



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO NORTE
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

Desempenho de Analistas Sell-Side no Mercado de Ações Brasileiro

Melquiades Pereira de Lima Júnior

Brasil

2014

Melquiades Pereira de Lima Júnior

**Desempenho de Analistas Sell-Side no Mercado de
Ações Brasileiro**

Tese apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Doutor em Administração, pelo Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Norte.

Universidade Federal do Rio Grande do Norte

Centro de Ciências Sociais Aplicadas

Programa de Pós-Graduação em Administração

Orientador: Vinicio de Souza e Almeida, Dsc.

Brasil

2014

Melquiades Pereira de Lima Júnior

**Desempenho de Analistas Sell-Side no Mercado de
Ações Brasileiro**

Tese apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Doutor em Administração, pelo Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Norte.

Natal, 12 de Dezembro de 2014:

Vinício de Souza e Almeida, Dsc.

(Orientador)

Universidade Federal do Rio Grande do Norte - UFRN

Anderson Luiz Rezende Mól, Dsc.

Universidade Federal do Rio Grande do Norte - UFRN

Erivan Ferreira Borges, Dsc.

Universidade Federal do Rio Grande do Norte - UFRN

Wagner Moura Lamounier, Dsc.

Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG

Patrícia Maria Bortolon, Dsc.

Universidade Federal do Espírito Santo - UFES

Brasil
2014

Aos meus pais, a quem devo a vida
À minha esposa, pelo amor e carinho
À minha filha, pela inspiração
Aos meus irmãos, pelas orientações e apoio
A toda minha família.

AGRADECIMENTOS

O curso de doutorado me proporcionou grandes amizades e, sobretudo ensinamentos que levarei para toda a minha vida. Por isso, agradeço as várias pessoas que participaram desse trajeto comigo e a quem devo sinceros agradecimentos.

Ao orientador, professor Vinicio Almeida, a quem agradeço a oportunidade que me ofereceu e aos seus ensinamentos.

Aos meus pais: Melquiades Pereira e Maria Izabel de Lima; e aos meus irmãos: Cláudia, Carmélia, Carlito e Carlindo Pereira, pelo apoio e paciência, sem os quais esse trabalho não seria possível.

À minha esposa Renata, pelo amor, carinho, paciência, tolerância, incentivo, apoio nessa jornada de estudos e a quem dedico todo meu amor e companheirismo.

À minha filha, pelo seu amor e sorriso de cada dia.

Aos meus amigos e professores do curso de doutorado e mestrado. Em especial aos amigos da base de pesquisa em finanças.

Aos membros das bancas examinadoras pelas contribuições, em especial ao prof. Anderson Mól.

À todas as pessoas que direta ou indiretamente contribuíram para minha jornada.

À Deus, por me conceder apoio e forças, mesmo nas adversidades e que me ilumina todos os dias.

RESUMO

O objetivo desta pesquisa foi analisar o comportamento de analistas Sell-Side e propor uma classificação de analistas, considerando o desempenho das previsões de preços e recomendações (vender-manter-comprar) no mercado de ações brasileiro. Para isso, o primeiro passo foi analisar o consenso dos analistas para entender a importância dessa medida coletiva no mercado; o segundo foi analisar os analistas individualmente para compreender como melhoram suas análises no tempo. Terceiro foi compreender como são as principais metodologias de classificação utilizadas em mercados mundiais. Por último, propor uma forma de classificação que possa refletir os aspectos anteriores discutidos. Para investigar as hipóteses propostas no estudo foram utilizados modelos lineares em painel, para captar elementos no tempo. Os dados das previsões de preços e recomendações de analistas individualmente e em consenso, no período de 2005 a 2013 foram obtidos da plataforma Bloomberg[®]. Os principais resultados foram: (i) desempenho superior das previsões e recomendações do consenso, em comparação com as análises individuais; (ii) a associação do número de analistas emitindo recomendações com a melhoria da acurácia possibilita supor que esse quantitativo pode estar associado ao aumento da força do consenso e, conseqüentemente, a acurácia; (iii) o efeito de ancoragem dos analistas nas revisões do consenso faz com que suas previsões sejam viesadas, sobreavaliando os ativos; (iv) os analistas necessitam ter maior cautela em momentos de turbulência econômica, observando também mercados externos como o norte-americano. Pois, essas variações podem provocar alterações nos vieses entre otimismo e pessimismo; (v) efeitos provenientes de mudanças no viés, como o aumento do pessimismo, podem provocar o aumento excessivo do número de recomendações de compra. Nesse caso, os analistas podem devem ter mais cautela na realização das análises, principalmente na coerência entre a recomendação e o preço previsto; (vi) a experiência do analista com o setor econômico do ativo e com o ativo contribui para a melhoria das previsões, porém, a experiência geral mostrou indícios contrários; (vii) o otimismo associado a essa experiência geral, com o passar do tempo, mostra um comportamento semelhante a um excesso de confiança, podendo provocar redução da acurácia; (viii) o efeito conflitante da experiência geral entre a acurácia e o

retorno observado mostra indícios de que, com o passar do tempo, o analista apresenta efeitos semelhantes ao de apego sobre o ativo, o que acarretaria em uma análise conflituosa entre recomendações e previsões; (ix) apesar do foco em menos setores contribuir para a qualidade da acurácia, o mesmo não ocorre com o foco em ativos. Então, é possível que os analistas possam ter ganhos de escala quando cobrem mais ativos dentro do mesmo setor; e por último, (x) foi possível elaborar uma proposta de classificação de analistas que pondere tanto retornos como a consistência dessas previsões, chamado de Coeficiente de Análise. Esse ranking resultou melhores resultados, considerando o retorno/desvio Padrão.

Palavras-chaves: Analistas financeiros. Previsão de preços. Recomendações de ações. Previsão de retornos. Avaliação.

ABSTRACT

The purpose of this study was to analyze the behavior of Sell-Side analysts and analysts propose a classification, considering the performance of the price forecasts and recommendations (sell-hold-buy) in the Brazilian stock market. For this, the first step was to analyze the consensus of analysts to understand the importance of this collective intervention in the market; the second was to analyze the analysts individually to understand how improve their analysis in time. Third was to understand how are the main methods of ranking used in markets. Finally, propose a form of classification that reflects the previous aspects discussed. To investigate the hypotheses proposed in the study were used linear models for panel to capture elements in time. The data of price forecasts and analyst recommendations individually and consensus, in the period 2005-2013 were obtained from Bloomberg[®]. The main results were: (i) superior performance of consensus recommendations, compared with the individual analyzes; (ii) associating the number of analysts issuing recommendations with improved accuracy allows supposing that this number may be associated with increased consensus strength and hence accuracy; (iii) the anchoring effect of the analysts consensus revisions makes his predictions are biased, overvaluing the assets; (iv) analysts need to have greater caution in times of economic turbulence, noting also foreign markets such as the USA. For these may result changes in bias between optimism and pessimism; (v) effects due to changes in bias, as increased pessimism can cause excessive increase in purchase recommendations number. In this case, analysts can should be more cautious in analysis, mainly for consistency between recommendation and the expected price; (vi) the experience of the analyst with the asset economic sector and the asset contributes to the improvement of forecasts, however, the overall experience showed opposite evidence; (vii) the optimism associated with the overall experience, over time, shows a similar behavior to an excess of confidence, which could cause reduction of accuracy; (viii) the conflicting effect of general experience between the accuracy and the observed return shows evidence that, over time, the analyst has effects similar to the endowment bias on assets, which would result in a conflict analysis of recommendations and forecasts ; (ix) despite the focus on fewer sectors contribute to the quality of accuracy,

the same does not occur with the focus on assets. So it is possible that analysts may have economies of scale when cover more assets within the same industry; and finally, (x) was possible to develop a proposal for classification analysts to consider both returns and the consistency of these predictions, called Analysis coefficient. This ranking resulted better results, considering the return / standard deviation.

Keywords: Financial analysts. Prices forecast. Stock recommendations. Returns forecast. Evaluation.

RESUMEN

El objetivo de esta investigación fue analizar el comportamiento de los analistas sell-side y proponer una clasificación de los analistas, teniendo en cuenta el rendimiento de los pronósticos de precios y recomendaciones (vender seguir comprando) en el mercado de valores de Brasil. Para ello, el primer paso fue analizar el consenso de los analistas a entender la importancia de esta intervención colectiva en el mercado; la segunda fue analizar los analistas individualmente para entender cómo mejorar su análisis en el tiempo. En tercer lugar fue para entender cómo son los principales métodos de clasificación utilizados en los mercados mundiales. Por último, proponer una forma de clasificación que refleje los aspectos previos discutidos. Para investigar las hipótesis planteadas en el estudio se utilizaron modelos lineales para el panel de capturar elementos en el tiempo. Proyecciones de precios de datos y recomendaciones de los analistas de forma individual y consenso, en el período 2005-2013 se obtuvieron de la plataforma Bloomberg[®]. Los principales resultados fueron: (i) las previsiones de rendimiento superior y recomendaciones de consenso, en comparación con los análisis de la persona; (ii) asociar el número de analistas de la emisión de recomendaciones con precisión mejorada permite suponer que este número puede estar asociada con un aumento de la fuerza de consenso y por lo tanto la precisión; (iii) el efecto de anclaje de los analistas revisiones de consenso hace que sus predicciones son parciales, sobreavaliando activos; (iv) los analistas necesitan tener mayor precaución en tiempos de crisis económica, también viendo los mercados extranjeros como los USA. Para que estos cambios pueden resultar en sesgo entre el optimismo y el pesimismo; (V) efectos por cambios en el sesgo, como el aumento de pesimismo puede causar aumento excesivo del número de recomendaciones de compra. En este caso, los analistas pueden deber ser más cautelosos en el análisis, sobre todo por la coherencia entre la recomendación y el precio esperado; (Vi) la experiencia de la analista del sector económico activo y los activos contribuye a la mejora de las previsiones, sin embargo, la experiencia en general mostró evidencia contraria; (vii) el optimismo asociado con la experiencia en general, con el tiempo, muestra un comportamiento similar a un exceso de confianza, lo que podría causar una reducción de la precisión; (viii) el efecto de la experiencia en conflicto general

entre la precisión y el rendimiento observado muestra evidencia de que, con el tiempo, el analista tiene efectos similares a la fijación de los activos, lo que resultaría en un análisis del conflicto de las recomendaciones y previsiones; (ix) a pesar de la concentración en un menor número de sectores contribuyen a la calidad de la precisión, el mismo no ocurre con el foco en los activos. Así que es posible que los analistas pueden tener economías de escala cuando cubren más activos dentro del mismo sector; y finalmente, (x) fue posible elaborar una propuesta de clasificación de los analistas a considerar tanto la rentabilidad, ya la consistencia de estas predicciones, llamado coeficiente de Análisis. Este ranking se dio mejores resultados, teniendo en cuenta el retorno/desviación estándar.

Palabras claves: Analista financiero. Previsión del Precio. Acciones recomendadas. Previsión del Rendimientos. Evaluación.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Volume de IPOs e follows-ons entre 2004 e 2013 no Brasil	20
Figura 2 – Modelo conceitual da pesquisa sobre analistas	23
Figura 3 – Distribuição do PFE do consenso	48
Figura 4 – Boxplot do PFE do consenso	49
Figura 5 – Distribuição do PFE dos analistas	66
Figura 6 – Distribuição do CMAR do analista número 1 em recomendação	80
Figura 7 – Estrutura das instituições	98

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resumo dos efeitos esperados das hipóteses - consenso	42
Tabela 2 – Estatística descritiva - consenso	43
Tabela 3 – Matriz de correlações - consenso	45
Tabela 4 – Determinantes do viés do consenso - aspectos econômicos	47
Tabela 5 – Determinantes do viés do consenso - recomendações	50
Tabela 6 – Informatividade das revisões do consenso	51
Tabela 7 – Resumo dos efeitos esperados das hipóteses - aprendizado	62
Tabela 8 – Estatística descritiva - aprendizado	63
Tabela 9 – Matriz de correlações - aprendizado	65
Tabela 10 – Experiência e complexidade	67
Tabela 11 – Análise individual da informatividade	68
Tabela 12 – Resumo dos efeitos esperados das hipóteses - classificação	75
Tabela 13 – Estatística descritiva dos analistas - classificação	75
Tabela 14 – Matriz de correlações - classificação	76
Tabela 15 – Acurácia e retorno dos analistas	77
Tabela 16 – Cinco melhores analistas em 2012	78
Tabela 17 – Resultados das classificações de analistas <i>all-star</i>	83
Tabela 18 – Resultados das classificações de analistas não <i>all-star</i>	84
Tabela 19 – Ranking da acurácia do consenso por empresa, capítulo 4	101
Tabela 20 – Lista de variáveis - capítulo 4	104
Tabela 21 – Lista de variáveis - capítulo 5	104
Tabela 22 – Lista de variáveis - capítulo 6	105
Tabela 23 – Testes estatísticos dos modelos do capítulo 4	106
Tabela 24 – Testes estatísticos dos modelos do capítulo 5	107
Tabela 25 – Testes estatísticos dos modelos do capítulo 6	107
Tabela 26 – Lista de analistas e corretoras	108
Tabela 27 – Os melhores 10 analistas <i>all-star</i> por ano baseado na classificação proposta: ordem alfabética	116

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Problema de pesquisa	19
1.2	Objetivos	19
1.2.1	Objetivo geral	19
1.2.2	Objetivos específicos	19
1.3	Justificativa	20
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	22
2.1	Estrutura teórica	22
2.1.1	As previsões de preços-alvo	24
2.2	As previsões e recomendações em mercados emergentes	26
2.3	Pesquisas no brasil	27
2.4	Medidas de desempenho de analistas	28
2.4.1	Viés	28
2.4.2	Acurácia	28
2.4.3	Informatividade	28
3	METODOLOGIA DA PESQUISA	30
3.1	Modelo empírico	30
3.2	Dados	32
4	DESEMPENHO DO CONSENSO DOS ANALISTAS	34
4.1	Introdução	34
4.2	Revisão teórica e as hipóteses	35
4.2.1	Viés e acurácia do consenso	35
4.2.2	Informatividade do consenso	39
4.3	Resultados empíricos	42
4.3.1	Estatística descritiva	42
4.3.2	Matriz de correlações	44

4.3.3	Análise do viés e da acurácia do consenso	46
4.3.4	Análise da informatividade	51
4.4	Considerações parciais	52
5	O APRENDIZADO E A COMPLEXIDADE DA CARTEIRA	54
5.1	Introdução	54
5.2	Revisão teórica e as hipóteses	56
5.2.1	Aprendizado pela experiência e a complexidade da Carteira .	56
5.2.2	Aprendizado pela Informatividade	59
5.3	Resultados empíricos	63
5.3.1	Estatística descritiva	63
5.3.2	Matriz de correlações	64
5.3.3	Análise do aprendizado por experiência e complexidade da carteira	66
5.3.4	Análise do aprendizado pela informatividade	68
5.4	Considerações parciais	69
6	CLASSIFICAÇÃO DE MELHORES ANALISTAS (<i>ALL-STAR</i>)	71
6.1	Introdução	71
6.2	Revisão teórica e as hipóteses	73
6.2.1	Acurácia e retorno	73
6.3	Resultados empíricos	75
6.3.1	Estatística descritiva	75
6.3.2	Matriz de correlações	76
6.3.3	Análise da acurácia x retorno	76
6.3.4	Análise das classificações de analistas	78
6.3.5	Proposta de classificação de analistas	80
6.4	Considerações parciais	84
7	CONCLUSÕES	87

REFERÊNCIAS	91
APÊNDICE A – ATIVIDADE DE ANÁLISE NO BRASIL .	98
APÊNDICE B – CLASSIFICAÇÃO DA ACURÁCIA DO CON- SENSO	101
APÊNDICE C – LISTAS DE VARIÁVEIS UTILIZADAS NA PESQUISA	104
APÊNDICE D – TESTES ESTATÍSTICOS DOS MODELOS EM PAINEL	106
APÊNDICE E – LISTA DE ANALISTAS E CORRETORAS	108
APÊNDICE F – OS 10 MELHORES ANALISTAS	116

1 INTRODUÇÃO

O principal papel dos analistas de mercado é realizar recomendações (comprar-vender) a investidores. Essas sugestões são feitas com base em previsões dos resultados e do valor esperado das empresas. Os investidores que são seus clientes buscam melhores resultados no gerenciamento de seus recursos. Na execução dessa atividade os analistas emitem relatórios contendo análises que são divulgadas publicamente e documentadas por sistemas de gerenciamento de informações financeiras como o *Institutional Brokers Estimate System I/B/E/S*, da *Thomson One Analytics*, e o Bloomberg.

O papel dessas análises é fornecer boas recomendações aos seus clientes, motivando-os a realizar operações através das corretoras, que por sua vez pagam comissões aos analistas. Porém, há alguns indícios de que essa atividade, em alguns momentos, pode apresentar vieses que distorcem as previsões e recomendações, principalmente por meio de incentivos pelas comissões pagas (HAYES; LEVINE, 2000). Tal evidência implica a necessidade de avaliar o desempenho desse serviço.

Diante do conflito entre comissão e qualidade da recomendação, a credibilidade desses relatórios é questionada, pois os agentes desinformados (investidores) duvidam das informações de agentes informados (analistas). Com o propósito de reduzir esses conflitos, são publicados relatórios de classificações dos analistas na busca de aumentar a competitividade e a confiabilidade (EMERY; LI, 2009).

Por outro lado, Emery e Li (2009) mostram argumentos de que algumas dessas classificações, pouco investigadas cientificamente, podem conter falhas pela forma como são elaboradas e pelos critérios adotados. Os principais *rankings* de analistas discutidos na pesquisa de Emery e Li (2009) são o "*Best on The Street*" emitido pelo *Wall Street Journal* e os relatórios emitidos pelo *Institutional Investor*. No Brasil, não foi encontrado relatório público referente à classificação de analistas por suas previsões ou recomendações, existindo apenas relatórios de desempenho de fundos de investimentos.

Para analisar os *rankings* dos analistas é necessário compreender como é medido o desempenho do analista, em relação ao ganho proveniente das recomendações (vender-

manter-comprar), o grau de informatividade e à acurácia¹ das previsões. No Brasil, há poucos trabalhos no campo de previsão de analistas (MARTINEZ, 2004; VILLALOBOS, 2005; DALMACIO, 2009; DUMER, 2012, e.g.), mas nenhum buscou investigar as classificações dos analistas de mercado.

Essas medidas de desempenho variam com o tempo, pois há elementos que interferem nas decisões dos analistas, como a *expertise*. Em primeiro lugar vem o efeito do aprendizado com a experiência, pois há evidências de que a experiência contribui para a qualidade das previsões. Em segundo lugar vem a complexidade da carteira, medida pela quantidade de ativos e de setores que os analistas cobrem. As evidências mostram que o aumento da complexidade reduz a qualidade nas previsões (MIKHAIL; WALTHER; WILLIS, 1997; CLEMENT, 1999; JACOB; LYS; NEALE, 1999; BRADSHAW; BROWN; HUANG, 2013).

Considerando tais aspectos determinantes do desempenho e como se alteram no tempo, é possível levantar as características que representaram um bom profissional no Brasil. No mercado norte-americano essa característica é tratada com a identificação dos *all-star Analyst*. A classificação dos analistas pode ser uma contribuição para sua carreira profissional, valorizando os melhores em determinado período. Vale salientar que a melhoria das atividades desempenhadas pelos agentes de intermediação deve contemplar de forma consistente previsões e recomendações que não se baseiem puramente no acaso (HILARY; HSU, 2013).

Hilary e Hsu (2013) criticam a análise de desempenho puramente baseada na acurácia ou no retorno da recomendação. Uma métrica sugerida é a consistência dessas previsões, que é uma forma de evitar que os *rankings* de analistas pontuem fortemente profissionais que tiveram apenas sorte em realizar uma boa previsão ou uma boa recomendação. Brown e Huang (2013) mostram que a consistência é um importante sinal tanto para a avaliação de empresas como para os ganhos de previsão.

O mercado pode aprender com seus erros e assimilar as mudanças de forma

¹ O termo "acurácia" ou "exatidão" reflete o grau de concordância entre o resultado de uma medição e o valor verdadeiro do mensurado. Diferentemente, o termo "precisão" não se adequa, devido ao fato de ser um conceito que indica o grau de concordância entre os diversos resultados obtidos em condições de repetitividade.

mais precisa, quando se aumenta a competitividade entre as atividades de investimento (MARTINEZ, 2004). Tendo em vista a contribuição das classificações de analistas no mercado norte-americano e europeu e as recentes discussões sobre a dificuldade de observar apenas critérios singulares, foi possível chegar a um questionamento sobre as classificações de desempenho de analistas *all-star* no Brasil. Para isso, é necessário compreender o desempenho dos analistas e como eles melhoram a qualidade em sua atividade nesse mercado.

Na realização da avaliação de desempenho dos analistas no mercado de ações brasileiro, chegou-se aos principais elementos de diferenciação desta pesquisa: em primeiro lugar (i) análise de preços no lugar de Lucro por Ação-LPA, o que possibilita analisar conjuntamente as previsões preços e recomendações dos analistas; (ii) uso do volume de negociação como medida alternativa de informatividade, pois Martinez (2008) encontrou indícios de baixa informatividade em relação ao uso de retornos; (iii) janela de dados entre 2005 e 2013 da BM&FBovespa atualizando as pesquisas anteriores no Brasil de, Martinez (2004), Villalobos (2005), Dalmacio (2009) e Dumer (2012); (iv) uso de uma *proxy* para volatilidade no mercado brasileiro, pois conforme Lobo, Song e Stanford (2012), tem um impacto forte nas previsões e ainda não há indícios no Brasil; (v) análise das classificações de analistas *all-star* aplicadas ao mercado brasileiro e, por fim, (vi) a proposta de uma classificação de analistas, considerando a consistência das previsões, o que conforme Hilary e Hsu (2013) é um importante elemento para analisar o desempenho.

Esse trabalho está estruturado da seguinte forma: o primeiro capítulo trata da introdução da tese, considerando a elaboração da problema de pesquisa e o objetivo a ser alcançado; no segundo capítulo foi realizada uma revisão das evidências empíricas do campo de estudo, assim como a descrição das medidas de desempenho utilizadas; no terceiro capítulo foi descrita a metodologia utilizada nesta pesquisa; o quarto capítulo consiste em uma análise do desempenho em relação à medida do consenso; no quinto capítulo foi realizado o estudo sobre o aprendizado e a complexidade da carteira do analista; no sexto capítulo são estudadas as classificações de analistas e é proposto um novo modelo e, por último, no sétimo capítulo foi concluído o estudo.

1.1 Problema de pesquisa

Considerando a carência de pesquisas e evidências relacionadas às principais classificações de analistas no mercado brasileiro e tendo em vista novos aspectos que devem ser observados, como a consistência das previsões e recomendações, esta pesquisa busca responder ao seguinte questionamento:

Como avaliar o desempenho e classificar os analistas all-star, considerando as previsões de preços e recomendações e a consistência?

Esta pesquisa busca observar o desempenho dos analistas sob o aspecto da acurácia das previsões de preços, o aspecto dos ganhos provenientes das recomendações (comprar-manter-vender), como também sob o aspecto da consistência da acurácia.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Analisar o comportamento de analistas Sell-Side no mercado de ações brasileiro e propor uma classificação de analistas *all-star*, considerando o desempenho entre 2005 e 2013 das previsões de preços e recomendações no mercado de ações brasileiro.

1.2.2 Objetivos específicos

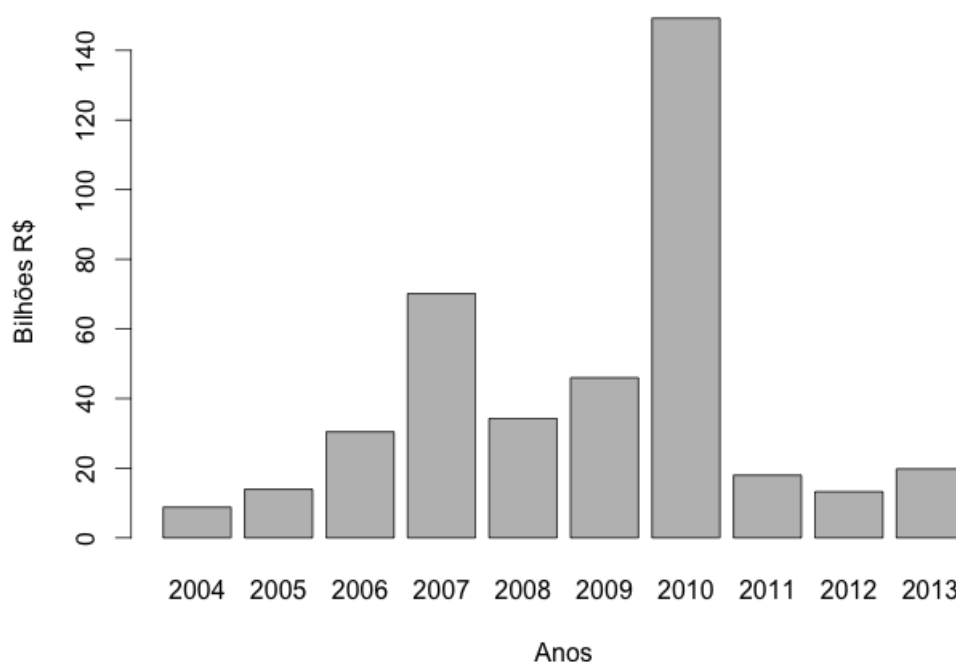
1. Analisar o desempenho do consenso de preços e das recomendações de ações de analistas sell-side que atuam no mercado brasileiro;
2. Compreender como o desempenho das previsões e recomendações se modificam, considerando o efeito do aprendizado pela experiência e da complexidade das carteiras de cobertura dos analistas que atuam no mercado brasileiro;
3. Avaliar as principais metodologias de classificação de analistas sell-side utilizadas;
4. Propor uma forma de classificação de analistas.

1.3 Justificativa

O mercado financeiro emergente brasileiro necessita de estudos que contribuam para a melhoria e apontem novos caminhos para o crescimento da eficiência dos serviços ofertados. Diante disso, um dos aspectos fundamentais para esse crescimento é contribuir para o desempenho dos agentes que o compõe, como as instituições e os indivíduos que atuam. Os analistas de mercado são peças-chave para aumentar a credibilidade do mesmo e para atender à demanda de investidores.

Um elemento importante para incentivar mais pesquisas que discutam o desempenho de agentes é o crescimento de ofertas de ações nos últimos dez anos no Brasil, principalmente em 2010, conforme dados da BM&FBovespas, na figura 1.

Figura 1 – Volume de IPOs e follows-ons entre 2004 e 2013 no Brasil



Fonte: BM&FBovespa

Considerando as evidências de que o mercado brasileiro vem melhorando sua eficiência (MOBAREK; FIORANTE, 2014) e que as pesquisas sobre analistas utilizaram janelas de tempo até 2008 (MARTINEZ, 2004; VILLALOBOS, 2005; DALMACIO, 2009;

DUMER, 2012, e.g.), é necessário que novas pesquisas possam verificar se o desempenho dessa atividade vem crescendo. Não apenas pelas modificações no mercado, mas também por suas particularidades. Dentre as especificidades locais, há também a volatilidade, principalmente influenciada pelo mercado americano (BIANCONI; YOSHINO; SOUSA, 2013, e.g.), pois conforme Lobo, Song e Stanford (2012), a volatilidade é fator de alto impacto na acurácia das previsões e recomendações.

Em relação à atividade, essa pesquisa contribui para explorar as particularidades do desempenho e do aprendizado de analistas que atuam no Brasil, a fim de propor uma classificação que possa mostrar os melhores profissionais que o mercado oferece. A partir desta pesquisa, órgãos de classe e instituições envolvidas, como a Associação dos Analistas e Profissionais de Investimento do Mercado de Capitais-APIMEC, poderão premiar e incentivar a melhoria dos serviços. No apêndice A há uma breve explicação sobre a atividade e os órgãos reguladores no Brasil.

Em relação a investidores, esses poderão ter acesso a profissionais que realmente ofereçam retornos anormais positivos aos seus investimentos, considerando a qualidade nas previsões de forma consistente. Investidores institucionais têm maior preferência por analistas mais estáveis em suas previsões, além disso, analistas mais consistentes são menos propensos a serem rebaixados para corretoras menos prestigiosas (HILARY; HSU, 2013).

Em relação à teoria sobre o tema, este trabalho busca incentivar mais pesquisas empíricas que possam compreender o comportamento dos analistas e como seu comportamento pode influenciar o processo de decisão em sua atividade. Poucas pesquisas internacionais foram realizadas com o intuito de prover melhorias nas classificações de analistas no mundo, contribuindo para entender como os profissionais podem se tornar um analista *all-star* (EMERY; LI, 2009).

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Estrutura teórica

A pesquisa no tema previsibilidade de analistas não possui uma teoria central. A análise do processo de decisão tem consequências em diversos pilares teóricos como a eficiência do mercado, aspectos comportamentais dos indivíduos, avaliações de empresas e outros.

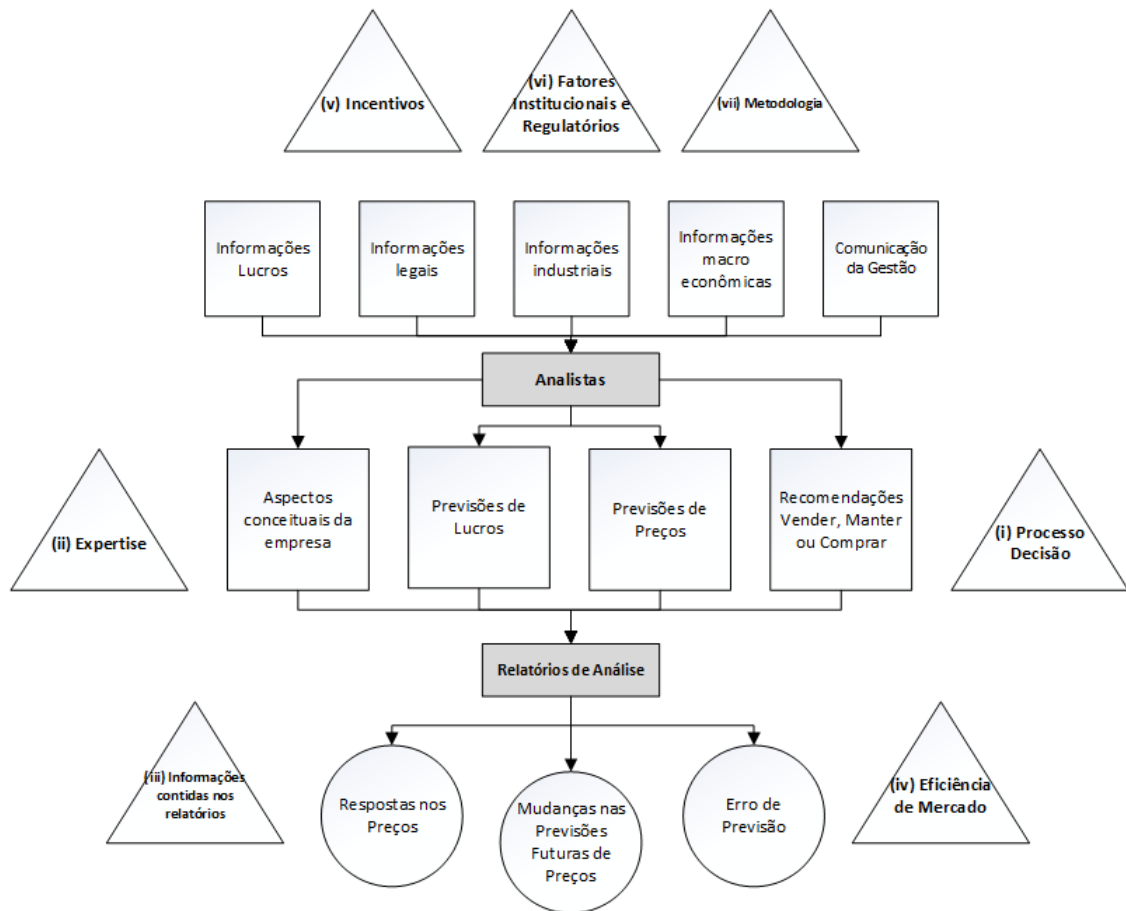
Ramnath, Rock e Shane (2008) esquematizam a taxonomia dessa área de pesquisa e a sintetizam em sete linhas: (i) processo de decisão dos analistas; (ii) a natureza da *expertise* dos analistas; (iii) o conteúdo informacional dos relatórios; (iv) eficiência de mercado; (v) incentivos e viés comportamental; (vi) os efeitos institucionais e regulatórios do ambiente; e, (vii) os métodos de pesquisa utilizados. A figura 2 mostra as áreas de pesquisa com a atividade dos analistas.

Os itens (i) e (ii) se concentram em investigar o processo de análise e como esse processo se aperfeiçoa com o passar do tempo. O item (i) busca compreender os determinantes das escolhas realizadas (BRADSHAW, 2002, e.g.). O item (ii) se dedica a analisar a natureza da *expertise* dos analistas, o que os faz aprenderem com o tempo, sejam habilidades, experiência, ou se seguem uma manada (MIKHAIL; WALTHER; WILLIS, 1997; JACOB; LYS; NEALE, 1999; CLEMENT, 1999; BROWN, 2001; HIRST; HOPKINS; WAHLEN, 2004; CHENG; LIU; QIAN, 2006, e.g.).

Por último, os itens (iii) e (iv) tratam dos produtos finais dos analistas, que são seus relatórios emitidos. O item (iii) trata do conteúdo informacional, associado principalmente às revisões das previsões, das recomendações e dos conteúdos dos relatórios emitidos (HIRST; KOONCE; SIMKO, 1995; FRANCIS; SOFFER, 1997; KIM; LIN; SLOVIN, 1997; BRAV; LEHAVY, 2003; ASQUITH; MIKHAIL; AU, 2005, e.g.). O item (iv) está associado à eficiência com que o mercado assimila o conteúdo informacional das previsões e recomendações (MIKHAIL; WALTHER; WILLIS, 2003, e.g.).

Os itens (v), (vi) e (vii) são aspectos exógenos estudados nas pesquisas de previsões de analistas. O item (v) trata dos incentivos dos analistas e os vieses comportamen-

Figura 2 – Modelo conceitual da pesquisa sobre analistas



Fonte: adaptado de [Ramnath, Rock e Shane \(2008\)](#)

tais. As questões de pesquisa na área se dedicam a responder como o gerenciamento desses incentivos impacta as previsões e recomendações e, como consequência, o otimismo e o pessimismo ([HAYES; LEVINE, 2000](#), e.g.). O item (vi) trata como o ambiente regulatório, a governança corporativa, normas e regras legais impostas pelo mercado impactam as previsões e recomendações ([DALMACIO *et al.*, 2013](#); [MARTINEZ; DUMER, 2014](#), e.g.). O item (vii), em geral busca compreender como as metodologias de pesquisas adotadas podem distorcer o real comportamento dos analistas na construção, condução e validação dos modelos estatísticos ([ABARBANELL; LEHAVY, 2003a](#); [GU; WU, 2003](#), e.g.).

Para delimitar a sustentação teórica deste pesquisa foram selecionadas as linhas associadas à presente questão, com base na categorização de [Ramnath, Rock e Shane \(2008\)](#). O estudo empírico desta tese se concentra nos itens (i), (ii) e (iii), que são o processo de decisão e suas escolhas ao longo do tempo e também sobre o efeito da

experiência e aprendizado na capacidade do analista em selecionar essas escolhas. As pesquisas iniciais acerca desses pilares, conforme [Schipper \(1991\)](#) e [Brown \(1993\)](#), já apontavam sobre a necessidade de compreender o processo decisório e as regras do processo de previsibilidade de analistas, principalmente após anúncios de ganhos.

O motivo dessa delimitação é que os relatórios emitidos pelos analistas são importantes para o mercado, principalmente por conduzir e canalizar informações públicas e privadas, pois considerando a concepção de eficiência de mercado, quanto mais rápida a informação é compartilhada e assimilada, mais eficiente é o mercado ([SO, 2013](#)). [Gleason e Lee \(2003\)](#) utilizam o mesmo argumento de que as previsões de analistas são informativas ao mercado e demonstram evidências de que erros históricos conduzem a erros futuros. Como se pode perceber, as pesquisas se interessam em responder como esses indivíduos realizam o processo de precificação.

2.1.1 As previsões de preços-alvo

As pesquisas na área já possuem mais de meio século, começando em discussões sobre o papel dos analistas ([GODFREY, 1953](#), e.g.). Porém, [Ramnath, Rock e Shane \(2008\)](#) e [Bradshaw, Brown e Huang \(2013\)](#) sintetizam que a grande maioria dos trabalhos investigam as previsões baseadas nas estimativas de lucros das empresas, principalmente pela facilidade de sua estimativa, tendo como base investigar os determinantes de boas previsões e da existência de vieses.

Para análise, a frequência das previsões de preços alvo é diferente, mostrando aspectos menos conflitantes que a variável lucro. Essa consideração é baseada nos seguintes resultados: (i) o argumento de [Kerl \(2011\)](#) que as previsões de preços alvo parecem ser menos viesadas por influências como conflitos de interesses dos indivíduos e (ii) [Asquith, Mikhail e Au \(2005\)](#) mostram que o efeito informacional das revisões de preços-alvo apresentam maior força do que as revisões das previsões de lucros. Tais evidências demonstram atratividade para análise dos preços-alvo.

Esses preços-alvo, de acordo com [Bradshaw \(2002\)](#), são uma forma de justificar as recomendações. A principal evidência de [Bradshaw \(2002\)](#) foi a existência de momentos de viés de autosseleção, o que significa que os analistas preferem não divulgar previsões

de preços quando essas não apoiam suas recomendações ou quando não têm segurança sobre suas estimativas, inclusive pelo efeito informacional que essas previsões possuem.

Brav e Lehavy (2003) e Asquith, Mikhail e Au (2005), por sua vez, realizaram análise informacional e observaram impacto significativo no mercado pelas revisões das previsões de preços-alvo, assim como as revisões das recomendações e das projeções de lucros. O ponto-chave de Brav e Lehavy (2003) é que os analistas convergem o grau de recomendação para transmitir confiança em sua previsão de preço, Asquith, Mikhail e Au (2005) fazem a diferenciação entre revisões para menos (*downgrades*) e revisões para mais (*upgrades*). Um indício importante é que os investidores reagem de forma mais significativa quando os relatórios mostram revisões para menos (*downgrades*).

Também há evidências com pesquisas no mercado Europeu, Bonini *et al.* (2010), no mercado italiano, por sua vez, criticam a métrica tradicional de acuracidade, principalmente pela não reversão à média e pela autocorrelação. Tais elementos dificultam a análise dos determinantes, comprometendo evidências anteriores. Para isso, se faz necessário o uso de modelos para análise que corrijam tais aspectos, Kerl (2011), no mercado alemão, também se concentrou em analisar a acurácia dos preços-alvo, mas sob outra forma de mensuração. Os principais resultados mostraram que o aumento da acurácia está associado a maiores retornos, assim como a recomendações de compra. Quanto à volatilidade, está relacionada negativamente com essa acurácia, indício também observado por Bradshaw, Brown e Huang (2013).

Bradshaw, Brown e Huang (2013), que analisam os determinantes e o comportamento dos erros ao longo do tempo, mostram que os analistas têm capacidades limitadas para persistentemente realizar previsões com acurácia. Apesar de investidores não considerarem a acurácia dos preços-alvo como diferencial, a métrica é defendida por Bradshaw, Brown e Huang (2013) como medida importante do desempenho do analista, pois é uma forma de validar a recomendação.

2.2 As previsões e recomendações em mercados emergentes

Os países emergentes, como o Brasil, são considerados mercados em desenvolvimento e se espera que os analistas possuam fraco desempenho em suas previsões, pois as evidências encontradas por [Martinez \(2007\)](#) e [Moshirian, Ng e Wu \(2009\)](#) apontam baixa acurácia na previsão de lucros. Porém, [Karamanou \(2012\)](#) demonstra que a qualidade dessas análises nesses mercados tendem a melhorar com o tempo, não apenas pelo crescimento econômico, mas também em resposta a pressões pelos clientes e pelo aumento da experiência dos analistas.

Outra hipótese evidenciada em [Karamanou \(2012\)](#) é que o mercado se baseia em previsões anteriores dos analistas para investir. Essa evidência também é encontrada em pesquisas no Brasil, como as de [Martinez \(2007\)](#) e [Saito, Villalobos e Benetti \(2008\)](#). Ainda assim, há controvérsias. É possível que os analistas não incorporem plenamente mudanças anteriores nos preços ([ABARBANELL, 1991](#)), pois dependem também de outros elementos extrínsecos. A persistência nos erros é um exemplo de elemento que provoca assimetria informacional, observada em alguns desses mercados ([LI, 2005](#)).

A existência de assimetria informacional possibilita, segundo [Moshirian, Ng e Wu \(2009\)](#), a obtenção de retornos anormais pelos investidores que reagem rapidamente à divulgação de informações. Essa assimetria é proveniente de distorções, como o fato de que o número de recomendações de vendas é muito menor que o número de recomendações de compra, principalmente em comparação com mercados desenvolvidos ([MOSHIRIAN; NG; WU, 2009](#)).

Outros fatores observados em mercados emergentes podem gerar distorções nas previsões, provocando erros maiores. Exemplos desses fatores são a alta volatilidade ([LOBO; SONG; STANFORD, 2012](#), e.g.) e a influência do mercado americano no Brasil ([BIANCONI; YOSHINO; SOUSA, 2013](#), e.g.). Foi explorado o comportamento dos agentes durante a crise financeira de 2008, visto o efeito recebido no mercado brasileiro.

2.3 Pesquisas no Brasil

No Brasil, poucos trabalhos se dedicaram à pesquisa de analistas que cobrem empresas na BM&FBovespa. Em pesquisa no Banco de Teses e Dissertações da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior-CAPES e em portais de pesquisa similares em grandes universidades brasileiras foram encontradas as teses de doutorado de [Martinez \(2004\)](#) e [Dalmacio \(2009\)](#) e as dissertações de mestrado de [Villalobos \(2005\)](#) e [Dumer \(2012\)](#).

Em periódicos nacionais, poucos artigos científicos foram encontrados: as pesquisas de [Martinez \(2007\)](#), que investiga o otimismo de previsões dos analistas no mercado brasileiro, a de [Martinez \(2008\)](#) que analisa o impacto das revisões das projeções e [Martinez \(2009\)](#) que investiga os determinantes dessa acurácia.

O trabalho de [Saito, Villalobos e Benetti \(2008\)](#), por sua vez, investiga os determinantes da qualidade das previsões de analistas de mercado. A pesquisa de [Dalmacio et al. \(2013\)](#) que analisa o impacto de práticas de governança na acurácia dos analistas. E, por fim, a pesquisa de [Martinez e Dumer \(2014\)](#), que analisa o efeito do desempenho em relação à adoção do IFRS no Brasil.

Os principais resultados encontrados por [Martinez \(2007\)](#) foram: o fraco desempenho de acurácia e previsão no mercado; os erros de previsão são correlacionados com erros de períodos anteriores, o que também é evidência encontrada em [Saito, Villalobos e Benetti \(2008\)](#) e [Martinez \(2009\)](#); os analistas de empresas brasileiras apresentaram otimismo persistente em termos médios.

O resultado de [Martinez \(2008\)](#) complementa a evidência de momentos de pessimismo no mercado, demonstrando impactos diferentes para revisões negativas e positivas. Mas, o mais evidente nessa última pesquisa é que o mercado brasileiro é mais sensível às más notícias do que mercados desenvolvidos, como o americano. Em relação à governança, [Saito, Villalobos e Benetti \(2008\)](#) apresentam relações fortes na melhoria da acurácia em relação ao nível de governança corporativa da firma. Em relação ao IFRS, [Martinez e Dumer \(2014\)](#) não detectaram alterações significativas pelas mudanças regulatórias.

2.4 Medidas de desempenho de analistas

2.4.1 Viés

O viés tenta capturar os erros de previsão. A equação 2.1 se refere ao *Percentage Forecast Error-PFE* proveniente da diferença percentual entre o *Forecast Price-FP* que é o preço previsto n meses antes e o *Last Price-LP* que é preço de fechamento n meses após a previsão. Essa métrica reflete o viés das estimativas, considerando cada ativo j no momento t referente a cada analista i . Se a média dos erros de previsão *PFE* for negativa e significativa, indica que as previsões foram maiores que os resultados apurados, demonstrando viés otimista. Caso for positiva e significativa, há um viés pessimista (BRADSHAW; BROWN; HUANG, 2013).

$$PFE_{ijt} = \frac{LP_{ijt} - FP_{ijt}}{LP_{ijt}} \quad (2.1)$$

2.4.2 Acurácia

A equação 2.2 tenta capturar a acurácia através do erro absoluto de previsão *Percentage Absolute Forecast Error-PAFE* obtido pela relação percentual absoluta entre o *Forecast Price-FP*, que é o preço previsto n meses antes, e o *Last Price-LP*, preço de fechamento n meses após a previsão. Essa métrica reflete a acurácia das previsões, considerando cada ativo j no momento t para cada analista i . Quanto mais próximas as médias do *PAFE* estão de zero, maior é a acurácia (BRADSHAW; BROWN; HUANG, 2013).

$$PAFE_{ijt} = \left| \frac{LP_{ijt} - FP_{ijt}}{LP_{ijt}} \right| \quad (2.2)$$

2.4.3 Informatividade

A métrica da informatividade mede a associação entre as revisões das previsões dos analistas e os retornos anormais dos ativos. Conforme Givoly e Lakonishok (1979), trata da observação de um comportamento anormal dos retornos dos ativos, proveniente das alterações nas previsões de preços pelos analistas. A revelação de novas revisões pos-

sibilita que o mercado reconheça que novas informações estão sendo inseridas, provocando perturbações nos preços.

A recomendação-*REC* (comprar-manter-vender) do analista é classificada em uma escala ordinal entre 1 e 5, em que 1-venda, 2-fracas venda, 3-manter, 4-fracas compra, 5-compra. O cálculo do retorno sobre a recomendação é realizado pela equação 2.3, baseado em Farooq (2013). O retorno acumulado *Cumulative Returns of Recommendation-CRR_{ijt}* é calculado pelo retorno da recomendação para n meses, proveniente da diferença entre o preço LP_{ijt} no momento t e o preço $LP_{ij(t+n)}$ negociado n meses depois.

$$CRR_{ijt} = \begin{cases} LP_{ijt}/LP_{ij(t+n)} - 1 & \text{caso } 1 \leq REC_{ijt} < 3 \\ 0 & \text{caso } REC_{ijt} = 3 \\ LP_{ij(t+n)}/LP_{ijt} - 1 & \text{caso } 3 < REC_{ijt} \leq 5 \end{cases} \quad (2.3)$$

Também foi utilizado o *Cumulative Market-Adjusted Return-CMAR_{ijt}* calculado pelo ajuste do retorno acumulado ao mercado na equação 2.4. O retorno ajustado é a diferença média entre o retorno da recomendação CRR_t e o retorno do mercado *Cumulative Market Return-CMR_{ijt}* para cada período de tempo t (FAROOQ, 2013).

$$CMAR_{ijt} = CRR_{ijt} - CMR_t \quad (2.4)$$

A análise da informatividade é medida pelo beta β da equação 2.5, pois é mensurada regredindo os retornos anormais $CMAR_{ijt}$, pelo percentual das revisões das previsões REV_{ijt} de cada ativo j , período t e analista i . Quanto maior a medida do beta β , maior é o efeito informacional.

$$CMAR_{ijt} = \alpha + \beta REV_{ijt} + \varepsilon_{ijt} \quad (2.5)$$

3 METODOLOGIA DA PESQUISA

3.1 Modelo empírico

As hipóteses foram investigadas por meio de modelos lineares em painel ou longitudinais, conforme equação 3.1. Cada variável dependente y_{it} de cada indivíduo observado i no momento t foi avaliada por meio de n determinantes $X_{it}\beta$, considerando ainda variáveis de controle específicas, de acordo com cada hipótese testada. O uso de modelos em painel contribuem para obtenção de maior grau de liberdade e aumento da eficiência da estimação dos parâmetros, assim como também ajuda a observar efeitos do tempo, denominados de c_{it} nos modelos.

Em uma análise cruzada, sem considerar esse efeito, o componente c_i está dentro do termo de erro μ_{it} , reduzindo a explicação da variável dependente (BALTAGI, 2008; PETERSEN, 2009; WOOLDRIDGE, 2010). Para a análise do indivíduo no painel foi construído um indexador proveniente da concatenação entre a variável da identificação do analista *ANALYST* e de identificação do ativo *ASSET*, pois se trata de um painel bidimensional entre cada $i = \text{"analista\$empresa"}$ em cada período de tempo t .

$$y_{it} = X_{it}\beta + c_i + \mu_{it}, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (3.1)$$

O painel não balanceado é natural nesse tipo de estudo, devido ao fato de que nem todas as empresas possuem previsões de preços em todos os momentos. Como não se pretende realizar comparações entre indivíduos, mas analisar os determinantes das métricas, o balanceamento do painel não foi necessário, o que também evitou perdas de informações. Também não foi utilizado nenhum modelo para completar o painel, devido à grande lacuna de dados nos primeiros anos, o que poderia gerar resultados irrealistas. O painel não balanceado se justifica por conter todas as previsões de mercado no período analisado (OBRIEN, 1987; SO, 2013).

O software R foi utilizado juntamente com o pacote *Panel Data Econometrics - PLM*. Os modelos utilizados foram regressões lineares por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO), considerando variações entre efeitos fixos e aleatórios. O efeito fixo presume que

c_i tem t fixo e i variante. O efeito aleatório considera que c_i tem t variante e i fixo. Para verificar essas diferenças, os testes utilizados foram de MQO agrupado, o de multiplicador de lagrange de [Breusch e Pagan \(1980\)](#) e o teste de especificação de [Hausman \(1978\)](#).

Por se tratar de um painel longo, o teste de autocorrelação se torna mais rigoroso para uma estimativa mais confiável dos parâmetros, para verificar foram utilizados os testes de [Breusch \(1978\)](#) e [Godfrey \(1978\)](#). Outro aspecto importante é a estacionariedade das métricas que serão regredidas, como o viés, a acurácia e os retornos, pois a não estacionariedade dos ativos pode provocar viés nos estimadores em painéis longos. Para verificar a estacionariedade foi utilizado o teste *Augmented Dickey and fuller*-ADF e quando foi necessário foi realizada a diferença da variável ([BALTAGI, 2008](#)). Os resultados dos testes de todos os modelos que incluem a avaliação dos pressupostos básicos de ambos os efeitos são descritos no apêndice [D](#). Para a validação dos pressupostos dos modelos de efeito fixo e aleatório foram realizadas análises por cada critério ([BALTAGI, 2008](#); [WOOLDRIDGE, 2010](#)).

Para assegurar estimadores não viesados, o tratamento das hipóteses elementares para os modelos baseados em efeitos fixos foram: na Hipótese EF1 que analisa a existência de efeitos não observados, para isso foram utilizados os testes F e o multiplicador de lagrange de [Breusch e Pagan \(1980\)](#), o que atendeu ao pressuposto; na Hipótese EF2, apesar de a amostragem ser não probabilística, não houve tentativa de extrapolar os resultados, o que possibilitou relaxar essa hipótese; na Hipótese EF3, se pressupõe que as variáveis explicativas não mudam com o tempo e não possuem linearidade perfeita, pressuposto validado por meio de análise gráfica; na Hipótese EF4, se pressupõe que não há associação entre o elemento não observado e a variável dependente especificada por $E(\mu_{it}|X_i, c_i) = 0, \quad t = 1, 2, \dots, T$. Para isso, foi utilizado o teste de especificação de [Hausman \(1978\)](#) para verificar o efeito do comportamento de c_i ([WOOLDRIDGE, 2010](#)).

O tratamento das hipóteses complementares para os modelos baseados em efeitos fixos foram: na Hipótese EF5, em relação à variância constante que representa a homocedasticidade, foi proposto o uso de uma covariância robusta para corrigir eventuais indícios de heterocedasticidade; na hipótese EF6, de não correlação entre os erros idiossincráticos, a covariância robusta proposta também corrigiu eventuais indícios de autocorrelação

serial; sob as condições das Hipóteses EF1 a EF6, o estimador β_i foi o melhor estimador linear não viesado (WOOLDRIDGE, 2010).

Na Hipótese EF7, de média esperada zero para os erros idiossincráticos, mesmo nos casos de não normalidade, o MQO assintótico minimiza a perda de confiabilidade quando $N \rightarrow \infty$, considerando N grande e T pequeno (considerando o tamanho do N e T nos bancos de dados utilizados é possível recorrer a essas aproximações), como também pela não extrapolação dos resultados (WOOLDRIDGE, 2010).

Para assegurar estimadores não viesados, o tratamento de algumas hipóteses elementares para os modelos baseados em efeitos aleatórios são diferentes, então, as hipóteses se alteram da seguinte forma: na Hipótese EA3 é semelhante à EF3 porém, as variáveis explicativas são constantes no tempo e não podem ter linearidade perfeita, a linearidade foi avaliada por meio de gráfico; na Hipótese EA4 é semelhante à EF4 porém, no modelo de efeitos aleatórios o termo c_i está no erro, então, $E(v_{it}|X_i) = 0$ para $t = 1, 2, \dots, T$ em que $v_{it} = c_i + \mu_{it}$. Foi utilizado o teste de especificação de Hausman (1978) para atender o pressuposto (WOOLDRIDGE, 2010).

A presença da autocorrelação e da heterocedasticidade afetam a matriz de covariância, provocando perda de confiabilidade dos modelos. Para resolver esse problema alguns trabalhos já sugerem o uso de alternativas mais robustas, como Clatworthy, Peel e Pope (2007) e So (2013). Logo, uma saída simples é estimar os modelos por meio de erros-padrão robustos para autocorrelação e heterocedasticidade. Para isso foi utilizado o modelo de Arellano (1987).

3.2 Dados

Para realização da pesquisa foram coletados dados dos preços dos ativos, suas previsões e recomendações de empresas pertencentes ao cadastro da BM&FBovespa. Os dados foram obtidos na plataforma Bloomberg[®]. Vale salientar que essas estimativas de preços são realizadas n meses antes ao seu alvo. Porém, para a medição do consenso entre as previsões é considerada a média das previsões dos últimos 3 meses, ou seja, o 9º, 10º e o 11º mês. A janela de coleta foi de 2005 a 2013, principalmente pela continuidade

das pesquisas de [Martinez \(2007\)](#) e [Martinez \(2008\)](#) e pela disponibilidade dos dados. A descrição das variáveis utilizadas está no apêndice [C](#).

As empresas selecionadas foram todas as empresas com ativos negociados na BM&FBovespa. A listagem foi consultada até novembro de 2013 e no total 404 empresas faziam parte dessa listagem, Proveniente destas empresas, 641 títulos eram cadastrados. Para a amostra, apenas 195 títulos possuíam previsões na janela utilizada. Em resumo, apenas 176 empresas apresentaram previsões e recomendações. Então, do total de 404 empresas cadastradas na BM&FBovespa, apenas 44% participaram da pesquisa. O banco de dados com as previsões e recomendações individuais resultou em um total de 62,548 observações. O banco de dados com o consenso das previsões por empresa resultou em 8,477 observações,

Em relação às corretoras, 75 das 80 cadastradas na BM&FBovespa estão na base de dados de 1,102 analistas cadastrados na Associação dos Analistas e Profissionais de Investimento do Mercado de Capitais-APIMEC. Os dados coletados foram previsões de preços e recomendações anuais com frequência diária. Porém, para otimizar as relações, foram utilizadas médias mensais. A lista completa das empresas e os respectivos ativos está no apêndice [B](#) e a lista completa dos analistas e corretoras está no apêndice [E](#).

4 DESEMPENHO DO CONSENSO DOS ANALISTAS

4.1 Introdução

Os analistas de mercado financeiro têm a tarefa de prospectar o valor das empresas e recomendar a compra e/ou venda de ações a investidores. Para isso, essas análises são consolidadas em relatórios contendo as previsões de preços, de lucros, recomendações e uma análise descritiva da empresa. Esses relatórios publicados visam informar investidores, contribuindo para os ganhos de seus investimentos.

As previsões dos analistas são emitidas em periodicidade não padronizada e alguns investidores utilizam o consenso dessas previsões como base para seus investimentos. O consenso consiste na média ou mediana das previsões realizadas para determinado período (STICKEL, 1993). E diferente do que havia pensado, Givoly e Lakonishok (1984) explicam que o consenso como *proxy* para expectativas de mercado não é tão consistente, pois se trata apenas de uma simples convergência à média e não representa a percepção do mercado como um todo. A falha está no fato de que nem todas as expectativas de mercado estão consolidadas no consenso, apenas de um grupo de analistas naquele determinado período de tempo.

Do ponto de vista da psicologia, o consenso tem um papel importante. Campbell e Sharpe (2009) mostram indícios de que os analistas apresentam momentos de ancoragem em valores passados recentes de séries previstas. A ancoragem é um tipo de erro cognitivo em que o indivíduo realiza sua previsão com base em determinado número, a partir dessa referência ele altera para mais ou para menos sua estimativa (POMPIAN, 2011).

Recentemente, Williams (2013) mostra que esse efeito está associado ao fato de que os indivíduos sobre-estimam a similaridade com outros indivíduos que é o consenso. Essa falha é chamada de Efeito do Falso Consenso. Nesse aspecto, Weinstein (1980) também mostra que outros erros cognitivos, além da ancoragem, estão associados, como o otimismo irreal sobre o futuro.

Uma vez que o consenso tem um importante papel no mercado, foi necessário realizar o seguinte questionamento: como se comportam as previsões de preços dos ana-

listas em conjunto no Brasil? Diante do exposto, *o objetivo deste capítulo foi analisar o desempenho do consenso das previsões de preços e das recomendações (comprar-manter-vender) de analistas sell-side no mercado de ações brasileiro*. O desempenho sintetiza a acurácia, o viés e a informatividade do consenso dessas previsões de preços. Além dessa avaliação, é importante destacar que também foram utilizadas variáveis relacionadas às recomendações. Por fim, poucas pesquisas no mercado têm investigado o consenso em relação às estimativas de preços dos analistas (BRADSHAW; BROWN; HUANG, 2013).

O foco desta análise é delimitada no Brasil, Mobarek e Fiorante (2014) mostram que os mercados emergentes vêm melhorando sua eficiência, o que implica supor que a acurácia das previsões e a qualidade das recomendações também estão melhorando (COEN; DESFLEURS, 2004; COEN *et al.*, 2005; MOSHIRIAN; NG; WU, 2009; KARAMANOU, 2012). Apesar de a análise em mercados emergentes realizada por Karamanou (2012) incluir o Brasil, alguns aspectos devem ser observados de forma específica, devido às particularidades.

As pesquisas de Moshirian, Ng e Wu (2009) e Karamanou (2012) foram realizadas abrangendo mercados emergentes em geral, e ambos salientam a necessidade de se avaliar o desempenho nesses mercados, devido a suas particularidades. Esses mercados emergentes, como o Brasil, são importantes, pois são oportunidades para diversificação de seus investimentos, por isso o crescente interesse de investidores estrangeiros (KARAMANOU, 2012),

4.2 Revisão teórica e as hipóteses

4.2.1 Viés e acurácia do consenso

O consenso das previsões dos analistas é considerado uma medida de tendência central das projeções de mercado. Algumas evidências anteriores buscavam demonstrar se esse consenso era uma *proxy* para as expectativas de mercado; porém, não foi um argumento válido, pelo fato de que cada previsão de analista ter momentos temporais diferentes. Considerando que as previsões não são sincronizadas e que nem todos os analistas emitem periodicamente suas análises; então, o argumento torna-se frágil (GIVOLY;

LAKONISHOK, 1984),

Apesar disso, alguns investidores usam o consenso para suas operações, pois há indícios de que essa métrica possui menor erro que as previsões individuais dos analistas (CAMPBELL; SHARPE, 2009). Campbell e Sharpe (2009) mostram evidências de que o analista apresenta erros cognitivos como a ancoragem, em que os analistas se ancoram em previsões anteriores, principalmente do consenso. O termo ancoragem está associado à persistência do viés ao longo do tempo. A percepção desse efeito possibilita o uso de estratégias de trading, com base na sobre e subavaliação em relação às previsões, o que possibilita uma média de retornos de 10% ajustados a custos de transação e *delays* de trading (LI, 2005).

Com isso, a hipótese 1 verifica a existência dessa persistência nos erros do consenso das previsões de preços. A equação 4.1 consiste na análise da relação entre o erro do consenso $PAFE$ e o erro anterior, que é $lag(PAFE, 1)$ defasado em um período. Na equação 4.2 foi utilizado o viés como forma de analisar a persistência do viés no tempo PFE . Para fins de análise, foi considerado o logaritmo da variável volume de negociação $VOLM$ como controle, pois se apresentou como um importante fator comum para todos os modelos, utilizado também em Bonini *et al.* (2010).

Hipótese 1: Os erros influenciam as previsões futuras

$$PAFE_{it} = \beta_0 + \beta_1 lag(PAFE_{it}, 1) + \beta_2 log(VOLM_{it}) + \varepsilon \quad (4.1)$$

$$PFE_{it} = \beta_0 + \beta_1 lag(PFE_{it}, 1) + \beta_2 log(VOLM_{it}) + \varepsilon \quad (4.2)$$

A persistência é documentada por pesquisas no Brasil, considerando os erros de previsões de lucros, como Martinez (2007), Saito, Villalobos e Benetti (2008) e Martinez (2009). Pesquisas internacionais também documentaram o efeito de persistência, como Brown (2001), considerando previsões de lucro; porém, em relação a preços, apenas a pesquisa de Bonini *et al.* (2010) evidencia essa associação.

Apesar desse efeito no tempo, o viés não é constante. Indícios apresentados por [Brown \(1996\)](#) demonstram que o mercado alterna entre momentos de pessimismo e otimismo. De acordo com [Abarbanell e Lehavy \(2003b\)](#), esse otimismo tende a se modificar ao longo do horizonte de tempo. No Brasil, [Martinez \(2007\)](#) apontou indícios de persistência desses erros ao longo do tempo até 2002, considerando as previsões de lucros. Levando em conta as mudanças econômicas ocorridas após o período, a hipótese 2 de que esses erros de previsão de preços foi analisada.

Hipótese 2: Os analistas apresentam viés de otimismo constante

Para analisar esse efeito foi considerada a equação 4.3, que analisa o efeito do tempo no viés. O $factor(ANO_{it})$ é o contraste entre os anos, considerando que para cada período foi construída uma dummy para análise desse efeito.

$$PFE_{it} = \beta_0 + \beta_1 factor(ANO_{it}) + \varepsilon \quad (4.3)$$

Considerando a possibilidade de modificações do viés no tempo é possível inferir também sobre os efeitos macroeconômicos. Efeitos econômicos foram observados em pesquisas anteriores, como [Coen e Desfleurs \(2004\)](#), analisando o efeito na crise do pacífico, em 1997, em países asiáticos. O resultado obtido foi o de que não surtiu efeito globalmente no desempenho das previsões. Posteriormente, [Farooq \(2013\)](#), através de uma análise mais robusta, detectou efeitos mais expressivos. Esses resultados possibilitaram supor que o efeito da crise contribuiu para o aumento do viés nos mercados. A hipótese 3 verifica alguns efeitos econômicos no comportamento das previsões dos analistas por meio da equação 4.4.

Hipótese 3: O viés de mercado está associado a variáveis econômicas

$$PFE = \beta_0 + \beta_1 lag(IBOV, 1) + \beta_2 lag(DOLAR, 1) + \beta_3 lag(SP500, 1) + \beta_4 lag(VIX, 1) + \beta_5 lag(TAXAJ, 1) + \varepsilon \quad (4.4)$$

Bradshaw, Brown e Huang (2013) também mostraram que a dificuldade dos analistas realizarem previsões de preços é semelhante à dificuldade de previsões de outras variáveis econômicas, como: taxas de juros, produto interno bruto, recessões e índices econômicos. Diante disso, considerando que os resultados das empresas também estão associados a efeitos econômicos, e que as recomendações se baseiam nas projeções desses lucros, os efeitos foram analisados em relação à variação do Ibovespa, à variação da taxa SELIC de juros de títulos do governo, pois é um importante referencial do nível de crédito, e à cotação do dólar pelo câmbio.

A análise da volatilidade também é um importante aspecto observado por analistas e investidores. A pesquisa de Kliger e Kudryavtsev (2013) mostra que a volatilidade provoca uma perturbação nas previsões de preços de analistas e documenta reações positivas (negativas) de preços para quedas (aumentos) do valor diário do VIX (*Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index*). Os autores explicam que é uma reação racional pelo reflexo econômico que o VIX representa. Esse efeito da volatilidade na acurácia também é corroborado por Lobo, Song e Stanford (2012).

Como no Brasil não há índice de mercado baseado no critério de volatilidade, e considerando a associação entre o mercado brasileiro e o americano apresentado por Bianconi, Yoshino e Sousa (2013), pode-se supor que alguns índices do mercado norte-americano, como o *VIX* e o *S&P500*, possam estar associados aos erros de previsão no mercado brasileiro. Todas as variáveis econômicas apresentadas foram defasadas em um período.

Outro elemento importante que deve ser considerado na análise do viés e da acurácia é a associação com as recomendações. Usando o argumento de Bradshaw (2002) de que a previsão é uma forma de justificar a recomendação, é possível que o argumento de Hirst, Koonce e Simko (1995), Francis e Soffer (1997) e Brown e Huang (2013) de que estas variáveis sejam associadas, parece válido. A hipótese 4 analisa essa associação.

Hipótese 4: Os erros de previsão estão associados às recomendações

A recomendação é dividida em cinco categorias que são 1-venda, 2-fracas venda, 3-manter, 4-fracas compra, 5-compra. No Bloomberg[®], o consenso dessas recomendações

também é calculado com base na média ou mediana da sugestão de cada analista. O primeiro passo é verificar se essa associação apresentada por [Hirst, Koonce e Simko \(1995\)](#), [Francis e Soffer \(1997\)](#), [Bradshaw \(2002\)](#) e [Brown e Huang \(2013\)](#) é válida. Então, a equação 4.5 tem o papel de verificar se o viés está associado ao consenso das recomendações *RECC*.

$$PFE_{it} = \beta_0 + \beta_1 RECC_{it} + \varepsilon \quad (4.5)$$

Outro argumento utilizado é que o número total de recomendações *RECT* seria uma *proxy* para o número de cobertura do ativo. A princípio, [Jacob, Lys e Neale \(1999\)](#) evidenciaram que o número de analistas cobrindo o ativo *RECT* contribui para melhoria da acurácia e redução do viés do consenso. A equação 4.6 analisa se o total de recomendações para determinado ativo contribui para a qualidade das análises.

$$PAFE_{it} = \beta_0 + \beta_1 RECT_{it} + \varepsilon \quad (4.6)$$

Se confirmadas essas associações, é possível que haja uma força motivacional para que os analistas deem ênfase principalmente a recomendações de compra ([FRANCIS; SOFFER, 1997](#)). Um exemplo: o analista, esperando que o preço possa cair no futuro, sugere a operação ao investidor, antes que ele receba menos comissão pelo trade. Diante disso, a equação 4.7 analisa o efeito do número de recomendações por categoria, vender, comprar ou manter,

$$PFE_{it} = \beta_0 + \beta_1 NUMB_{it} + \beta_2 NUMS_{it} + \beta_3 NUMH_{it} + \varepsilon \quad (4.7)$$

4.2.2 Informatividade do consenso

O grau de informatividade é um importante aspecto referente ao desempenho ([GIVOLY; LAKONISHOK, 1979](#)). Considerando que o consenso é um fator de ancoragem para futuras estimativas ([CAMPBELL; SHARPE, 2009](#)), é necessário verificar esse efeito em relação às revisões realizadas no preço-alvo do consenso, [Clement, Hales e Xue \(2011\)](#)

mostram que a capacidade de extração de informações do mercado é um fator que gera aprendizado aos analistas.

Em determinados momentos, há evidências de que a informação advinda das revisões das previsões de preços provocam fortes impactos sobre o movimento dos preços dos ativos. Considerando um mercado não eficiente, retornos anormais podem ser observados meses após as revisões das previsões (GIVOLY; LAKONISHOK, 1979).

A análise da informatividade é realizada conforme a equação 4.8, que verifica a relação entre as revisões $CREV$ e os retornos anormais $CMAR$. Considerando a previsão de preços, as pesquisas de Brav e Lehavy (2003) e Asquith, Mikhail e Au (2005) apontam forte associação entre as revisões das previsões e os retornos anormais, Brav e Lehavy (2003), especificamente, detectaram efeitos de persistência da informatividade até seis meses após as revisões.

Hipótese 5: as previsões dos analistas geram baixa informatividade

$$CMAR_{it} = \beta_0 + \beta_1 CREV_{it} + \beta_2 lag(CREV_{it}, 1) + \beta_3 CREVGRADE_{it} + \beta_4 \log(VOLM_{it}) + \varepsilon \quad (4.8)$$

O efeito da informatividade não se propaga no longo prazo. Essas perturbações, segundo Givoly e Lakonishok (1979), tendem a desaparecer no longo prazo. Os resultados na observação da informatividade são fruto de falha no equilíbrio de mercado e possibilita ao investidor obter ganhos após a divulgação de revisões das previsões dos analistas. Evidências sobre ganhos oriundos da observação das revisões de analistas são sintetizadas em estratégias por Barber *et al.* (2001).

No Brasil, considerando as projeções de lucros, Martinez (2008) encontrou indícios de baixa informatividade, assim como Moshirian, Ng e Wu (2009), em mercados emergentes. Considerando que esses mercados vêm aumentando a eficiência, conforme Mobarek e Fiorante (2014), é possível que a informatividade tenha se alterado ao longo do tempo.

Dentre as variáveis de controle, há o logaritmo do volume de negociações no pe-

ríodo *VOLM*, como já foi destacado; como também a variável *CREVGRADE*, que é uma *dummy* de controle entre *upgrades-0* que mostra um comportamento otimista e *downgrades-1* que mostra um comportamento pessimista das revisões. Conforme evidências de [Asquith, Mikhail e Au \(2005\)](#) os *downgrades* tem maior força informacional.

Adicionalmente, também foi analisado o efeito das revisões dos preços do consenso *CREV* sobre as recomendações *RECC*, conforme modelo especificado na equação 4.9. De acordo com [Brav e Lehavy \(2003\)](#), as revisões também têm um importante efeito sobre as recomendações, tendo mais efeito informacional nas recomendações de compra.

$$RECC_{it} = \beta_0 + \beta_1 REV_{it} + \beta_2 lag(REV_{it}, 1) + \beta_3 CREVGRADE_{it} + \beta_4 log(VOLM_{it}) + \varepsilon \quad (4.9)$$

Como nas pesquisas de [Martinez \(2008\)](#) e [Moshirian, Ng e Wu \(2009\)](#) houve indícios de baixa informatividade em relação aos retornos, foi utilizada outra variável complementar, [Chae \(2005\)](#), [Brown, Crocker e Foerster \(2009\)](#) e [Bamber, Barron e Stevens \(2011\)](#) exploraram o argumento de que o volume de negociação seria uma *proxy* para efeito informacional no mercado. Diante disso, propomos a análise da informatividade regredindo a variável *VOLM* pela variação das revisões do consenso de preços *CREV* na 4.10. A tabela 1 mostra o resumo dos efeitos esperados de cada hipótese.

$$log(VOLM) = \beta_0 + \beta_1 REV + \beta_2 lag(REV, 1) + \beta_3 CREVGRADE + \varepsilon \quad (4.10)$$

Tabela 1 – Resumo dos efeitos esperados das hipóteses - consenso

PFE é o percentual do erro de previsão, PAFE é o percentual absoluto do erro de previsão. CMAR é o retorno acumulado da recomendação ajustado ao mercado. $\log(\text{VOLM})$ é o logaritmo do volume de negociações do ativo no período. ANO é o ano da previsão. IBOV é o retorno do índice bovespa. DOLAR é a variação percentual da cotação do dólar em moeda local. SP500 é o retorno do índice S&P500. VIX é a variação percentual do *Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index*. TAXAJ é a variação percentual da taxa de juros determinada pela meta Selic. RECC é o consenso do rating de recomendações. RECT é o número total de recomendações de analistas naquele período para determinado ativo. NUMB é o número de recomendações de compra. NUMH é o número de recomendações de retenção. NUMS é o número de recomendações de vendas. CREV é o percentual da variação da previsão. Os sinais esperados são: '+' que é associação positiva entre as variáveis, '-' que é associação negativa entre as variáveis e 'ñ' em que não se espera associação entre as variáveis,

Hipótese	Equação	y_{it}	x_{it}	Sinal	Explicação do Efeito	Fundamentação
H1	4.1	PAFE	$\text{lag}(\text{PAFE},1)$	+	Efeito de persistência: Os erros estão associados no tempo	Brown (2001) Bonini <i>et al.</i> (2010)
H1	4.2	PFE	$\text{lag}(\text{PFE},1)$	+	Efeito de persistência: o viés está associado no tempo	Brown (2001) Bonini <i>et al.</i> (2010)
H2	4.3	PFE	$\text{factor}(\text{ANO})$	ñ	Não há efeitos significativos ao longo do tempo	Brown (1996) Abarbanel e Lehavy (2003b)
H3	4.4	PFE	$\text{lag}(\text{IBOV},1)$	-	O aumento do Ibovespa provoca otimismo no mercado,	Bradshaw, Brown e Huang (2013)
H3	4.4	PFE	$\text{lag}(\text{DOLAR},1)$	-	O aumento do dólar provoca otimismo no mercado,	Bradshaw, Brown e Huang (2013)
H3	4.4	PFE	$\text{lag}(\text{SP500},1)$	+	O aumento do desempenho do S&P500 aumenta o pessimismo no mercado,	Bianconi, Yoshino e Sousa (2013)
H3	4.4	PFE	$\text{lag}(\text{VIX},1)$	+	O aumento da volatilidade provoca pessimismo no mercado,	Kerl (2011) Lobo, Song e Stanford (2012) Bradshaw, Brown e Huang (2013) Klinger e Kudryavtsev (2013)
H3	4.4	PFE	$\text{lag}(\text{TAXAJ},1)$	+	O aumento da taxa de juros provoca pessimismo no mercado,	Bradshaw, Brown e Huang (2013)
H4	4.5	PFE	$\text{lag}(\text{RECC},1)$	-	Recomendações de compra geram otimismo, enquanto que recomendações de venda geram pessimismo	Hirst, Koonce e Simko (1995) Bradshaw (2002) Brown e Huang (2013)
H4	4.6	PAFE	RECT	-	O total de cobertura reduz os erros de previsão	Jacob, Lys e Neale (1999) Martinez (2009)
H4	4.7	PFE	NUMB	-	Os analistas dão mais ênfase às recomendações de compra	Francis e Soffer (1997)
H4	4.7	PFE	NUMS	ñ	Não há efeito significativo em relação ao número de recomendações de venda	Francis e Soffer (1997)
H4	4.7	PFE	NUMH	ñ	Não há efeito significativo em relação ao número de recomendações de manter	Francis e Soffer (1997)
H5	4.8	CMAR	CREV	+	As revisões apresentam informatividade nos retornos anormais	Brav e Lehavy (2003) Asquith, Mikhail e Au (2005)
H5	4.9	RECC	CREV	+	As revisões de preços upgrades estão mais associadas às recomendações de compra	Brav e Lehavy (2003)
H5	4.10	$\log(\text{VOLM})$	CREV	+	As revisões apresentam informatividade no volume negociado	Brav e Lehavy (2003) Asquith, Mikhail e Au (2005)

4.3 Resultados empíricos

4.3.1 Estatística descritiva

Cada métrica de desempenho foi analisada quanto a sua estatística descritiva, conforme tabela 2. Em primeira análise, as previsões de preços se mostraram em média com um viés otimista, considerando *PFE* médio em -0,41, incluindo um mínimo de -

11,04 pontos e um máximo de 0,79. O otimismo do consenso condiz com os resultados de Schipper (1991), Dreman e Berry (1995), Conroy e Harris (1995), Brown (1996), Beaver (2002), como também Martinez (2007), no Brasil, em relação a previsões de lucros.

Tabela 2 – Estatística descritiva - consenso

PFE é o percentual do erro de previsão. PAFE é o percentual absoluto do erro de previsão. CREV é o percentual da variação da previsão. CREVGRADE é uma dummy de diferenciação entre a variação negativa (downgrade) 1 e positiva (upgrade) 0 das revisões do consenso. CRR é o retorno acumulado da recomendação. CMAR é o retorno acumulado da recomendação ajustado ao mercado. RECC é o consenso do rating de recomendações. NUMB é o número de recomendações de compra. RECT é o número total de recomendações de analistas naquele período para determinado ativo. NUMH é o número de recomendações de retenção. NUMS é o número de recomendações de vendas. IBOV é o retorno do índice bovespa. DOLAR é a variação percentual da cotação do dólar em moeda local. SP500 é o retorno do índice S&P500. VIX é a variação percentual do *Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index*. TAXAJ é a variação percentual da taxa de juros determinada pela meta Selic, Todas as médias foram significativas a 99% de confiança.

Métrica	Média	Desvio Pad	Mediana	Min	Max	Amplitude
PFE	-0,41	0,93	-0,16	-11,04	0,79	11,83
PAFE	0,53	0,86	0,27	0,00	11,04	11,04
CREV	0,00	0,09	0,00	-0,90	6,16	7,06
CREVGRADE	0,45	0,50	0,00	0,00	1,00	1,00
CRR	0,13	0,69	0,06	-16,49	10,76	27,25
CMAR	0,06	0,64	0,04	-17,22	10,91	28,13
RECC	3,89	0,64	3,98	1,00	5,00	4,00
RECT	13,42	5,61	13,11	0,85	28,00	27,15
NUMB	7,15	4,20	6,52	0,00	22,00	22,00
NUMH	5,01	3,37	4,55	0,00	21,77	21,77
NUMS	1,26	1,74	1,00	0,00	15,25	15,25
IBOV	0,00	0,06	0,01	-0,24	0,15	0,39
DOLAR	0,00	0,04	-0,00	-0,06	0,21	0,27
SP500	0,01	0,04	0,02	-0,20	0,12	0,32
VIX	0,01	0,21	-0,02	-0,21	1,02	1,24
TAXAJ	-0,00	0,03	0,00	-0,08	0,07	0,15

A acurácia *PAFE* se demonstrou em torno de 0,53 pontos, próximo da média de Hilary e Hsu (2013) em relação à previsão de lucros e de Bradshaw, Brown e Huang (2013) em relação à previsão de preços no mercado norte-americano. Em mercados europeus, o mercado italiano, segundo Bonini *et al.* (2010), mostrou melhor acurácia, com 36%; porém em relação ao mercado alemão Kerl (2011) apresentou uma acurácia de 56%. Em contrapartida, o desvio padrão no Brasil mostrou em um nível maior, nesse caso o mercado brasileiro apresentou uma baixa consistência em relação aos outros mercado.

As revisões *REV*, em média foram de 0%, mas com desvios de 9%. A variável *CREVGRADE* ficou com média de 45% de *downgrades*, que são as revisões para menos,

e 55% de *upgrades*, que são as revisões para mais. As revisões do consenso das estimativas de preços resultaram em uma média em torno de 0 e um desvio padrão de 9%, apesar dos desvios, os desvios para mais (*upgrades*) alcançaram até 600% em função do otimismo apresentado. O retorno proveniente das recomendações *CRR* resultaram em uma média acumulada de 13%, o que resultou em um prêmio médio de 6% de retornos acumulados acima do mercado pelo *CMAR*.

A média do total de *RECT* foi 13, o que acarreta em uma média de que 13 analistas fizeram recomendações no período. O número médio de recomendações de compras *NUMB* 7,15 foi bem acima das recomendações de retenção *NUMH* 5,01 e de venda *NUMS* 1,26. Com isso, o consenso de recomendação *RECC* resultou em 3,89. O valor excessivo de recomendações de compra acima das de venda é uma evidência em mercados emergentes, de acordo com Moshirian, Ng e Wu (2009). Porém, essa ênfase também é observada em alguns mercados europeus, como Bonini *et al.* (2010) na Itália, mas no mercado alemão, na pesquisa de Kerl (2011) a ênfase ficou equilibrada entre comprar e vender.

Em relação às variáveis econômicas apresentadas, o Ibovespa apresentou um retorno médio em torno de zero, com um desvio padrão de 6%. Diferente, o índice S&P500 apresentou um retorno médio de 1%, mas com um menor desvio padrão, em torno de 4%. No período, o índice norte-americano obteve maior retorno e menor volatilidade. O destaque das variáveis está na volatilidade do VIX, que é diferenciada dos outros índices, o que está relacionado a sua natureza.

4.3.2 Matriz de correlações

Como as variáveis apresentaram indícios de não linearidade para elaboração das correlações, na tabela 3 foi utilizado o coeficiente baseado no modelo de Spearman. Em relação ao resultado da matriz, foram obtidas poucas correlações significativas consideradas fracas, abaixo de 0,3, média até 0,6 e forte acima de 0,6. Dentre esses, foram analisadas as principais relações.

A primeira análise a ser realizada é a relação positiva apresentada entre o erro absoluto *PAFE* e o viés *PFE*, apesar de serem variáveis naturalmente colineares, indi-

Tabela 3 – Matriz de correlações - consenso

PFE é o percentual do erro de previsão, PAFE é o percentual absoluto do erro de previsão, CREV é o percentual da variação da previsão. CREVGRADE é uma dummy de diferenciação entre a variação negativa (downgrade) 1 e positiva (upgrade) 0 das revisões do consenso. CRR é o retorno acumulado da recomendação. CMAR é o retorno acumulado da recomendação ajustado ao mercado. RECC é o consenso do rating de recomendações. NUMB é o número de recomendações de compra. RECT é o número total de recomendações de analistas naquele período para determinado ativo. NUMH é o número de recomendações de retenção. NUMS é o número de recomendações de vendas. IBOV é o retorno do índice bovespa. DOLAR é a variação percentual da cotação do dólar em moeda local. SP500 é o retorno do índice S&P500. VIX é a variação percentual do *Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index*. TAXAJ é a variação percentual da taxa de juros determinada pela meta Selic.

	PFE	PAFE	REV	CREVGRADE	CRR	CMAR	RECC	RECT	NUMB	NUMH	NUMS	IBOV	DOLAR	VIX
PFE	-0,68***													
PAFE	0,46***	-0,31***												
CREV	0,39***	0,28***	-0,86***											
CREVGRADE	-0,39***	0,28***	-0,86***	-0,38***										
CRR	0,74***	-0,54***	0,46***	-0,27***	0,76***									
CMAR	0,58***	-0,37***	0,33***	-0,04***	0,16***	0,15***								
RECC	0,10***	-0,07***	0,05***	0,07***	-0,05***	-0,01	-0,06***							
RECT	0,00	-0,08***	-0,06***	0,01	0,08***	0,10***	0,64***	0,65***						
NUMB	0,09***	-0,12***	0,01	0,05***	-0,10***	-0,07***	-0,58***	0,70***	0,02**					
NUMH	-0,02*	-0,03***	-0,05***	0,05***	-0,14***	-0,10***	-0,73***	0,28***	-0,26***	0,39***				
NUMS	-0,11***	0,06***	-0,06***	0,05***	0,07***	-0,07***	0,02**	-0,04***	-0,01	-0,04***	-0,01			
IBOV	0,01	0,01	0,08***	-0,06***	-0,07***	0,07***	-0,02**	0,03***	0,00	0,03**	0,03***	-0,54***		
DOLAR	-0,05***	0,02*	-0,12***	0,09***	-0,07***	0,07***	-0,01	0,03***	0,00	0,00	-0,03**	-0,50***	0,33***	
VIX	0,03***	-0,04***	0,00	0,01	0,03***	0,03**	0,01	-0,01	0,00	0,00	-0,03**	-0,26***	0,06***	0,21***
TAXAJ	0,18***	-0,16***	-0,06***	0,05***	0,09***	0,03***	0,03***	0,03***	0,03***	0,04***	-0,08***	-0,26***	0,06***	0,21***

Note: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

cam que estimativas mais pessimistas tendem a ser mais acuradas. É possível que esse resultado esteja associado a uma postura mais conservadora e cautelosa das estimativas dos analistas.

A variável *REV* apresentou relação positiva com o viés *PFE* e os retornos *CMAR* e negativa com *PAFE*. Essas associações mostram indícios de que o pessimismo ao mesmo tempo gera mais revisões nas previsões, para assim obter maior acurácia e, conseqüentemente, maiores retornos. As associações entre o rating de recomendações *RECC* e o número das recomendações *NUMS*, *NUMH* e *NUMB* individualmente são justificadas devido ao número de cada recomendação resultar no rating.

Em relação às variáveis econômicas, observou-se algumas associações significativas entre si. As variações do Ibovespa *IBOV* apresentaram associação negativa com as variações do dólar *DOLAR*, mostrando que o aumento do câmbio afeta o índice de mercado negativamente. A mesma associação está em relação ao Ibovespa e o *VIX*, mostrando que o aumento da volatilidade provoca o aumento da redução do desempenho do índice no Brasil.

É possível observar, também, uma fraca associação entre as variações da taxa de juros e os erros. O aumento de *TAXAJ* está associado a expectativas pessimistas dos analistas, mas também com maior acurácia. É possível que o movimento da taxa de juros para conter determinados comportamentos econômicos acarrete esse efeito no mercado.

4.3.3 Análise do viés e da acurácia do consenso

Os resultados apresentaram uma distribuição dos erros do consenso com viés otimista, de acordo com o histograma na figura 3. Outras pesquisas já observaram viés de otimismo como, Schipper (1991), Stickel (1993), Dreman e Berry (1995), Conroy e Harris (1995), Brown (1996), Beaver (2002). No Brasil, Martinez (2007) também observou esse otimismo, entre 1995 e 2002.

As variáveis dependentes utilizadas apresentaram ausência de raiz unitária, considerando o teste Dickey-Fuller aumentado, para 0, 1 e 2 lags. Como não gerou indícios de tendência ao longo do tempo, não houve necessidade de calcular as diferenças.

Antes de iniciar a análise dos modelos na tabela 4, a variável de controle $\log(VOLM)$

Tabela 4 – Determinantes do viés do consenso - aspectos econômicos

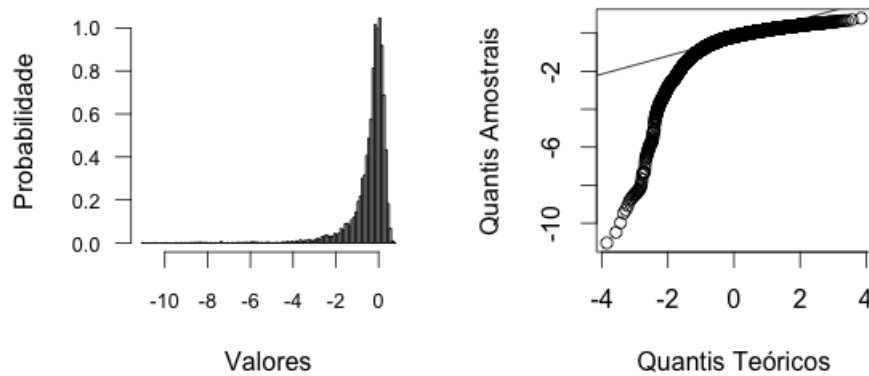
PAFE é o percentual absoluto do erro de previsão. PFE é o percentual do erro de previsão. lag(PFE,1) é o percentual do erro de previsão defasado em 1 período. log(VOLM) é o logaritmo do volume médio de negociação do ativo. factor(ANO) são variáveis dummy para cada ano. lag(IBOV,1) é o retorno do índice bovespa, defasado em um período. lag(DOLAR,1) é a variação percentual da cotação do dólar em moeda local, defasado em um período. lag(SP500,1) é o retorno do índice S&P500, defasado em um período. lag(VIX,1) é a variação percentual do *Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index*, defasado em um período. lag(TAXAJ,1) é a variação percentual da taxa de juros determinada pela meta Selic, defasado em um período.

Equação	Variável dependente:			
	PAFE		PFE	
	4.1	4.2	4.3	4.4
lag(PAFE, 1)	-0,130*** (0,025)			
lag(PFE, 1)		-0,176*** (0,028)		
factor(ANO)2007			0,087 (0,059)	
factor(ANO)2008			-0,786*** (0,110)	
factor(ANO)2009			-0,854*** (0,084)	
factor(ANO)2010			0,190*** (0,068)	
factor(ANO)2011			-0,190** (0,076)	
factor(ANO)2012			-0,225*** (0,077)	
factor(ANO)2013			-0,143** (0,071)	
lag(IBOV,1)				-1,448*** (0,244)
lag(DOLAR,1)				-1,647*** (0,379)
lag(SP500,1)				7,468*** (0,867)
lag(VIX,1)				0,696*** (0,091)
lag(TAXAJ,1)				5,302*** (0,565)
log(VOLM)	0,105** (0,047)	-0,129** (0,054)	-0,091** (0,036)	-0,117*** (0,040)
Constant			0,984** (0,469)	1,067** (0,520)
Observações	6,024	6,024	8,477	8,477
R ²	0,025	0,042	0,170	0,121
R ² Ajustado	0,024	0,041	0,170	0,121

Note:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Figura 3 – Distribuição do PFE do consenso



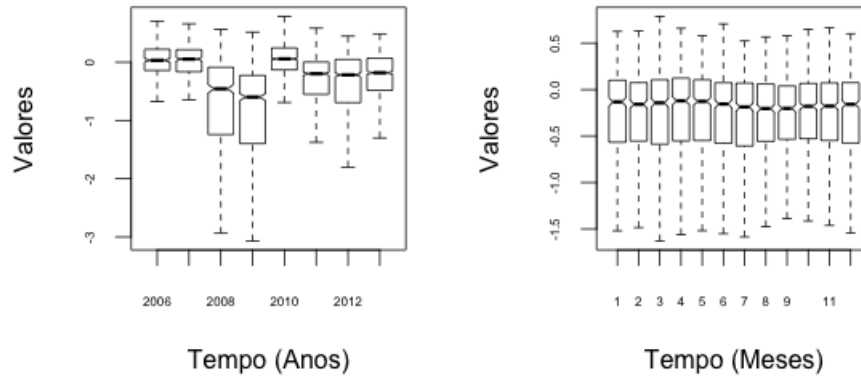
foi observada como um importante fator. Em relação à acurácia *PAFE*, o aumento do volume negociado do ativo provoca mais erros de previsão, principalmente pelo efeito otimista provocado em relação ao viés *PFE*.

Conforme demonstrado na tabela 4, a equação 4.1 apresentou uma relação negativa e significativa entre os erros anteriores para 1 lag. Esse resultado, assim como a relação negativa apresentada pela 4.2, refutam os indícios de persistência observados em pesquisas no Brasil (MARTINEZ, 2007; MARTINEZ, 2009; SAITO; VILLALOBOS; BENETTI, 2008, e.g.). Em relação à acurácia, na equação 4.1, os resultados observados mostram que os analistas aprendem com os erros e em relação ao viés na equação 4.2. É possível que os erros provenientes de uma expectativa otimista provoquem alterações, fazendo com que o mercado reduza esse otimismo. Essa inversão também foi observada por Bernhardt, Campello e Kutsoati (2006). A pesquisa mostra que essas inversões por outro lado são decisões estratégicas tomadas pelos analistas.

Considerando o aspecto calendário na figura 4, olhando para os meses do ano, não houve efeito significativo. Na tabela 4, o fator *ANO* na equação 4.3 foi significativo, confirmando o efeito apresentado na figura 4, principalmente para as dummies de 2008 e 2009, gerando excesso de otimismo ao mercado, e explicam 16,5% do viés de mercado. Porém, como os mercados tendem a retornar ao equilíbrio, esse otimismo foi reduzido nos anos subsequentes à crise, Esse efeito da crise confirma as evidências de Farooq (2013) na

ásia.

Figura 4 – Boxplot do PFE do consenso



Cheng, Liu e Qian (2006) argumentam que os gestores de fundos ponderam as previsões dos analistas *sell* e *buy-side*. Quando as previsões dos analistas *sell-side* tornam-se mais enviesadas e incertas, os gestores de fundos recorrem aos analistas *buy-sides* e o contrário.

Na equação 4.4, da tabela 4, foi possível avaliar a influência de elementos econômicos do mercado sobre os erros de previsão. A princípio, as variáveis econômicas utilizadas apresentaram relação significativa, explicando 12% do viés. Os efeitos mais fortes foram das variáveis *SP500* e *TAXAJ*.

O aumento do *SP500* está associado ao pessimismo no mercado brasileiro e esse pessimismo a menores erros de previsão. Esse efeito confirma o argumento de Bianconi, Yoshino e Sousa (2013) de que há uma associação entre os mercados. Cada 1% de variação no índice americano está associado à 7% de incremento direto no pessimismo.

A taxa de juros, por outro lado, apresentou uma forte associação com o pessimismo, de fato, o aumento das metas de juros é utilizado para conter alguns aspectos econômicos indesejados. Outra possível resposta é que o aumento da taxa de juros dificulta o crédito e pode acarretar em recessão dos resultados das empresas, o que provoca tal comportamento. Em menor intensidade, as associações do *DOLAR* e do *IBOV* em relação ao viés *PFE* mostram que o aumento tanto do dólar como do índice do mer-

cado brasileiro provocam otimismo no mercado. Esses efeitos confirmam o argumento de Bradshaw, Brown e Huang (2013) de que há elementos econômicos associados aos erros.

Em relação à associação do viés e dos erros com as recomendações, a tabela 5 mostrou efeitos significativos. As equações 4.5 e 4.7 mostraram que as recomendações de compra apresentaram uma forte associação com o pessimismo no mercado, tais indícios também foram encontrados por Francis e Soffer (1997).

Tabela 5 – Determinantes do viés do consenso - recomendações

PFE é o percentual do erro de previsão. RECC é o consenso do rating de recomendações 1-venda, 2-fracas venda, 3-manter, 4-fracas compra e 5-compra. RECT é o número total de recomendações de analistas naquele período para determinado ativo. NUMB é o número de recomendações de compra. NUMS é o número de recomendações de vendas. NUMH é o número de recomendações de retenção,

	<i>Variável dependente:</i>		
	PFE	PAFE	PFE
Equações	4.5	4.6	4.7
RECC	0,248*** (0,054)		
RECT		-0,029*** (0,007)	
NUMB			0,044*** (0,010)
NUMS			-0,045*** (0,015)
NUMH			0,009 (0,009)
log(VOLM)	-0,081** (0,039)	0,126*** (0,037)	-0,119*** (0,039)
Constant	-0,344 (0,506)	-0,763 (0,465)	0,858* (0,490)
Observações	8,477	8,477	8,477
R ²	0,029	0,022	0,042
R ² Ajustado	0,029	0,022	0,042

Note: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

A pesquisa de Francis e Soffer (1997) confirma também o mesmo efeito negativo no viés pelo número de recomendações de venda *NUMS*, e argumentam que a quantidade de recomendações de compra (venda) influenciam a redução (aumento) do otimismo.

A equação 4.6, na tabela 5, apresentou o número total de recomendações *RECT* como *proxy* para o número de cobertura. O resultado apresentado foi que o aumento do número de analistas cobrindo determinado ativo contribui em consenso para a redução dos erros de estimação *PAFE*. Esse resultado confirma as evidências de Jacob, Lys e Neale (1999), e no mercado brasileiro, Martinez (2009) observou alguns indícios dessas relações.

4.3.4 Análise da informatividade

A tabela 6 retrata os efeitos da informatividade das revisões de preços. A equação 4.8 demonstra o efeito das revisões sobre os retornos ajustados $CMAR$. A revisão anterior a um período $lag(CREV, 1)$ e o controle $CREVGRADE$ mostraram que as revisões para mais (*upgrades*) estão associadas a maiores retornos, enquanto que as revisões para menos (*downgrades*) estão associadas à redução dos retornos. Esses efeitos confirmam as evidências de Brav e Lehavy (2003) e Asquith, Mikhail e Au (2005).

Tabela 6 – Informatividade das revisões do consenso

$CMAR$ é o retorno acumulado das recomendações ajustado ao mercado. $RECC$ é o consenso do rating de recomendações 1-venda, 2-fraca venda, 3-manter, 4-fraca compra e 5-compra. $\log(VOLM)$ É o logaritmo do volume médio de negociação do ativo. $CREV$ é o percentual da variação do consenso da previsão. $lag(CREV,1)$ é o percentual da variação do consenso da previsão defasado em um período. $CREVGRADE$ é uma dummy de diferenciação entre a variação negativa (*downgrade*) 1 e positiva (*upgrade*) 0 das revisões do consenso,

	Variável dependente:		
	CMAR	RECC	$\log(VOLM)$
Equações	4.8	4.9	4.10
CREV	0,547* (0,285)	0,403*** (0,154)	-0,321* (0,176)
$lag(CREV, 1)$	-0,582*** (0,145)	0,448*** (0,096)	-0,182 (0,117)
CREVGRADE	-0,098*** (0,018)	-0,013 (0,018)	0,049*** (0,018)
$\log(VOLM)$	0,013 (0,027)	-0,092** (0,042)	
Constant			13,352*** (0,112)
Observações	6,024	6,024	6,024
R^2	0,020	0,019	0,235
R^2 Ajustado	0,020	0,018	0,234

Note:

* $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$

Em relação a equação 4.9 as revisões tiveram um impacto significativo também nas recomendações. As revisões para mais (*upgrades*) apresentaram efeitos mais significativos em relação às recomendações de compra. Conclui-se, então, que as revisões para mais (*upgrades*) estão associadas a recomendações de compra, enquanto que as revisões para menos (*downgrades*) estão associadas a recomendações de vendas. Esse resultado corrobora com as evidências de Brav e Lehavy (2003).

A equação 4.10 demonstra a análise alternativa, considerando o argumento de que o volume de negociação é uma proxy para o conteúdo informacional do mercado. Os resultados apresentaram melhoria frente à influência informacional. Os percentuais de previsão

atuais *CREV* e *CREVGRADE* foram significativos na explicação do volume negociado *VOLM*. O aumento das revisões *CREV* provoca uma redução no número negociado e, principalmente, as revisões para menos (*downgrades*), que provocam aumento do volume negociado. Os resultados, em geral refutam os resultados de baixa informatividade de [Martinez \(2008\)](#) no Brasil e de [Moshirian, Ng e Wu \(2009\)](#) em mercados emergentes.

Com base nos efeitos informacionais é possível, no Brasil, utilizar estratégias sugeridas por [Barber *et al.* \(2001\)](#), usando efeitos informacionais dos analistas para obter ganhos por meio de estratégias de trading que se baseiem no consenso das recomendações.

4.4 Considerações parciais

Os resultados desse capítulo apresentaram otimismo das previsões de preços ao longo dos anos no mercado brasileiro. O erro percentual de previsão foi de -41%, o que reflete em um alto otimismo, obtendo uma acurácia média de 53%, semelhante ao mercado americano, italiano e alemão; porém, com menor consistência, pelo desvio padrão de 86%. O retorno proveniente das recomendações de compra, retenção e venda resultarem em uma média de 13% ao ano e um retorno médio ajustado ao mercado de 6% ao ano.

Em relação à hipótese 1, refuta as evidências de persistência. A associação inversa entre os erros mostra um efeito de aprendizado no tempo, em que os analistas aprendem com os erros passados. Em relação à inversão do viés, mostra que o sentimento do consenso se modifica, alternando entre pessimismo e otimismo. É possível que os analistas, quando erram devido ao otimismo, tornam-se menos otimistas no próximo período e o contrário.

Em relação à hipótese 2, esse otimismo não é constante, o mercado também sofre momentos de pessimismo, como foi observado na crise de 2008. Esse resultado sugere mais cautela pelos analistas, em períodos de alta volatilidade.

Na hipótese 3, os elementos econômicos analisados apresentaram associações significativas. O aumento da taxa de juros do mercado brasileiro provoca aumento no pessimismo, supostamente pelo fato de que essas alterações na taxa estão associadas a conter elementos prejudiciais ao mercado. Em relação aos indicadores econômicos externos ao país, o S&P500 e o VIX corroboram com pesquisas que apontam a forte relação do mer-

cado brasileiro e o americano, como observado por [Bianconi, Yoshino e Sousa \(2013\)](#). O aumento da volatilidade do VIX e da pontuação do S&P500 também provocam pessimismo ao mercado, tornando as previsões mais conservadoras e, conseqüentemente, mais acuradas.

A hipótese 4 mostra associação significativa entre as recomendações e o viés. É possível que o analista com uma expectativa pessimista de que os preços caíam, recomende a compra do ativo aos investidores, como forma de obter maior comissão do que no futuro. Outro possível motivo é que os investidores dão maior importância a previsões acompanhadas pelas recomendações de compra do que das recomendações de vendas e manter. Esse resultado corrobora com os achados de [Kim, Lin e Slovin \(1997\)](#) de que as recomendações de compra são assimiladas com maior velocidade no mercado. Os resultados também mostram que o número de cobertura contribui com a redução dos erros de previsão corroborando com [Jacob, Lys e Neale \(1999\)](#) e achados recentes no Brasil de [Martinez e Dumer \(2014\)](#).

Na hipótese 5 foram encontrados efeitos de informatividade das revisões em relação aos retornos anormais, em relação às recomendações e em relação ao volume negociado. Os efeitos significativos refutam a ideia de baixa informatividade de [Martinez \(2008\)](#) e [Moshirian, Ng e Wu \(2009\)](#). Esse efeito pode ser observado como forma de obter ganhos baseados na observação das revisões, com estratégias utilizadas por [Li \(2005\)](#), podem alcançar retornos em média de 10%.

5 O APRENDIZADO E A COMPLEXIDADE DA CARTEIRA

5.1 Introdução

Os analistas de mercado financeiro realizam diariamente previsões de preços, de lucros e recomendam operações de compra e venda de ativos no mercado. Para isso, utilizam ferramentas e habilidades para estimar o valor das empresas a clientes investidores. Os relatórios de análise emitidos são compilados em sistemas de informações financeiros que são utilizados por profissionais e investidores. Esses relatórios devem fornecer boas análises aos seus clientes, contribuindo para operações que possibilitem maximizar os retornos (CHUNG; JO, 1996).

Segundo Bradshaw (2002), as previsões de preços são utilizadas pelos analistas como uma forma de justificar as recomendações realizadas aos clientes. Quando a recomendação sugere a compra, os analistas acreditam que o valor da companhia está subavaliado, a recomendação de manter sugere um valor aproximadamente justo e a recomendação de venda indica uma expectativa de que o valor da companhia está sobreavaliado.

Porém, há indícios de que essa relação entre previsão e recomendação apresente momentos de assimetria informacional, provocando modificações nas análises (BRADSHAW, 2002). Quando há divergências na associação entre previsões e recomendações os analistas, algumas vezes, preferem não divulgar suas análises. Esse efeito é denominado viés de autosseleção (BRADSHAW, 2002). É possível, diante de algumas evidências de Francis e Soffer (1997), que a tendência de relatórios para a compra em detrimento de relatórios para manter e vender seja intencional.

Outros vieses também foram observados no mercado, como o de ancoragem, em que os os erros apresentam uma ancoragem em erros passados (CAMPBELL; SHARPE, 2009). Weinstein (1980) também argumenta que a sobreavaliação dos ativos pelos analistas é um indício de otimismo irreal sobre o futuro. Considerando esses indícios de erros cognitivos, é possível que em alguns momentos as previsões e recomendações sejam prejudicadas por esses vieses de mercado, fazendo com que a confiabilidade dos relatórios seja afetada. Como forma de reduzir esses efeitos, é importante investigar como os analistas

aprendem e reduzem seus erros de previsão.

Para captar o efeito de aprendizado, algumas métricas serão utilizadas no tocante à experiência do analista, à complexidade de sua carteira de cobertura e na habilidade de assimilar informações que o mercado divulga (RAMNATH; ROCK; SHANE, 2008). Esses elementos são utilizados com a fundamentação de que a habilidade cognitiva se difere entre os indivíduos e se modifica com o tempo (MIKHAIL; WALTHER; WILLIS, 1997; JACOB; LYS; NEALE, 1999).

A pesquisa de Mikhail, Walther e Willis (1997) foi uma das primeiras a investigar os efeitos do aprendizado por repetição, *learn by doing*, com o argumento de que as habilidades de cada indivíduo não são homogêneas. As métricas utilizadas como *proxy* para experiência se baseiam no número de previsões realizadas repetidas vezes em determinado período no geral, por ativo e por setor. Resultados de Mikhail, Walther e Willis (1997), Jacob, Lys e Neale (1999), Clement (1999) mostram indícios de melhorias na acurácia, principalmente na experiência específica da firma.

A complexidade da carteira de cobertura é outro fator que afeta a habilidade cognitiva do analista. Clement (1999) mostra evidências de que o aumento da complexidade, que é o número de empresas e de setores que o analista cobre em sua carteira, reduz a acurácia. Assim como, do ponto de vista informacional, o papel dos analistas de conduzir informações através de suas análises e previsões, também é um fator de aprendizado, representando a habilidade no uso das informações divulgadas (BRAV; LEHAVY, 2003; ASQUITH; MIKHAIL; AU, 2005).

No Brasil, Martinez (2009) encontrou indícios de melhoria da acurácia com a experiência; porém, não houve efeito sobre a complexidade da carteira de cobertura em relação às previsões de lucros. Diante da ausência de mais pesquisas que fortaleçam as evidências encontradas, é necessário compreender como os analistas melhoram suas habilidades de previsão e recomendação com o tempo?

Diante disso, *esse capítulo teve como objetivo analisar o efeito do aprendizado e da complexidade da carteira nas previsões de preços e recomendações de analistas sell-side no mercado de ações brasileiro*. A análise do aprendizado nas previsões é uma síntese de elementos como experiência, complexidade e a informatividade. Essa pesquisa tem como

diferencial a abordagem no período entre 2005 e 2013 no mercado brasileiro, assim como os efeitos do aprendizado em relação às previsões de preços e recomendações (comprar-manter-vender) de analistas *sell-side*.

5.2 Revisão teórica e as hipóteses

5.2.1 Aprendizado pela experiência e a complexidade da Carteira

O ponto de partida para a análise do desempenho dos analistas foi as pesquisas de Mikhail, Walther e Willis (1997), Jacob, Lys e Neale (1999) e Clement (1999), que realizaram análises fundamentadas na experiência e aprendizado. Os modelos constroem a relação entre as métricas de desempenho e as variáveis determinantes da experiência, da complexidade da carteira de ativos e da absorção de informações. As métricas de desempenho que serão variáveis dependentes descritas são: Viés, Acurácia e o Retorno das Recomendações. Observando esses efeitos é possível prover condições para que mostrem como gerenciar a melhoria das atividades dos analistas (CLEMENT, 1999).

A hipótese 1 desse capítulo investiga a associação entre as métricas de aprendizado, a experiência do analista e a complexidade de sua carteira. A equação 5.1 investiga essas associações.

Hipótese 1: A experiência na execução das previsões contribui para a melhoria da acurácia

$$\begin{aligned}
 PAFE_{it} = & \beta_0 + \beta_1 EXPGEN_{it} + \beta_2 EXPSETOR_{it} + \beta_3 EXPASSET_{it} \\
 & + \beta_4 NSETOR_{it} + \beta_5 NASSET_{it} + \beta_6 \log(VOLM_{it}) + \varepsilon
 \end{aligned}
 \tag{5.1}$$

Baseando-se no argumento do *learn by doing* utilizado por Mikhail, Walther e Willis (1997), Jacob, Lys e Neale (1999) e Clement (1999), as métricas foram mensuradas da seguinte forma: *EXPGEN*, foi a contagem do número de períodos anteriores que o analista emitiu uma previsão para cada ativo; *EXPSETOR*, foi a contagem do número de períodos anteriores que o analista emitiu uma previsão para determinado setor; *EXPASSET*, foi a contagem do número de períodos anteriores que o analista emitiu

uma previsão para determinado ativo; $NSETOR$, o número de setores que o analista cobriu no período e $NASSET$, o número de ativos que o analista cobriu para determinado período.

Jacob, Lys e Neale (1999), em contraposição, explicam que a associação simples e direta entre experiência e acurácia é frágil porque nem todas as experiências por repetição apresentam efeito significativo nos retornos. Diante disso, os resultados no Brasil, divulgados por Martinez (2007), mostram evidências de que o aumento da experiência geral é negativamente associado com a melhoria da acurácia.

O motivo dessa relação não foi explorado, possivelmente pela falta de outros elementos que contribuam para a explicação. Para tentar encontrar mais respostas, a equação 5.1 foi analisada também sob a ótica do viés, na hipótese 2, conforme equação 5.2, pois contribui para verificar que o comportamento do analista está associado a esses efeitos. Essa associação é baseada no estudo de Duru e Reeb (2002), que observou aspectos de aprendizado associados ao viés. Espera-se que os elementos de determinados elementos de aprendizado seja motivado por um comportamento otimista.

Hipótese 2: A experiência na execução das previsões está associada ao otimismo

$$PFE_{it} = \beta_0 + \beta_1 EXPGEN_{it} + \beta_2 EXPSETOR_{it} + \beta_3 EXPASSET_{it} + \beta_4 NSETOR_{it} + \beta_5 NASSET_{it} + \beta_6 \log(VOLM_{it}) + \varepsilon \quad (5.2)$$

A hipótese 3, associada à 5.1, investiga a complexidade da carteira, que é outro elemento associado ao aprendizado e representa a habilidade do analista em cobrir determinado número de ativos e setores do mercado. Em geral, a análise de Clement (1999), Duru e Reeb (2002) e Hirst, Hopkins e Wahlen (2004) presume que os analistas perdem a qualidade em suas previsões, a partir do momento que a carteira se diversifica.

Hipótese 3: A complexidade das carteiras contribui para a redução da acurácia

Evidências mais recentes confirmam a hipótese 3, Lobo, Song e Stanford (2012) afirmam que o aumento com a especialidade em determinadas empresas e setores contribui

para a melhoria das previsões dos analistas. [Hirst, Hopkins e Wahlen \(2004\)](#) obtiveram indícios de que analistas que seguem menor número de firmas que a média toma melhores decisões de previsão. Apesar disso, o trabalho de [Martinez \(2009\)](#) não conseguiu observar tal efeito com relação a previsões de lucros no Brasil. Vale salientar que também não há evidências da análise dessa relação com base nas previsões de preços. A hipótese é analisada na equação 5.1,

Resultados adicionais podem ser observados por [Duru e Reeb \(2002\)](#), que mostram efeitos significativos de que a diversificação internacional da carteira dos analistas também é prejudicial às previsões. Outro ponto importante, é que esse efeito prejudicial da diversificação é observado por analistas mais otimistas. Considerando que os modelos [Duru e Reeb \(2002\)](#) utilizados apresentaram associação tanto na acurácia como no viés, a equação 5.1 foi analisada também sob a ótica do viés, conforme equação 5.2, pois contribui para verificar que o comportamento do analista está associado a esses efeitos.

Em mercados emergentes também é possível observar associações de experiência com acurácia, como a pesquisa de [Karamanou \(2012\)](#). Como os resultados foram gerais, é necessário o aprofundamento em países como o Brasil, principalmente por suas particularidades econômicas diferenciadas dos demais países emergentes investigados.

As evidências são fortes de que a experiência proporciona mais acurácia aos analistas; porém, o efeito da experiência na pesquisa de [Mikhail, Walther e Willis \(2003\)](#) não apresentou associação com os retornos das recomendações. Esse efeito das métricas de aprendizado também foi replicado sob a ótica dos retornos das recomendações ajustados pelo mercado *CMAR* na hipótese 4, equação 5.3.

Hipótese 4: A experiência na execução das previsões não contribui para retornos anormais

$$\begin{aligned}
 CMAR_{it} = & \beta_0 + \beta_1 EXPGEN_{it} + \beta_2 EXPSETOR_{it} + \beta_3 EXPASSET_{it} \\
 & + \beta_4 NSETOR_{it} + \beta_5 NASSET_{it} + \beta_6 \log(VOLM_{it}) + \varepsilon
 \end{aligned}
 \tag{5.3}$$

5.2.2 Aprendizado pela Informatividade

A informatividade mostra que as revisões das projeções realizadas pelos analistas provocam em alguns momentos perturbações nos preços e nos retornos dos ativos. Por outro lado, a informatividade considera a homogeneidade na habilidade dos indivíduos em absorver, de forma qualitativa, essas informações. Os indivíduos reagem mais forte quando as revisões são para menos (*downgrades*), o que possibilita supor que essas revisões são absorvidas de forma diferenciada.

Algumas pesquisas buscam analisar a persistência dessas alterações anormais, Porém, observa-se que essas perturbações tendem a desaparecer no longo prazo (GIVOLY; LAKONISHOK, 1979). Mas, as revisões continuam sendo frequentemente utilizadas na busca de redução da acurácia e na obtenção de maiores retornos, conforme indícios observados no Capítulo 4. O controle será realizado pela distinção entre revisões positivas ou negativas *REVGRADE* e o volume negociado *VOLM*,

A hipótese 5, a ser analisada, é o efeito de persistência nas revisões, o que possibilita conhecer se os analistas observam como tomaram suas próprias decisões anteriores. A análise descrita na equação 5.4 possibilita investigar a associação entre as revisões *REV* individuais dos analistas, a partir de suas próprias revisões.

Hipótese 5: As revisões influenciam as revisões futuras

$$REV_{it} = \beta_0 + \beta_1 lag(REV_{it}, 1) + \beta_2 lag(REVGRADE_{it}, 1) + \varepsilon \quad (5.4)$$

A persistência das revisões se difere da análise da persistência dos erros, enquanto que essa relação analisa o efeito do erro, ou seja, a escolha em si, a persistência da revisão tenta investigar o aprendizado sobre sua alteração na escolha. Esse efeito foi detectado por Gleason e Lee (2003) e Clement, Hales e Xue (2011). Em contrapartida, Asquith, Mikhail e Au (2005) refutam esse efeito, mostrando que as revisões têm efeitos apenas em reiteraões.

No capítulo 4 os resultados foram significativos de que o consenso apresenta um efeito informacional, tanto em relação aos retornos anormais *CMAR* como em relação

ao volume negociado $VOLM$, Sendo assim, baseando-se nos argumentos de [Campbell e Sharpe \(2009\)](#) de que os analistas se ancoram nesse consenso e que segundo [Williams \(2013\)](#), essa ancoragem é uma sobre-estimação que os indivíduos fazem com os outros. Então surge a possibilidade de que o consenso apresente efeito informacional maior que as revisões individuais dos analistas.

A hipótese 6 investiga o efeito de que a informatividade sob a ótica do percentual de revisão das previsões dos analistas individualmente REV e como percentual de revisão do consenso das previsões $CREV$, [Clement, Hales e Xue \(2011\)](#) mostram efeitos significativos de que o aumento da média das revisões provoca aumento das revisões individuais. Esse resultado mostra que os analistas observam as revisões dos outros analistas antes de submeter suas próprias revisões. Esse argumento leva à hipótese de que a revisão do consenso é mais associada a retornos anormais do que as revisões individuais.

Hipótese 6: A revisão do consenso é mais associada à retornos anormais do que as revisões individuais dos analistas

Para analisar o efeito informacional entre as revisões individuais e as revisões do consenso serão utilizados três modelos de referência. A equação 5.5, verifica a associação entre as revisões individuais REV e as revisões do consenso $CREV$ nos retornos anormais de mercado.

$$CMAR_{it} = \beta_0 + \beta_1 REV_{it} + \beta_2 lag(REV_{it}, 1) + \beta_3 CREV_{it} + \beta_4 lag(CREV_{it}, 1) + \beta_5 REVGRADE_{it} + \beta_6 CREVGRADE_{it} + \beta_7 log(VOLM_{it}) + \varepsilon \quad (5.5)$$

Os controles que foram utilizados foi o $REVGRADE$, que é a *dummy* de revisões individuais dos analistas, em que as positivas (*upgrade*) é 0 e as negativas (*downgrade*) é 1, e o $CREVGRADE$, que é a *dummy* de revisões do consenso, em que as positivas (*upgrade*) é 0 e as negativas (*downgrade*) é 1. Esses controles se baseiam nas evidências de [Asquith, Mikhail e Au \(2005\)](#). O controle $log(VOLM)$ é justificado pela eficiência como controle utilizado por [Bonini et al. \(2010\)](#).

A hipótese 7, na equação 5.6, utiliza o volume de negociação como *proxy* para informatividade. Assim como as evidências discutidas na hipótese 6 e considerando que

o volume negociado apresentou efeitos significativos para traduzir a informatividade no capítulo 4, espera-se que os efeitos das revisões do consenso também seja mais significativo do que as revisões individuais.

Hipótese 7: A revisão do consenso é mais associada ao volume negociado do que as revisões individuais dos analistas

$$\begin{aligned} \log(VOLM)_{it} = & \beta_0 + \beta_1 REV_{it} + \beta_2 \text{lag}(REV_{it}, 1) + \beta_3 CREV_{it} + \beta_4 \text{lag}(CREV_{it}, 1) \\ & + \beta_5 REVGRADE_{it} + \beta_6 CREVGRADE_{it} + \varepsilon \end{aligned} \quad (5.6)$$

Por último, na hipótese 8, através da equação 5.7, analisa a acurácia das previsões. Esse argumento é utilizado como forma de verificar se as revisões apresentam efeito de aprendizado para futuras previsões.

Hipótese 8: A revisão do consenso é mais associada à acurácia dos analistas do que suas revisões individuais

$$\begin{aligned} PAFE_{it} = & \beta_0 + \beta_1 REV_{it} + \beta_2 \text{lag}(REV_{it}, 1) + \beta_3 CREV_{it} + \beta_4 \text{lag}(CREV_{it}, 1) \\ & + \beta_5 REVGRADE_{it} + \beta_6 CREVGRADE_{it} + \beta_7 \log(VOLM_{it}) + \varepsilon \end{aligned} \quad (5.7)$$

Tabela 7 – Resumo dos efeitos esperados das hipóteses - aprendizado

PFE é o percentual do erro de previsão. PAFE é o percentual absoluto do erro de previsão. CMAR é o retorno acumulado da recomendação ajustado ao mercado. REV é o percentual da variação da previsão individual do analista. $\log(\text{VOLM})$ é o logaritmo do volume negociado do ativo no período. EXPGEN é o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu de forma geral. EXPSETOR o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu de determinado setor. EXPASSET é o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu para determinado ativo. NSETOR é o número de setores que o analista emitiu previsão no período. NASSET é o número de ativos que o analista emitiu previsão no período. $\text{lag}(\text{REV},1)$ é o percentual da variação da previsão individual do analista defasado em um período. CREV é o percentual da variação da previsão do consenso dos analistas. Os sinais esperados são: '+' que é associação positiva entre as variáveis, '-' que é associação negativa entre as variáveis e 'ñ' em que não se espera associação entre as variáveis.

Hipótese	Equação	y_{it}	x_{it}	Sinal	Explicação do Efeito	Fundamentação
H1	5.1	PAFE	EXPGEN	-	O aumento da experiência geral reduz os erros de previsão	Mikhail, Walther e Willis (1997)
H1	5.1	PAFE	EXPSETOR	-	O aumento da experiência no setor reduz os erros de previsão	Mikhail, Walther e Willis (1997)
H1	5.1	PAFE	EXPASSET	-	O aumento da experiência do ativo reduz os erros de previsão	Mikhail, Walther e Willis (1997) Martinez (2007)
H2	5.2	PFE	EXPGEN	-	O aumento da experiência geral está associado ao otimismo	Duru e Reeb (2002)
H2	5.2	PFE	EXPSETOR	-	O aumento da experiência no setor está associado ao otimismo	Duru e Reeb (2002)
H2	5.2	PFE	EXPASSET	-	O aumento da experiência do ativo está associado ao otimismo	Duru e Reeb (2002)
H2	5.2	PFE	NSETOR	+	O aumento do número de setores na carteira está associado ao pessimismo	Duru e Reeb (2002)
H2	5.2	PFE	NASSET	+	O aumento do número de ativos na carteira está associado ao pessimismo	Duru e Reeb (2002)
H3	5.1	PAFE	NSETOR	-	O aumento do número de setores na carteira está associado ao aumento dos erros	Jacob, Lys e Neale (1999)
H3	5.1	PAFE	NASSET	-	O aumento do número de ativos na carteira está associado ao aumento dos erros	Jacob, Lys e Neale (1999)
H4	5.3	CMAR	EXPGEN	ñ	O aumento da experiência geral reduz os erros de previsão	Mikhail, Walther e Willis (2003)
H4	5.3	CMAR	EXPSETOR	ñ	O aumento da experiência no setor reduz os erros de previsão	Mikhail, Walther e Willis (2003)
H4	5.3	CMAR	EXPASSET	ñ	O aumento da experiência do ativo reduz os erros de previsão	Mikhail, Walther e Willis (2003)
H5	5.4	REV	$\text{lag}(\text{REV},1)$	+	Os analistas verificam suas revisões anteriores antes de fazer novas revisões	Gleason e Lee (2003) Clement, Hales e Xue (2011)
H6	5.5	CMAR	REV	ñ	Não há associação entre as revisões anteriores e os retornos anormais	Gleason e Lee (2003) Clement, Hales e Xue (2011)
H6	5.5	CMAR	CREV	+	O aumento das revisões do consenso está associado a maiores retornos anormais	Gleason e Lee (2003) Clement, Hales e Xue (2011)
H7	5.6	$\log(\text{VOLM})$	REV	ñ	Não há associação entre as revisões anteriores e o volume de negociação	Gleason e Lee (2003) Clement, Hales e Xue (2011)
H7	5.6	$\log(\text{VOLM})$	CREV	+	O aumento das revisões do consenso está associado ao aumento do volume negociado	Gleason e Lee (2003) Clement, Hales e Xue (2011)
H8	5.7	PAFE	REV	ñ	Não há associação entre as revisões anteriores e a acurácia	Gleason e Lee (2003) Clement, Hales e Xue (2011)
H8	5.7	PAFE	CREV	+	O aumento das revisões do consenso está associado ao aumento da acurácia	Gleason e Lee (2003) Clement, Hales e Xue (2011)

5.3 Resultados empíricos

5.3.1 Estatística descritiva

Para análise, cada métrica de desempenho foi analisada quanto a sua estatística descritiva, conforme tabela 8. Em primeira análise, as previsões de preços se demonstraram, em média, com um viés otimista, considerando *PFE* médio em -0,70, incluindo um mínimo de -117,85 pontos e um máximo de 0,95. Esse otimismo supera os resultados de [Schipper \(1991\)](#), [Dreman e Berry \(1995\)](#), [Conroy e Harris \(1995\)](#), [Brown \(1996\)](#), [Beaver \(2002\)](#) no mercado americano, como também [Martinez \(2007\)](#) no Brasil, considerando as previsões de lucros. O viés individual apresentou mais otimismo que os resultados do viés do consenso de -0,41 no capítulo 4.

Tabela 8 – Estatística descritiva - aprendizado

PFE é o percentual do erro de previsão do analista. *PAFE* é o percentual absoluto do erro de previsão do analista. *REV* é o percentual da variação da previsão. *CRR* é o retorno acumulado da recomendação do analista. *CMAR* é o retorno acumulado da recomendação do analista ajustado ao mercado. *EXPGEN* é o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu de forma geral. *EXPSETOR* o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu de determinado setor. *EXPASSET* é o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu para determinado ativo. *NSETOR* é o número de setores que o analista emitiu previsão no período. *NASSET* é o número de ativos que o analista emitiu previsão no período. Todas as médias foram significativas à 99% de confiança.

Métrica	Média	Desvio Pad	Mediana	Min	Max	Amplitude
<i>PFE</i>	-0,70	2,75	-0,20	-117,85	0,95	118,80
<i>PAFE</i>	0,83	2,72	0,30	0,00	117,85	117,85
<i>REV</i>	0,01	0,21	0,00	-0,96	22,73	23,69
<i>CREV</i>	0,01	0,17	-0,00	-0,70	6,16	6,86
<i>CRR</i>	0,06	0,47	0,00	-0,97	30,65	31,62
<i>CMAR</i>	0,03	0,45	0,01	-1,70	30,72	32,42
<i>EXPGEN</i>	30,68	22,16	26,00	0,00	95,00	95,00
<i>EXPSETOR</i>	79,77	99,77	43,00	0,00	716,00	716,00
<i>EXPASSET</i>	14,76	14,65	10,00	0,00	154,00	154,00
<i>NSETOR</i>	2,98	2,92	2,00	0,00	16,00	16,00
<i>NASSET</i>	6,01	5,51	5,00	0,00	46,00	46,00

A acurácia *PAFE* se demonstrou em torno de 0,83 pontos, acima da média de [Hilary e Hsu \(2013\)](#) e [Bradshaw, Brown e Huang \(2013\)](#) no mercado americano e de [Bonini et al. \(2010\)](#) e [Kerl \(2011\)](#) em mercados europeus. Os erros individuais apresentaram menor acurácia que os resultados do viés do consenso de -0,53, esse resultado confirma o argumento de [Givoly e Lakonishok \(1984\)](#) de que os erros de previsão do consenso são

menores.

O desvio padrão também foi maior individualmente, mostrando menor consistência das previsões, inclusive em comparação com outros mercados. O retorno proveniente das recomendações *CRR* resultaram em uma média acumulada de 6%, e resultou em um prêmio médio de 3% de retornos acumulados acima do mercado *CMAR*. Os retornos do consenso também foram maiores, com *CRR* médio de 13% e *CMAR* médio de 6%.

A variável *EXPGEN* demonstra que em termos gerais os analistas obtiveram em média 30 pontos de experiência, considerando cada mês que o analista emitiu previsões. A variável *EXPSETOR* demonstra que em termos setoriais os analistas obtiveram em média 79 pontos de experiência, considerando cada setor coberto em cada mês. A variável *EXPASSET* demonstra que em termos específicos os analistas obtiveram em média 14 pontos de experiência, considerando cada ativo coberto em cada mês.

O número médio de setores na carteira dos analistas é em torno de 3 segmentos. O número médio de ativos na carteira dos analistas é em torno de 6 ações. Com isso, os resultados mostram indícios de que o número de setores é menos diversificado do que o número de ativos. Esse resultado contribui para maior experiência com o setor do que com os ativos individualmente. Não foi possível fazer associação comparativa com outras pesquisas, devido ao uso de diferentes frequências de dados.

5.3.2 Matriz de correlações

Como as variáveis apresentaram indícios de não linearidade, para elaboração das correlações na tabela 9 foi utilizada a correlação de *Spearman* entre as variáveis. Em relação ao resultado da matriz, foram obtidas poucas correlações significativas, consideradas fracas, abaixo de 0,3, média até 0,6 e forte acima de 0,6.

Em relação ao viés *PFE*, o resultado mostra que o aumento dos erros *PAFE* está associado diretamente ao otimismo. Por outro lado, esse resultado também faz pensar que analistas com previsões mais pessimistas apresentam maior acurácia em termos médios. É possível que esse resultado esteja associado a previsões mais conservadoras.

Em relação à acurácia *PAFE*, os retornos *CRR* e *CMAR* estão negativamente associados, o que mostra que o aumento dos retornos estão associados ao aumento da

Tabela 9 – Matriz de correlações - aprendizado

PFE é o percentual do erro de previsão. PAFE é o percentual absoluto do erro de previsão. REV é a variação percentual da previsão individual dos analistas. CREV é a variação percentual da previsão do consenso dos analistas. CRR é o retorno acumulado da recomendação. CMAR é o retorno acumulado da recomendação ajustado ao mercado. EXPGEN é o número de previsões anteriores que o analista emitiu. EXPSETOR é o número de previsões anteriores que o analista emitiu de determinado setor. EXPASSET é o número de previsões anteriores que o analista emitiu para determinado ativo. NSETOR é o número de setores que o analista emitiu previsão no período. NASSET é o número de ativos que o analista emitiu previsão no período.

	PFE	PAFE	REV	CREV	CRR	CMAR	EXPGEN	EXPSETOR	EXPASSET	NSETOR
PFE										
PAFE	-0,70***									
REV	0,02***	-0,03***								
CREV	0,15***	-0,16***	0,13***							
CRR	0,44***	-0,46***	0,00	0,00						
CMAR	0,23***	-0,28***	0,01**	0,06***	0,70***					
EXPGEN	-0,02***	-0,02***	-0,01**	-0,04***	-0,01*	0,11***				
EXPSETOR	-0,01**	-0,05***	-0,01***	-0,05***	0,00	0,10***	0,86***			
EXPASSET	0,01*	-0,04***	0,00	-0,05***	-0,02***	0,07***	0,63***	0,74***		
NSETOR	0,00	-0,08***	-0,04***	-0,01***	0,01***	0,08***	0,27***	0,39***	0,16***	
NASSET	-0,01*	-0,04***	-0,03***	-0,01***	0,01	0,11***	0,38***	0,33***	0,15***	0,61***

Note: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

acurácia das previsões. Em relação às experiências geral, por setor e por ativo, essas variáveis apresentaram associações entre si, visto que a experiência com o ativo também reflete a experiência geral e do setor.

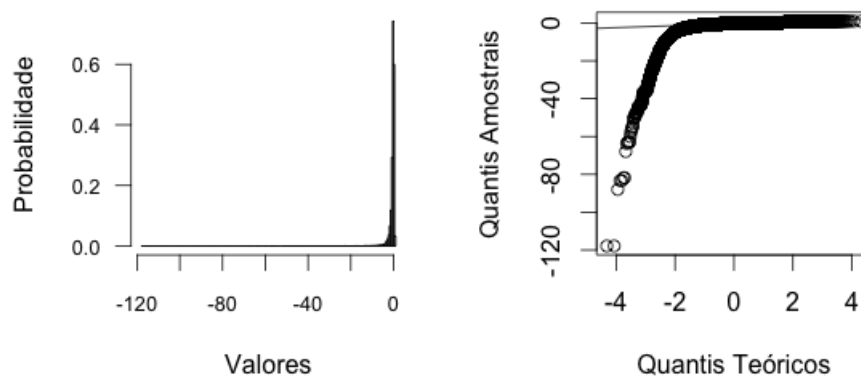
As revisões do consenso apresentaram efeitos mais significativos do que as revisões individuais, o que confirma o efeito de ancoragem discutido. As revisões do consenso estão associadas ao pessimismo e, conseqüentemente, à maior acurácia. Porém, não apresentou efeitos em relação aos retornos anormais.

5.3.3 Análise do aprendizado por experiência e complexidade da carteira

Os resultados apresentam uma distribuição dos erros dos analistas com viés otimista, de acordo com o histograma na figura 5, outras pesquisas já haviam apresentado viés de otimismo como já discutido no capítulo 4. Porém os indivíduos apresentaram uma distribuição mais acentuada do que o viés do consenso.

As variáveis dependentes utilizadas apresentaram ausência de raiz unitária, considerando o teste Dickey-Fuller aumentado, para 0, 1 e 2 lags. Como não gerou indícios de tendência ao longo do tempo, não houve necessidade de calcular as diferenças.

Figura 5 – Distribuição do PFE dos analistas



A tabela 10 representa os resultados da avaliação da experiência do analista e da complexidade da carteira. As equações 5.1 e 5.2 demonstram o resultado da hipótese 1, 2 e 3 associadas à experiência do analista, tanto com a acurácia como também

com o viés. O aumento da experiência com o setor e o aumento da experiência com o ativo demonstraram concordância com o aumento da acurácia e estão associados a um comportamento pessimista, fortalecendo os indícios de Mikhail, Walther e Willis (1997) e Mikhail, Walther e Willis (2003). Porém, assim como Martinez (2007), a experiência geral apresentou efeitos negativos com a acurácia, fruto de um otimismo dos analistas, refutando Mikhail, Walther e Willis (1997).

Tabela 10 – Experiência e complexidade

PAFE é o percentual do erro absoluto da previsão. PFE é o percentual do erro da previsão. CMAR é o retorno acumulado das recomendações ajustado ao mercado. EXPGEN é o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu de forma geral. EXPSETOR o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu de determinado setor. EXPASSET é o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu para determinado ativo. NSETOR é o número de setores que o analista emitiu previsão no período. NASSET é o número de ativos que o analista emitiu previsão no período. log(VOLM) é o logaritmo do volume de negociação do ativo.

Equação	Variável dependente:		
	PAFE 5.1	PFE 5.2	CMAR 5.3
EXPGEN	0,011*** (0,001)	-0,011*** (0,001)	0,0004* (0,0002)
EXPSETOR	-0,002*** (0,0002)	0,002*** (0,0002)	-0,00001 (0,00005)
EXPASSET	-0,003*** (0,001)	0,003*** (0,001)	-0,001*** (0,0002)
NSETOR	0,035*** (0,005)	-0,041*** (0,005)	0,001 (0,001)
NASSET	-0,025*** (0,003)	0,025*** (0,002)	-0,0001 (0,001)
log(VOLM)	0,217*** (0,046)	-0,223*** (0,046)	-0,011** (0,004)
Constant		2,491*** (0,641)	
Observações	62,548	62,548	62,548
R ²	0,020	0,020	0,002
R ² Ajustado	0,019	0,020	0,002

Note: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Em relação à complexidade da carteira de cobertura do analista, os resultados apresentaram efeito significativo para ambas as variáveis *NASSET* e *NSETOR*. A variável *NSETOR* confirma os indícios de Jacob, Lys e Neale (1999), Duru e Reeb (2002), Hirst, Hopkins e Wahlen (2004) e Lobo, Song e Stanford (2012) de que o aumento do número de setores está associado ao aumento dos erros de previsão e, consequentemente, associado a redução da acurácia, assim como associado à um comportamento otimista. Em contrapartida, a variável *NASSET* indicou que o aumento do número de ativos está associado à melhoria da acurácia e à redução dos erros, assim como a um comportamento

pessimista.

Em relação a equação 5.3, da hipótese 4, houve alguns efeitos significativos de que a experiência está associada aos retornos das recomendações. Apesar de pequeno, o efeito da *EXPGEN* mostrou que o aumento da experiência geral está positivamente relacionado ao aumento dos retornos anormais e que o aumento de *EXPASSET* está negativamente associado com o incremento de retornos. Esses efeitos refutam os resultados de Mikhail, Walther e Willis (2003) de que a experiência não está relacionada com os retornos.

5.3.4 Análise do aprendizado pela informatividade

Os resultados da tabela 11 mostram associações relacionadas ao efeito da informatividade. O primeiro modelo na equação 5.4 não apresentou associação significativa de persistência das revisões. Esse resultado mostra que os analistas não observam as revisões anteriores para poder submeter em novas revisões.

Tabela 11 – Análise individual da informatividade

REV é o percentual da revisão do preço previsto do analista. CMAR é o retorno acumulado da recomendação ajustado ao mercado. $\log(\text{VOLM})$ é o logaritmo do volume de negociação do ativo no período. $\text{lag}(\text{REV}, 1)$ é o percentual da revisão do preço previsto do analista defasado em um período. CREV é o percentual da revisão do preço previsto do consenso. $\text{lag}(\text{CREV}, 1)$ é o percentual da revisão do preço previsto do consenso defasado em um período. REVGRADE é uma dummy de diferenciação das revisões individuais dos analistas entre a variação negativa (*downgrade*) 1 e positiva (*upgrade*) 0. $\log(\text{VOLM})$ é o logaritmo do volume de negociação do ativo. CREVGRADE é uma dummy de diferenciação das revisões do consenso dos analistas entre a variação negativa (*downgrade*) 1 e positiva (*upgrade*) 0. $\log(\text{VOLM})$ é o logaritmo do volume de negociação do ativo.

Equação	Variável dependente:			
	REV	CMAR	$\log(\text{VOLM})$	PAFE
	5.4	5.5	5.6	5.7
REV		0,074 (0,056)	0,004 (0,106)	-0,263 (0,181)
$\text{lag}(\text{REV}, 1)$	0,018 (0,012)	0,018 (0,040)	0,298 (0,193)	-0,190 (0,263)
$\text{lag}(\text{REVGRADE}, 1)$	-0,006 (0,010)			
CREV		-0,148*** (0,045)	-0,030 (0,210)	-0,152 (0,805)
$\text{lag}(\text{CREV}, 1)$		-0,158*** (0,054)	0,010 (0,169)	-0,446 (0,397)
REVGRADE		0,051* (0,027)	0,029 (0,067)	0,213 (0,190)
CREVGRADE		-0,055*** (0,007)	0,371*** (0,051)	0,437*** (0,073)
$\log(\text{VOLM})$	0,00005 (0,001)	-0,019*** (0,006)		0,413*** (0,069)
Constant				-5,045*** (0,915)
Observações	30,727	23,773	23,773	23,773
R ²	0,0004	0,008	0,016	0,040
R ² Ajustado	0,0004	0,008	0,016	0,040

Note:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Porém, o modelo na equação seguinte, 5.5, mostra uma associação significativa de retornos anormais dos analistas em relação à revisão do consenso, o que não foi observado com as revisões individuais. O efeito no volume negociado na equação 5.6 foi significativo apenas para as revisões do tipo *downgrade* também do consenso; porém, no modelo da equação 5.7, esses *downgrades* estão associados ao aumento dos erros e à redução da acurácia.

O resultado do forte efeito do consenso confirma a hipótese de que os analistas apontam momentos de ancoragem no consenso e corrobora com o argumento de Williams (2013) de que os indivíduos se ancoram nas similaridades de seus pares para emitir suas recomendações. Porém, a associação negativa com os retornos e a associação positiva com os erros mostram que essa ancoragem é prejudicial para sua atividade.

5.4 Considerações parciais

O viés de previsão de preços mostrou otimismo no mercado, com um erro de -0,70, maior em média que o viés do consenso, com um erro de -0,41. Esse otimismo supera pesquisas anteriores no mercado brasileiro, em comparação com as previsões de lucros, e com os mercados americano e europeu. Em relação a esses mesmos *benchmarks*, a consistência foi menor e a acurácia também foi pior, com um erro absoluto de 0,83. As recomendações resultaram em um retorno médio anual acumulado de 6%, o que resultou em um retorno anual ajustado ao mercado de 3% e esses retornos também foram menores que o consenso. Esses resultados mostram que o consenso tem menores erros de previsão e maiores retornos de recomendação que os analistas individualmente.

Em relação às hipóteses 1 e 2, o resultado da experiência com o setor e com o ativo confirmam os indícios da literatura de que contribuem para a melhoria da acurácia. Porém, em relação à experiência geral, mostrou-se prejudicial à acurácia, confirmando o resultado de Martinez (2007). É possível que o passar do tempo de execução de previsões esteja associado a um viés otimista e esse excesso de confiança esteja associado ao aumento dos erros de previsão.

Em relação à hipótese 3, o aumento do número de setores possivelmente está

associado à redução da acurácia. Porém, de forma contraditória, o número de ativos está associado à redução da acurácia. É possível que no Brasil a análise de ativos dentro do mesmo setor tenha um efeito benéfico a um ganho de escala. Esse resultado refuta o efeito prejudicial do número de ativos de [Jacob, Lys e Neale \(1999\)](#).

Em relação à hipótese 4, a experiência geral está associada a maiores retornos. Tal efeito havia sido investigado por [Mikhail, Walther e Willis \(2003\)](#) e não havia encontrado efeitos significativos. Apesar de fraco, esse efeito é possível devido ao fato de que nem sempre as recomendações estão alinhadas com as previsões de preços.

Outro aspecto conflitativo é que os retornos apresentaram associação negativa com a experiência do ativo. É possível que o passar do tempo cobrindo determinada ação o analista pode sofrer apego pelo ativo, o que de acordo com [Pompian \(2011\)](#) é denominado de viés de dotação. O efeito desse viés pode fazer com que o analista acredite em uma recomendação, mesmo que a previsão do preço não esteja de acordo. Esses conflitos entre recomendações e previsões já foram evidenciados por [Bradshaw \(2002\)](#) e explicam o motivo que a experiência com o ativo contribui para a acurácia e prejudica os retornos.

Em relação à hipótese 5, 6, 7 e 8 sobre o efeito da informatividade no aprendizado. O efeito das revisões do consenso foram significativos em detrimento das revisões individuais dos analistas. Esse efeito confirma a hipótese de que os analistas se ancoram nas revisões do consenso e essa ancoragem está associada à redução da acurácia das previsões e à redução dos retornos anormais.

6 CLASSIFICAÇÃO DE MELHORES ANALISTAS (*ALL-STAR*)

6.1 Introdução

Os relatórios de classificação de profissionais por mérito são publicados periodicamente e contribuem para melhorar a competitividade no mercado. Os mais conhecidos relatórios de classificações de analistas do mercado financeiro são o *Institutional Investor* I/I e o relatório *Best on the street* publicado pelo *Wall Street Journal* WSJ, dentre outros.

Os analistas *all-star* são os melhores profissionais em determinado período, normalmente em um ano. Com esse destaque, esses profissionais recebem melhores propostas e mais oportunidades no mercado. A classificação em *rankings* de profissionais é uma compensação e um incentivo forte na busca de análises de melhor qualidade. Essa ferramenta também é importante para os bancos e instituições que demandam por profissionais mais arrojados e eficazes em seus resultados (HILARY; HSU, 2013).

O I/I realiza classificações de analistas *all-star* e de corretoras em diversas partes do mundo. Essa avaliação é feita com base na opinião de gestores de fundos e diretores de pesquisa. No mercado americano, o relatório do WSJ é realizado anualmente pelas recomendações mais lucrativas. Ambos se baseiam no pressuposto do desempenho dos analistas.

O processo de classificação de analistas pelo I/I funciona da seguinte forma: o I/I envia questionários aos gestores de fundos e diretores de pesquisas, cada qual pontua os analistas de mercado anualmente, entre os meses de março, abril e maio. Então, essas pontuações são ponderadas pelo tamanho da instituição respondente para resultar na pontuação ponderada do profissional (EMERY; LI, 2009).

A pesquisa de Emery e Li (2009) analisa a metodologia utilizada pelo I/I e argumenta que o tamanho da corretora e o status passado das estrelas do analista influenciam as classificações futuras. Esse efeito de persistência é um exemplo de viés que pode comprometer as classificações. Outra falha que pode ocorrer é quando as grandes corretoras tendem a votar em analistas conhecidos no mercado por suas estrelas anteriores e o tamanho da corretora influencia no peso da ponderação (EMERY; LI, 2009; HILARY; HSU,

2013).

A classificação do WSJ é mais objetiva e é realizada sobre as recomendações de compra, venda e manter. O WSJ iniciou realizando a classificação de recomendações e de previsões de preços. Porém, o relatório de acurácia das previsões encerrou em 2002, continuando apenas com o de recomendações (EMERY; LI, 2009). Alguns pontos desses relatórios de classificação tornam-se alvos de falhas, pois usam scores com apenas um critério, o de acurácia das previsões ou retornos das recomendações (HILARY; HSU, 2013).

Conforme discussão realizada por Emery e Li (2009), há elementos exógenos e endógenos que influenciam os resultados dos analistas. O argumento de Gu e Wu (2003), também usado por Hilary e Hsu (2013), é que os estudos geralmente usam a acurácia como *proxy* para desempenho de analistas; porém, Hilary e Hsu (2013) discutem a existência de outros critérios, que podem servir como *proxy* para desempenho dos analistas.

Hilary e Hsu (2013) sugere o uso da consistência que é representada pela volatilidade dos erros. A pesquisa demonstra que investidores mais sofisticados buscam analistas que tenham maior consistência dos erros, ao contrário de analistas menos sofisticados, que buscam por analistas com maior acurácia. A partir das recentes evidências e argumentos, questiona-se: como elaborar uma classificação de analistas que represente o desempenho de forma consistente a qualidade dos profissionais? Essa análise de desempenho deve refletir uma classificação fidedigna e livre de viés comportamental.

No Brasil, em pesquisa prévia, não há indícios de relatórios públicos referentes ao desempenho direto das recomendações dos analistas. A revista Exame emite o relatório Ranking de Fundos de Investimentos com frequência anual; porém, consiste em um *ranking* referente aos fundos, baseado no critério da rentabilidade dos últimos 12 meses. A revista Valor Investe emite o relatório Top Gestão anualmente; no entanto, também consiste no desempenho dos gestores de investimentos, usando como *proxy* a rentabilidade do fundo de investimento por categoria e segmento.

Do ponto de vista acadêmico, não há indícios, no Brasil, de pesquisas que abordem diretamente esse assunto, principalmente por se tratar de uma linha teórica pouco explorada. Por isso, esse capítulo se concentra nas classificações de analistas *all-star* utili-

zadas no mercado, como forma de fornecer uma possível solução para os indícios de vieses apresentados, quando se trata de mensurar o desempenho da atividade (MARTINEZ, 2007; MARTINEZ, 2008; MARTINEZ, 2009).

A partir da discussão apresentada, *esse capítulo tem como objetivo propor uma forma de classificação de analistas all-star que incorpore o desempenho dos analistas no mercado brasileiro*. As variáveis-chave utilizadas serão as previsões de preços e as recomendações (comprar-manter-vender) nas empresas pertencentes à BM&FBovespas no período entre 2005 e 2013. Para atingir esse objetivo, serão explorados os relatórios utilizados com métricas objetivas como o *Best on the street* do WSJ. Para isso, é necessário analisar a relação entre acurácia, retorno e consistência. Pois, nos indícios de Lim (2001), nem sempre a acurácia reflete maiores retornos.

6.2 Revisão teórica e as hipóteses

6.2.1 Acurácia e retorno

Foram utilizados dois tipos de *rankings* para avaliação. O primeiro utilizando a acurácia *PAFE* como *proxy* para o desempenho, conforme pesquisas que já utilizaram Hong, Kubik e Solomon (2000), Hong e Kubik (2003) e Jackson (2005). A segunda forma de classificação é atribuída pela recomendação, levando em consideração o critério usado pelo WSJ, sendo utilizado o *CMAR*, retorno médio acumulado ajustado pelo mercado.

Como as classificações utilizam normalmente critérios isolados, é possível que essas apresentem falhas provenientes de vieses encontrados nos capítulos 4 e 5. Em alguns casos é possível que eles sejam frutos de erros cognitivos apresentados pelos indivíduos (WILLIAMS, 2013). Por isso, Hilary e Hsu (2013) defendem o uso da consistência como forma de melhorar a comparação do desempenho entre os analistas.

A pesquisa de Bradshaw (2002) parte do pressuposto de que as previsões são realizadas como forma de dar suporte às escolhas dos analistas no tocante às suas recomendações. Apesar disso, os resultados de Bradshaw (2002) mostram que há casos em que as previsões são conflituosas com as recomendações. De acordo com o capítulo 5, um importante aspecto é que alguns vieses apresentados momentaneamente possibilitam

esses conflitos. Então, [Lim \(2001\)](#) corrobora com essa suposição e mostra que nem sempre a acurácia reflete em retornos positivos, devido aos conflitos apresentados.

As hipóteses 1 e 2 analisam a associação entre as métricas de acurácia e retorno, considerando as equações 6.1 e 6.2 respectivamente. Além de avaliar essa relação de forma direta, foi possível mensurar a existência dos conflitos entre previsões e recomendações.

Hipótese 1: analistas que apresentam maiores retornos emitem recomendações com maior acurácia

$$\begin{aligned} PAFE_{it} = & \beta_0 + \beta_1 CMAR_{it} + \beta_2 \log(VOLM_{it}) \\ & + \beta_3 CONFLITO_{it} + \beta_4 CONFLITO_{it} * CMAR_{it} + \varepsilon \end{aligned} \quad (6.1)$$

Hipótese 2: analistas com maior acurácia emitem recomendações com maiores retornos

$$\begin{aligned} CMAR_{it} = & \beta_0 + \beta_1 PAFE_{it} + \beta_2 \log(VOLM_{it}) \\ & + \beta_3 CONFLITO_{it} + \beta_4 CONFLITO_{it} * PAFE_{it} + \varepsilon \end{aligned} \quad (6.2)$$

Foi construída uma variável denominada de *CONFLITO*, essa variável do tipo *dummy* é classificada com 1 quando há conflito à regra de [Bradshaw \(2002\)](#)¹ entre a previsão e recomendação e 0 quando segue a regra e não apresenta conflito.

As equações 6.1 e 6.2 representam os modelos investigados. Além da relação entre *PAFE* e *CMAR*, também foi inserida a variável *CONFLITO*, conforme descrita, e a interação entre o conflito e as variáveis de desempenho. A interação teve o propósito de investigar o impacto nos resultados das previsões e recomendações. A hipótese 3 verifica se o conflito faz com que a associação entre acurácia e retornos não seja direta.

¹ Segundo [Bradshaw \(2002\)](#), partindo do pressuposto de que o analista busca implementar as melhores recomendações aos investidores. Então, quando a recomendação sugere a compra os analistas acreditam que o valor da companhia está subavaliado, a recomendação de manter sugere um valor aproximadamente justo e a recomendação de venda indica uma expectativa de que o valor da companhia está sobreavaliado.

Hipótese 3: Quando há a existência de conflito entre a previsão e a recomendação, então a acurácia não apresenta associação direta com os retornos

Tabela 12 – Resumo dos efeitos esperados das hipóteses - classificação

PAFE é o percentual absoluto do erro de previsão. CMAR é o retorno acumulado da recomendação ajustado ao mercado. Os sinais esperados são: '+' que é associação positiva entre as variáveis, '-' que é associação negativa entre as variáveis e 'ñ' em que não se espera associação entre as variáveis.

Hipótese	Equação	y_{it}	x_{it}	Sinal	Explicação do Efeito	Fundamentação
H1	6.1	PAFE	CMAR	-	O aumento dos retornos está associado à maior acurácia	Bradshaw (2002) Lim (2001)
H2	6.2	CMAR	PAFE	-	O aumento da acurácia está associado a maiores retornos	Bradshaw (2002) Lim (2001)
H3	6.1	CMAR	PAFE*CONFLITO	ñ	O conflito elimina a associação entre acurácia e retorno	Lim (2001)
H3	6.2	PAFE	CMAR*CONFLITO	ñ	O conflito elimina a associação entre retorno e acurácia	Lim (2001)

6.3 Resultados empíricos

6.3.1 Estatística descritiva

A tabela 13 demonstra a estatística descritiva das variáveis usadas. Em resumo, a acurácia *PAFE* se demonstrou em torno de 0,83 pontos, acima da média de Hilary e Hsu (2013) e Bradshaw, Brown e Huang (2013) no mercado americano e de Bonini *et al.* (2010) e Kerl (2011) em mercados europeus. O desvio padrão também foi maior individualmente, mostrando menor consistência das previsões, em comparação com outros mercados.

Tabela 13 – Estatística descritiva dos analistas - classificação

PAFE é o percentual absoluto do erro de previsão do analista. CMAR é o retorno acumulado da recomendação do analista ajustado ao mercado. CONFLITO é uma dummy para diferenciação da existência de conflito entre as previsões de preço e as recomendações, 1 quando houver conflito e 0 para não houver. Todas as médias foram significativas a 99% de confiança.

	mean	std,dev	median	min	max	range
PAFE	0,83	2,72	0,30	0,00	117,85	117,85
CMAR	0,03	0,45	0,01	-1,70	30,72	32,42
CONFLITO	0,08	0,27	0,00	0,00	1,00	1,00

O retorno proveniente das recomendações *CRR* resultou em uma média acumulada de 6%, e resultou em um prêmio médio de 3% de retornos acumulados acima do mercado *CMAR*. Os retornos do consenso também foram maiores, com *CRR* médio de

13% e *CMAR* médio de 6%. A variável *CONFLITO* apresentou pouca incidência de conflitos entre previsões e recomendações.

6.3.2 Matriz de correlações

A tabela 14 mostra as correlações entre a acurácia *PAFE*, os retornos ajustados *CMAR* e o indicador de conflito *CONFLITO*. Os resultados apontam o indício de que há associação direta entre acurácia e retorno. A correlação significativa e negativa entre a acurácia e os retornos mostra uma fraca associação de que menores erros *PAFE* estão associados a maiores retornos *CMAR*. O grau de correlação é significativo; porém, baixo, com -0,26 entre os erros e os retornos ajustados. Em relação à taxa de conflito *CONFLITO*, apresentou associação fraca com a acurácia *PAFE* e também com os retornos *CMAR*.

Tabela 14 – Matriz de correlações - classificação

PAFE é o percentual absoluto do erro de previsão do preço. *CMAR* é o retorno da recomendação do analista ajustado ao mercado. *CONFLITO* é uma dummy para diferenciação da existência de conflito entre as previsões de preço e as recomendações, 1 quando houver conflito e 0 quando não houver.

	<i>PAFE</i>	<i>CMAR</i>
<i>PAFE</i>		
<i>CMAR</i>	-0,26***	
<i>CONFLITO</i>	-0,07***	-0,06***

Note: * $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$

6.3.3 Análise da acurácia x retorno

Para reforçar a análise, a tabela 15 mostra as regressões entre a acurácia e os retornos das recomendações ajustados ao mercado. A equação 6.1 mostra que maiores retornos ajustados *CMAR* estão associados à maior acurácia, pela redução dos erros de previsão *PAFE*. O modelo da equação 6.2 também confirma que menores erros de previsão *PAFE* estão associados a maiores retornos *CMAR*. Esses resultados confirmam as hipóteses 1 e 2.

Tabela 15 – Acurácia e retorno dos analistas

PAFE é o percentual do erro de previsão do preço. CMAR é o retorno da recomendação do analista ajustado ao mercado. $\log(\text{VOLM})$ é o logaritmo do volume negociado do ativo no período. CONFLITO é uma dummy para diferenciação da existência de conflito entre as previsões de preço e as recomendações, 1 quando houver conflito e 0 quando não houver.

	<i>Variável dependente:</i>	
	PAFE 6.1	CMAR 6.2
CMAR	-0,866*** (0,191)	
PAFE		-0,019*** (0,005)
$\log(\text{VOLM})$	0,203*** (0,046)	-0,010*** (0,004)
CONFLITO	-0,327*** (0,061)	-0,178*** (0,034)
CMAR:CONFLITO	2,032*** (0,195)	
PAFE:CONFLITO		0,314*** (0,062)
Observações	62,006	62,006
R ²	0,040	0,113
R ² Ajustado	0,040	0,113
F Statistic (df = 4; 61906)	649,583***	1,970,581***

Note: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Em relação à hipótese 3, considerando ambos os modelos nas equações 6.1 e 6.2. A variável *CONFLITO* corrobora com os argumentos de Lim (2001) de que nem sempre os retornos estão associados à maior acurácia, isso ocorre devido a conflitos entre as previsões e recomendações dos analistas. Tais erros são provenientes de vieses já apresentados nos capítulos 4 e 5.

Devido a baixa incidência da variável *CONFLITO*, com média 0,08, na tabela 13, foi considerado o pressuposto de que não existam conflitos entre previsões e recomendações. Assim, o *trade-off* entre os elementos aponta motivos da possível dedicação do WSJ a preferir relatórios de recomendação do que relatórios de acurácia. Pois maiores retornos já traduzem em maior acurácia. Porém, a existência de vieses que podem distor-

cer essa relação, justifica a necessidade de buscar relatórios que possam minimizar falhas de desempenho.

6.3.4 Análise das classificações de analistas

Foram realizadas duas classificações com base nos dados de previsões e recomendações no ano de 2012, no Brasil. Para realizar essa classificação foi calculada a média dos erros *PAFE* de previsão e os retornos ajustados *CMAR* de todas as previsões e recomendações dos analistas no ano de 2012. A média foi aritmética simples, independente do número de análises e do alcance das previsões. A tabela 16 mostra os primeiros 5 analistas por cada critério.

Tabela 16 – Cinco melhores analistas em 2012

RANKING é a classificação do analista na tabela. ANALISTA é o nome do analista cadastrado. N é o número de meses com análises realizadas no ano. PAFE é o percentual do erro de previsão do preço. CMAR é o retorno da recomendação acumulado e ajustado ao mercado. SRATE é a taxa de sucesso da recomendação, 1 para retorno positivo e 0 para retorno zero ou negativo.

Painel A

Os melhores 5 analistas por acurácia

Ranking	Analista	N	PAFE	SRATE
1º	CARLOS CONSTANTINI	6	0,02	100%
2º	REINALDO SANTANA	5	0,04	100%
3º	JULIA COSTA	36	0,05	0%
4º	MARCO SARAVALLE	6	0,08	67%
5º	LUIS MIRANDA	24	0,09	67%

Painel B

Os melhores 5 analistas por retorno

Ranking	Analista	N	PAFE	SRATE
1º	MARCUS SEQUEIRA	36	277,0%	67%
2º	LEONARDO ALVES	56	126,0%	70%
3º	LUIS FELIPE BRESAOLA	30	81,0%	100%
4º	GILBERTO PEREIRA DE SOUZA	12	74,0%	100%
5º	BRUNO GIARDINO	24	61,0%	100%

Na tabela 16, no Painel A, o analista com maior média de acurácia de preço foi Carlos Constantini, analista da corretora Itau BBA Securities. Dentre as previsões do analista, foi detalhado um exemplo que conduziu ao topo da classificação.

Dentre as previsões desse analista, as principais foram realizadas em torno do ativo TOTS3, empresa que atua na área de tecnologia em desenvolvimento de software.

No início do ano de 2012, o preço da ação no mês de março fechou por volta de R\$ 34,05, a expectativa do analista era de alta para os próximos quatro meses e esperava atingir 39,50, o ativo alcançou o preço de 39,68. É um exemplo de acurácia que alcançou o patamar de 0,45% de diferença percentual, conforme equação 6.3.

$$PAFE_{ijt} = \left| \frac{LP_{ijt} - FP_{ijt}}{LP_{ijt}} \right| = \left| \frac{39,68 - 39,50}{39,68} \right| = 0,004536 \quad (6.3)$$

Apesar da acurácia, percebe-se que o analista número 1 em precisão emitiu, durante 6 meses, relatórios para apenas uma empresa nesse período de 2012. Em contrapartida, Julia Costa analista da Agora CTVM SA também teve uma boa acurácia. Porém, realizando relatórios durante os 12 meses do ano para 3 ativos diferentes CPFE3, ENBR3 e TBLE3. Conforme demonstrado, esses indícios mostram que nem sempre o número de previsões anteriores é um determinante de experiência e melhoria para as próximas previsões, conforme já evidenciado no capítulo 5. Outra evidência observada é a importância no foco em setores econômicos, os analistas Carlos Constantini e Reinaldo Santana foram mais focados do que Julia Costa e Luis Miranda, conforme argumento no capítulo 5.

Outro fator importante destacado é a variável complementar de taxa de sucesso na recomendação *SRATE*, a analista Julia Costa que obteve bons resultados em acurácia, não obteve sucesso na recomendação, tendo 0% na taxa de sucesso, o que mostra que nem sempre há uma relação direta entre acurácia e retorno. Com isso, é necessário contrabalancear o número de previsões entre a quantidade e qualidade dessas recomendações, para isso é necessário considerar outros elementos.

No Painel B, da tabela 16, classifica os analistas pelos retornos ajustados. O melhor profissional foi Marcus Sequeira da corretora Deutsche Bank com uma média de ganho total de 277%. Esse ganho alto anual ocorreu, dentre outras, pela recomendação de venda da OGXP3 no período de julho de 2012, que tinha um preço em torno de R\$5,68, período anterior de queda de preço do ativo para R\$0,53 após sete meses.

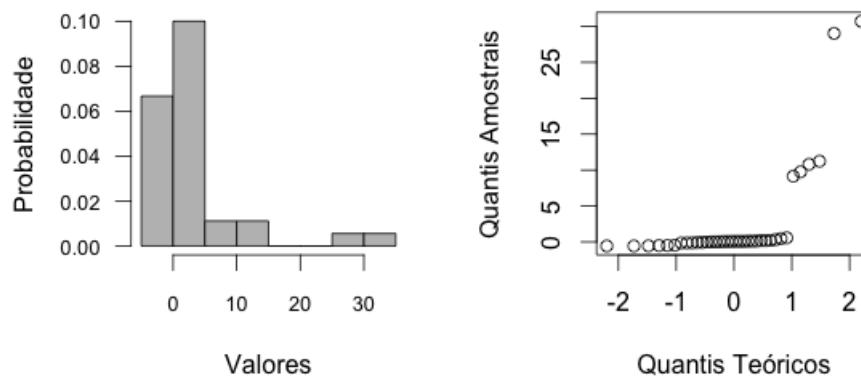
Conforme a equação 6.4, o retorno proveniente da recomendação *CRR* foi de 971%, pois o analista recomendou a venda antes da queda dos preços do ativo. Como no período o mercado teve retorno negativo de -13%, o ganho pela recomendação ajustado

ao mercado foi de 984%. Apesar de outros retornos negativos, o que mostra, pela taxa de sucesso de 67%, os ganhos referentes às recomendações de venda desse ativo levaram o analista ao topo do *ranking*.

$$CRR_{ijt} = \frac{LP_{ijt-n}}{LP_{ijt}} - 1 = \frac{5,68}{0,53} - 1 = 9,71698 \quad (6.4)$$

A figura 6 demonstra a distribuição dos retornos do analista Marcus Sequeira. A figura mostra uma alta dispersão, grandes retornos positivos com vários retornos negativos mas, na média, o analista resultou em grande desempenho. Porém, o desvio padrão de 7,4 das previsões do analista mostram uma baixa consistência em relação ao mercado em comparação com a média geral no ano de 2012 de 4,47. O que explica a crítica recente de Hilary e Hsu (2013), e defende o uso da métrica da consistência do analista, que é o desvio padrão dos erros. Para eliminar os bons analistas de elementos como o acaso, é necessário que outros elementos sejam discutidos e façam parte do desempenho.

Figura 6 – Distribuição do CMAR do analista número 1 em recomendação



6.3.5 Proposta de classificação de analistas

A proposta consiste em montar uma classificação que elimine determinados vieses monocriteriais, eliminando recomendações baseadas no acaso e que possa também considerar outros elementos importantes, como a consistência (desvio padrão dos erros), considerados por Hilary e Hsu (2013).

Quanto ao *ranking* por acurácia, as observações apresentaram problemas em relação à dispersão nos erros. Os resultados do capítulo 4 confirmam o exposto por Lobo, Song e Stanford (2012), de que as previsões sofrem impactos em ambientes com maior volatilidade, como no Brasil. Usando o argumento de Moshirian, Ng e Wu (2009), esses mercados necessitam de analistas menos voláteis e com melhor consistência.

Considerando que a acurácia está associada aos retornos, para a mensuração da consistência foi utilizada a volatilidade dos erros de previsão dos preços conforme (HILARY; HSU, 2013), pois possibilita que esses analistas tenham maior estabilidade nos retornos. Foram realizadas quatro simulações de *rankings*, uma pelo critério de acurácia, outra pelos retornos, uma terceira pela consistência dos erros e uma quarta classificação proposta por essa pesquisa.

O primeiro *Ranking1* é uma classificação quanto a média dos erros das previsões, calculada pela equação 6.5, de todos os ativos j , do analista i e no ano t . O segundo *Ranking2* é uma classificação quanto ao retorno médio das recomendações, calculada pela equação 6.6, de todos os ativos j , do analista i e no ano t . O terceiro *Ranking3* é uma classificação pela consistência dos analistas, e é calculada pelos desvios padronizados dos erros de previsões calculados pela equação 6.7 de todos os ativos j , do analista i e no ano t .

$$\overline{PAFE}_{it} = \frac{\sum_{j=1}^n PAFE_{ijt}}{n} \quad (6.5)$$

$$\overline{CMAR}_{it} = \frac{\sum_{j=1}^n CMAR_{ijt}}{n} \quad (6.6)$$

$$\overline{STD}_{it} = \sigma(PAFE_{ijt}) \quad (6.7)$$

A classificação no *Ranking4*, proposta por essa pesquisa, utiliza um Coeficiente de Análise CA_{it} que consiste no somatório dos retornos dividido pelo somatório dos desvios padronizados dos erros absolutos de previsão em determinado período t e para todos os

ativos j do analista i . A equação 6.8 demonstra como é feito esse cálculo.

$$\text{Coeficiente_de_Análise}_{it} = CA_{it} = \frac{1 + \sum_{j=1}^n CMAR_{ijt}}{1 + \sum_{j=1}^n \sigma(PAFE_{ijt})} \quad (6.8)$$

Para verificar o desempenho das classificações de analistas foram extraídos os 10% melhores analistas de cada classificação e denominados de *all-star*. Para verificar a qualidade do *Ranking4* em relação aos demais, foram mensurados a média dos Retornos de cada analista que representa o ganho em equipe, a média do Desvio Padrão que representa a consistência da equipe e o coeficiente de variação entre os dois itens anteriores.

A tabela 17 mostra os resultados da equipe de analistas por classificação, entre 2006 e 2012. Os resultados da primeira classificação, pelos erros de previsão de preços, tiveram retornos positivos apenas a partir de 2010 a 2012, com o retorno máximo de 14,61% da equipe. Apesar de retornos menores que outras classificações, a equipe do *Ranking1* mostrou boa consistência, mas no resultado final resultou em um Retorno/Desvio negativo -0,0682.

A equipe do *Ranking2*, que usa o critério de retorno, obteve os melhores retornos, com um retorno máximo de 54,52% em 2012; porém, como obteve em geral menor consistência que os demais, a volatilidade dessas previsões gerou retornos não tão altos nos anos de 2010 e 2011. É possível que, devido à menor consistência dessas previsões, a crise tenha afetado, principalmente pelas evidências encontradas no capítulo 4. A equipe do *Ranking3*, pelo critério do desvio padrão dos erros mostrou uma baixa consistência em relação aos demais; porém, com retornos negativos para quase todos os anos, o único período positivo foi 2,54% em 2010, o que inviabiliza essa alternativa de classificação.

Diferentemente dos demais, a equipe do *Ranking4*, baseado no Coeficiente de Análise da equação 6.8, apresentou retornos positivos para todos os anos. A ponderação pela consistência confirma os argumentos de Hilary e Hsu (2013) e mostra que no resultado final, o *Ranking4* obteve um retorno total bem próximo ao *Ranking2*, mas com maior consistência. O retorno máximo foi de 44,52% em 2008. Em geral, na última classificação, o coeficiente de Retorno/Consistência foi bem melhor que todos os outros *rankings*.

Da mesma forma que foi possível comprovar que a classificação *all-star*, usando o

Tabela 17 – Resultados das classificações de analistas *all-star*

A tabela representa o desempenho da equipe de Analistas *all-star* por cada classificação e cada ano. Esses analistas foram selecionados pelos 10% melhores analistas por cada *ranking*. Os critérios de desempenho foram os retornos da equipe, o desvio padrão entre os retornos da equipe e o quociente entre os critérios anteriores. As classificações montadas foram: *Ranking1* classificação pela acurácia, calculado pela equação 6.5; *Ranking2* classificação pelos retornos, calculado pela equação 6.6; *Ranking3* classificação pelo desvio padrão dos erros, calculado pela equação 6.7; *Ranking4* classificação proposta calculada pela equação 6.8. Todas as médias foram significativas a 99% de confiança.

Ano	Desempenho	Ranking1	Ranking2	Ranking3	Ranking4
2006	Retornos	-12,43%	40,64%	-2,07%	35,00%
	Desvio Padrão	3,57%	22,29%	0,01%	10,64%
	Retorno/Desvio	-3,4800	1,8237	-207,1429	3,2886
2007	Retornos	-12,24%	45,53%	-0,59%	30,35%
	Desvio Padrão	12,47%	95,24%	0,01%	8,88%
	Retorno/Desvio	-0,9811	0,4781	-58,8235	3,4172
2008	Retornos	-5,62%	52,29%	-7,38%	44,52%
	Desvio Padrão	9,81%	62,19%	2,52%	13,90%
	Retorno/Desvio	-0,5728	0,8407	-2,9245	3,2021
2009	Retornos	-10,74%	47,96%	-7,13%	44,26%
	Desvio Padrão	5,96%	18,43%	0,22%	11,74%
	Retorno/Desvio	-1,8029	2,6014	-32,8000	3,7704
2010	Retornos	9,46%	30,69%	2,54%	27,54%
	Desvio Padrão	5,12%	22,50%	0,50%	9,15%
	Retorno/Desvio	1,8496	1,3641	5,0769	3,0084
2011	Retornos	14,61%	33,04%	-1,96%	30,07%
	Desvio Padrão	7,18%	18,18%	0,57%	7,46%
	Retorno/Desvio	2,0348	1,8173	-3,4375	4,0287
2012	Retornos	13,31%	54,52%	-7,93%	35,00%
	Desvio Padrão	9,31%	169,00%	0,10%	9,31%
	Retorno/Desvio	1,4296	0,3226	-76,6667	3,7593
Total	Retornos	-3,64%	304,66%	-24,53%	246,75%
	Desvio Padrão	53,41%	407,82%	3,94%	71,10%
	Retorno/Desvio	-0,0682	0,7470	-6,2316	3,4705

coeficiente apresentado, mostrou uma equipe com melhores resultados, a tabela 18 mostra a classificação dos outros analistas que não entraram na equipe *all-star*. A equipe dos outros 90% analistas que não entraram na classificação anterior passou pela mesma avaliação. Os resultados desses analistas no *Ranking4* foram piores que as outras classificações, o que confirma a dominância da classificação proposta.

Tabela 18 – Resultados das classificações de analistas não *all-star*

A tabela representa o desempenho da equipe de Analistas Não *all-star* por cada classificação e cada ano. Esses analistas foram selecionados pelos 90% piores analistas por cada *ranking*. Os critérios de desempenho foram os retornos da equipe, o desvio padrão entre os retornos da equipe e o quociente entre os critérios anteriores. As classificações montadas foram: *Ranking1* classificação pela acurácia, calculado pela equação 6.5; *Ranking2* classificação pelos retornos, calculado pela equação 6.6; *Ranking3* classificação pelo desvio padrão dos erros, calculado pela equação 6.7; *Ranking4* classificação proposta calculada pela equação 6.8. Todas as médias foram significativas a 99% de confiança.

Ano	Desempenho	Ranking1	Ranking2	Ranking3	Ranking4
2006	Retornos	-15,90%	-21,90%	-17,07%	-21,26%
	Desvio Padrão	17,36%	15,25%	17,77%	16,56%
	Retorno/Desvio	-0,9159	-1,4357	-0,9610	-1,2833
2007	Retornos	-11,08%	-17,50%	-12,37%	-15,81%
	Desvio Padrão	110,17%	100,97%	111,56%	110,57%
	Retorno/Desvio	-0,1006	-0,1733	-0,1109	-0,1430
2008	Retornos	1,19%	-5,35%	1,39%	-4,47%
	Desvio Padrão	153,24%	147,32%	154,06%	152,77%
	Retorno/Desvio	0,0078	-0,0363	0,0090	-0,0293
2009	Retornos	-3,45%	-9,98%	-3,86%	-9,57%
	Desvio Padrão	29,44%	28,05%	30,08%	28,80%
	Retorno/Desvio	-0,1173	-0,3556	-0,1282	-0,3322
2010	Retornos	7,07%	4,61%	7,87%	4,98%
	Desvio Padrão	67,30%	65,29%	67,84%	66,84%
	Retorno/Desvio	0,1050	0,0707	0,1160	0,0745
2011	Retornos	2,80%	0,73%	4,65%	1,06%
	Desvio Padrão	85,76%	84,53%	86,50%	85,73%
	Retorno/Desvio	0,0326	0,0087	0,0538	0,0124
2012	Retornos	9,24%	4,61%	11,63%	6,80%
	Desvio Padrão	183,02%	165,07%	184,05%	183,02%
	Retorno/Desvio	0,0505	0,0279	0,0632	0,0372
Total	Retornos	-10,14%	-44,76%	-7,77%	-38,26%
	Desvio Padrão	646,29%	606,49%	651,84%	644,28%
	Retorno/Desvio	-0,0157	-0,0738	-0,0119	-0,0594

6.4 Considerações parciais

Este capítulo realizou uma análise das metodologias de classificação de analistas *sell-side*, de forma aplicada no mercado de ações brasileiro. Além de uma análise metodológica, este trabalho adicionou à literatura uma análise do desempenho de previsões de preços e de recomendações (comprar-manter-vender) no mercado. Assim como uma proposta de classificação de analistas no mercado, de forma que as falhas provenientes

dos vieses encontrados nos capítulos anteriores pudessem ser minimizadas.

Para analisar os *rankings* a pesquisa observou os argumentos de [Lim \(2001\)](#), ao afirmar que os analistas com maior acurácia tendem a fazer recomendações com maiores retornos. Os resultados apontam que analistas com maiores retornos apresentam maior acurácia, o que também acontece com o inverso. Porém, quando há conflitos entre as previsões e recomendações, os retornos não são associados à acurácia. Assim, é necessário que os analistas evitem incoerência entre previsões e recomendações, mesmo que seus sentimentos mostrem conflitos nas escolhas.

Considerando que os analistas devem ser coerentes e evitar tais conflitos, então, o fato de que a acurácia leva a maiores retornos justifica algumas instituições internacionais como o *Wall Street Journal* preferir classificações por retornos das recomendações dos analistas.

Quanto ao *ranking* por retornos das recomendações, as observações apresentaram problemas em relação à dispersão nos erros. Por ser um elemento de cálculo direto, os retornos mostraram que as recomendações sofrem impactos em ambientes com maior volatilidade, como mercados em desenvolvimento, como no Brasil. Usando o argumento de [Moshirian, Ng e Wu \(2009\)](#), esses mercados necessitam de analistas menos voláteis e com melhor consistência, variável enfatizada por [Hilary e Hsu \(2013\)](#). Esse viés gera dúvidas sobre o uso de classificações que usem apenas o retorno da recomendação como *proxy* única para o desempenho do analista.

Com base na análise realizada por [Hilary e Hsu \(2013\)](#) sobre os critérios adotados pelo mercado para classificações de analistas e considerando o fator Consistência como um importante critério, foi possível propor um novo formato para classificação. Esse modelo foi aplicado com dados brasileiros, elaborando *rankings* anuais entre 2006 e 2013. Com base nesses *rankings* foi possível extrair os 10% melhores analistas de cada ano e esses foram denominados de analistas *all-star*. Os resultados da equipe dos analistas *all-star* do *Ranking4* proposto, mostrou maior estabilidade dos retornos ao longo dos anos e, no geral, maior Coeficiente de Análise.

Com base nisso, foi possível propor uma metodologia de classificação de analistas que possa reduzir os vieses existentes provenientes de classificações com apenas um cri-

tério. É possível que a proposta seja utilizada como forma de melhorar a qualidade dos serviços oferecidos ao mercado, partindo com o apoio de órgãos reguladores brasileiros.

Para finalizar, com base no modelo proposto foi possível elaborar os 10 analistas de maior desempenho, com base nesse Coeficiente de Análise proposto em cada ano, entre 2006 a 2012, Essa lista pode ser observada no apêndice F na tabela 27, Para confirmar o resultado do *ranking* proposto, dentre os analistas apresentados nenhum ficou entre os 10 analistas mais que dois anos, o que é coerente com o resultado no capítulo 4 de que o tempo reduz a qualidade das análises. Por outro lado, a corretora que mais apareceu entre os 10 melhores em todos os anos foi o Banco BTG Pactual, essa corretora foi destaque recente em matéria do Institutional Investor (2014), como líder da equipe Brasil de análise por três anos.

7 CONCLUSÕES

O objetivo dessa pesquisa foi analisar o comportamento de analistas Sell-Side e propor uma classificação de analistas *all-star*, considerando o desempenho das previsões de preços e recomendações (vender-manter-comprar) no mercado de ações brasileiro. Com base nisso, esta tese foi estruturada de tal forma que pudesse passar por quatro pontos-chaves necessários para o alcance desse objetivo, foram: (i) analisar o consenso desses analistas para entender a importância dessa medida coletiva no mercado; (ii) analisar os analistas individualmente para compreender como melhoram suas análises no tempo; (iii) compreender como são as principais metodologias de classificação propostas em mercados no mundo; e, (iv) propor uma forma de classificação que possa refletir os aspectos anteriores discutidos.

A partir dessa proposta foi possível selecionar os principais pontos-chave encontrados que possam contribuir com os aspectos empíricos desse campo de estudo.

- Consideração 01: o viés no mercado brasileiro se apresentou preponderantemente otimista no período estudado. Porém, percebe-se que esse otimismo tende a ser reduzido de forma coletiva, considerando o consenso dos analistas. Assim como, foi possível observar que o consenso apresentou maior acurácia e maiores retornos do que as previsões e recomendações individuais dos analistas. Os retornos brutos do consenso foram 13%, enquanto que os individuais foram de 6%; os retornos ajustados ao mercado foram 6% do consenso, contra 3% dos analistas individualmente. O número de analistas emitindo recomendações ao mesmo tempo para um determinado ativo possibilita a melhoria da acurácia.

Foi possível verificar o desempenho superior das previsões e recomendações do consenso, em comparação com as análises individuais. É possível que os gestores possam utilizar o consenso como medida de apoio para o gerenciamento de fundos, contudo, é necessário ter cautela em seu uso, pois, os indícios apresentaram que os analistas se ancoram no consenso para realizar suas previsões, o que possibilita a sobreavaliação de ativos. A contribuição do número de analistas cobrindo determinado ativo para a melhoria

da acurácia possibilita supor que esse número aumenta a força do consenso, possibilitando tal vantagem.

- Consideração 02: o efeito inverso dos erros ao longo do tempo mostra indícios de correção, o que implica supor que essas análises vêm melhorando ao longo do tempo. Essas correções estão associadas à alteração do comportamento do viés entre pessimismo e otimismo do analista, de acordo com aspectos econômicos, como a volatilidade do mercado.

Esse resultado possibilita refletir que os profissionais necessitam ter maior cautela em momentos de turbulência econômica, principalmente observando também mercados externos, como o americano. Da mesma forma que esses momentos também possibilitam oportunidades de ganhos para os investidores.

- Consideração 03: a pesquisa também comprova a forte associação entre recomendações e previsões. Os resultados mostram que os vieses apresentados, como pessimismo, estão associados a incertezas sobre as tendências de preço, o que possibilita conflitos entre recomendações e as previsões. Um desses efeitos é a recomendação de compra do ativo mais cedo do que o ideal, ao investidor. Vale salientar que essas recomendações são mais atrativas e assimiladas mais rapidamente pelos investidores.

O resultado possibilita observar efeitos provenientes de mudanças no viés, como o pessimismo, que pode provocar o aumento excessivo do número de recomendações de compra. Porém, os investidores devem observar com mais cautela e principalmente a coerência entre a recomendação e o preço previsto do analista.

- Consideração 04: foram observados efeitos de informatividade em relação aos retornos anormais, ao volume negociado e nas recomendações do consenso. Esses efeitos possibilitam obter ganhos provenientes de estratégias baseadas nas revisões do consenso dos ativos. Apesar disso, o efeito informacional é menos significativo nos analistas individuais do que no consenso.

O consenso apresentou maior efeito informacional, o que mostra uma característica de ancoragem dos analistas nas revisões do consenso. Essa ancoragem pode fazer com que suas previsões sejam viesadas, sobreavaliando os ativos. Os analistas podem buscar avaliar de forma mais imparcial o consenso para evitar tais efeitos.

- Consideração 05: em relação ao aprendizado, a experiência com o setor e com o ativo contribuem para a melhoria das previsões, o que não foi observado pela experiência geral que mostrou indícios contrários. Apesar disso, a experiência geral contribui para maiores retornos. Em relação à carteira, os analistas que cobrem menos setores estão associados à maior acurácia, no entanto, o menor número de ativos não tem o mesmo efeito, prejudicando a acurácia.

Em primeira análise, o otimismo associado à essa experiência geral, possivelmente, pode gerar um efeito de excesso de confiança e esse viés pode provocar redução da acurácia com o passar do tempo. Em segunda análise, o efeito conflitante da experiência geral observado (melhora retornos, mas reduz acurácia) mostra indícios de que o passar do tempo o analista pode apresentar efeitos de apego (interpretado como viés de dotação) sobre o ativo, o que poderia acarretar em uma análise conflitante entre recomendações e previsões.

Apesar do foco em menos setores contribuir para a qualidade da acurácia, o mesmo não ocorre em menos ativos. Assim, é possível que os analistas possam ter ganhos de escala, a partir do momento que cobrem mais ativos dentro do mesmo setor.

- Consideração 06: analistas que obtêm maiores retornos das suas recomendações tendem a obter maior acurácia nas previsões, assim como no inverso. Porém, há momentos de conflitos entre recomendações e suas previsões que invertem os resultados dessa associação, enviesando as análises. Considerando que os analistas buscam evitar tais conflitos, os relatórios de classificações tendem a preferir medir o desempenho pelo critério de retornos das recomendações.

A partir do critério adicional discutido por [Hilary e Hsu \(2013\)](#) de que a consistência é um importante fator de desempenho do analista, sendo um critério preferível em

detrimento de retornos para investidores mais sofisticados, foi possível elaborar uma proposta de classificação de analistas que pondere tanto retornos como a consistência dessas previsões. O critério foi chamado de *Coeficiente de Análise*. Essa classificação possibilitou resultados mais estáveis ao longo dos anos para a equipe de analistas *all-star*. A equipe de analistas *all-star* no Brasil mostrou indício para explicar que os analistas podem ser promovidos de acordo com o desempenho no mercado e também possibilitou observar corretoras que foram destaque nas classificações do *Institutional Investor*.

REFERÊNCIAS

- ABARBANELL, J.; LEHAVY, R. Biased forecasts or biased earnings? the role of reported earnings in explaining apparent bias and over/underreaction in analysts' earnings forecasts. *Journal of Accounting and Economics*, v. 36, n. 1, p. 105–146, 2003. Citado na página 23,
- ABARBANELL, J.; LEHAVY, R. An explanation for why prior stock returns and analysts' earnings forecast revisions predict earnings management and forecast errors. *Ann Arbor*, v. 1001, p. 48109, 2003. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 42,
- ABARBANELL, J. S. Do analysts' earnings forecasts incorporate information in prior stock price changes? *Journal of Accounting and Economics*, v. 14, n. 2, p. 147–165, jun. 1991. Citado na página 26,
- APIMEC. *Profissionais Certificados*. [S.l.], 2013. Disponível em: <www.apimec.com.br>. Citado na página 99,
- ARELLANO, M. Computing robust standard errors for within-groups estimators. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, v. 49, n. 4, p. 431–434, 1987. Citado na página 32,
- ASQUITH, P.; MIKHAIL, M. B.; AU, A. S. Information content of equity analyst reports. *Journal of Financial Economics*, v. 75, n. 2, p. 245–282, fev. 2005. Citado 10 vezes nas páginas 22, 24, 25, 40, 41, 42, 51, 55, 59 e 60,
- BALTAGI, B. *Econometric analysis of panel data*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 31,
- BAMBER, L. S.; BARRON, O. E.; STEVENS, D. E. Trading volume around earnings announcements and other financial reports: Theory, research design, empirical evidence, and directions for future research*. *Contemporary Accounting Research*, v. 28, n. 2, p. 431–471, jun. 2011. Citado na página 41,
- BARBER, B.; LEHAVY, R.; MCNICHOLS, M.; TRUEMAN, B. Can investors profit from the prophets? security analyst recommendations and stock returns. *The Journal of Finance*, v. 56, n. 2, p. 531–563, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 40 e 52,
- BEAVER, W. H. Perspectives on recent capital market research. *The Accounting Review*, v. 77, n. 2, p. 453–474, abr. 2002. Citado 3 vezes nas páginas 43, 46 e 63,
- BERNHARDT, D.; CAMPELLO, M.; KUTSOATI, E. Who herds? *Journal of Financial Economics*, v. 80, n. 3, p. 657–675, 2006. Citado na página 48,
- BIANCONI, M.; YOSHINO, J. A.; SOUSA, M. O. Machado de. BRIC and the u.s. financial crisis: An empirical investigation of stock and bond markets. *Emerging Markets Review*, v. 14, p. 76–109, mar. 2013. Citado 6 vezes nas páginas 21, 26, 38, 42, 49 e 53,
- BONINI, S.; ZANETTI, L.; BIANCHINI, R.; SALVI, A. Target price accuracy in equity research. *Journal of Business Finance & Accounting*, v. 37, n. 9-10, p. 1177–1217, 2010. Citado 8 vezes nas páginas 25, 36, 42, 43, 44, 60, 63 e 75,

- BRADSHAW, M. T. The use of target prices to justify sell-side analysts' stock recommendations. *Accounting Horizons*, v. 16, n. 1, p. 27–41, 2002. Citado 10 vezes nas páginas 22, 24, 38, 39, 42, 54, 70, 73, 74 e 75,
- BRADSHAW, M. T.; BROWN, L. D.; HUANG, K. Do sell-side analysts exhibit differential target price forecasting ability? *Review of Accounting Studies*, v. 18, n. 4, p. 930–955, dez. 2013. Citado 11 vezes nas páginas 17, 24, 25, 28, 35, 38, 42, 43, 50, 63 e 75,
- BRAV, A.; LEHAVY, R. An empirical analysis of analysts' target prices: Short-term informativeness and long-term dynamics. *The Journal of Finance*, v. 58, n. 5, p. 1933–1968, 2003. Citado 7 vezes nas páginas 22, 25, 40, 41, 42, 51 e 55,
- BREUSCH, T. S. Testing for autocorrelation in dynamic linear models*. *Australian Economic Papers*, v. 17, n. 31, p. 334–355, 1978. Citado na página 31,
- BREUSCH, T. S.; PAGAN, A. R. The lagrange multiplier test and its applications to model specification in econometrics. *The Review of Economic Studies*, p. 239–253, 1980. Citado na página 31,
- BROWN, J. H.; CROCKER, D. K.; FOERSTER, S. R. Trading volume and stock investments. *Financial analysts journal*, p. 67–84, 2009. Citado na página 41,
- BROWN, L. D. Earnings forecasting research: its implications for capital markets research. *International Journal of Forecasting*, v. 9, n. 3, p. 295–320, nov. 1993. Citado na página 24,
- BROWN, L. D. Analyst forecasting errors and their implications for security analysis: An alternative perspective. *Financial Analysts Journal*, p. 40–47, 1996. Citado 5 vezes nas páginas 37, 42, 43, 46 e 63,
- BROWN, L. D. How important is past analyst forecast accuracy? *Financial Analysts Journal*, v. 57, n. 6, p. 44–49, nov. 2001. Citado 3 vezes nas páginas 22, 36 e 42,
- BROWN, L. D.; HUANG, K. Recommendation-forecast consistency and earnings forecast quality. *Accounting Horizons*, 2013. Citado 4 vezes nas páginas 17, 38, 39 e 42,
- CAMPBELL, S. D.; SHARPE, S. A. Anchoring bias in consensus forecasts and its effect on market prices. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 44, n. 2, p. 369, 2009. Citado 5 vezes nas páginas 34, 36, 39, 54 e 60,
- CHAE, J. Trading volume, information asymmetry, and timing information. *The Journal of Finance*, v. 60, n. 1, p. 413–442, 2005. Citado na página 41,
- CHENG, Y.; LIU, M. H.; QIAN, J. Buy-side analysts, sell-side analysts, and investment decisions of money managers. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 41, n. 01, p. 51–83, 2006. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 49,
- CHUNG, K. H.; JO, H. The impact of security analysts' monitoring and marketing functions on the market value of firms. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 31, n. 04, p. 493–512, 1996. Citado na página 54,

CLATWORTHY, M. A.; PEEL, D. A.; POPE, P. F. Evaluating the properties of analysts' forecasts: A bootstrap approach. *The British Accounting Review*, v. 39, n. 1, p. 3–13, mar. 2007. Citado na página 32,

CLEMENT, M. B. Analyst forecast accuracy: Do ability, resources, and portfolio complexity matter? *Journal of Accounting and Economics*, v. 27, n. 3, p. 285–303, jul. 1999. Citado 5 vezes nas páginas 17, 22, 55, 56 e 57,

CLEMENT, M. B.; HALES, J.; XUE, Y. Understanding analysts' use of stock returns and other analysts' revisions when forecasting earnings. *Journal of Accounting and Economics*, v. 51, n. 3, p. 279–299, abr. 2011. Citado 4 vezes nas páginas 39, 59, 60 e 62,

COEN, A.; DESFLEURS, A. The evolution of financial analysts' forecasts on asian emerging markets. *Journal of Multinational Financial Management*, v. 14, n. 4–5, p. 335–352, out. 2004. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 37,

COEN, A.; DESFLEURS, A.; L'HER, J.-F.; SURET, J.-M. Another look at factors explaining quality of financial analysts' forecasts: Evidence from the asian emerging markets. *Journal of Multinational Financial Management*, v. 15, n. 4–5, p. 414–434, out. 2005. Citado na página 35,

CONROY, R. M.; HARRIS, R. S. Analysts' earnings forecasts in japan: Accuracy and sell-side optimism. *Pacific-Basin Finance Journal*, v. 3, n. 4, p. 393–408, dez. 1995. Citado 3 vezes nas páginas 43, 46 e 63,

CVM. *Instrução CVM 483/10*. [S.l.], 2013. Disponível em: <www.cvm.gov.br>. Citado na página 99,

CVM. *Participantes do Mercado*. [S.l.], 2013. Disponível em: <www.cvm.gov.br>. Citado na página 98,

DALMACIO, F. Z. *Mecanismos de governança e acurácia das previsões dos analistas do mercado brasileiro: uma análise sob a perspectiva da teoria da sinalização*. Tese (Tese de Doutorado) — Universidade de São Paulo, dez. 2009. Tese de Doutorado. Citado 5 vezes nas páginas 17, 18, 20, 21 e 27,

DALMACIO, F. Z.; LOPES, A. B.; REZENDE, A. J.; NETO, A. S. An analysis of the relationship between corporate governance and accuracy of the analysts forecasts of the brazilian market. *RAM. Revista de Administração Mackenzie*, v. 14, n. 5, p. 104–139, out. 2013. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 27,

DREMAN, D. N.; BERRY, M. A. Analyst forecasting errors and their implications for security analysis. *Financial Analysts Journal*, p. 30–41, 1995. Citado 3 vezes nas páginas 43, 46 e 63,

DUMER, M. C. R. *Governança corporativa e previsão dos analistas no Brasil: uma análise da relação entre acurácia e adesão ao nível 1, nível 2 e novo mercado*. Tese (Dissertação de Mestrado) — Fundação Instituto Capixaba de Pesquisa em Contabilidade Economia e Finanças, Vitória, 2012. Citado 5 vezes nas páginas 17, 18, 20, 21 e 27,

DURU, A.; REEB, D. M. International diversification and analysts' forecast accuracy and bias. *The Accounting Review*, v. 77, n. 2, p. 415–433, 2002. Citado 4 vezes nas páginas 57, 58, 62 e 67,

- EMERY, D. R.; LI, X. Are the wall street analyst rankings popularity contests? *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 44, n. 2, p. 411, 2009. Citado 4 vezes nas páginas 16, 21, 71 e 72,
- FAROOQ, O. Who was informative? performance of foreign and local analysts' stock recommendations during the asian financial crisis. *Research in International Business and Finance*, v. 29, p. 61–76, ago. 2013. Citado 3 vezes nas páginas 29, 37 e 48,
- FRANCIS, J.; SOFFER, L. The relative informativeness of analysts' stock recommendations and earnings forecast revisions. *Journal of Accounting Research*, p. 193–211, 1997. Citado 6 vezes nas páginas 22, 38, 39, 42, 50 e 54,
- GIVOLY, D.; LAKONISHOK, J. The information content of financial analysts' forecasts of earnings: Some evidence on semi-strong inefficiency. *Journal of Accounting and Economics*, v. 1, n. 3, p. 165–185, dez. 1979. Citado 4 vezes nas páginas 28, 39, 40 e 59,
- GIVOLY, D.; LAKONISHOK, J. Properties of analysts' forecasts of earnings: A review and analysis of the research. *Journal of Accounting Literature*, v. 3, n. 1, p. 117–52, 1984. Citado 3 vezes nas páginas 34, 36 e 63,
- GLEASON, C. A.; LEE, C. M. Analyst forecast revisions and market price discovery. *The Accounting Review*, v. 78, n. 1, p. 193–225, 2003. Citado 3 vezes nas páginas 24, 59 e 62,
- GODFREY, J. P. What is an analyst? *Financial Analysts Journal*, v. 9, n. 5, p. 103–105, nov. 1953. Citado na página 24,
- GODFREY, L. G. Testing against general autoregressive and moving average error models when the regressors include lagged dependent variables. *Econometrica*, v. 46, n. 6, p. 1293–1301, 1978. Citado na página 31,
- GU, Z.; WU, J. S. Earnings skewness and analyst forecast bias. *Journal of Accounting and Economics*, v. 35, n. 1, p. 5–29, abr. 2003. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 72,
- HAUSMAN, J. A. Specification tests in econometrics. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, p. 1251–1271, 1978. Citado 2 vezes nas páginas 31 e 32,
- HAYES, R. M.; LEVINE, C. B. An approach to adjusting analysts' consensus forecasts for selection bias. *Contemporary Accounting Research*, v. 17, n. 1, p. 61–83, 2000. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 23,
- HILARY, G.; HSU, C. Analyst forecast consistency. *The Journal of Finance*, v. 68, n. 1, p. 271–297, 2013. Citado 14 vezes nas páginas 17, 18, 21, 43, 63, 71, 72, 73, 75, 80, 81, 82, 85 e 89,
- HIRST, D. E.; HOPKINS, P. E.; WAHLEN, J. M. Fair values, income measurement, and bank analysts' risk and valuation judgments. *The Accounting Review*, v. 79, n. 2, p. 453–472, 2004. Citado 4 vezes nas páginas 22, 57, 58 e 67,
- HIRST, D. E.; KOONCE, L.; SIMKO, P. J. Investor reactions to financial analysts' research reports. *Journal of Accounting Research*, p. 335–351, 1995. Citado 4 vezes nas páginas 22, 38, 39 e 42,

- HONG, H.; KUBIK, J. D. Analyzing the analysts: Career concerns and biased earnings forecasts. *The Journal of Finance*, v. 58, n. 1, p. 313–351, 2003. Citado na página 73,
- HONG, H.; KUBIK, J. D.; SOLOMON, A. Security analysts' career concerns and herding of earnings forecasts. *The Rand journal of economics*, p. 121–144, 2000. Citado na página 73,
- INVESTOR, I. *BTG Pactual Leads All-Brazil Research Team for Third Year*. 2014. Disponível em: <<http://www.institutionalinvestor.com/article/3370166/research-and-rankings/btg-pactual-leads-all-brazil-research-team-for-third-year.html#.VG9MNItrP38>>. Citado na página 86,
- JACKSON, A. R. Trade generation, reputation, and sell-side analysts. *The Journal of Finance*, v. 60, n. 2, p. 673–717, 2005. Citado na página 73,
- JACOB, J.; LYS, T. Z.; NEALE, M. A. Expertise in forecasting performance of security analysts. *Journal of Accounting and Economics*, v. 28, n. 1, p. 51–82, nov. 1999. Citado 12 vezes nas páginas 17, 22, 39, 42, 50, 53, 55, 56, 57, 62, 67 e 70,
- KARAMANOU, I. Value relevance of analyst earnings forecasts in emerging markets. *Advances in Accounting*, v. 28, n. 1, p. 128–137, jun. 2012. Citado 3 vezes nas páginas 26, 35 e 58,
- KERL, A. G. Target price accuracy. *BuR - Business Research*, v. 4, n. 1, p. 74–96, mar. 2011. Citado 7 vezes nas páginas 24, 25, 42, 43, 44, 63 e 75,
- KIM, S. T.; LIN, J.-C.; SLOVIN, M. B. Market structure, informed trading, and analysts' recommendations. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 32, n. 04, p. 507–524, 1997. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 53,
- KLIGER, D.; KUDRYAVTSEV, A. Volatility expectations and the reaction to analyst recommendations. *Journal of Economic Psychology*, v. 37, p. 1–6, ago. 2013. Citado 2 vezes nas páginas 38 e 42,
- LI, X. The persistence of relative performance in stock recommendations of sell-side financial analysts. *Journal of Accounting and Economics*, v. 40, n. 1–3, p. 129–152, dez. 2005. Citado 3 vezes nas páginas 26, 36 e 53,
- LIM, T. Rationality and analysts' forecast bias. *The Journal of Finance*, v. 56, n. 1, p. 369–385, 2001. Citado 5 vezes nas páginas 73, 74, 75, 77 e 85,
- LOBO, G. J.; SONG, M.; STANFORD, M. Accruals quality and analyst coverage. *Journal of Banking & Finance*, v. 36, n. 2, p. 497–508, 2012. Citado 8 vezes nas páginas 18, 21, 26, 38, 42, 57, 67 e 81,
- MARTINEZ, A. L. *Analisando os analistas: estudo empírico das projeções de lucros e das recomendações dos analistas do mercado de capitais para as empresas brasileiras de capital aberto*. Tese (Doutorado) — Fundação Getúlio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, 2004. Citado 6 vezes nas páginas 17, 18, 20, 21, 27 e 98,
- MARTINEZ, A. L. Analysts' optimism and selection bias. *BBR-Brazilian Business Review*, v. 4, n. 2, p. 104–118, 2007. Citado 14 vezes nas páginas 26, 27, 33, 36, 37, 43, 46, 48, 57, 62, 63, 67, 69 e 73,

- MARTINEZ, A. L. The effect of earnings projection revisions on stock returns in Brazil. *BBR-Brazilian Business Review*, v. 5, n. 2, p. 121–135, 2008. Citado 8 vezes nas páginas 18, 27, 33, 40, 41, 52, 53 e 73,
- MARTINEZ, A. L. Determinantes da acurácia das previsões dos analistas do mercado de capitais. *Contabilidade, Gestão e Governança*, v. 10, n. 2, 2009. Citado 8 vezes nas páginas 27, 36, 42, 48, 50, 55, 58 e 73,
- MARTINEZ, A. L.; DUMER, M. Adoption of IFRS and the properties of analysts' forecasts: The Brazilian case. *Revista de Contabilidade e Organizações*, v. 8, n. 20, abr. 2014. ISSN 1982-6486. Citado 3 vezes nas páginas 23, 27 e 53,
- MIKHAIL, M. B.; WALTHER, B. R.; WILLIS, R. H. Do security analysts improve their performance with experience? *Journal of Accounting Research*, v. 35, p. 131–157, 1997. Citado 6 vezes nas páginas 17, 22, 55, 56, 62 e 67,
- MIKHAIL, M. B.; WALTHER, B. R.; WILLIS, R. H. The effect of experience on security analyst underreaction. *Journal of Accounting and Economics*, v. 35, n. 1, p. 101–116, 2003. Citado 6 vezes nas páginas 22, 58, 62, 67, 68 e 70,
- MOBAREK, A.; FIORANTE, A. The prospects of BRIC countries: Testing weak-form market efficiency. *Research in International Business and Finance*, v. 30, p. 217–232, jan. 2014. Citado 3 vezes nas páginas 20, 35 e 40,
- MOSHIRIAN, F.; NG, D.; WU, E. The value of stock analysts' recommendations: Evidence from emerging markets. *International Review of Financial Analysis*, v. 18, n. 1–2, p. 74–83, mar. 2009. Citado 9 vezes nas páginas 26, 35, 40, 41, 44, 52, 53, 81 e 85,
- OBRIEN, P. C. Individual forecasting ability. *Managerial Finance*, v. 13, n. 2, p. 3–9, 1987. Citado na página 30,
- PETERSEN, M. A. Estimating standard errors in finance panel data sets: Comparing approaches. *Review of financial studies*, v. 22, n. 1, p. 435–480, 2009. Citado na página 30,
- POMPIAN, M. *Behavioral finance and wealth management: how to build optimal portfolios that account for investor biases*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 70,
- RAMNATH, S.; ROCK, S.; SHANE, P. The financial analyst forecasting literature: A taxonomy with suggestions for further research. *International Journal of Forecasting*, v. 24, n. 1, p. 34–75, 2008. Citado 4 vezes nas páginas 22, 23, 24 e 55,
- SAITO, R.; VILLALOBOS, S. J. S.; BENETTI, C. Qualidade das projeções dos analistas sell-side: evidência empírica do mercado brasileiro. *Revista de Administração da Universidade de São Paulo*, v. 43, n. 4, 2008. Citado 4 vezes nas páginas 26, 27, 36 e 48,
- SCHIPPER, K. Analysts' forecasts. *Accounting Horizons*, v. 5, n. 4, p. 105–121, 1991. Citado 4 vezes nas páginas 24, 43, 46 e 63,
- SO, E. C. A new approach to predicting analyst forecast errors: Do investors overweight analyst forecasts? *Journal of Financial Economics*, v. 108, n. 3, p. 615–640, jun. 2013. Citado 3 vezes nas páginas 24, 30 e 32,

STICKEL, S. E. Accuracy improvements from a consensus of updated individual analyst earnings forecasts. *International Journal of Forecasting*, v. 9, n. 3, p. 345–353, nov. 1993. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 46,

VILLALOBOS, S. J. S. *Qualidade das projeções dos analistas Sell Side: evidência empírica do mercado brasileiro*. Tese (Dissertation), out. 2005. Citado 5 vezes nas páginas 17, 18, 20, 21 e 27,

WEINSTEIN, N. D. Unrealistic optimism about future life events. *Journal of personality and social psychology*, v. 39, n. 5, p. 806, 1980. Citado 2 vezes nas páginas 34 e 54,

WILLIAMS, J. Financial analysts and the false consensus effect. *Journal of Accounting Research*, v. 51, n. 4, p. 855–907, 2013. Citado 4 vezes nas páginas 34, 60, 69 e 73,

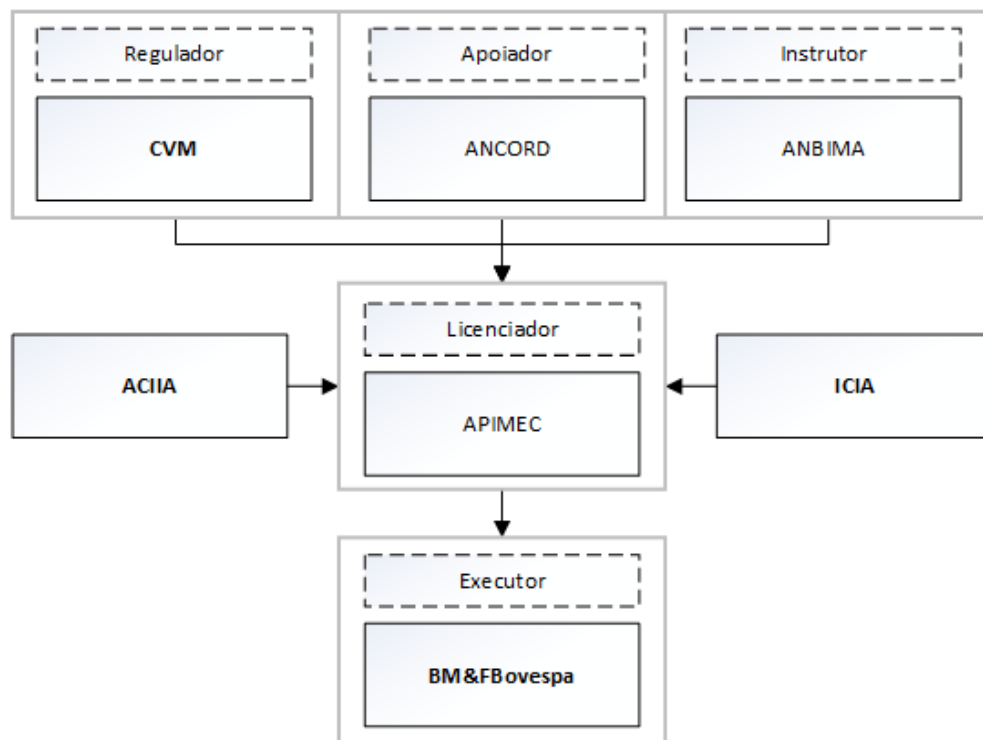
WOOLDRIDGE, J. M. *Econometric analysis of cross section and panel data*. [S.l.]: The MIT press, 2010. Citado 3 vezes nas páginas 30, 31 e 32,

APÊNDICE A – ATIVIDADE DE ANÁLISE NO BRASIL

Os analistas de mercado podem ser classificados em analistas *sell-side*, *buy-side* e independentes. Os analistas *sell-side* montam relatórios de análise que fornecem orientações para operações com ativos por parte dos clientes investidores. Esses profissionais trabalham principalmente para corretoras e publicam seus relatórios no mercado. Os analistas *buy-side* fornecem orientações internas a fundos ou a investidores institucionais e não divulgam seus relatórios (MARTINEZ, 2004).

Os analistas independentes não são vinculados a corretoras ou instituições de investimentos. A princípio, suas recomendações são não viesadas e livres das pressões das companhias. No Brasil, em pesquisa prévia na BM&FBovespa, CVM, APIMEC e ANCORD, não há registro de casas de análise independente. Então, esta pesquisa aborda apenas previsões e recomendações de analistas *sell-side*, haja vista que apenas esses analistas divulgam seus relatórios com suas previsões e recomendações (CVM, 2013b). Os órgãos envolvidos com a atividade serão detalhados com o apoio da figura 7.

Figura 7 – Estrutura das instituições



No Brasil, a regulamentação da atividade de análise é realizada pela CVM. As atividades desse órgão são voltadas para a regulamentação do mercado brasileiro. A atividade de analista financeiro na CVM é normatizada pela instrução da 483 de 06 de julho de 2010. De acordo com a norma, o profissional de análise financeira denominado de analista de valores mobiliários: "[...] é a pessoa natural que, em caráter profissional, elabora relatórios de análise destinados à publicação, divulgação ou distribuição a terceiros, ainda que restrita a clientes" (CVM, 2013a).

A Comissão de Valores Mobiliários-CVM define relatório de análise como "[...] quaisquer textos, relatórios de acompanhamento, estudos ou análises sobre valores mobiliários específicos ou sobre emissores de valores mobiliários determinados que possam auxiliar ou influenciar investidores no processo de tomada de decisão de investimento" (CVM, 2013a).

É notório que qualquer tipo de relatório que forneça orientações e recomendações de compra e venda é caracterizado como relatório de análise, assim como "Exposições públicas, apresentações, reuniões, conferências telefônicas e quaisquer outras manifestações não-escritas, cujo conteúdo seja típico de relatório de análise, são equiparadas [...]". Além dessas definições a instrução também normatiza obrigações, responsabilidades e obrigatoriedade do credenciamento junto ao órgão (CVM, 2013a).

A Associação dos Analistas e Profissionais de Investimento do Mercado de Capitais-APIMEC realiza a certificação dos profissionais no país, representando junto ao governo e a entidades do mercado. Promove ainda congressos e treinamentos a profissionais para a área. É membro da *Association for International Investment Analyst-ACIIA* e da *International Council of Investment Association-ICIA* que são associações internacionais. Os dados atuais apontam 720 analistas credenciados e 382 analistas licenciados (APIMEC, 2013).

A Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais-ANBIMA busca representar todas as entidades de mercado como forma de fortalecimento e crescimento econômico do país. Dentre as atividades desenvolvidas pela ANBIMA, além de representação, promove também a autorregulação do mercado, divulgação de informações e educação aos agentes de mercado.

A Associação Nacional das Corretoras e Distribuidoras de Títulos e Valores Mobiliários, Câmbio e Mercadorias-ANCORD formada em 31 de janeiro de 2011 uniu as associações de corretoras e distribuidoras de valores, e integra a Confederação Nacional de Instituições Financeiras-CNF. Outras entidades fazem parte do sistema financeiro e estão ligadas à prestação de serviços de mercado no âmbito nacional. No Cadastro atual emitido pela BM&FBovespa há 80 corretoras no país, sem considerar suas unidades e agentes de corretagem.

APÊNDICE B – CLASSIFICAÇÃO DA ACURÁCIA DO CONSENSO

Tabela 19 – Ranking da acurácia do consenso por empresa, capítulo 4

RANKING é a classificação da acurácia pela média dos erros por empresa, da menor para a maior. ATIVO é a identificação do ativo da empresa. NOME é a razão social da empresa referente ao ativo. N é a quantidade de previsões relaizadas contidas no banco de dados. MÉDIA é a média aritmética dos erros absolutos de previsão. DP é o desvio padrão dos erros de previsão, proxy para consistência dos erros. RANKINGDP é a classificação pela consistência dos erros, da menor para a maior.

Ranking	Ativo	Nome	N	Média	DP	RankingDP
1	CIEL3	CIELO S.A,	41	0	0,3	46
2	POMO4	MARCOPOLO S.A,	67	0	0,65	106
3	CCRO3	CCR S.A,	88	0,03	0,27	39
4	COCE5	CIA ENERGÉTICA DO CEARÁ - COELCE	56	0,03	0,14	9
5	MILS3	MILLS ESTRUTURAS E SERVIÇOS DE ENGENHARI	25	0,03	0,21	26
6	EZTC3	EZ TEC EMPREEND, E PARTICIPACOES S.A,	35	0,04	0,11	3
7	EQTL3	EQUATORIAL ENERGIA S.A,	48	0,05	0,19	21
8	ALPA4	ALPARGATAS S.A,	36	0,06	0,34	53
9	HBOR3	HELBOR EMPREENDIMENTOS S.A,	23	0,06	0,11	4
10	MDIA3	M,DIAS BRANCO S.A, IND COM DE ALIMENTOS	50	0,08	0,25	34
11	UGPA3	ULTRAPAR PARTICIPAÇÕES S.A,	53	0,1	0,2	23
12	ARZZ3	AREZZO INDÚSTRIA E COMÉRCIO S.A,	16	0,13	0,11	5
13	CTAX3	CONTAX PARTICIPACOES S.A,	1	0,13	0	
14	HGTX3	CIA HERING	44	0,14	0,39	60
15	CRUZ3	SOUZA CRUZ S.A,	70	0,17	0,16	14
16	LEVE3	MAHLE-METAL LEVE S.A,	16	0,2	0,13	7
17	FESA4	CIA FERRO LIGAS DA BAHIA - FERBASA	1	0,25	0	
18	TOTS3	TOTVS S.A,	68	-0,01	0,34	54
19	ALSC3	ALIANSCCE SHOPPING CENTERS S.A,	32	-0,02	0,17	16
20	RADL3	RAIA DROGASIL S.A,	55	-0,02	0,4	64
21	TECN3	TECHNOS S.A,	9	-0,02	0,14	10
22	BRFS3	BRF S.A,	89	-0,03	0,26	37
23	SBSP3	CIA SANEAMENTO BÁSICO EST, SÃO PAULO	84	-0,03	0,39	61
24	ECOR3	ECORODOVIAS INFRAESTRUTURA E LOGÍSTICA S	32	-0,04	0,14	11
25	QUAL3	QUALICORP S.A,	17	-0,06	0,13	8
26	ESTC3	ESTACIO PARTICIPACOES S.A,	49	-0,07	0,32	48
27	GETI4	AES TIETÊ S.A,	84	-0,07	0,16	15
28	PCAR4	CIA BRASILEIRA DE DISTRIBUIÇÃO	94	-0,07	0,22	27
29	CPFE3	CPFL ENERGIA S.A,	86	-0,08	0,15	13
30	VIVT3	TELEFÔNICA BRASIL S.A	12	-0,08	0,34	55
31	ARTR3	ARTERIS S.A,	77	-0,09	0,61	100
32	CTIP3	CETIP S.A, - MERCADOS ORGANIZADOS	37	-0,09	0,28	41
33	LREN3	LOJAS RENNER S.A,	84	-0,09	0,62	102
34	TRPL4	CTEEP - CIA TRANSMISSÃO ENERGIA ELÉTRICA	79	-0,09	0,22	28
35	CLSC4	CENTRAIS ELET DE SANTA CATARINA S.A,	58	-0,1	0,18	19
36	TBLE3	TRACTEBEL ENERGIA S.A,	83	-0,1	0,2	24
37	TPIS3	TPI - TRIUNFO PARTICIP, E INVEST, S.A,	23	-0,11	0,23	31
38	AUTM3	AUTOMETAL S.A,	21	-0,12	0,23	32
39	NATU3	NATURA COSMETICOS S.A,	85	-0,12	0,39	62
40	TIMP3	TIM PARTICIPACOES S.A,	88	-0,12	0,42	67
41	KLBN4	KLABIN S.A,	89	-0,14	0,53	90
42	PSSA3	PORTO SEGURO S.A,	86	-0,14	0,49	81
43	BBDC4	BCO BRADESCO S.A,	94	-0,15	0,3	47
44	MPLU3	MULTIPLUS S.A,	33	-0,15	0,37	58
45	BVMF3	BMFBOVESPA S.A, BOLSA VALORES MERC FUT	51	-0,16	0,27	40
46	CPLE6	CIA PARANAENSE DE ENERGIA - COPEL	94	-0,16	0,25	35
47	MULT3	MULTIPLAN - EMPREEND IMOBILIARIOS S.A,	52	-0,16	0,62	103
48	CSMG3	CIA SANEAMENTO DE MINAS GERAIS-COPASA MG	64	-0,17	0,33	52
49	FRAS4	FRAS-LE S.A,	2	-0,17	0,43	69
50	VLID3	VALID SOLUÇÕES E SERV, SEG, MEIOS PAG, I	54	-0,17	0,48	79
51	PRBC4	PARANA BCO S.A,	15	-0,18	0,32	49

Continua na próxima página

Tabela 19 – *Continuação da página anterior*

RANKING é a classificação da acurácia pela média dos erros por empresa, da menor para a maior. ATIVO é a identificação do ativo da empresa. NOME é a razão social da empresa referente ao ativo. N é a quantidade de previsões relaizadas contidas no banco de dados. MÉDIA é a média aritmética dos erros absolutos de previsão. DP é o desvio padrão dos erros de previsão, proxy para consistência dos erros. RANKINGDP é a classificação pela consistência dos erros, da menor para a maior.

Ranking	Ativo	Nome	N	Média	DP	RankingDP
52	GETI3	AES TIETÊ S.A,	51	-0,19	0,14	12
53	IGTA3	IGUATEMI EMPRESA DE SHOPPING CENTERS S.A	51	-0,19	0,61	101
54	ITUB4	ITAU UNIBANCO HOLDING S.A,	92	-0,19	0,28	42
55	JSLG3	JSL S.A,	29	-0,19	0,29	44
56	BRPR3	BR PROPERTIES S.A,	27	-0,2	0,23	33
57	CTAX4	CONTAX PARTICIPACOES S.A,	38	-0,2	0,44	72
58	LAME4	LOJAS AMERICANAS S.A,	89	-0,2	0,74	121
59	WEGE3	WEG S.A,	79	-0,2	0,49	82
60	ODPV3	ODONTOPREV S.A,	70	-0,21	0,74	122
61	BRSR6	BCO ESTADO DO RIO GRANDE DO SUL S.A,	44	-0,22	0,43	70
62	CGAS5	CIA GAS DE SAO PAULO - COMGAS	49	-0,22	0,29	45
63	GRND3	GRENDENE S.A,	39	-0,22	0,56	93
64	FLRY3	FLEURY S.A,	30	-0,23	0,17	17
65	ITSA4	ITAUSA INVESTIMENTOS ITAU S.A,	79	-0,23	0,45	74
66	AMAR3	MARISA LOJAS S.A,	31	-0,24	0,25	36
67	RENT3	LOCALIZA RENT A CAR S.A,	82	-0,24	0,73	118
68	SLED4	SARAIVA S.A, LIVREIROS EDITORES	30	-0,24	0,58	98
69	ENBR3	EDP - ENERGIAS DO BRASIL S.A,	88	-0,25	0,2	25
70	BPHA3	BRASIL PHARMA S.A,	13	-0,26	0,52	86
71	BBAS3	BCO BRASIL S.A,	89	-0,27	0,51	84
72	BRML3	BR MALLS PARTICIPACOES S.A,	64	-0,27	0,73	119
73	CMIG4	CIA ENERGETICA DE MINAS GERAIS - CEMIG	93	-0,27	0,32	50
74	LLIS3	RESTOQUE COMÉRCIO E CONFECÇÕES DE ROUPAS	14	-0,27	0,48	80
75	VIVT4	TELEFÔNICA BRASIL S.A	85	-0,27	0,19	22
76	DASA3	DIAGNOSTICOS DA AMERICA S.A,	79	-0,28	0,45	75
77	IDVL4	BCO INDUSVAL S.A,	5	-0,28	0,12	6
78	SMT03	SAO MARTINHO S.A,	64	-0,28	0,45	76
79	ETER3	ETERNIT S.A,	21	-0,29	0,51	85
80	LCAM3	CIA LOCAÇÃO DAS AMÉRICAS	1	-0,29	0	
81	LIGT3	LIGHT S.A,	63	-0,3	0,22	29
82	BRIN3	BRASIL INSURANCE PARTICIPAÇÕES E ADMINIS	14	-0,31	0,17	18
83	CREM3	CREMER S.A,	48	-0,31	0,47	78
84	SLCE3	SLC AGRICOLA S.A,	49	-0,31	0,34	56
85	PINE4	BCO PINE S.A,	40	-0,33	0,89	132
86	ELET6	CENTRAIS ELET BRAS S.A, - ELETROBRAS	79	-0,34	0,43	71
87	FIBR3	FIBRIA CELULOSE S.A,	56	-0,34	0,71	114
88	GGBR4	GERDAU S.A,	94	-0,34	0,52	87
89	SCAR3	SÃO CARLOS EMPREENDE E PARTICIPAÇÕES S.A,	31	-0,34	0,66	109
90	SSBR3	SONAE SIERRA BRASIL S.A,	17	-0,35	0,36	57
91	ABCB4	BCO ABC BRASIL S.A,	60	-0,36	0,72	117
92	EMBR3	EMBRAER S.A,	55	-0,36	0,52	88
93	HYPE3	HYPERMARCAS S.A,	50	-0,36	0,86	130
94	NETC4	NET SERVICOS DE COMUNICACAO S.A,	55	-0,36	0,56	94
95	PRVI3	CIA PROVIDENCIA INDUSTRIA E COMERCIO	6	-0,36	0,22	30
96	GGBR3	GERDAU S.A,	5	-0,37	0,32	51
97	IMCH3	INTERNATIONAL MEAL COMPANY HOLDINGS S.A,	3	-0,37	0,1	2
98	CSAN3	COSAN S.A, INDUSTRIA E COMERCIO	80	-0,39	0,65	107
99	DTEX3	DURATEX S.A,	54	-0,4	0,91	133
100	KROT3	KROTON EDUCACIONAL S.A,	60	-0,4	1,01	138
101	RAPT4	RANDON S.A, IMPLEMENTOS E PARTICIPACOES	78	-0,4	0,75	123
102	VALE3	VALE S.A,	83	-0,41	0,56	95
103	VALE5	VALE S.A,	88	-0,41	0,56	96
104	CESP6	CESP - CIA ENERGETICA DE SAO PAULO	76	-0,42	0,68	110
105	JBSS3	JBS S.A,	60	-0,42	0,52	89
106	BHGR3	BHG S.A, - BRAZIL HOSPITALITY GROUP	16	-0,43	0,26	38
107	PETR4	PETROLEO BRASILEIRO S.A, PETROBRAS	94	-0,43	0,42	68
108	CSNA3	CIA SIDERÚRGICA NACIONAL	94	-0,44	0,68	111
109	BRAP4	BRADESPAR S.A,	72	-0,45	0,6	99
110	UNIP6	UNIPAR CARBOCLORO S.A,	15	-0,47	0,41	66
111	CYRE3	CYRELA BRAZIL REALTY S.A,EMPREEND E PART	76	-0,48	0,8	127

Continua na próxima página

Tabela 19 – *Continuação da página anterior*

RANKING é a classificação da acurácia pela média dos erros por empresa, da menor para a maior. ATIVO é a identificação do ativo da empresa. NOME é a razão social da empresa referente ao ativo. N é a quantidade de previsões relaizadas contidas no banco de dados. MÉDIA é a média aritmética dos erros absolutos de previsão. DP é o desvio padrão dos erros de previsão, proxy para consistência dos erros. RANKINGDP é a classificação pela consistência dos erros, da menor para a maior.

Ranking	Ativo	Nome	N	Média	DP	RankingDP
112	DIRR3	DIRECIONAL ENGENHARIA S.A,	25	-0,49	0,38	59
113	MYPK3	IOCHPE MAXION S.A,	62	-0,49	1,1	143
114	USIM5	USINAS SID DE MINAS GERAIS S.A,-USIMINAS	94	-0,49	0,73	120
115	AEDU3	ANHANGUERA EDUCACIONAL PARTICIPACOES S.A	50	-0,51	0,97	136
116	ELPL4	ELETROPAULO METROP, ELET, SÃO PAULO S.A,	69	-0,54	0,82	128
117	DAYC4	BCO DAYCOVAL S.A,	64	-0,55	0,98	137
118	GSHP3	GENERAL SHOPPING BRASIL S.A,	20	-0,55	1,63	156
119	PETR3	PETROLEO BRASILEIRO S.A, PETROBRAS	75	-0,55	0,44	73
120	GOAU4	METALURGICA GERDAU S.A,	67	-0,57	0,5	83
121	BPNM4	BCO PANAMERICANO S.A,	18	-0,6	1,51	154
122	MRVE3	MRV ENGENHARIA E PARTICIPACOES S.A,	63	-0,61	0,95	135
123	SUZB5	SUZANO PAPEL E CELULOSE S.A,	82	-0,61	0,94	134
124	ELET3	CENTRAIS ELET BRAS S.A, - ELETROBRAS	46	-0,62	0,4	65
125	GUAR3	GUARARAPES CONFECÇÕES	77	-0,63	1,29	152
126	LLXL3	LLX LOGISTICA S.A,	16	-0,63	0,79	126
127	LOGN3	LOG-IN LOGISTICA INTERMODAL S.A,	51	-0,63	0,71	115
128	ALLL3	ALL AMÉRICA LATINA LOGISTICA S.A,	67	-0,64	0,65	108
129	BRKM5	BRASKEM S.A,	90	-0,64	0,84	129
130	SFSA4	BCO SOFISA S.A,	53	-0,64	0,62	104
131	USIM3	USINAS SID DE MINAS GERAIS S.A,-USIMINAS	58	-0,64	0,75	124
132	LPSB3	LPS BRASIL - CONSULTORIA DE IMOVEIS S.A,	28	-0,66	1,65	157
133	ICB4	BCO INDUSTRIAL E COMERCIAL S.A,	55	-0,71	1,01	139
134	CTNM4	CIA TECIDOS NORTE DE MINAS COTEMINAS	3	-0,72	0,06	1
135	FHER3	FERTILIZANTES HERINGER S.A,	27	-0,73	1,26	150
136	BBRK3	BRASIL BROKERS PARTICIPACOES S.A,	12	-0,75	0,18	20
137	TERI3	TEREOS INTERNACIONAL S.A,	7	-0,75	0,53	91
138	PFRM3	PROFARMA DISTRIB PROD FARMACEUTICOS S.A,	47	-0,76	2	161
139	TCSA3	TECNISA S.A,	49	-0,76	1,21	148
140	OIBR4	OI S.A,	67	-0,77	0,46	77
141	TGMA3	TEGMA GESTAO LOGISTICA S.A,	53	-0,8	2,04	162
142	MAGG3	MAGNESITA REFRACTORIOS S.A,	50	-0,81	0,71	116
143	BTOW3	B2W - COMPANHIA DIGITAL	91	-0,82	1,23	149
144	PMAM3	PARANAPANEMA S.A,	19	-0,82	0,68	112
145	BEMA3	BEMATECH S.A,	25	-0,83	1,1	144
146	MRFG3	MARFRIG ALIMENTOS S/A	65	-0,84	0,76	125
147	JHSF3	JHSF PARTICIPACOES S.A,	8	-0,85	1,93	159
148	ENEV3	ENEVA S.A	48	-0,87	1,74	158
149	GOLL4	GOL LINHAS AEREAS INTELIGENTES S.A,	89	-0,87	1,13	147
150	RDN13	RODOBENS NEGOCIOS IMOBILIARIOS S.A,	35	-0,88	1,01	140
151	LUPA3	LUPATECH S.A,	40	-0,96	1,26	151
152	PDGR3	PDG REALTY S.A, EMPREEND E PARTICIPACOES	60	-0,98	1,1	145
153	VIVR3	VIVER INCORPORADORA E CONSTRUTORA S.A,	18	-0,99	0,54	92
154	QGEP3	QGEP PARTICIPAÇÕES S.A,	21	-1	0,57	97
155	BEEF3	MINERVA S.A,	62	-1,01	2,53	167
156	CARD3	CSU CARDSYSTEM S.A,	3	-1,03	0,28	43
157	MGLU3	MAGAZINE LUIZA S.A,	18	-1,04	0,39	63
158	AGRO3	BRASILAGRO - CIA BRAS DE PROP AGRICOLAS	2	-1,05	0,88	131
159	GFA3	GAFISA S.A,	76	-1,05	1,12	146
160	EVEN3	EVEN CONSTRUTORA E INCORPORADORA S.A,	43	-1,09	2,05	163
161	SHOW3	T4F ENTRETENIMENTO S.A,	7	-1,12	1,02	141
162	IDNT3	IDEIASNET S.A,	18	-1,13	1,53	155
163	ROMI3	INDUSTRIAS ROMI S.A,	28	-1,32	1,04	142
164	TEMP3	TEMPO PARTICIPACOES S.A,	8	-1,33	1,43	153
165	OIBR3	OI S.A,	6	-1,35	0,62	105
166	RSID3	ROSSI RESIDENCIAL S.A,	78	-1,39	2,11	165
167	MMXM3	MMX MINERACAO E METALICOS S.A,	71	-1,59	2,06	164
168	POS13	POSITIVO INFORMATICA S.A,	51	-1,86	2,59	168
169	BISA3	BROOKFIELD INCORPORAÇÕES S.A,	51	-1,88	1,97	160
170	OSXB3	OSX BRASIL S.A,	23	-2,12	0,7	113
171	HRT3	HRT PARTICIPAÇÕES EM PETRÓLEO S.A,	21	-5,64	2,11	166

APÊNDICE C – LISTAS DE VARIÁVEIS UTILIZADAS NA PESQUISA

Tabela 20 – Lista de variáveis - capítulo 4

Variável	Descrição
ANO	Ano da emissão da previsão e/ou recomendação
CMAR	Retorno acumulado da recomendação ajustado ao mercado
CRR	Retorno acumulado da recomendação
CREV	Percentual de variação do consenso previsto
CREVGRADE	É uma dummy de diferenciação da variação da revisão do consenso negativa (<i>downgrade</i>) 1, ou positiva (<i>upgrade</i>) 0,
DOLAR	Variação média da Cotação do dólar em moeda local
FP	Preço previsto
IBOV	Variação média do índice Bovespa
LP	Preço de fechamento médio
NUMB	Número de recomendações de compra para determinado ativo
NUMH	Número de recomendações de retenção para determinado ativo
NUMS	Número de recomendações de venda para determinado ativo
PAFE	Erro absoluto do consenso da previsão do preço
PFE	Erro do consenso da previsão do preço
RECC	Consenso das recomendações dos analistas para determinado ativo, É uma variável contínua entre 1 e 5, em que 1 é forte venda e 5 é forte compra,
RECT	Número total de recomendações (cobertura) para determinado ativo
SP500	Variação média do índice S&P500
TAXAJ	Variação média da taxa de juros no mercado representado pela meta
	SELIC
VIX	Variação média do <i>Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index</i>
VOLM	Volume de negociação médio do ativo no período

Tabela 21 – Lista de variáveis - capítulo 5

Variável	Descrição
CMAR	Retorno acumulado da recomendação do analista ajustado ao mercado
CREV	Percentual de variação do consenso previsto
CREVGRADE	É uma dummy de diferenciação da variação da revisão do consenso negativa (<i>downgrade</i>) 1, ou positiva (<i>upgrade</i>) 0,
CRR	Retorno acumulado da recomendação do analista
EXPASSET	Número de períodos com emissões de previsões anteriores de cada analista com o ativo
EXPGEN	Número de períodos com emissões de previsões anteriores de cada analista

Continua na próxima página

Tabela 21 – *Continuação da página anterior*

Variável	Descrição
EXPSETOR	Número de períodos com emissões de previsões anteriores de cada analista com o setor
NASSET	Número de ativos que o analista emitiu previsões em determinado período
NSETOR	Número de setores que o analista emitiu previsões em determinado período
PAFE	Erro absoluto da previsão de preço do analista
PFE	Erro da previsão de preço do analista
REV	Percentual de variação do preço previsto pelo analista
REVGRADE	É uma dummy de diferenciação da variação da revisão do analista negativa (<i>downgrade</i>) 1, ou positiva (<i>upgrade</i>) 0,
VOLM	Volume de negociação médio do ativo no mês

Tabela 22 – Lista de variáveis - capítulo 6

Variável	Descrição
CA	Coefficiente de Análise, calculado pela relação entre retornos ajustados ao mercado e o desvio padrão dos erros
CMAR	Retorno acumulado da recomendação do analista ajustado ao mercado
CRR	Retorno acumulado da recomendação do analista
CONFLITO	Dummy para diferenciação da existência de conflito entre a previsão de preço e a recomendação, 1 quando houver conflito e 0 quando não houver
PAFE	Erro absoluto da previsão de preço do analista
PFE	Erro da previsão de preço do analista
VOLM	Volume de negociação médio do ativo no mês

APÊNDICE D – TESTES ESTATÍSTICOS DOS MODELOS EM PAINEL

Tabela 23 – Testes estatísticos dos modelos do capítulo

4

Os testes aplicados nos modelos foram (1): Lagrange Multiplier Test-time effects (Breusch-Pagan); (2) F test for individual effects; (3) Hausman test; (4) Breusch-Godfrey test for serial correlation in panel models; (5) Breusch-Pagan test to heterocedasticity e o Efeito selecionado para o modelo em painel.

Modelo	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5	Efeito
4.1 sig,	1872924 ***	22,2465 ***	20830,56 ***	5,7702 **	561142,2 ***	Fixo
4.2 sig,	2082250 ***	23,7866 ***	4447,509 ***	6,5777 **	495770,2 ***	Fixo
4.3 sig,	715191,8 ***	26,0909 ***	5,898 -	69,2207 ***	3873,418 ***	Aleatório
4.4 sig,	814573,5 ***	29,2541 ***	9,5348 -	125,2421 ***	2642,059 ***	Aleatório
4.5 sig,	976676,5 ***	37,8097 ***	3,1362 -	146,5149 ***	127,3134 ***	Aleatório
4.6 sig,	905997,7 ***	32,8961 ***	0,5575 -	97,7734 ***	1106,737 ***	Aleatório
4.7 sig,	1011478 ***	36,7059 ***	3,8422 -	146,5034 ***	1460,641 ***	Aleatório
4.8 sig,	97596,45 ***	4,7549 ***	17,7952 ***	47,5112 ***	6430,389 ***	Fixo
4.9 sig,	1073185 ***	25,8052 ***	46,9907 ***	0,1313 -	33,0068 ***	Fixo
4.10 sig,	4857722 ***	214,9107 ***	67,305 *	1,6457 ***	15,7762 ***	Aleatório

Nota: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela 24 – Testes estatísticos dos modelos do capítulo

5

Os testes aplicados nos modelos foram: (1) Lagrange Multiplier Test-time effects (Breusch-Pagan); (2) F test for individual effects; (3) Hausman test; (4) Breusch-Godfrey test for serial correlation in panel models; (5) Breusch-Pagan test to heterocedasticity e o Efeito selecionado para o modelo em painel

Modelo	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5	Efeito
5.1 sig,	538699525 ***	26,6567 ***	21,5151 ***	415,9814 ***	61202,19 ***	Fixo
5.2 sig,	552748730 ***	32,4381 ***	8,1588 -	393,341 ***	58491,78 ***	Aleatório
5.3 sig,	753827911 ***	31,1249 ***	267,6063 ***	320,099 ***	35967,46 ***	Fixo
5.4 sig,	17088122 ***	3,8949 ***	205,5039 ***	11,023 -	4674,065 ***	Fixo
5.5 sig,	472268079 ***	12,6449 ***	56,7435 ***	38,7761 ***	26867,1 ***	Fixo
5.6 sig,	492523945 ***	5,4281 ***	34,9475 ***	39,9891 ***	401,004 ***	Fixo
5.7 sig,	678195160 ***	3,5332 ***	13,542 *	12,6244 -	48398,55 ***	Aleatório

Nota: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela 25 – Testes estatísticos dos modelos do capítulo

6

Os testes aplicados nos modelos foram: (1) Lagrange Multiplier Test-time effects (Breusch-Pagan); (2) F test for individual effects; (3) Hausman test; (4) Breusch-Godfrey test for serial correlation in panel models; (5) Breusch-Pagan test to heterocedasticity e o Efeito selecionado para o modelo em painel

Modelo	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5	Efeito
6.1 sig,	505176390 ***	27,3292 ***	40,4942 ***	413,615 ***	53173,75 ***	Fixo
6.2 sig,	419018572 ***	37,3221 ***	652,6658 ***	352,5235 ***	952899,5 ***	Fixo

Nota: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

APÊNDICE E – LISTA DE ANALISTAS E CORRETORAS

Tabela 26 – Lista de analistas e corretoras

Analista	Corretora
ADRIAN E HUERTA	JPMorgan
AFONSO ARNO ARNHOLD	Geracao Futuro Corretora de Valores
ALAN ALANIS	JPMorgan
ALAN DE SOUZA CARDOSO	Agora CTVM SA
ALAN GLEZER	Bradesco Corretora
ALBERT SAPORTA	Makor Capital
ALCIR GARINI FREITAS	Itau BBA Securities
ALESSANDRA BRUNA MORATTI	Fator Corretora
ALESSANDRO BALDONI	Deutsche Bank
ALEX PARDELLAS	Banif-IXE
ALEX SCIACIO	Grupo Santander
ALEXANDER ROBERTS	Grupo Santander
ALEXANDRE CONSTANTINI	Deutsche Bank
ALEXANDRE FALCAO	HSBC
ALEXANDRE FUENTES VAN AMSON	Credit Suisse
ALEXANDRE GARCIA	Agora CTVM SA
ALEXANDRE GARTNER	HSBC
ALEXANDRE KOGAKE CLAUDIO	Espirito Santo Investment Bank Research
ALEXANDRE RUIZ MIGUEL	Itau BBA Securities
ALEXANDRE SPADA	Itau BBA Securities
ALEXANDRE TORRANO	Bradesco Corretora
ALEXANDRE ULM DE FREITAS	Agora CTVM SA
ALEXANDRE YOCHIHITO SABANAI	Uniao de Bancos Brasileiros
ALOISIO VILLETH LEMOS	Agora CTVM SA
ALOK DEORA	Independent II Research plc
ANA CRISTINA KOTTAS IBRI	Bradesco Corretora
ANA SIQUEIRA	RBS
ANDERSON FREY	JPMorgan
ANDRE BAGGIO	JPMorgan
ANDRE DA HORA	Brascan Corretora
ANDRE FAGUNDES	Barclays
ANDRE PARIZE	Votorantim CTVM Research
ANDRE RIVA GARGIULO	GBM
ANDRE ROCHA	Bradesco Corretora
ANDRE SEGADILHA	Banif-IXE
ANDREA FARIA TEIXEIRA	JPMorgan
ANDREA MARINHO	Banco do Brasil SA
ANDREAS BOKKENHEUSER	UBS
ANDREIA ALCALDE	Brascan Corretora
ANDRES KIKUCHI	Link S/A CCTVM
ANDRES MEDINA-MORA	GBM
ANDREW MUENCH	Brasil Plural
ANDREW T CAMPBELL	Credit Suisse
ANISA REDMAN	HSBC
ANISH KAPADIA	Tudor Pickering & Co
ANNA LUCIA PEREIRA	Banco do Brasil SA
ANTHONY J NOTO	Goldman Sachs
ANTONIO BEZERRA	Ativa S/A CTV
ANTONIO EMILIO RUIZ	Banco do Brasil SA
ANTONIO GONZALEZ	Credit Suisse
ANTONIO HELUANY	Agora CTVM SA
ANTONIO JUNQUEIRA	Banco BTG Pactual SA
ARIANE GIL	GBM
ARJUN N MURTI	Goldman Sachs
ARMANDO HALFELD	Ativa S/A CTV
ARMANDO PEREZ	GBM
ARTUR DELORME	Ativa S/A CTV
ASHISH TRIPATHI	Independent II Research plc
AURO ROZENBAUM	Bradesco Corretora
BEATRIZ PULCHERIO BATTELLI	Brascan Corretora
BENJAMIN GONZALEZ	FIT Corredores de Bolsa
BERNARDO DE TOLEDO CARNEIRO	Deutsche Bank
BIANCA CASSARINO	Goldman Sachs
BIANCA FAIWICHOW	GBM
BORIS MOLINA	Grupo Santander
BRIAN TADEU MORETTI	Planner Corretora de Valores
BRUNA MEYER MARI	Espirito Santo Investment Bank Research

Continua na próxima página

Tabela 26 – Continuação da página anterior

Analista	Corretora
BRUNO AMARAL	Link S/A CCTVM
BRUNO DI GIACOMO	Fator Corretora
BRUNO GIARDINO	Grupo Santander
BRUNO PASCON	Barclays
BRUNO PEREIRA	UBS
BRUNO SAVARIS	Credit Suisse
CAIMI FRANCO REIS	Brasil Plural
CAIO M CARVALHAL	JPMorgan
CAIO PEREIRA DIAS	Grupo Santander
CAIO RIBEIRO	HSBC
CARL WEAVER	Bear Stearns & Co
CARLOS ALBANO	Uniao de Bancos Brasileiros
CARLOS CONSTANTINI	Itau BBA Securities
CARLOS EDUARDO BELMONTE DOS SANTOS	Banco do Brasil SA
CARLOS G MACEDO	Goldman Sachs
CARLOS GOMEZ-LOPEZ	HSBC
CARLOS JESUS	Caixa Banco de Investimento(ESN)
CARLOS MARTINS	Brascan Corretora
CARLOS RENATO VIANNA NUNES	Coinvalores
CARLOS SEQUEIRA	Banco BTG Pactual SA
CARLOS VASQUES DE CARVALHO NETO	Banco BTG Pactual SA
CARLOS W FIRETTI	Bradesco Corretora
CAROLINA FLESCH	Banco do Brasil SA
CAROLINE DALAGO	Banco Safra de Investimento
CASSIO LUCIN	Banco Safra de Investimento
CATARINA PAPA	Fator Corretora
CATARINA PEDROSA	Banif-IXE
CAUE DE CAMPOS PINHEIRO	SLW Corretora de Valores e Cambio LTD
CELSO BOIN JR	Link S/A CCTVM
CHRISTIAN AUDI	Grupo Santander
CHRISTOPHER A RECOUSO	Brasil Plural
CHRISTOPHER AGNEW	Goldman Sachs
CHRISTOPHER BROWN	BMO Capital Markets
CLARISSA BERMAN	Credit Suisse
CLAUDEMIR QUILICE	Banco Safra de Investimento
CLAUDIO DELBRUECK	Uniao de Bancos Brasileiros
CLAUDIO LENSING	Credit Suisse
CLAUDIO N PEDROSO	Banco do Brasil SA
CLODOIR GABRIEL VIEIRA	Souza Barros
COLIN SMITH	VTB Capital
CONRADO VEGNER	Raymond James
CRISTIANE VIANA	Agora CTVM SA
CRISTIANO HEES	Brascan Corretora
DAN KWIATKOWSKI	UBS
DANIEL DOLL LEMOS	Sociedade Corretora Paulista
DANIEL FONSECA	Votorantim CTVM Research
DANIEL GEWEHR	Grupo Santander
DANIEL GORAYEB	Spinelli CVMC SA
DANIEL MALHEIROS	Spinelli CVMC SA
DANIEL MCGOEY	Deutsche Bank
DANIEL PARKER	Bear Stearns & Co
DANIEL SPILBERG	Barclays
DANIEL UTSCHE	Fator Corretora
DANIELA M BRETTHAUER	Goldman Sachs
DANIELA PEREIRA PINHO	Fator Corretora
DANIELA RIBEIRO MARTINS	Concordia S/A CMVCC
DANIELLA GUANABARA	Banco BTG Pactual SA
DANIELLA MAIA GOMES	Ativa S/A CTV
DANIYAR ZHUREKBAYEV	BCC Invest
DAVID BELAUNDE	Barclays
DAVID FAJKARZ	Raymond James
DAVID HAYES	Lehman Brothers
DAVID LAWANT	Itau BBA Securities
DAVID PHILLIPS	HSBC
DAVID R RIEDEL	Riedel Research Group Inc
DAVID S MARTIN	Deutsche Bank
DEBBIE BOBOVNIKOVA	JPMorgan
DENISE MESSER	Brascan Corretora
DIANA LITEWSKI	Ativa S/A CTV
DIEGO ARAGAO	Brasil Plural
DIEGO MAIA	HSBC
DIOGO AMARAL	Banco Safra de Investimento

Continua na próxima página

Tabela 26 – Continuação da página anterior

Analista	Corretora
DIOGO MIURA	Goldman Sachs
DOMINGOS FALAVINA	JPMorgan
EDIGIMAR MAXIMILIANO JR	Bradesco Corretora
EDMO CHAGAS	Banco BTG Pactual SA
EDUARDO GOMIDE	HSBC
EDUARDO HAIAMA	UBS
EDUARDO NISHIO	Banco BTG Pactual SA
EDUARDO PFISZTER	Fator Corretora
EDUARDO PUZZIELLO	Fator Corretora
EDUARDO ROSMAN	Banco BTG Pactual SA
EDUARDO SIFFERT COUTO	Goldman Sachs
EDUARDO SILVEIRA	Espirito Santo Investment Bank Research
ELAINE DE LA ROCQUE	Espirito Santo Investment Bank Research
ELAINE RABELO	CGD Securities (ESN)
EMERSON LEITE	Credit Suisse
EMMANUEL CORREA SANTOS	Banco do Brasil SA
ERICK FIGUEIREDO RODRIGUES	Banco do Brasil SA
ERICK GUEDES	Banco Safra de Investimento
ERICK SCOTT HOOD	SLW Corretora de Valores e Cambio LTD
ERIK BLOOMQUIST	JPMorgan
ERIKA CARBONE MUDALEN	Spinelli CVMC SA
ESTEBAN POLIDURA	Deutsche Bank
F ROWE MICHELS	Bear Stearns & Co
FABIANA FANTONI	Banif-IXE
FABIANO R SANTOS	HSBC
FABIO ANDERAO DE ARAUJO	Planner Corretora de Valores
FABIO BARCELOS	Banco do Brasil SA
FABIO MONTEIRO	Banco BTG Pactual SA
FABIO ZAGATTI	Barclays
FABIOLA GAMA	Grupo Santander
FANNY ORENG	Uniao de Bancos Brasileiros
FATIMA NUNES FERNANDES	Banco do Brasil SA
FEDERICO REY-MARINO	Raymond James
FELIPE ASENJO WILKINS	FIT Corredores de Bolsa
FELIPE CUNHA	Brascan Corretora
FELIPE DOS SANTOS	JPMorgan
FELIPE MARTINS SILVEIRA	Coinvalores
FELIPE MATTAR	Barclays
FELIPE OLIVEIRA	JPMorgan
FELIPE REIS	Grupo Santander
FELIPE ROCHA	Link S/A CCTVM
FELIPE RODRIGUES	HSBC
FELIPE VOLCATO RUPPENTHAL	Geracao Futuro Corretora de Valores
FERNANDA MARQUES	Banco do Brasil SA
FERNANDO ABDALLA	JPMorgan
FERNANDO LABES	Banco Safra de Investimento
FERNANDO SALAZAR	Fator Corretora
FILIPE CORGA ACIOLI LOPES	Agora CTVM SA
FLAVIO BARCALA	UBS
FLAVIO CONDE	Banif-IXE
FLAVIO QUEIROZ	Deutsche Bank
FLAVIO YOSHIDA	Votorantim CTVM Research
FRANCINE MARTINS	Uniao de Bancos Brasileiros
FRANCISCO J CHEVEZ	HSBC
FRANCISCO KOPS	Banco Safra de Investimento
FRANCISCO NAVARRETE	Barclays
FRANCISCO SCHUMACHER	Raymond James
FRANCO TEIXEIRA ABELARDO	Banif-IXE
FREDERIC ROZEIRA DE MARIZ	JPMorgan
GABRIEL BAYONA	Interbolsa SA
GABRIEL COTELLESA	Goldman Sachs
GABRIEL DE GAETANO	Fator Corretora
GABRIEL NUNES LAERA	Espirito Santo Investment Bank Research
GABRIEL SALAS	JPMorgan
GABRIEL VAZ DE LIMA	Barclays
GAURAV GUPTA	Independent II Research plc
GEOFF HAIRE	HSBC
GERARDUS VOS	Barclays
GILBERTO CARDOSO	Banif-IXE
GILBERTO PEREIRA DE SOUZA	Espirito Santo Investment Bank Research
GINA MONTONE	RBS
GIOVANA ARAUJO	Itau BBA Securities

Continua na próxima página

Tabela 26 – Continuação da página anterior

Analista	Corretora
GIULIANO TAGLIARI	Bulltick Capital Markets
GORDON LEE	UBS
GREGORIO MANCEBO RODRIGUEZ	Sociedade Corretora Paulista
GREGORIO TOMASSI	Grupo Santander
GUILHERME ARRUDA	UBS
GUILHERME ASSIS	Brasil Plural
GUILHERME MOURA BRASIL	Fator Corretora
GUILHERME ROCHA	Credit Suisse
GUILHERME VILAZANTE	Barclays
GUSTAVO GATTASS	Banco BTG Pactual SA
GUSTAVO HUNGRIA	Banco BTG Pactual SA
GUSTAVO JOSEF WIGMAN	Credit Suisse
GUSTAVO PEREIRA SERRA	Planner Corretora de Valores
GUSTAVO PEREZ	Fator Corretora
GUSTAVO PIRAS OLIVEIRA	UBS
GUSTAVO SECHIN	Votorantim CTVM Research
GUSTAVO VITTORAZZE SCHRODEN	Espirito Santo Investment Bank Research
HELEN NORRIS	Lehman Brothers
HENRIQUE AUGUSTO KOCH	Banco do Brasil SA
HENRIQUE FONTES CALDEIRA	Barclays
HENRIQUE KLEINE	Magliano SA CCVM
HENRIQUE NAVARRO	Grupo Santander
HENRIQUE RIBAS ALVES	Planner Corretora de Valores
IAGO WHATELY	Fator Corretora
IAIN REID	Jefferies
IGOR MARESTI	Espirito Santo Investment Bank Research
IMRAN PERVAIZ	Accountability Research Corp
IRAM SIQUEIRA	Itau BBA Securities
IRMA SGARZ	Goldman Sachs
IVAN FADEL	Credit Suisse
IVANO WESTIN	Credit Suisse
JACQUELINE LISON	Fator Corretora
JAMES RATZER	New Street Research
JANDER MEDEIROS	Banco BTG Pactual SA
JANE LIMA	Banco do Brasil SA
JASON B MOLLIN	Bear Stearns & Co
JAVIER GAYOL	GBM
JAY C GARCIA	Ramirez & Co
JAYANT SABOO	Independent II Research plc
JAYME ALVES	Spinelli CVMC SA
JEROME A ATKINSON	Uniao de Bancos Brasileiros
JOAO ARRUDA	Votorantim CTVM Research
JOAO CARLOS DOS SANTOS	Banco BTG Pactual SA
JOAO MAMEDE	Grupo Santander
JOAQUIN LEY	Grupo Santander
JOHN NELSON FERREIRA	Nau Securities Ltd
JONATHAN BRANDT	HSBC
JORDI DOMINGUEZ	HSBC
JORG FRIEDEMANN	UBS
JORGE GUIMARAES	Banif-IXE
JORGE M BERISTAIN	Deutsche Bank
JOSE ALBERTO BALTIERI	Fator Corretora
JOSE FERREIRA	Agora CTVM SA
JOSE FRANCISCO CATALDO	RBS
JOSE J YORDAN	Deutsche Bank
JOSE MIGUEL VILELA	Banco BTG Pactual SA
JOSE ROBLES	Brascan Corretora
JOSEPH GIORDANO	Raymond James
JOSH MILBERG	Deutsche Bank
JUAN PABLO LEON	WAC Research
JUAN PARTIDA	JPMorgan
JULIA CAMPOS MONTEIRO	Ativa S/A CTV
JULIA COSTA	Agora CTVM SA
JULIA DUARTE	Brascan Corretora
JULIA MONTEIRO	CGD Securities (ESN)
JULIA RIZZO	Credit Suisse
JULIANA CAMPOS	Ativa S/A CTV
JULIANA CHU	Espirito Santo Investment Bank Research
JULIANA HEIMBECK	Fator Corretora
JULIANA ROZENBAUM	Deutsche Bank
JULIANA VASCONCELLOS	Agora CTVM SA
JULIANO NAVARRO	Espirito Santo Investment Bank Research

Continua na próxima página

Tabela 26 – Continuação da página anterior

Analista	Corretora
KARINA FREITAS	Concordia S/A CMVCC
KELLY TRENTIN	SLW Corretora de Valores e Cambio LTD
KENNETH B WORTHINGTON	JPMorgan
KENT LUCAS	XP Investimentos
KLEBER HERNANDEZ	Spinelli CVMC SA
LAURA LYRA SCHUCH	Ativa S/A CTV
LAUREN E TORRES	HSBC
LAURENCE BALTER	Oracle Investment Research
LAWRENCE T DE MARIA	Sterne, Agee & Leach
LEANDRO CAPPA	Deutsche Bank
LEILA ALMEIDA	Sociedade Corretora Paulista
LEONARDO ALVES	Banco Safra de Investimento
LEONARDO ANDRADE CORREA	Barclays
LEONARDO CAVARGE	Link S/A CCTVM
LEONARDO GIRELA ZANFELICIO	Concordia S/A CMVCC
Leonardo Pinto	CGD Securities (ESN)
LEONARDO RIBEIRO NITTA	Banco do Brasil SA
LEONARDO RICCI SCUTTI	Espirito Santo Investment Bank Research
LEONARDO ZAMBOLIN	Goldman Sachs
LETICIA SOARES CAMPOS	Banco do Brasil SA
LIA DA GRACA	Banif-IXE
LIKA TAKAHASHI	Fator Corretora
LILYANNA YANG	JPMorgan
LUANA HELSINGER	GBM
LUCA CIPICCIA	Goldman Sachs
LUCAS FERREIRA	JPMorgan
LUCAS MARQUIORI	Banco Safra de Investimento
LUCAS MATTIONI BRENDLER	Geracao Futuro Corretora de Valores
LUCIANA LEOCADIO	Ativa S/A CTV
LUCIANA MACHADO	Fator Corretora
LUCIANA PUCETTI	Itau BBA Securities
LUCIANO CAMPOS	HSBC
LUCIO G ALDWORTH	Goldman Sachs
LUCRECIA A TAM	Deutsche Bank
LUIGI MINERVA	HSBC
LUIS ANTONIO DE LEON	Banif-IXE
LUIS CLAUDIO LEITE TAVARES	Banco do Brasil SA
LUIS FELIPE BRESAOLA	Deutsche Bank
LUIS FERNANDO DE OLIVEIRA	Itau BBA Securities
LUIS FERNANDO F AZEVEDO	Bradesco Corretora
LUIS MIRANDA	Grupo Santander
LUIZ ANTONIO VAZ DAS NEVES	Planner Corretora de Valores
LUIZ AUGUSTO PACHECO	Omar Camargo Corretora
LUIZ CARLOS CESTA	Espirito Santo Investment Bank Research
LUIZ CARVALHO	HSBC
LUIZ FELIX CAVALLARI FILHO	Fator Corretora
LUIZ FRANCISCO CAETANO	Banif-IXE
LUIZ MANN	Credit Suisse
LUIZ MAURICIO GARCIA	Bradesco Corretora
LUIZ OTAVIO BROAD	Agora CTVM SA
LUIZ OTAVIO CAMPOS	Credit Suisse
LUIZ PINHO	UBS
MAGALI BIM	Itau BBA Securities
MANISHA CHAUDHRY	HSBC
MARC MCCARTHY	Bear Stearns & Co
MARCEL G DE MORAES	Bradesco Corretora
MARCELLO GUNTHER	Banco Safra de Investimento
MARCELLO MILMAN	Banco BTG Pactual SA
MARCELO AGUIAR	Goldman Sachs
MARCELO ARANHA	Fator Corretora
MARCELO BARROZO HENRIQUES	Banco BTG Pactual SA
MARCELO BRITTO	Bradesco Corretora
MARCELO DE SOUZA LIMA	Spinelli CVMC SA
MARCELO GONCALVES	Credit Suisse
MARCELO HIDEKI	Coinvalores
MARCELO KAYATH	Credit Suisse
MARCELO MESQUITA	UBS
MARCELO MOTTA	JPMorgan
MARCELO SANTOS	JPMorgan
MARCELO TELLES	Credit Suisse
MARCELO VAREJAO	Sociedade Corretora Paulista
MARCELO W DE BRISAC	Itau BBA Securities

Continua na próxima página

Tabela 26 – Continuação da página anterior

Analista	Corretora
MARCIO KAWASSAKI	Fator Corretora
MARCIO LOUREIRO	Votorantim CTVM Research
MARCIO OSAKO	Banco Safra de Investimento
MARCIO PRADO	Grupo Santander
MARCO AURELIO BARBOSA	Coinvalores
MARCO FERREIRA MELO	Agora CTVM SA
MARCO RICHIERI	Votorantim CTVM Research
MARCO SARAVALLE	Coinvalores
MARCOS ANTONIO DE MELO	Agora CTVM SA
MARCOS ASSUMPÇÃO	Itau BBA Securities
MARCOS M SEVERINE	Itau BBA Securities
MARCOS MATTOS	Agora CTVM SA
MARCOS PAULO FERNANDES PEREIRA	Fator Corretora
MARCUS MACEDO	Banif-IXE
MARCUS SEQUEIRA	Deutsche Bank
MARIA CAROLINA CARNEIRO	Grupo Santander
MARIA ISABEL DE GOUVEIA	Banco Safra de Investimento
MARIA LAURA PESSOA	Fator Corretora
MARIA TEREZA AZEVEDO	Link S/A CCTVM
MARIANA MARCOLIN PERINGER	Banco do Brasil SA
MARIANA MORAES DE BARROS	Espirito Santo Investment Bank Research
MARIANA TADDEO	Link S/A CCTVM
MARIANNA WALTZ	Banco do Brasil SA
MARIEL SANTIAGO	HSBC
MARIO BERNARDES JUNIOR	Banco do Brasil SA
MARIO PIERRY	Deutsche Bank
MARIO ROBERTO MARIANTE	Banif-IXE
MARK CARTLICH	ING Bank
MARK ROSEN	Accountability Research Corp
MARK SUAREZ	Euro Pacific Capital Inc
MARLUCE DUARTE DE ARAUJO	Banco do Brasil SA
MARTIN HURTADO CASTILLO	Brasil Plural
MATHEUS CORRADI DE SOUZA	Banco Safra de Investimento
MATTHEW MCCLINTOCK	Barclays
MATTHEW PORTILLO	Tudor Pickering & Co
MAX BUENO	Spinelli CVMC SA
MAYUR AGARWAL	Independent II Research plc
MEL MARQUES FERNANDES	Brascan Corretora
MICHAEL E GAUGLER	Brean Capital LLC
MICHELA AIMAR	RBS
MIGUEL T MAYORGA	GBM
MONICA ARAUJO	Ativa S/A CTV
NATALIA LACAVA	Credit Suisse
NATANIEL CEZIMBRA	Banco do Brasil SA
NEIL MCMAHON	Sanford C, Bernstein & Co
NELSON RODRIGUES DE MATOS	Banco do Brasil SA
NICHOLAS P HEYMANN	Sterne, Agee & Leach
NICOLE HIRAKAWA	Credit Suisse
OSMAR C CAMILO	Sociedade Corretora Paulista
OSWALDO ALCANTARA TELLES FILHO	Banif-IXE
OWEN BENNETT	Nomura
PAOLO DI SORA	Itau BBA Securities
PATRICK CONRAD	Grupo Santander
PAUL CLIFF	Nomura
PAUL GAIT	Sanford C, Bernstein & Co
PAULA KOVARSKY	Itau BBA Securities
PAULO EDUARDO ALBANO	Credit Suisse
PAULO RENELLI NETO	Banco Safra de Investimento
PAULO RIBEIRO	Bear Stearns & Co
PEDRO BALCAO-REIS	Grupo Santander
PEDRO BAPTISTA	Nau Securities Ltd
PEDRO BATISTA	Banco BTG Pactual SA
PEDRO DUARTE GUIMARAES	ING Bank
PEDRO GALDI	RBS
PEDRO GRIMALDI	Barclays
PEDRO GUIMARAES	Banco BTG Pactual SA
PEDRO HERRERA	HSBC
PEDRO J RICHARDS	Raymond James
PEDRO LUIZ MANFREDINI	JPMorgan
PEDRO ZABEU	Fator Corretora
PERSIO OSORIO NOGUEIRA JR	Planner Corretora de Valores
PETER J LYONS	Oscar Gruss & Son Inc

Continua na próxima página

Tabela 26 – Continuação da página anterior

Analista	Corretora
PETER PING HO	Planner Corretora de Valores
PHILIP FINCH	UBS
PRISCILA TAMBELLI	Banco do Brasil SA
RAFAEL ANDREAS WEBER	Geracao Futuro Corretora de Valores
RAFAEL ANDREATA	Planner Corretora de Valores
RAFAEL BURQUIM	Planner Corretora de Valores
RAFAEL C DE PINHO	Banco Safra de Investimento
RAFAEL CINTRA	Link S/A CCTVM
RAFAEL DIEZ CANSECO	Banco do Brasil SA
RAFAEL ESPIRITO SANTO	UBS
RAFAEL FERRAZ	Banco Safra de Investimento
RAFAEL FRADE	Bradesco Corretora
RAFAEL JOSE DA FONSECA	Banco BTG Pactual SA
RAFAEL MONTAGNER	Ativa S/A CTV
RAFAEL QUINTANILHA	Agora CTVM SA
RAHUL AGARWAL	Independent II Research plc
RAPHAEL BIDERMAN	BBVA Securities
RAPHAEL NASCIMENTO DIEDERICHSEN	Banco Safra de Investimento
RAQUEL DINIZ	Goldman Sachs
RAQUEL VARELA	Votorantim CTVM Research
RAVI JAIN	HSBC
REBECA SANCHEZ SARMIENTO	Deutsche Bank
REGINA SANCHEZ	Itau BBA Securities
REGINALDO PEREIRA	HSBC
REINALDO SANTANA	Deutsche Bank
RENATA COUTINHO	Deutsche Bank
RENATA FABER	Fator Corretora
RENATO ANTUNES	Brasil Plural
RENATO DAMASO MARUICHI	Fator Corretora
RENATO HALLGREN	Banco do Brasil SA
RENATO MIMICA	Banco BTG Pactual SA
RENATO ONISHI	Fator Corretora
RENATO PINTO	Fator Corretora
RENATO PRADO	Fator Corretora
RENATO SCHUETZ	Votorantim CTVM Research
RENE BRANDT	Banco Safra de Investimento
RENE KLEYWEG	UBS
RICARDO ARAUJO SILVA	Itau BBA Securities
RICARDO BOIATI	Bradesco Corretora
RICARDO CAVALHEIRO	Grupo Santander
RICARDO CAVANAGH	Raymond James
RICARDO CORREA	Ativa S/A CTV
RICARDO FERNANDEZ	ING Bank
RICARDO J FERNANDEZ	JPMorgan
RICARDO KOBAYASHI	Banco BTG Pactual SA
RICARDO MUNTADA	Banco do Brasil SA
RICARDO REZENDE	Banco Safra de Investimento
RICARDO SCHWEITZER	Votorantim CTVM Research
RICARDO TADEU MARTINS	Planner Corretora de Valores
RICHARD CATHCART	Espirito Santo Investment Bank Research
RICHARD DINEEN	HSBC
RICHARD FERGUSON	Nomura
ROBERT CRIMES	Insight Investment Research LLP
ROBERT JAKOBSEN	Jyske Bank
ROBERT KESSLER	Tudor Pickering & Co
ROBERTO DE AGUIAR ATTUCH JR	Barclays
ROBERTO G GUEVARA	Raymond James
ROBIN BIENENSTOCK	Sanford C, Bernstein & Co
RODNEY OTERO MELHADOS	Planner Corretora de Valores
RODOLFO R DE ANGELE	JPMorgan
RODRIGO BARROS	Banco BTG Pactual SA
RODRIGO BONSAVER	Espirito Santo Investment Bank Research
RODRIGO COTTA	Banco Safra de Investimento
RODRIGO FERNANDES	Fator Corretora
RODRIGO FERRAZ	Brascan Corretora
RODRIGO GOES	Banco BTG Pactual SA
RODRIGO MANSO	Espirito Santo Investment Bank Research
RODRIGO ORTIGAO	Banco BTG Pactual SA
RODRIGO SANTORO MONTEIRO	Banco BTG Pactual SA
ROGER ALLAN DOWNEY	Credit Suisse
ROGER OEY	Banif-IXE
ROGERIO MARTINS DE ARAUJO	Brasil Plural

Continua na próxima página

Tabela 26 – Continuação da página anterior

Analista	Corretora
ROGERIO ZARPAO	Banco Safra de Investimento
RONALDO KASINSKY	Fator Corretora
ROSANGELA RIBEIRO	RBS
RUBEN COUTO	Brasil Plural
SAMI KARLIK	Brasil Plural
SAMUEL H EISNER	William Blair & Co
SANDRA L BOENTE	Deutsche Bank
SANDRA PERES	Coinvalores
SARA DELFIM	Bear Stearns & Co
SAUL MARTINEZ	Bear Stearns & Co
SCOTT L DARLING	Nomura
SERGIO CONTI	Barclays
SERGIO GOLDMAN	Banco Safra de Investimento
SERGIO TAMASHIRO	Banco Safra de Investimento
SERGIO TORRES	JPMorgan
SHAZIA NAIK	Independent II Research plc
SHILPEN SHAH	Independent II Research plc
SILVANIA GODOI FERREIRA	Banco do Brasil SA
SILVIA PIONER BORBOLLA	Grupo Santander
SOOMIT DATTA	New Street Research
SOPHIE SPARTALIS	Macquarie
STEPHEN H GRAHAM	Goldman Sachs
SUBASH CHANDRA	Jefferies
SUBHOJIT DARIPA	Grupo Santander
SUMIT R JAIN	Independent II Research plc
SUSANA SALARU	Itau BBA Securities
TANIA SZTAMFATER	Uniao de Bancos Brasileiros
TATIANA FELDMAN	Brasil Plural
TATIANE PEREIRA	Coinvalores
TEAM COVERAGE	GMP
THAIS PINHO	UBS
THIAGO CAPUCCI MACRUZ	Itau BBA Securities
THIAGO DUARTE	Banco BTG Pactual SA
THIAGO GRAMARI	Banco do Brasil SA
THOMAS G MOBILLE	Banif-IXE
TIMOTHY M BOYD	Gleacher & Company
TINA BARROSO	UBS
TOBIAS STINGELIN	Credit Suisse
TOMAS AWAD	Itau BBA Securities
TOMAS LAJOUS	UBS
TONY ROBSON	BMO Capital Markets
TUFIC SALEM	Credit Suisse
URSULLA BELLOTE MACHADO	Brascan Corretora
VALDER NOGUEIRA	Grupo Santander
VALERIE FRY	Grupo Santander
VANESSA C FERRAZ	HSBC
VANESSA FERRAZ	RBS
VERA ROSSI	Goldman Sachs
VICENZO PATERNOSTRO	Credit Suisse
VICENTE FALANGA NETO	Fator Corretora
VICENTE KOKI	Banco Safra de Investimento
VICTOR GALLIANO	HSBC
VICTOR LAZAROVICI	BMO Capital Markets
VICTOR MARTINS	Banco Safra de Investimento
VICTOR MIZUSAKI	Itau BBA Securities
VICTOR PENNA	Banco do Brasil SA
VICTOR PEREIRA	Espirito Santo Investment Bank Research
VICTOR SCHABELL	Credit Suisse
VINICIUS CANHEU	Credit Suisse
VITOR LEONARDO SOUSA	GBM
VITOR PASCHOAL	Itau BBA Securities
VITOR PINI	Bradesco Corretora
VLADIMIR NASCIMENTO PINTO	Bradesco Corretora
WAGNER FACCINI SALAVERRY	Geracao Futuro Corretora de Valores
WALTER P PIECYK JR	BTIG LLC
WESLEY BERNABE	Banco do Brasil SA
WIKTOR BIELSKI	VTB Capital
WILSON LAPA	Agora CTVM SA
XAVIER ESCALA	Banif-IXE
YANNICK BERGAMO	Fator Corretora

APÊNDICE F – OS 10 MELHORES ANALISTAS

Tabela 27 – Os melhores 10 analistas *all-star* por ano baseado na classificação proposta: ordem alfabética

O Ranking proposto é uma classificação com base no quociente entre Retornos dos Analistas e Consistência, conforme descrito na pesquisa. Nessa tabela selecionamos os 10 melhores analistas de acordo com essa classificação. O ANO é o ano calendário em que as previsões e recomendações foram emitidas, o NOME é o registro do nome identificado no sistema, assim como CORRETORA é a corretora associada ao registro nome no momento da coleta dos dados. Essas informações seguem o descrito no Bloomberg®, Essa tabela é meramente uma forma de apreciação do modelo classificatório proposto, não buscamos em nenhum momento denigrar a imagem de nenhum dos profissionais aqui registrados.

Ano	Nome	Corretora
2006	ANDRE BAGGIO CHRISTIAN AUDI EDUARDO PUZZIELLO JOSE ALBERTO BALTIERI JOSE MIGUEL VILELA LUIZ FELIX CAVALLARI FILHO MARCELO TELLES PEDRO GUIMARAES RODRIGO FERRAZ VINICIUS CANHEU	JPMorgan Grupo Santander Fator Corretora Fator Corretora Banco BTG Pactual SA Fator Corretora Credit Suisse Banco BTG Pactual SA Brascan Corretora Credit Suisse
2007	ASHISH TRIPATHI CLAUDIO N PEDROSO EDUARDO HAIAMA JOSE ALBERTO BALTIERI MARCELO AGUIAR PEDRO BATISTA RODRIGO BARROS RODRIGO FERRAZ ROGERIO ZARPAO SOPHIE SPARTALIS	Independent II Research plc Banco do Brasil SA UBS Fator Corretora Goldman Sachs Banco BTG Pactual SA Banco BTG Pactual SA Brascan Corretora Banco Safra de Investimento Macquarie
2008	ASHISH TRIPATHI CAUE DE CAMPOS PINHEIRO CHRISTOPHER BROWN FRANCISCO SCHUMACHER JAYANT SABOO JOSE J YORDAN LUCIANO CAMPOS PAULO RIBEIRO PEDRO GALDI SHILPEN SHAH	Independent II Research plc SLW Corretora de Valores e Cambio LTD BMO Capital Markets Raymond James Independent II Research plc Deutsche Bank HSBC Bear Stearns & Co RBS Independent II Research plc
2009	ALEXANDRE CONSTANTINI CARLOS VASQUES DE CARVALHO NETO CLAUDEMIR QUILICE DANIEL GORAYEB LEONARDO RIBEIRO NITTA LUCIANO CAMPOS MARIA LAURA PESSOA SHILPEN SHAH THOMAS G MOBILLE TIMOTHY M BOYD	Deutsche Bank Banco BTG Pactual SA Banco Safra de Investimento Spinelli CVMC SA Banco do Brasil SA HSBC Fator Corretora Independent II Research plc Banif-IXE Gleacher & Company
2010	BRUNO SAVARIS CARLOS VASQUES DE CARVALHO NETO CHRISTOPHER A RECOUSO DAVID FAJKARZ ERIK BLOOMQUIST FEDERICO REY-MARINO LIKA TAKAHASHI PAULO RIBEIRO RICARDO CORREA SANDRA L BOENTE	Credit Suisse Banco BTG Pactual SA Brasil Plural Raymond James JPMorgan Raymond James Fator Corretora Bear Stearns & Co Ativa S/A CTV Deutsche Bank
2011	ALEXANDRE KOGAKE CLAUDIO DIOGO AMARAL EDUARDO GOMIDE FELIPE ROCHA JULIA COSTA MATTHEW MCCLINTOCK RAFAEL DIEZ CANSECO RENATO MIMICA RICARDO CORREA SAMUEL H EISNER	Espirito Santo Investment Bank Research Banco Safra de Investimento HSBC Link S/A CCTVM Agora CTVM SA Barclays Banco do Brasil SA Banco BTG Pactual SA Ativa S/A CTV William Blair & Co
2012	ARIANE GIL BRUNO GIARDINO CARLOS CONSTANTINI GILBERTO PEREIRA DE SOUZA JOAQUIN LEY KENT LUCAS LUIZ FELIPE BRESAOLA MARIEL SANTIAGO OSMAR C CAMILO REINALDO SANTANA	GBM Grupo Santander Itau BBA Securities Espirito Santo Investment Bank Research Grupo Santander XP Investimentos Deutsche Bank HSBC Sociedade Corretora Paulista Deutsche Bank