfidence over the lifespan: Evidence from Germany. *Journal of Economic Psychology*, 74, 102207. doi: 10.1016/j.joep.2019.102207
- Friesen, G., & Weller, P. A. (2006). Quantifying cognitive biases in analyst earnings forecasts. *Journal of Financial Markets*, 9(4), 333–365. doi: 10.1016/j.finmar.2006.07.001
- Galanti, S. (2016). Archival data of financial analysts' earnings forecasts in the euro zone: Problems with euro conversions. *Research in International Business and Finance*, 38, 466–473. doi: 10.1016/j.ribaf.2016.07.015
- García-Meca, E., & Martínez, I. (2005). Assessing the quality of disclosure on intangibles in the Spanish capital market. *European Business Review*, 17(4), 305–313. doi: 10.1108/09555340510607352
- García-Meca, E., & Sánchez-Ballesta, J. P. (2006). Influences on financial analyst forecast errors: A meta-analysis. *International Business Review*, 15(1), 29–52. doi: 10.1016/j.ibusrev.2005.12.003
- Garcia, V. F., & Liu, L. (1999). Macroeconomic Determinants of Stock Market Development. *Journal of Applied Economics*, 2(1), 29–59. doi: 10.1080/15140326.1999.12040532
- Gazzoni Junior, G. G., Simões, J. J. F., Brandão, M. M., & Souza, A. A. de. (2019). Os efeitos dos intangíveis nas previsões dos analistas financeiros. *Revista Catarinense Da Ciência Contábil*, 18(e2856), 1–18. <https://doi.org/10.16930/2237-766220192856>

- Georgakalou, M. E., Kitsios, F. C., & Kamariotou, M. (2017). Measuring Leaders' Strategic Thinking. Paper presented at the *6th International Symposium and 28th National Conference on Operation Research* (pp.73–78), Tessaloniki, Greece.
- Givi, J., & Galak, J. (2019). The “future is now” bias: Anchoring and (insufficient) adjustment when predicting the future from the present. *Journal of Experimental Social Psychology*, *84*(February), 103830. doi: 10.1016/j.jesp.2019.103830
- Golmohammadi, S., Suluki, S., Daneshmand, F., & Salahshoor, F. (2014). Socio – Cognitive Perspective to the Analysis of the Strategic Features of the Discussion Section of Research Articles in Applied Linguistics: Native vs. Non-native Researchers. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, *98*, 604–613. doi: 10.1016/j.sbspro.2014.03.457
- Göttsche, M., Küster, S., & Steindl, T. (2021). The usefulness of Non-IFRS segment data. *Journal of International Accounting, Auditing and Taxation*, *43*, 100382. doi: 10.1016/j.intaccudtax.2021.100382
- Grayot, J. D. (2020). Dual Process Theories in Behavioral Economics and Neuroeconomics: a Critical Review. *Review of Philosophy and Psychology*, *11*(1), 105–136. doi: 10.1007/s13164-019-00446-9
- Griffin, D., & Tversky, A. (1992). The weighing of evidence and the determinants of confidence. *Cognitive Psychology*, *24*(3), 411–435. doi: 10.1016/0010-0285(92)90013-R
- Gu, P. (2020). The effects of social bias against female analysts on markets. *Journal of Corporate Finance*, *64*, 101681. doi: 10.1016/j.jcorpfin.2020.101681
- Gualandri, E., Venturelli, V., & Scip, A. (2019). *Frontier Topics in Banking: Investigating New Trends and Recent Developments in the Financial Industry* [versão on-line]. doi: 10.1007/978-3-030-16295-5
- Hart, R. P. (Ed.). (2014). *Communication and Language Analysis in the Corporate World*. IGI Global. doi: 10.4018/978-1-4666-4999-6
- Hart, R. P. (2020). *Trump and Us: What He Says and Why People Listen*. New York, USA: Cambridge University Press.
- Hart, R. P., & Carroll, C. E. (2015). *Diction 7.1: The Text Analysis Program*. USA: Digitext Inc.
- He, F., Feng, Y., & Hao, J. (2022). Information disclosure source, investors' searching and stock price crash risk. *Economics Letters*, *210*, 110202. doi: 10.1016/j.econlet.2021.110202
- Healy, P. M., & Palepu, K. G. (2001). Information asymmetry, corporate disclosure, and the capital markets: A review of the empirical disclosure literature. *Journal of Accounting and Economics*, *31*(1–3), 405–440. doi: 10.1016/S0165-4101(01)00018-0
- Hirshleifer, D. (2015). Behavioral Finance. *The Annual Review of Financial Economics*, *7*(1), 133–159. doi: 10.1146/annurev-financial-092214-043752

- Ho, T., Nguyen, Y., Parikh, B., & Vo, D.-T. (2020). Does foreign exchange risk matter to equity research analysts when forecasting stock prices? Evidence from U.S. firms. *International Review of Financial Analysis*, 72, 101568. doi: 10.1016/j.irfa.2020.101568
- Hofstede, G. (1980). Motivation, leadership, and organization: Do American theories apply abroad? *Organizational Dynamics*, 9(1), 42–63. doi: 10.1016/0090-2616(80)90013-3
- Hope, O.-K. (2003). Disclosure Practices, Enforcement of Accounting Standards, and Analysts' Forecast Accuracy: An International Study. *Journal of Accounting Research*, 41(2), 235–272. doi: 10.1111/1475-679X.00102
- Hou, D., Meng, Q., & Chan, K. C. (2021). Does short selling reduce analysts' optimism bias in earnings forecasts? *Research in International Business and Finance*, 56(May), 101356. doi: 10.1016/j.ribaf.2020.101356
- Hou, J., Zhao, S., & Yang, H. (2018). Security analysts' earnings forecasting performance based on information transmission network. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 509(37), 611–619. doi: 10.1016/j.physa.2018.06.093
- Hou, T. C.-T., & Gao, S. (2021). The impact of economic freedom on financial analysts' earnings forecast: Evidence from the Asia-Pacific region. *Finance Research Letters*, 43, 102009. doi: 10.1016/j.frl.2021.102009
- Hsu, F.-J., & Chen, S.-H. (2020). Does corporate social responsibility drive better performance by adopting IFRS? Evidence from emerging market. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 371, 112631. doi: 10.1016/j.cam.2019.112631
- Hu, J., Long, W., Luo, L., & Peng, Y. (2021). Share pledging and optimism in analyst earnings forecasts: Evidence from China. *Journal of Banking & Finance*, 132, 106245. doi: 10.1016/j.jbankfin.2021.106245
- Huyghebaert, N., & Xu, W. (2016). Bias in the post-IPO earnings forecasts of affiliated analysts: Evidence from a Chinese natural experiment. *Journal of Accounting and Economics*, 61(2–3), 486–505. doi: 10.1016/j.jacceco.2015.10.002
- Iatridis, G. E. (2016). Financial reporting language in financial statements: Does pessimism restrict the potential for managerial opportunism? *International Review of Financial Analysis*, 45, 1–17. doi: 10.1016/j.irfa.2016.02.004
- Illiashenko, P. (2019). “Tough Guy” vs. “Cushion” hypothesis: How does individualism affect risk-taking? *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 24, 100212. doi: 10.1016/j.jbef.2019.04.005
- Imam, S., & Spence, C. (2016). Context, not predictions: a field study of financial analysts. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 29(2), 226–247. doi: 10.1108/AAAJ-02-2014-1606
- Iqbal, A., Ali, F., Umar, M., Ullah, I., & Jebran, K. (2021). Product market competition and financial analysts' forecast quality: The mediating role of financial reporting quality. *Borsa Istanbul Review*. doi: 10.1016/j.bir.2021.05.001

- Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, 3(4), 305–360. doi: 10.1016/0304-405X(76)90026-X
- Jetter, M., & Walker, J. K. (2017). Anchoring in financial decision-making: Evidence from Jeopardy! *Journal of Economic Behavior & Organization*, 141, 164–176. doi: 10.1016/j.jebo.2017.07.006
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1972). Subjective probability: A judgment of representativeness. *Cognitive Psychology*, 3(3), 430–454. doi: 10.1016/0010-0285(72)90016-3
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1973). On the psychology of prediction. *Psychological Review*, 80(4), 237–251. doi: 10.1037/h0034747
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47(2), 263–291. doi: 10.2307/1914185
- Kajimoto, C. G. K., Nakao, S. H., & Moraes, M. B. C. (2019). A suavização do lucro líquido e a persistência das contas de resultado nas empresas brasileiras de capital aberto. *Revista de Contabilidade e Organizações*, 13(16), e154173. doi: 10.11606/issn.1982-6486.rco.2019.154173
- Kaplan, R. B., & Grabe, W. (2002). A modern history of written discourse analysis. *Journal of Second Language Writing*, 11(3), 191–223. doi: 10.1016/S1060-3743(02)00085-1
- Keefe, H. G. (2021). The transmission of global monetary and credit shocks on exchange market pressure in emerging markets and developing economies. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 72, 101320. doi: 10.1016/j.intfin.2021.101320
- Kim, H.-D., Park, K., & Song, K. R. (2021). Organization capital and analysts' forecasts. *International Review of Economics & Finance*, 71, 762–778. doi: 10.1016/j.iref.2020.10.009
- Kim, Y., Lobo, G. J., & Song, M. (2011). Analyst characteristics, timing of forecast revisions, and analyst forecasting ability. *Journal of Banking & Finance*, 35(8), 2158–2168. doi: 10.1016/j.jbankfin.2011.01.006
- Ko, K. J., & Huang, Z. (J.). (2007). Arrogance can be a virtue: Overconfidence, information acquisition, and market efficiency. *Journal of Financial Economics*, 84(2), 529–560. doi: 10.1016/j.jfineco.2006.03.002
- Kong, D., Liu, L., & Liu, S. (2020). Market information traveling on high-speed rails: The case of analyst forecasts. *Pacific Basin Finance Journal*, 61, 101320. doi: 10.1016/j.pacfin.2020.101320
- Kothari, S. P. (2001). Capital markets research in accounting. *Journal of Accounting and Economics*, 31(1–3), 105–231. doi: 10.1016/S0165-4101(01)00030-1

- Kramer, L. A., & Liao, C. M. (2016). The spillover effects of management overconfidence on analyst forecasts. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, *12*, 79–92. doi: 10.1016/j.jbef.2016.10.004
- Krolkowski, M. W., Chen, G., & Mohr, J. E. (2016). Optimism pattern of all-star analysts. *International Review of Financial Analysis*, *47*, 222–228. doi: 10.1016/j.irfa.2016.08.003
- Kumar, A., Rantala, V., & Xu, R. (2022). Social learning and analyst behavior. *Journal of Financial Economics*, *143*(1), 434–461. doi: 10.1016/j.jfineco.2021.06.011
- Kwon, S. Y., & Tang, J. (2020). Reactions to News and Reasoning By Exemplars. *SSRN Electronic Journal*. doi: 10.2139/ssrn.3724420
- La Porta, R., Lopez-de-Silanes, F., & Shleifer, A. (2008). The Economic Consequences of Legal Origins. *Journal of Economic Literature*, *46*(2), 285–332. doi: 10.1257/jel.46.2.285
- La Porta, R., Lopez-De-Silanes, F., & Shleifer, A. (1999). Corporate Ownership Around the World. *The Journal of Finance*, *54*(2), 471–517. doi: 10.1111/0022-1082.00115
- La Porta, R., Lopez-De-Silanes, F., Shleifer, A., & Vishny, R. W. (1997). Legal Determinants of External Finance. *The Journal of Finance*, *52*(3), 1131–1150. doi: 10.2307/2329518
- Lang, M. H., & Lundholm, R. J. (1996). Corporate Disclosure Policy and Analyst Behavior. *The Accounting Review*, *71*(4), 467–492. Recuperado de <https://www.jstor.org/stable/248567>
- Leal, L. T. Y., Duarte, F. C. L., & Martins, O. S. (2016). Previsões de analistas em períodos de instabilidade econômica: a governança corporativa importa? Trabalho apresentado no XVI Congresso USP de Controladoria e Contabilidade (pp.1-15). São Paulo, SP.
- Li, C. K., Luo, J.-H., & Soderstrom, N. S. (2020). Air pollution and analyst information production. *Journal of Corporate Finance*, *60*, 101536. doi: 10.1016/j.jcorpfin.2019.101536
- Li, F., Lin, C., & Lin, T.-C. (2021). Salient anchor and analyst recommendation downgrade. *Journal of Corporate Finance*, *69*, 102033. doi: 10.1016/j.jcorpfin.2021.102033
- Li, H., Li, Z., Lin, B., & Xu, X. (2019). The effect of short sale constraints on analyst forecast quality: Evidence from a natural experiment in China. *Economic Modelling*, *81*(June), 338–347. doi: 10.1016/j.econmod.2019.06.001
- Linnainmaa, J. T., Torous, W., & Yae, J. (2016). Reading the tea leaves: Model uncertainty, robust forecasts, and the autocorrelation of analysts' forecast errors. *Journal of Financial Economics*, *122*(1), 42–64. doi: 10.1016/j.jfineco.2015.08.020
- Liu, Y., & Sheng, X. S. (2019). The measurement and transmission of macroeconomic uncertainty: Evidence from the U.S. and BRIC countries. *International Journal of Forecasting*, *35*(3), 967–979. doi: 10.1016/j.ijforecast.2019.05.001
- Low, R. K. Y., & Tan, E. (2016). The role of analyst forecasts in the momentum effect.

- International Review of Financial Analysis*, 48, 67–84. doi: 10.1016/j.irfa.2016.09.007
- Lu, W., Niu, G., & Zhou, Y. (2021). Individualism and financial inclusion. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 183, 268–288. doi: 10.1016/j.jebo.2021.01.008
- Machado, A., & Lima, F. G. (2021). Sell-side analyst reports and decision-maker reactions: Role of heuristics. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 32, 100560. doi: 10.1016/j.jbef.2021.100560
- Magnan, M., Menini, A., & Parbonetti, A. (2015). Fair value accounting: information or confusion for financial markets? *Review of Accounting Studies*, 20(1), 559–591. <https://doi.org/10.1007/s11142-014-9306-7>
- Martinez, A. L. (2007). Determinantes da Acurácia das Previsões dos Analistas do Mercado de Capitais. *UnB Contábil*, 10(2), 69–96. Recuperado de <https://www.revistacgg.org/index.php/contabil/article/view/246>
- Martinez, A. L. (2013). Earnings management in Brazil: a survey of the literature. *Brazilian Business Review*, 10(4), 1–29. doi: 10.15728/bbr.2013.10.4.1
- Martinez, A. L. (2009). Propriedades das Projeções de Lucros: um estudo para o Brasil. *Revista de Contabilidade da UFBA*, 3(3), 49–65. doi: 10.9771/rcufba.v3i3.3810
- Martins, V. G., Paulo, E., & Monte, P. A. (2016). O gerenciamento de resultados contábeis exerce influência na acurácia das previsões de analistas no Brasil? *Revista Universo Contábil*, 12(3), 73–90. doi: 10.4270/ruc.2016322
- Mauri, A. J., Lin, J., & Figueiredo, J. N. (2013). The influence of strategic patterns of internationalization on the accuracy and bias of earnings forecasts by financial analysts. *International Business Review*, 22(4), 725–735. doi: 10.1016/j.ibusrev.2012.11.002
- McNichols, M., & O'Brien, P. C. (1997). Self-Selection and Analyst Coverage. *Journal of Accounting Research*, 35, 167–199. doi: 10.2307/2491460
- Mensi, W., Shafiullah, M., Vo, X. V., & Kang, S. H. (2021). Volatility spillovers between strategic commodity futures and stock markets and portfolio implications: Evidence from developed and emerging economies. *Resources Policy*, 71, 102002. doi: 10.1016/j.resourpol.2021.102002
- Merkley, K., Michaely, R., & Pacelli, J. (2020). Cultural diversity on Wall Street: Evidence from consensus earnings forecasts. *Journal of Accounting and Economics*, 70(1), 101330. doi: 10.1016/j.jacceco.2020.101330
- Messitte, P. J. (2018). O DESENVOLVIMENTO DO SISTEMA DE COMMON LAW E O SISTEMA DE DIREITO CIVIL – ALGUMAS OBSERVAÇÕES. *Revista Da Advocacia Pública Federal*, 1(1), 55–58. Recuperado de <https://seer.anafenacional.org.br/index.php/revista/article/view/5>
- Meub, L., & Proeger, T. (2016). Can anchoring explain biased forecasts? Experimental evidence. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 12, 1–13. doi:

10.1016/j.jbef.2016.08.001

- Mohamed, H., Mirakhor, A., & Erbaş, S. N. (2019). Markets and Investment Behaviour. In H. Mohamed, A. Mirakhor, & S. N. Erbaş (Org), *Belief and Rule Compliance* (Chap. 4, Issue 1720, pp. 69–100). Elsevier. doi: 10.1016/B978-0-12-813809-0.00004-7
- Mousavi, S. (2020). Fast-and-frugal heuristics. In M. Altman, P. W. Forbes, A. O. Igboekwu & S. Mousavi (Org), *A Fast and Frugal Finance* (Chap. 2, pp. 21–47). Elsevier. doi: 10.1016/B978-0-12-812495-6.00009-4
- Naeem, M. A., Hasan, M., Arif, M., Balli, F., & Shahzad, S. J. H. (2020). Time and frequency domain quantile coherence of emerging stock markets with gold and oil prices. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 553, 124235. doi: 10.1016/j.physa.2020.124235
- Nardi, P. C. C., & Nakao, S. H. (2009). Gerenciamento de resultados e a relação com o custo da dívida das empresas brasileiras abertas. *Revista Contabilidade & Finanças*, 20(50), 77–100. doi: 10.1590/S1519-70772009000300006
- Nardi, P. C. C., Ribeiro, E. M. S., & Bueno, J. L. O. (2021). Análise da Relação entre Aspectos Comportamentais Cognitivos e Temporal com a Acurácia da Previsão do Analista. Trabalho apresentado no 21o. *USP International Conference in Accounting* (pp.1-20). São Paulo, SP.
- Nardi, P. C. C., Ribeiro, E. M. S., Bueno, J. L. O., & Aggarwal, I. (2022). The Influence of Cognitive Biases and Financial Factors on Forecast Accuracy of Analysts. *Frontiers in Psychology*, 12(January), 1–17. doi: 10.3389/fpsyg.2021.773894
- Nguyen, L. T. M., Cheong, C. S., & Zurbruegg, R. (2021). Brokerage M&As and the peer effect on analyst forecast accuracy. *International Review of Financial Analysis*, 73, 101650. doi: 10.1016/j.irfa.2020.101650
- Novaes, P. V. G., Miranda, R. D., Silva, R. C., & Bressan, V. G. F. (2020). Risco Informacional E a Previsão Dos Analistas De Mercado: Um Estudo Empírico Sobre As Empresas Brasileiras Listadas Na B3. Trabalho apresentado no XIV Congresso AnpCont (pp. 1-18). Foz Do Iguaçu, PR.
- O'Brien, P. C., McNichols, M. F., & Lin, H.-W. (2005). Analyst Impartiality and Investment Banking Relationships. *Journal of Accounting Research*, 43(4), 623–650. doi: 10.1111/j.1475-679X.2005.00184.x
- Oliveira, A. S., & Girão, L. F. A. P. (2018). Acurácia na previsão de lucros e os estágios do ciclo de vida organizacional: evidências no mercado brasileiro de capitais. *Revista de Educação e Pesquisa Em Contabilidade*, 12(1), 121–144. Recuperado de <https://www.repec.org.br/repec/article/view/1530>
- Oliveira, M. G., Azevedo, G., & Oliveira, J. (2021). The Relationship between the Company's Value and the Tone of the Risk-Related Narratives: The Case of Portugal. *Economies*, 9(2), 70–98. doi: 10.3390/economies9020070

- Pacelli, J. (2019). Corporate culture and analyst catering. *Journal of Accounting and Economics*, 67(1), 120–143. doi: 10.1016/j.jacceco.2018.08.017
- Pernagallo, G., & Torrisi, B. (2020). Blindfolded monkeys or financial analysts: Who is worth your money? New evidence on informational inefficiencies in the U.S. stock market. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 539, 122900. doi: 10.1016/j.physa.2019.122900
- Picavet, E. (2015). Methodological Individualism in Sociology. In J. D. Wright, *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences* (Second Edition, Vol. 15, pp. 302–307). Elsevier. doi: 10.1016/B978-0-08-097086-8.32089-X
- Pimenta, D. P., & Ribeiro, K. C. S. (2010). Finanças Comportamentais: Um Estudo sobre a Confiabilidade das Decisões dos Investidores, Analistas e Profissionais de Investimento à Luz da Metodologia Brier Score. Papel apresentado no XIII Semead – Seminário Em Administração USP (pp. 1-16). São Paulo, SP.
- Platikanova, P., & Mattei, M. M. (2016). Firm geographic dispersion and financial analysts' forecasts. *Journal of Banking & Finance*, 64, 71–89. doi: 10.1016/j.jbankfin.2015.11.012
- Potter, J., & Wetherell, M. (1987). *Discourse and Social Psychology: Beyond Attitudes and Behaviour*. London, UK: Sage Publications
- Power, D., Schoenherr, T., & Samson, D. (2010). The cultural characteristic of individualism/collectivism: A comparative study of implications for investment in operations between emerging Asian and industrialized Western countries. *Journal of Operations Management*, 28(3), 206–222. doi: 10.1016/j.jom.2009.11.002
- Roger, T. (2017). Reporting errors in the I/B/E/S earnings forecast database: J. Doe vs. J. Doe. *Finance Research Letters*, 20, 170–176. doi: 10.1016/j.frl.2016.09.026
- Saad, M., & Samet, A. (2020). Collectivism and commonality in liquidity. *Journal of Business Research*, 116, 137–162. doi: 10.1016/j.jbusres.2020.04.012
- Saito, R., Villalobos, S. J. S., & Benetti, C. (2008). Qualidade das projeções dos analistas sell-side: evidência empírica do mercado brasileiro. *Revista de Administração - RAUSP*, 43(4), 356–369. doi: 10.1590/S0080-21072008000400006
- Sanabria-García, S., & Garrido-Miralles, P. (2020). Impact of IFRS on non-cross-listed Spanish companies: Financial analysts and volume of trade. *European Research on Management and Business Economics*, 26(2), 78–86. doi: 10.1016/j.iedeen.2020.04.001
- Schmitt, D. P., & Allik, J. (2005). Simultaneous Administration of the Rosenberg Self-Esteem Scale in 53 Nations: Exploring the Universal and Culture-Specific Features of Global Self-Esteem. *Journal of Personality and Social Psychology*, 89(4), 623–642. doi: 10.1037/0022-3514.89.4.623
- Schwartz, S. H. (2014). National Culture as Value Orientations: Consequences of Value Differences and Cultural Distance. In V. A. Ginsburgh, D. Throsby (Org.), *Handbook of the Economics of Art and Culture* (Vol. 2, pp. 547–586). Elsevier B.V. doi:

10.1016/B978-0-444-53776-8.00020-9

Secretaria de Política Econômica do Ministério da Economia [SPE]. (2021). *Boletim Macroeconômico da SPE*. Recuperado de <https://www.gov.br/economia/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/boletins/boletim-macrofiscal/2021/boletim-macrofiscal-julho-2021.pdf/view>

Şerban, C., & Shaikh, M. (2020). Software reliability prediction using package level modularization metrics. *Procedia Computer Science*, 176, 908–917 (Paper presented at 24th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems). doi: 10.1016/j.procs.2020.09.086

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

Silva Filho, A. C. C., Miranda, K. F., Lucena, W. G. L., & Machado, M. R. (2018). Vieses Comportamentais Influenciam as Previsões de Lucros dos Analistas de Mercado? Uma Análise no Mercado de Capitais Brasileiro. Papel apresentado na XVIII USP International Conference in Accounting (pp. 1-20). Sao Paulo, SP.

Silva, R. M., & Nardi, P. C. C. (2018). The (in) Difference Between Historical Cost And Fair Value for Biological Assets: a Cross-Country Study. Paper presented at *Annual Meeting of the American Accounting Association* (pp. 1-29). Washington, DC. Recuperado de [https://www.researchgate.net/publication/326040381_The_in_Difference_Between_Historical_Cost_And_Fair_Value_for_Biological_Assets_a_Cross-Country_Study?pag=2:mrect:\(302.92,115.66,175.06,10.80\)](https://www.researchgate.net/publication/326040381_The_in_Difference_Between_Historical_Cost_And_Fair_Value_for_Biological_Assets_a_Cross-Country_Study?pag=2:mrect:(302.92,115.66,175.06,10.80))

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

Simon, H. A. (1959). Theories of Decision-Making in Economics and Behavioral Science. *The American Economic Review*, 49(3), 253–283. Recuperado de <https://www.jstor.org/stable/1809901>

Simon, H. A. (1986). Rationality in Psychology and Economics. *Journal of Business* 59(4), 209–224. Recuperado de <https://www.jstor.org/stable/2352757>

Sinha, R. K. (2021). Macro disagreement and analyst forecast properties. *Journal of Contemporary Accounting and Economics*, 17(1), 100235. doi: 10.1016/j.jcae.2020.100235

Smith, A. L., Alfonso, E., & Hogan, R. (2018). The impact of an SEC investigation on conference call participation and analysts' forecast quality. *Research in Accounting Regulation*, 30(2), 148–158. doi: 10.1016/j.racreg.2018.09.006

The dimension scores in the Hofstede model of national culture: *Dimension data matrix*. (2015). Recuperado de <https://geerthofstede.com/research-and-vsm/dimension-data-matrix/>

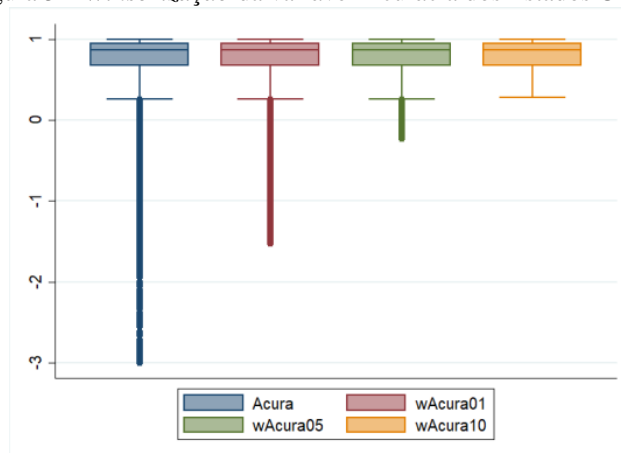
- Tsao, S.-M., Lu, H.-T., & Keung, E. C. (2016). Voluntary monthly earnings disclosures and analyst behavior. *Journal of Banking and Finance*, 71, 37–49. doi: 10.1016/j.jbankfin.2016.04.010
- Tsao, S.-M., Lu, H.-T., & Keung, E. C. (2018). Do conference calls facilitate market price discovery? Evidence from Taiwan. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 14(1), 103–125. doi: 10.1016/j.jcae.2018.02.007
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1971). Belief in the law of small numbers. *Psychological Bulletin*, 76(2), 105–110 doi: 10.1037/h0031322
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1973). Availability: A Heuristic for Judging Frequency and Probability. *Cognitive Psychology*, 5(2), 207–232. doi: 10.1016/0010-0285(73)90033-9
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science*, 185(4157), 1124–1131. doi: 10.1126/science.185.4157.1124
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1981). The Framing of Decisions and the Psychology of Choice. *Science*, 211(4481), 453–458. doi: 10.1126/science.7455683
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1992). Advances in Prospect Theory: Cumulative Representation of Uncertainty. *Journal of Risk and Uncertainty*, 5(4), 297–323. Recuperado de <https://www.jstor.org/stable/41755005>
- Valcanover, V. M., Sonza, I. B., & Silva, W. V. (2020). Behavioral Finance Experiments: A Recent Systematic Literature Review. *SAGE Open*, 10(4), 1-16. doi: 10.1177/2158244020969672
- Vila-Henninger, L. A. (2021). A Dual-Process Model of Economic Behavior: Using Culture and Cognition, Economic Sociology, Behavioral Economics, and Neuroscience to Reconcile Moral and Self-Interested Economic Action. *Sociological Forum*, 36(S1), 1271–1296. doi: 10.1111/sof.12763
- Waloszek, W., & Rizun, N. (2020). Contextual ontology for tonality assessment. *Procedia Computer Science*, 176, 723–732 (Paper presented at 24th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems). doi: 10.1016/j.procs.2020.09.045
- Wang, Y., Liu, Z., & Wang, X. (2022). The supply of analysts and earnings forecasts. *International Review of Financial Analysis*, 84, 102404. doi: 10.1016/j.irfa.2022.102404
- Weinstein, N. D. (1980). Unrealistic Optimism About Future Life Events. *Journal of Personality and Social Psychology*, 39(5), 806–820. doi: 10.1037//0022-3514.39.5.806
- Wisniewski, T. P., & Yekini, L. S. (2015). Stock market returns and the content of annual report narratives. *Accounting Forum*, 39(4), 281–294. doi: 10.1016/j.accfor.2015.09.001
- Xing, C., & Li, Y. (2019). The cost of speaking in two tongues. *International Review of Economics and Finance*, 64, 465–475. doi: 10.1016/j.iref.2019.09.001

- Yang, J., Lu, J., & Xiang, C. (2020). Do disclosures of selective access improve market information acquisition fairness? Evidence from company visits in China. *Journal of Corporate Finance*, 64, 101631. doi: 10.1016/j.jcorpfin.2020.101631
- Yang, X., & Chen, W. (2021). The joint effects of macroeconomic uncertainty and cyclicalities on management and analyst earnings forecasts. *Journal of Economics and Business*, 116, 106006. doi: 10.1016/j.jeconbus.2021.106006
- Yu, S., Zhang, J., & Qiu, M. (2020). Political uncertainty and analysts' forecasts: Evidence from China. *Finance Research Letters*, 36, 101340. doi: 10.1016/j.frl.2019.101340
- Zheng, D. (2018). *Autonomy, Proactiveness, and Firm Performance in the Entrepreneurial Small and Medium-Sized Enterprises of The United States*. (Doctoral dissertation) Recuperado de [https://minds.wisconsin.edu/bitstream/handle/1793/79037/Dexi_Zheng_Dissertation - Graduate College Final.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://minds.wisconsin.edu/bitstream/handle/1793/79037/Dexi_Zheng_Dissertation_-_Graduate_College_Final.pdf?sequence=1&isAllowed=y)

Apêndices

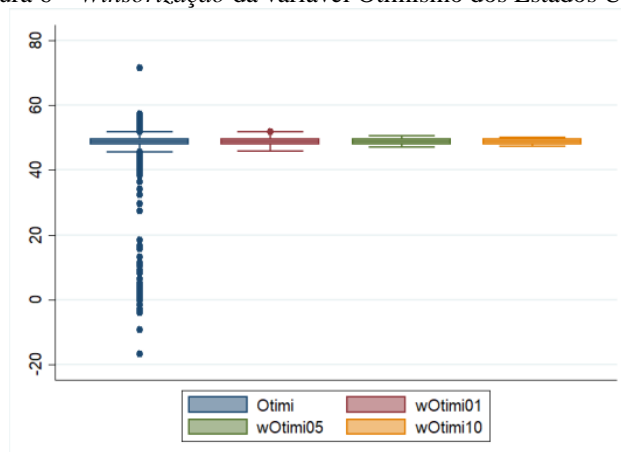
Apêndice A – Gráficos das variáveis dos Estados Unidos para decisão de eliminação de *outlier*

Figura 5 – Winsorização da variável Acurácia dos Estados Unidos



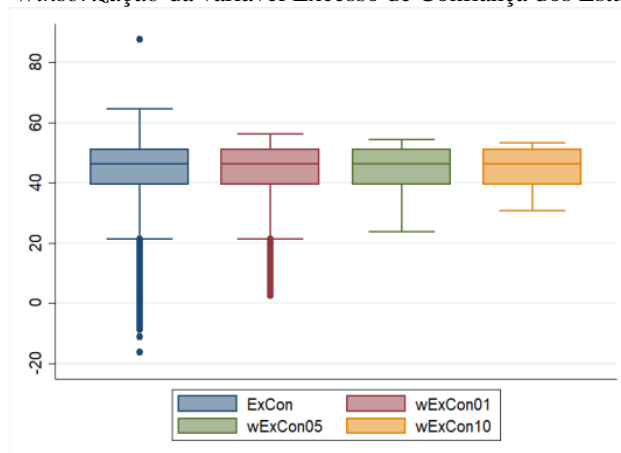
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 6 – Winsorização da variável Otimismo dos Estados Unidos



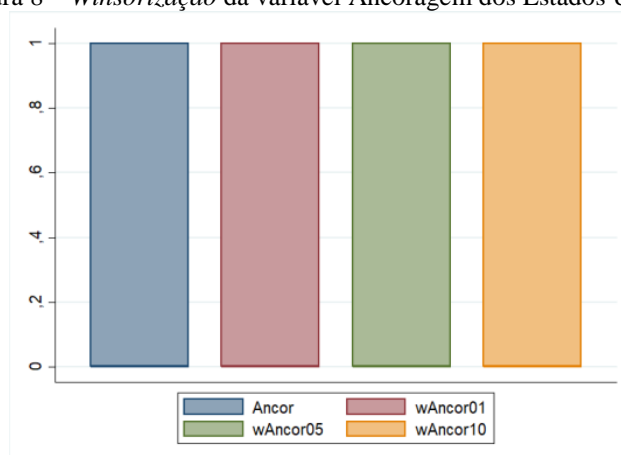
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 7 – Winsorização da variável Excesso de Confiança dos Estados Unidos



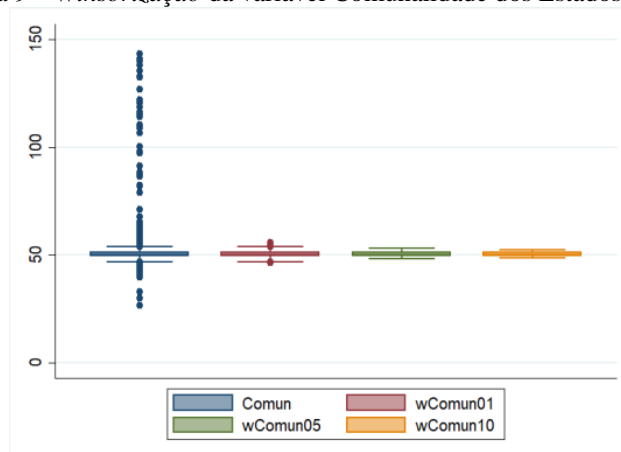
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 8 – Winsorização da variável Ancoragem dos Estados Unidos



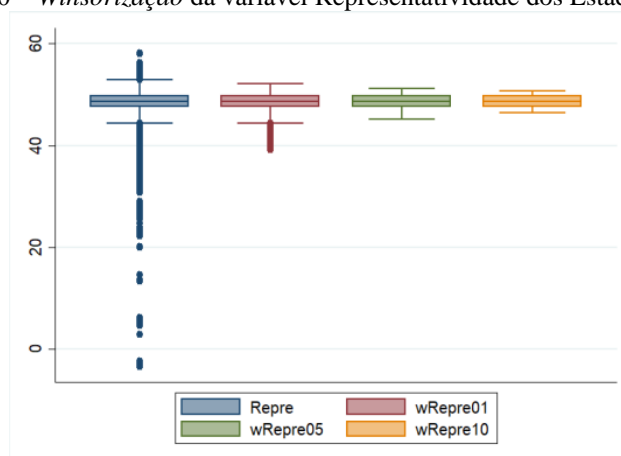
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 9 – Winsorização da variável Comunalidade dos Estados Unidos



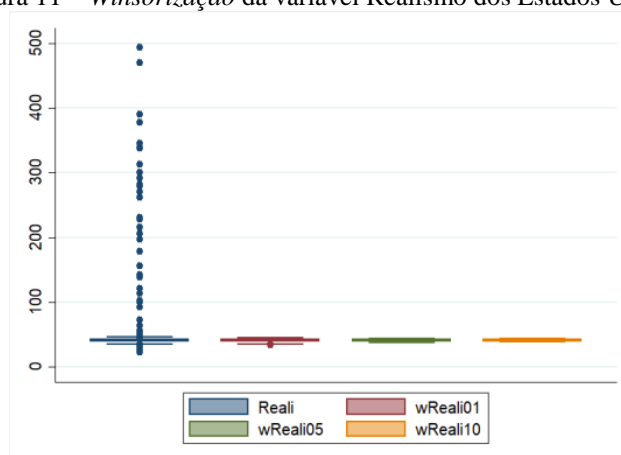
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 10 – Winsorização da variável Representatividade dos Estados Unidos



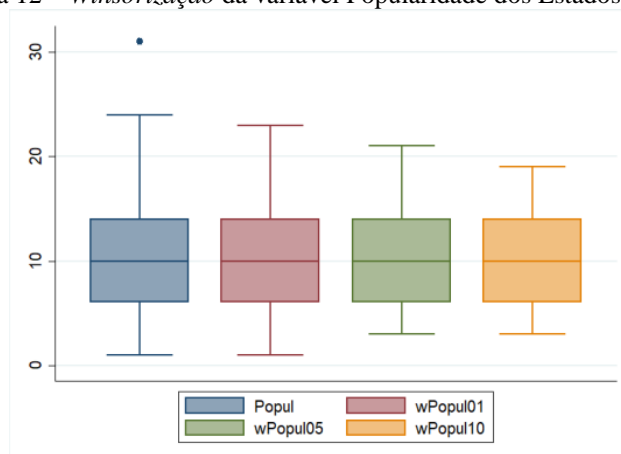
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 11 – Winsorização da variável Realismo dos Estados Unidos



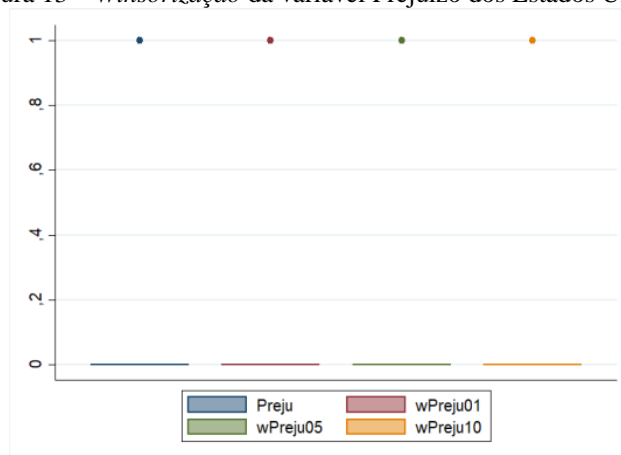
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 12 – Winsorização da variável Popularidade dos Estados Unidos



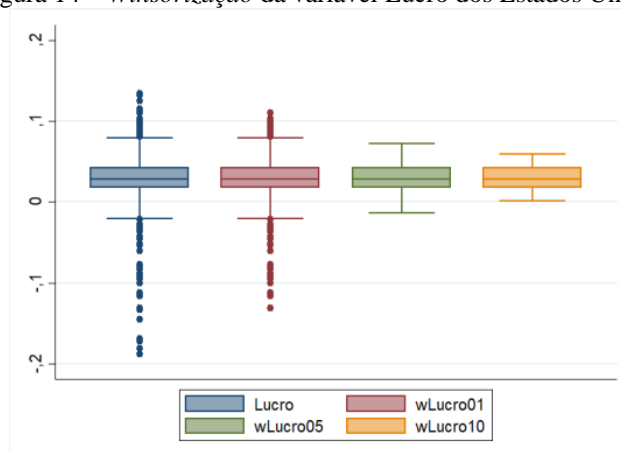
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 13 – Winsorização da variável Prejuízo dos Estados Unidos



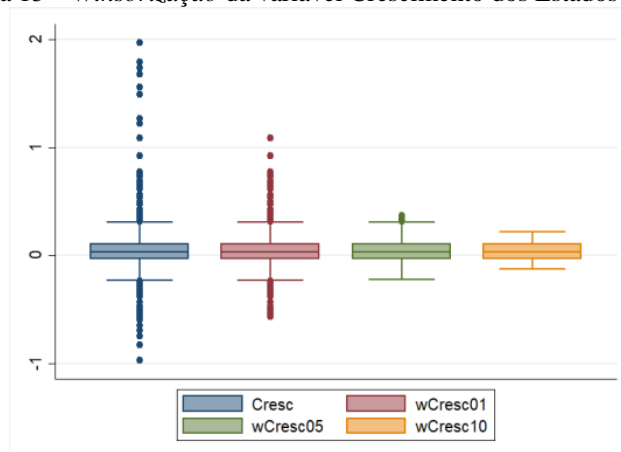
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 14 – Winsorização da variável Lucro dos Estados Unidos



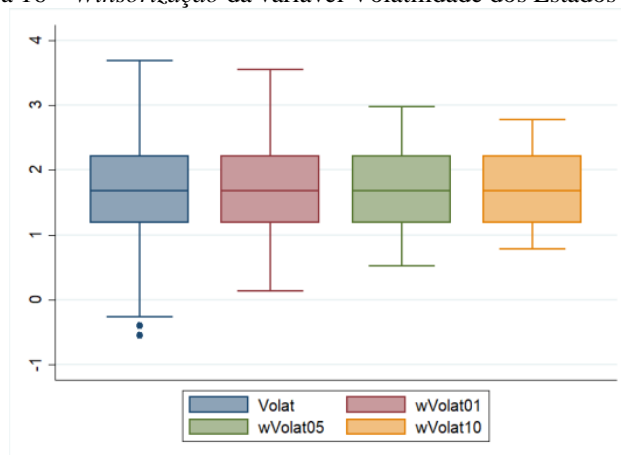
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 15 – Winsorização da variável Crescimento dos Estados Unidos



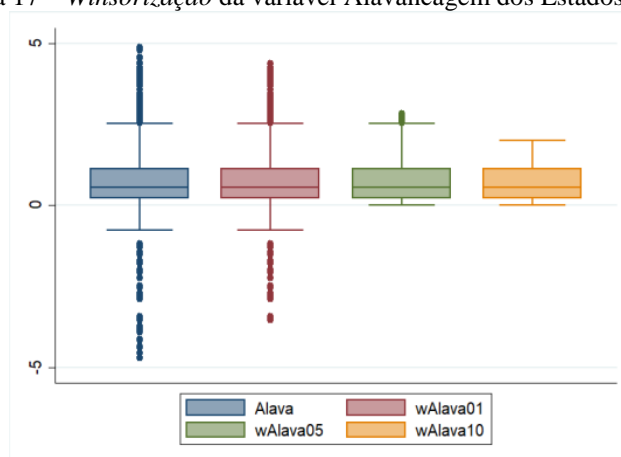
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 16 – Winsorização da variável Volatilidade dos Estados Unidos



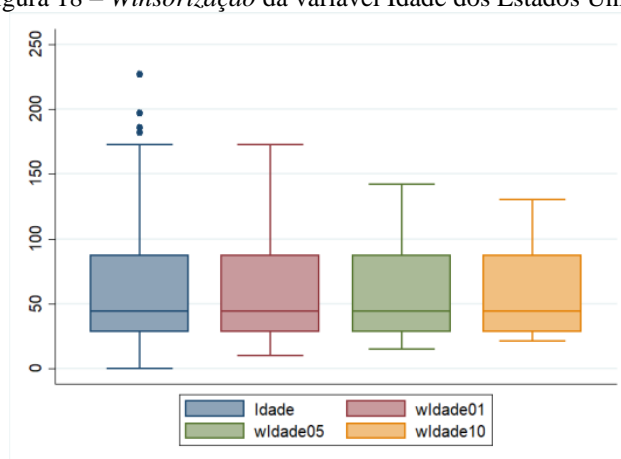
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 17 – Winsorização da variável Alavancagem dos Estados Unidos



Fonte: Elaborada pela autora

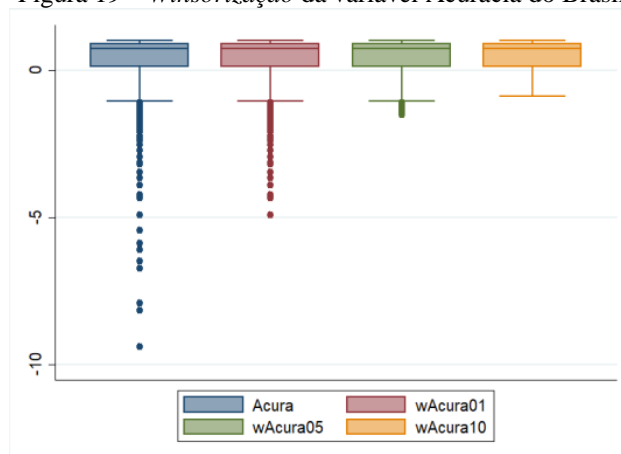
Figura 18 – Winsorização da variável Idade dos Estados Unidos



Fonte: Elaborada pela autora

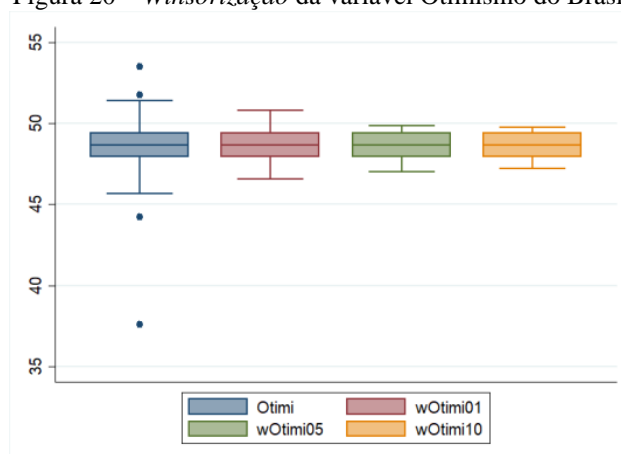
Apêndice B - Gráficos das variáveis do Brasil para decisão de eliminação de outliers

Figura 19 – Winsorização da variável Acurácia do Brasil



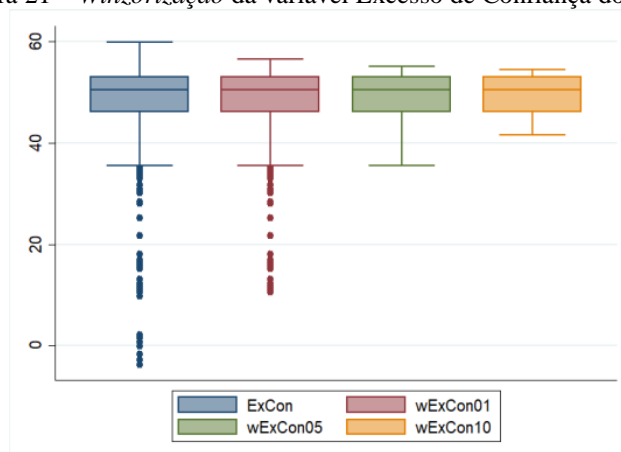
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 20 – Winsorização da variável Otimismo do Brasil



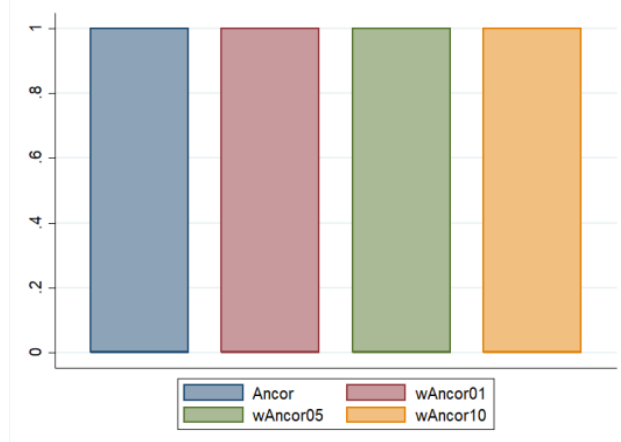
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 21 – Winsorização da variável Excesso de Confiança do Brasil



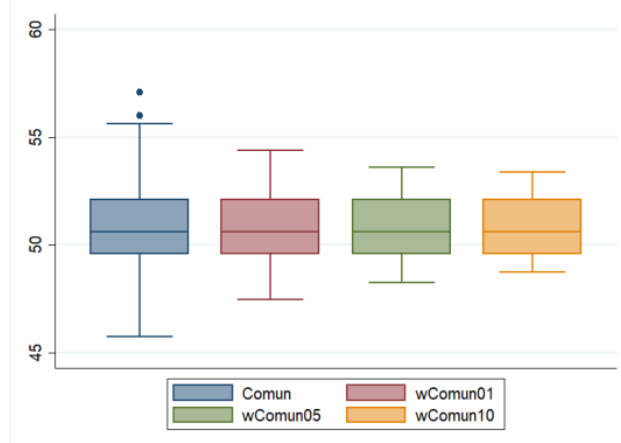
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 22 – Winsorização da variável Ancoragem do Brasil



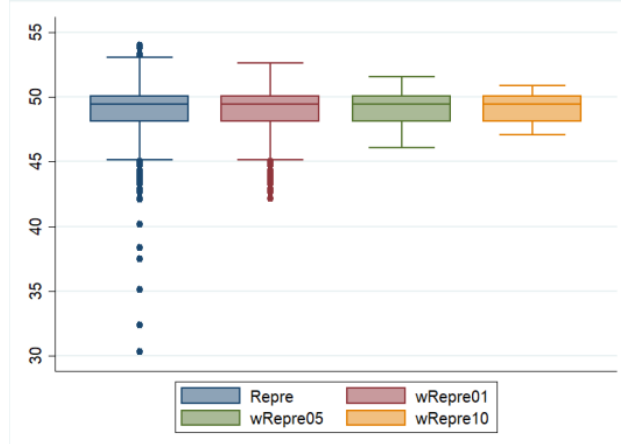
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 23 – Winsorização da variável Comunalidade do Brasil



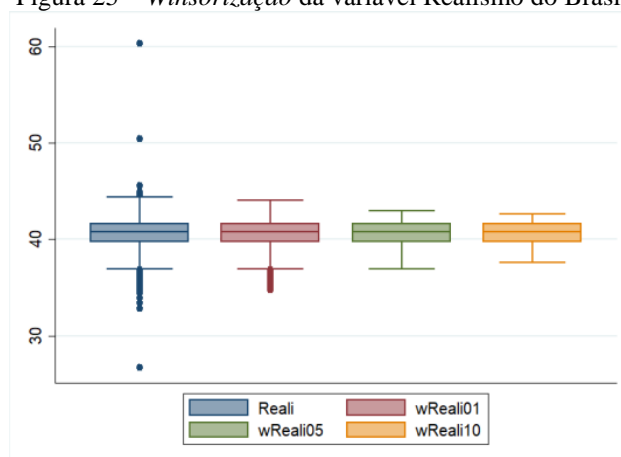
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 24 – Winsorização da variável Representatividade do Brasil



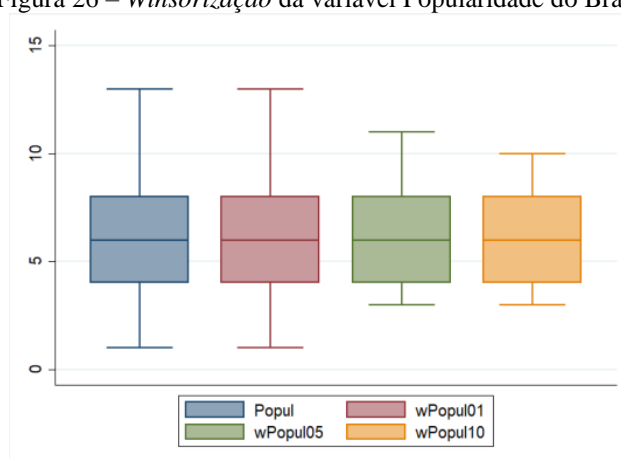
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 25 – Winsorização da variável Realismo do Brasil



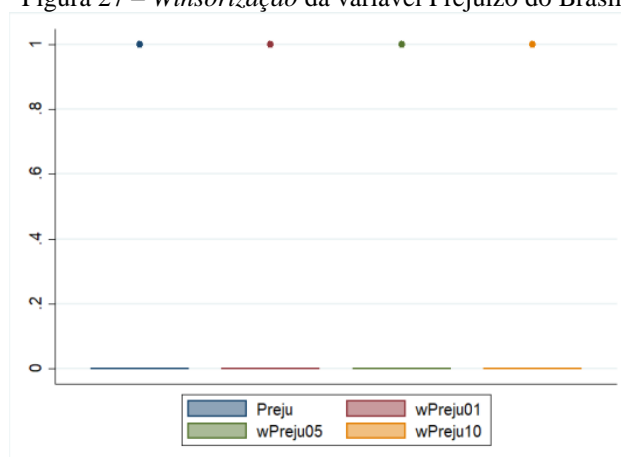
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 26 – Winsorização da variável Popularidade do Brasil



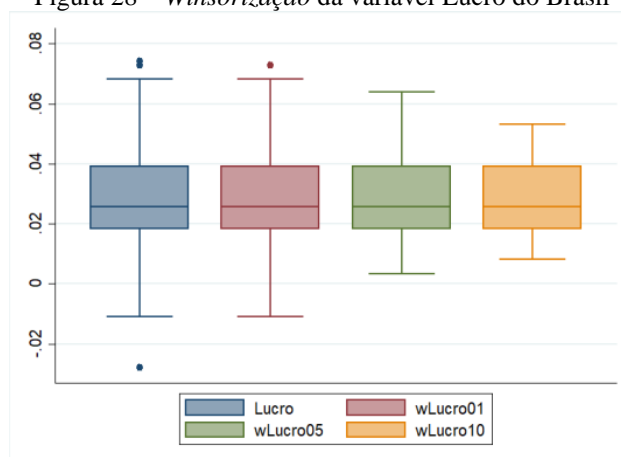
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 27 – Winsorização da variável Prejuízo do Brasil



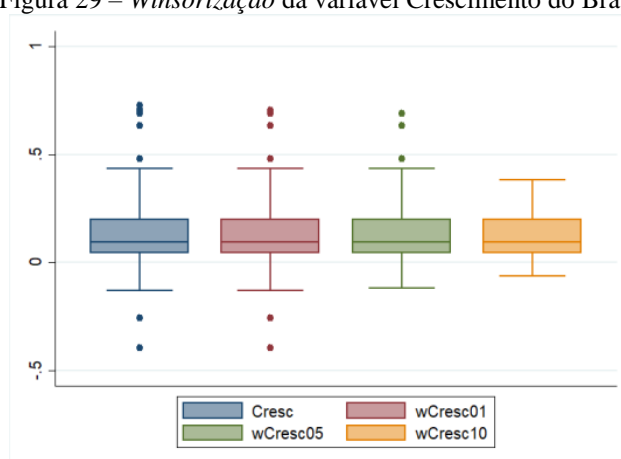
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 28 – Winsorização da variável Lucro do Brasil



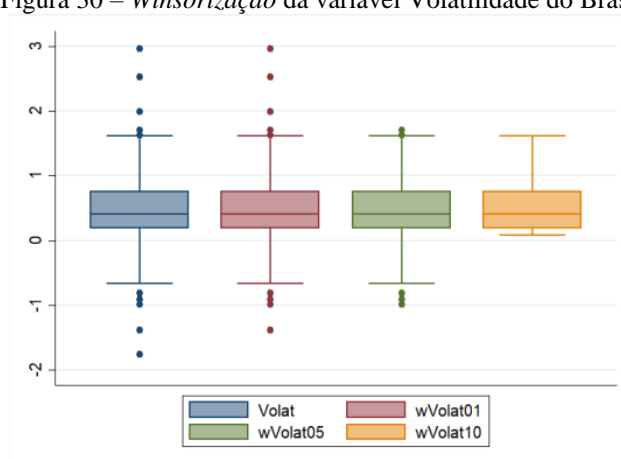
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 29 – Winsorização da variável Crescimento do Brasil



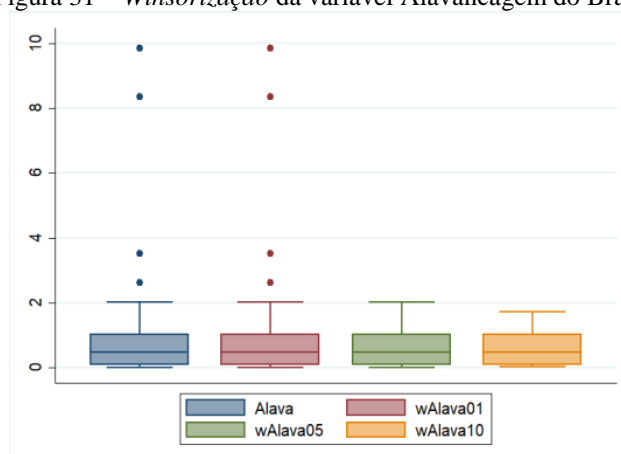
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 30 – Winsorização da variável Volatilidade do Brasil



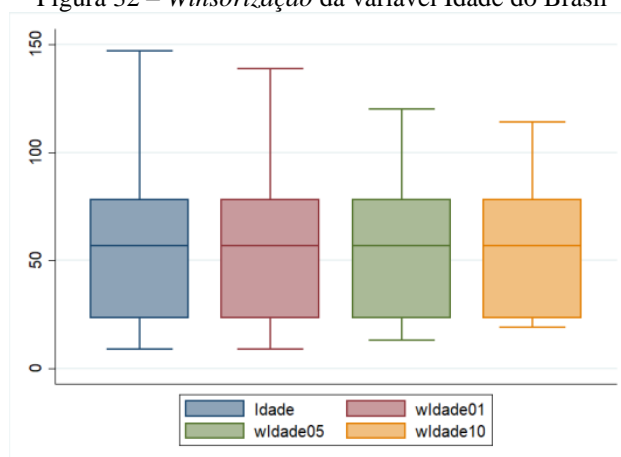
Fonte: Elaborada pela autora

Figura 31 – Winsorização da variável Alavancagem do Brasil



Fonte: Elaborada pela autora

Figura 32 – Winsorização da variável Idade do Brasil



Fonte: Elaborada pela autora

Apêndice C - Resultado dos Agrupamentos do Brasil por técnicas adicionais

Tabela 16 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método *Average* com distância Euclidiana

Quantidade de Agrupamentos	3	4	5	9
<i>N</i> Menor acurácia	30	1	1	1
<i>N</i> Maior acurácia	751	751	5	5
Menor acurácia <i>z-Score</i>	-1,59	-2,62	-2,62	-2,62
Maior acurácia <i>z-Score</i>	0,14	0,14	0,72	0,72
Post-Hoc Tukey AC	0,00	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Otimi	0,66	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey ExCon	0,61	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Ancor	0,02	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Comun	0,14	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Repre	1,00	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Real	0,80	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Popul	0,99	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Preju	0,00	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Lucro	0,01	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Cresc	0,01	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Volat	0,00	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Alava	0,00	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Idade	0,00	N/A	N/A	N/A

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Tabela 17 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método *Ward* com distância Quadrática Euclidiana

Quantidade de Agrupamentos	3	4	5	6	8
<i>N</i> Menor acurácia	125	125	125	125	96
<i>N</i> Maior acurácia	674	519	519	178	178
Menor acurácia <i>z-Score</i>	-1,56	-1,56	-1,56	-1,56	-1,56
Maior acurácia <i>z-Score</i>	0,37	0,42	0,42	0,51	0,51
Post-Hoc Tukey AC	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Otimi	0,06	0,04	0,06	0,97	0,99
Post-Hoc Tukey ExCon	0,88	0,83	0,91	1,00	0,99
Post-Hoc Tukey Ancor	0,43	0,21	0,29	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Comun	0,01	0,00	0,01	0,19	0,32
Post-Hoc Tukey Repre	0,39	0,67	0,79	0,44	0,65
Post-Hoc Tukey Real	0,65	0,88	0,95	0,77	0,65
Post-Hoc Tukey Popul	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Preju	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00
Post-Hoc Tukey Lucro	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Cresc	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Volat	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Alava	0,81	0,24	0,10	0,41	0,29
Post-Hoc Tukey Idade	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Tabela 18 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método *Complete* com distância Euclidiana

Quantidade de Agrupamentos	3	4	5	7	8
<i>N</i> Menor acurácia	51	105	105	76	76
<i>N</i> Maior acurácia	625	59	59	59	34
Menor acurácia <i>z-Score</i>	-1,10	-1,92	-1,92	-2,06	-2,06
Maior acurácia <i>z-Score</i>	0,36	0,59	0,59	0,59	0,72
Post-Hoc Tukey AC	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Otimi	0,82	0,79	0,86	0,95	0,93
Post-Hoc Tukey ExCon	0,60	0,25	0,33	0,69	0,94
Post-Hoc Tukey Ancor	0,33	0,26	0,35	0,01	1,00
Post-Hoc Tukey Comun	0,12	0,93	0,97	1,00	0,99
Post-Hoc Tukey Repre	0,72	0,00	0,00	0,00	0,47
Post-Hoc Tukey Real	0,50	0,00	0,00	0,00	0,88
Post-Hoc Tukey Popul	0,74	0,33	0,39	0,95	0,00
Post-Hoc Tukey Preju	0,00	0,00	0,00	1,00	1,00
Post-Hoc Tukey Lucro	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Cresc	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Volat	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Post-Hoc Tukey Alava	0,00	0,00	0,00	0,20	0,10
Post-Hoc Tukey Idade	0,22	0,01	0,01	0,01	0,00

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Tabela 19 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método *Single* com distância Euclidiana

Quantidade de Agrupamentos	4	5	6	7	8
<i>N</i> Menor acurácia	40	40	29	28	28
<i>N</i> Maior acurácia	10	752	752	752	1
Menor acurácia <i>z-Score</i>	-1,39	-1,39	-1,56	-1,61	-1,61
Maior acurácia <i>z-Score</i>	0,09	0,14	0,14	0,14	0,81
Post-Hoc Tukey AC	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Otimi	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey ExCon	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Ancor	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Comun	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Repre	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Real	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Popul	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Preju	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Lucro	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Cresc	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Volat	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Alava	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Idade	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Tabela 20 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método *Centroid* com distância Quadrática Euclidiana

Quantidade de Agrupamentos	3	4	5	6	7	8	9
<i>N</i> Menor acurácia	1	1	1	1	1	1	1
<i>N</i> Maior acurácia	838	837	786	785	784	1	1
Menor acurácia <i>z-Score</i>	-2,62	-2,62	-2,62	-2,62	-2,62	-2,62	-2,62
Maior acurácia <i>z-Score</i>	0,00	0,00	0,08	0,08	0,08	0,81	0,81
Post-Hoc Tukey AC	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Otimi	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey ExCon	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Ancor	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Comun	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Repre	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Real	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Popul	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Preju	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Lucro	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Cresc	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Volat	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Alava	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Idade	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Tabela 21 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método *Median* com distância Quadrática Euclidiana

Quantidade de Agrupamentos	3	4	5	6	7
<i>N</i> Menor acurácia	59	44	43	42	42
<i>N</i> Maior acurácia	780	736	736	736	3
Menor acurácia <i>z-Score</i>	-0,99	-1,65	-1,68	-1,69	-1,69
Maior acurácia <i>z-Score</i>	0,08	0,18	0,18	0,18	0,37
Post-Hoc Tukey AC	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Otimi	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey ExCon	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Ancor	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Comun	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Repre	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Real	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Popul	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Preju	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Lucro	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Cresc	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Volat	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Alava	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Idade	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.

Tabela 22 – Resultado dos Agrupamentos do Brasil pelo método *Average* com distância Quadrática Euclidiana

Quantidade de Agrupamentos	3	4	6	7	9
<i>N</i> Menor acurácia	30	1	1	1	1
<i>N</i> Maior acurácia	751	751	3	3	3
Menor acurácia <i>z-Score</i>	-1,59	-2,62	-2,62	-2,62	-2,62
Maior acurácia <i>z-Score</i>	0,14	0,14	0,78	0,78	0,78
Post-Hoc Tukey AC	0,00	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Otimi	0,66	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey ExCon	0,61	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Ancor	0,02	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Comun	0,14	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Repre	1,00	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Real	0,80	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Popul	0,99	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Preju	0,00	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Lucro	0,01	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Cresc	0,01	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Volat	0,00	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Alava	0,00	N/A	N/A	N/A	N/A
Post-Hoc Tukey Idade	0,00	N/A	N/A	N/A	N/A

Sendo AC = Acurácia, medida como sendo: 1 (um) menos a razão da diferença absoluta entre o lucro por ação real e a previsão do analista, pelo lucro por ação real; Otimi = otimismo, medido como sendo [Elogio + Satisfação + Inspiração]-[Culpa + Sofrimento + Negação]; ExcCon = excesso de confiança, medido como sendo: [Tenacidade + Nivelamento + Coletivos + Insistência]-[Termos Numéricos + Ambivalência + Auto Referência + Variedade]; Ancor = ancoragem, uma *dummy*, sendo: 1 (um) quando a previsão do analista estiver entre o lucro por ação real e a âncora e, 0 (zero) se a condição anterior não for atendida; Comun = comunalidade, medida como sendo: [Centralidade + Cooperação + Relatório]-[Diversidade + Exclusão + Libertação]; Representatividade, medida como sendo: [Agressão + Realização + Comunicação + Movimento]-[Termos Cognitivos + Passividade + Embelezamento]; Realismo, medida como sendo: [Familiaridade + Consciência Espacial + Consciência Temporal + Preocupação Presente + Interesse Humano + Concretude]-[Preocupação Passada + Complexidade]; Popul = popularidade da empresa, medida como sendo: o número de analistas que seguem a empresa; Preju = prejuízo da empresa, uma *dummy* que assume: 1 (um) caso a empresa tenha prejuízo e 0 (zero) caso contrário; Lucro = lucratividade da empresa, medida como sendo: a razão do EBITDA pelo Ativo Total; Cresc = crescimento da empresa, medida como sendo: a variação da receita de um período para outro; Volat = volatilidade, medida como sendo a volatilidade do lucro por ação; Alava = alavancagem da empresa, medida como sendo: a razão entre o total das dívidas e o patrimônio líquido; Idade = idade da empresa, medida pela diferença entre o ano de 2019 e o ano de abertura da empresa.

Fonte: elaborada pela autora.