

# Os analistas sell-side fazem boas previsões de preços-alvo no Brasil?

(Sell-side analysts make good target price forecasts in Brazil?)

Melquiades Pereira Lima\*  
Vinício de Souza Almeida\*\*

## Resumo

Analisamos o desempenho do consenso de previsões de preços-alvo e recomendações de analistas sell-side no Brasil a partir de três medidas - viés, informatividade e acurácia. A amostra compreendeu 195 ações listadas na BM&FBovespa, 75 corretoras e 569 analistas. Aplicamos MQO com dados em painel para um total de 8477 observações e encontramos: i. consistência mais baixa das previsões de analistas sell side no Brasil em comparação com estudos internacionais; ii. as previsões apresentaram efeito de correção: quando os analistas erram devido a uma previsão otimista, passam a ser menos otimistas em suas próximas previsões, diferente do que acontece em outros mercados; iii. concentração em recomendações de compra, ainda que o ambiente de mercado se mostre pessimista; iv. é possível obter ganhos no mercado brasileiro explorando regularidades empíricas das dinâmicas das recomendações e das previsões de preços-alvo.

**Palavras-chaves:** Analistas Financeiros. Previsão de Preços. Recomendações de Ações. Previsão de Retornos. Avaliação de Empresas.

**Códigos JEL:** G10, G11, G14, G17, E37.

---

Submetido em 07 de outubro de 2014. Reformulado em 11 de março de 2015. Aceito em 09 de novembro de 2015. Publicado on-line em 16 de novembro de 2015. O artigo foi avaliado segundo o processo de duplo anonimato além de ser avaliado pelo editor. Editor responsável: Ricardo Leal.

\*Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Norte - IFRN, Natal, RN, Brasil. E-mail: melquiades.pereira@gmail.com

\*\*Universidade Federal do Rio Grande do Norte – UFRN, Natal, RN, Brasil. E-mail: almeida.vinicio@gmail.com

Rev. Bras. Finanças (Online), Rio de Janeiro, Vol. 13, No. 3, July 2015, pp. 365–393

ISSN 1679-0731, ISSN online 1984-5146

©2015 Sociedade Brasileira de Finanças, under a Creative Commons Attribution 3.0 license - <http://creativecommons.org/licenses/by/3.0>

### **Abstract**

We analyze the performance of target price forecasts consensus and sell-side analyst recommendations in Brazil with three measures - bias, accuracy and informativeness. The sample consisted of 195 shares listed on the BM&FBovespa, 75 brokers and 569 analysts. We apply OLS with panel data for a total of 8477 observations and found: i. lower consistency of sell side analysts forecasts in Brazil compared to international studies; ii. forecasts had correction effect, when analysts make mistakes due to an optimistic forecast, they become less optimistic in their next forecasts, unlike what happens in other markets; iii. concentration in buy recommendations, although the market environment proves pessimistic; iv. You can make gains in the Brazilian market exploring empirical regularities of the dynamics of recommendations and target prices forecasts.

**Keywords:** Security Analysts. Price Forecast. Stock Recommendations. Return Forecast. Company Valuation.

## **1. Introdução**

É notório o interesse de acadêmicos e profissionais de mercado pela confiabilidade das recomendações de analistas financeiros. Espera-se que suas análises, emitidas usualmente via relatórios, venham acompanhadas de conteúdo informacional que subsidiem a decisão de alocação de recursos por parte de gestores profissionais e investidores individuais. Ademais, os analistas acabam por desempenhar o papel de indiretamente fomentar o interesse dos investidores, contribuindo para a receita das corretoras (CHUNG; JO, 1996). Os analistas financeiros canalizam informações públicas e privadas e podem ter papel importante na construção de eficiência de mercado (SO, 2013). As previsões dos analistas podem ter poder informativo, o que acaba atraindo pesquisas que buscam compreender o processo de construção das recomendações e seus determinantes (GLEASON; LEE, 2003).

É possível resumir as previsões dos analistas sell-side como consenso de recomendações tanto em termos quantitativos - estimativa de preço - quanto qualitativos - sugestão de compra/manutenção/venda. Há evidência de que os consensos poderiam ser uma *proxy* para expectativa geral de mercado, embora haja chance de que esta associação não seja tão consistente. Neste caso, o consenso seria apenas uma convergência à média (GIVOLY; LAKONISHOK, 1984).

Há um bom número de pesquisas sobre previsões de analistas financeiros observando relações com Lucro por Ação, mas poucas utilizaram o consenso das previsões de preço como objeto de estudo

(BRADSHAW; BROWN; HUANG, 2013). Alguns trabalhos olharam para consenso de preço no mercado americano (e.g. BRADSHAW, 2002; BRAV; LEHAVY, 2003; ASQUITH; MIKHAIL; AU, 2005; BONINI *et ai*, 2010; KERL, 2011; BRADSHAW; BROWN; HUANG, 2013) e conseguiram apontar particularidades que diferiram de estudos com previsões de lucro por ação.

As previsões de preços alvo demonstram indícios de aspectos menos conflitantes do que as previsões de lucro. Essa consideração é baseada nos seguintes resultados: (i) as previsões de preços alvo parecem ser menos viesadas por influências como conflitos de interesses dos indivíduos e (ii) o efeito informacional das revisões de preços-alvo apresentam maior conteúdo informacional do que as revisões das previsões de lucros. Tais evidências demonstram atratividade para análise dos preços-alvo (ASQUITH, 2005; KERL, 2011).

Os mercados emergentes vêm apresentando indícios de melhoria de eficiência (MOBAREK; FIORANTE, 2014), o que pode implicar na evolução da melhoria da acurácia de recomendações de analistas financeiros (COÉN; DESFLEURS, 2004; COÉN *et ai*, (2005); MOSHIRIAN; NG; WU, 2009; KARAMANOU, 2012). Tais evidências sugerem redução de imprecisões ao longo do tempo, porém, alguns outros aspectos não foram evidenciados especificamente no mercado brasileiro pela carência de estudos aprofundados no tema.

Apesar da análise em mercados emergentes realizada por Karamanou (2012) incluir o Brasil, algumas questões foram deixadas de lado devido às particularidades regulatórias do mercado. Diante disso, a análise das métricas de desempenho aqui utilizadas ainda não foram observadas nesta delimitação no Brasil.

O desempenho das previsões dos analistas compreende viés, informatividade e acurácia do consenso dessas previsões de preços. Além de abordar essas medidas utilizadas como métricas de avaliação, este trabalho adiciona à literatura uma avaliação conjunta com as recomendações. Outra contribuição está no uso de previsão de preços ao invés de Lucro por Ação. Poucos artigos têm explorado a variável preço como forma de verificar a obtenção de ganhos provenientes dessas previsões (BRADSHAW; BROWN; HUANG, 2013).

Em países emergentes, espera-se que os analistas possuam fraco desempenho em suas previsões (MARTINEZ, 2007). Porém, Karamanou (2012) demonstra que a acurácia e a qualidade desses analistas em mercados emergentes tende a melhorar com o tempo, em resposta às

pressões por maior qualidade pelos clientes e pelo aumento da experiência dos analistas. Esta melhoria é fundamental porque agentes de mercado se baseiam em expectativas anteriores dos analistas para investir (KARAMANOU, 2012; MARTINEZ, 2007; SAITO; VILLALOBOS; BENETTI, 2008).

A existência de assimetria informacional proveniente das emissões de previsões de analistas possibilita, segundo Moshirian, Ng e Wu (2009), a obtenção de retornos anormais pelos investidores que agem rapidamente após a divulgação de informações. A investigação científica acerca da atividade dos analistas de mercado financeiro é uma forma de contribuir para aumentar a credibilidade e para atender a demanda de investidores por melhor qualidade. O processo de precificação e seus determinantes são elementos fundamentais para melhoria dos serviços e da pesquisa sobre o assunto no Brasil. Em relação aos investidores, esses poderão ter acesso a profissionais que realmente ofereçam retornos anormais positivos aos seus investimentos, considerando a qualidade nas previsões de forma consistente.

## **2. Revisão de Literatura**

### **2.1. As previsões de preços-alvo**

As pesquisas na área já possuem mais de meio século, começando em discussões sobre o papel dos analistas (e.g. Godfrey, 1953). Ramnath, rock e Shane (2008) e Bradshaw, Brown e Huang (2013) sintetizam que a grande maioria dos trabalhos no tema 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.

As previsões estão associadas ao desempenho da firma, mas também a elementos macroeconômicos. Os preços-alvo são uma forma de apoiar e justificar as recomendações. O viés de autosseleção é um viés significativo observado em alguns momentos, 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 (BRADSHAW, 2002).

Brav e Leavy (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 suas previsões de preço. Asquith, Mikhail e Au (2005) observaram 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*).

Bonini *et al* (2010), no mercado italiano, 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. Seus principais resultados mostraram que o aumento da acurácia está associado a maiores retornos, assim como a recomendações de compra. Já a volatilidade se mostrou 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 como medida importante do desempenho do analista, pois seria uma forma de validar a recomendação.

## 2.2. Pesquisas no Brasil

No Brasil, poucos trabalhos se dedicaram a investigar analistas que cobrem empresas na BM&FBovespa. Como exemplos, temos Martinez (2007), que investiga o otimismo de previsões dos analistas no mercado brasileiro, 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. O trabalho de Dalmacio *et al* (2013) analisa o impacto de práticas de governança na acurácia dos analistas. E, por fim, temos a pesquisa de Matinez 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 Martinez (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 norteamericano. 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, Matinez e Dumer (2014) não detectaram alterações significativas pelas mudanças regulatórias.

### 3. Métricas de desempenho

#### 3.1. Viés

Essa métrica tenta capturar os erros de previsão. A equação 1 refere-se ao  $PFE_{jt}$  - *Percentage Forecast Error* proveniente da diferença percentual entre  $FP_{jt}$  - *Forecast Price*, que é o preço previsto 12 meses antes, e o  $LP_{jt}$  - *Last Price*, preço de fechamento 12 meses após a previsão. Essa métrica reflete o viés das estimativas, considerando cada ativo  $j$  no momento  $t$ . Se a média dos erros de previsão  $PFE_{jt}$  for negativa e significativa, então indica que as previsões foram maiores que os resultados apurados, demonstrando viés otimista. Caso seja positiva e significativa, então há um viés pessimista (BRADSHAW; BROWN; HUANG, 2013).

$$PFE_{jt} = \frac{LP_{jt} - FP_{jt}}{LP_{jt}} \quad (1)$$

#### 3.2. Informatividade

A métrica informatividade mede a associação entre as revisões das previsões dos analistas e os retornos anormais dos ativos. Seguindo

Givoly e Lakonishok (1979), trata da relação anormal entre a direção das revisões e o retorno das recomendações, verificando a reação do mercado pela revelação das revisões dos analistas.

O ganho proveniente do *rating* da recomendação *buy-hold-sell*, denominado de  $RECC_{jt}$  - *Consensus of Recommendations*, é calculado pela média das recomendações de cada período. O consenso das recomendações é classificado em uma escala contínua entre 1 e 5, em que 1-venda, 2-fraca venda, 3-manter, 4-fraca compra, 5-compra. O retorno acumulado anual  $CRR_{jt}$  *Cumulative Returns of Recommendation* é calculado pelo retorno da recomendação para 12 meses proveniente da diferença entre o último preço  $LP_{jt}$  negociado 12 meses antes e o preço  $LP_{jt}$  negociado posteriormente (FAROOQ, 2013). O cálculo do retorno sobre a recomendação é realizado pela equação 2, em que o retorno acumulado  $CRR_{jt}$  é calculado em função do consenso das recomendações  $RECC_{jt}$  para  $n$  ativos, esse cálculo é realizado para cada momento  $t$ .

$$CRR_{jt} = \begin{cases} LP_{jt-12}/LP_{jt} - 1 & \text{caso } 1 \leq RECC_{jt} < 3 \\ 0 & \text{caso } RECC_{jt} = 3; \\ LP_{jt}/LP_{jt-12} - 1 & \text{caso } 3 < RECC_{jt} \leq 5; \end{cases} \quad (2)$$

Também utilizamos o  $CMAR_{jt}$  - *Cumulative Market-Adjusted Return* calculado pelo ajuste do retorno acumulado ao mercado na equação 3. O retorno ajustado é proveniente da diferença média entre o retorno da recomendação  $CRR_{jt}$  e o retorno do mercado  $CMR_t$  - *Cumulative Market Return* para cada período de tempo  $t$ . O retorno do mercado é calculado pelo retorno proveniente da variação da pontuação do índice que representa o mercado (FAROOQ, 2013).

$$CMAR_{jt} = CRR_{jt} - CMR_t \quad (3)$$

O coeficiente de informatividade é medido pelo beta  $\beta$ , pois é calculado regredindo os retornos anormais, equação 3, pelas revisões de cada ativo  $j$  e período  $t$ , conforme equação 4.  $REV_{jt}$  - é a variação percentual do consenso previsto. Vale salientar que este trabalho trata das revisões das previsões de preços. Quanto maior o beta, maior será o efeito informacional.

$$CMAR_{jt} = \alpha + \beta_{jt}REV_{jt} + \varepsilon_{jt} \quad (4)$$

### 3.3. Acurácia

A equação 5 trata do erro absoluto,  $PAFE_{jt}$  - *Percentage Absolute Forecast Error*, obtido pela relação percentual absoluta entre o  $FP_{jt}$  - *Forecast Price* que é o preço previsto 12 meses antes e o  $LP_{jt}$  - *Last Price*, preço de fechamento 12 meses após a previsão. Essa métrica reflete a acurácia das previsões, considerando cada ativo  $j$  no momento  $t$ . Quanto mais próximo as médias do  $PAFE_{jt}$  estão de zero, maior é a acurácia (BRADSHAW; BROWN; HUANG, 2013).

$$PAFE_{jt} = \left| \frac{LP_{jt} - FP_{jt}}{LP_{jt}} \right| \quad (5)$$

## 4. Dados e metodologia

No Bloomberg®, foram coletados dados dos preços dos ativos, suas previsões e recomendações de empresas pertencentes ao cadastro da BM&FBovespa. Vale salientar que essas estimativas de preços são realizadas  $n$  meses antes ao seu alvo. Para a medição do consenso entre as previsões é considerada a média das previsões que ocorreram entre 12 e 10 meses antes da data do preço alvo. Ou seja, se o preço-alvo está em dezembro de um ano, considera-se as previsões realizadas em janeiro, fevereiro e março. A janela de coleta compreendeu o período de 2005 a 2013, principalmente pela continuidade das pesquisas de Martinez (2007) e Martinez (2008) e pela disponibilidade de observações de previsões. As descrições das variáveis utilizadas estão no apêndice A.

A amostra inicial compreendeu 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, havia 641 títulos cadastrados. Para a amostra final, 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 no período, apenas 44% estão na pesquisa. O banco de dados resultante contém 8477 observações e o ano de 2005 serviu como ano base para cálculo das métricas.

Em relação às corretoras, 75 das 80 cadastradas na BM&FBovespa estão na pesquisa e 569 de 1102 analistas cadastrados na APIMEC - Associação dos Analistas e Profissionais de Investimento do Mercado de Capitais. Os dados coletados foram previsões de preços e recomendações



anuais com frequência diária. Porém, para otimizar as relações, foram utilizadas médias mensais. O modelo de regressão foi executado com base em modelos de painel ou longitudinais conforme a equação 6. Cada variável de desempenho  $Metric_{jt}$  de cada ativo  $j$  no momento  $t$  foi relacionada com  $n$  variáveis determinantes  $Determinants_{nt}$ , considerando ainda  $m$  variáveis de controle  $Control_{mt}$ . O uso de modelos em painel contribui para obtenção de maior grau de liberdade e aumento da eficiência da estimação dos parâmetros, assim como também ajuda a observar os efeitos do tempo nas variáveis (PETERSEN, 2009).

$$Metric_{jt} = \alpha + \beta_{nt}Determinants_{nt} + \beta_{mt}Control_{mt} + \varepsilon_{jt} \quad (6)$$

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 sim 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 irreais. O painel não balanceado justifica-se por conter todas as previsões de mercado no período analisado (OBRIEN, 1987; SO, 2013).

Utilizamos o software R<sup>®</sup> juntamente com o pacote *Panel Data Econometrics - PLM*. Os modelos utilizados apresentaram em sua maior parte efeito fixo, e apenas alguns com efeito aleatório ao longo do tempo, conforme resultados dos testes de MQO agrupado, o 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, portanto, o teste de Breusch (1978) e Godfrey (1978) serviram como base. Os resultados dos testes de todos os modelos apresentaram indícios fortes de autocorrelação serial nos resíduos. Outro elemento importante é a presença de homocedasticidade, para o qual foi utilizado o teste de Breusch e Pagan (1979). Os modelos, em geral, apresentaram indícios fortes da presença de heterocedasticidade. Todos os testes são descritos no apêndice B.

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, Peei e Pope (2007) e So (2013). Uma saída simples é estimar os modelos por meio de erros-

padrões robustos, corrigindo para autocorrelação e heterocedasticidade. O modelo utilizado foi o proposto por Arellano (1987).

## 5. Discussão dos resultados

Em primeira análise, a partir da estatística descritiva dos dados na tabela 1, as previsões de preços se mostraram em média com um viés otimista, considerando *PFE* médio de -0.41. O *PFE* mínimo foi de -11.04 pontos e o máximo de 0.79. Esse otimismo condiz com os resultados de Schipper (1991), Dreman e Berry (1995), Conroy e Harris (1995), Brown (1996), Beaver (2002) e também como também Martinez (2007) no Brasil, que considera as previsões de lucros.

**Tabela 1**  
Estatística Descritiva

Métrica	Média	Desvio Padrão	Mediana	Mínimo	Máximo	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
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
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

**Nota:** PFE é o percentual do erro de previsão. PAFE é o percentual absoluto do erro de previsão. CRR é o retorno acumulado da recomendação. CMAR é o retorno acumulado da recomendação ajustado ao mercado. RECC é a média do consenso das recomendações em que 1-venda, 2-fraca venda, 3-manter, 4-fraca compra e 5-compra. NUMB é o número de recomendações de compra por ativo. NUMH é o número de recomendações de retenção por ativo. NUMS é o número de recomendações de vendas por ativo. As médias foram significativas a 99% de confiança.

A acurácia (PAFE) calculada esteve em torno de 0.53, próxima da média de Hilary e Hsu (2013) e de Bradshaw, Brown e Huang (2013) no mercado norteamericano, porém com um desvio padrão maior. Isto representaria uma consistência menor nas previsões no Brasil. Em mercados europeus, o mercado italiano mostrou melhor acurácia, com 36%; porém o mercado alemão apresentou semelhança, com uma acurácia de 56% (BONINI, *et al* 2010; KERL, 2011)

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. Por fim, 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. O consenso de recomendação RECC resultou em 3.89. O valor excessivo de recomendações de compra acima das recomendações de venda é uma evidência em mercados emergentes como o Brasil, já observada por Moshirian, Ng e Wu (2009).

### 5.1. Análise do viés

O viés é medido por meio dos erros de previsão, tendenciosos positiva ou negativamente, o que gera expectativas pessimistas ou otimistas, respectivamente. Os erros de previsão apresentaram ausência de raiz unitária, considerando o teste Dickey-Fuller aumentado, com estatística -30.4983 e p-valor 0.01 com lag=1, o que não gerou indícios de tendência ao longo do tempo. Assim, não houve necessidade de diferenciação dos erros para a análise das regressões. Martinez (2007) apontou indícios de persistência desses erros ao longo do tempo até 2002 considerando as previsões de lucro por ação.

Os resultados apresentaram uma distribuição dos erros com viés otimista, de acordo com o histograma na figura 1. Outros trabalhos já haviam apresentado viés de otimismo como Schipper (1991), Stickel (1993), Dreman e Berry (1995), Conroy e Harris (1995), Brown (1996), Beaver (2002). A distribuição também está em linha com os resultados de Martinez (2007), que verificou no Brasil constante otimismo nos períodos de 1995 a 2002. Identificamos a não normalidade dos erros, diferentemente do verificado em Martinez (2007) quando analisou previsões de lucro por ação.

**Tabela 2**  
Matriz de Correlação

	PFE	PAFE	REV	CRR	CMAR	IBOV	DOLAR	VIX	OURO	TAXAJ
PAFE	-0.97***									
REV	0.28***	-0.24***								
CRR	0.34***	-0.28***	0.17***							
CMAR	0.21***	-0.17***	0.11***	0.91***						
IBOV	0.02*	-0.02	0.05***	0.06***	-0.03**					
DOLAR	-0.10***	0.09***	-0.10***	-0.07***	0.02**	-0.61***				
VIX	0.00	0.00	-0.03***	-0.03***	-0.01	-0.63***	0.48***			
OURO	0.01	0.00	0.00	0.05***	-0.04***	0.26***	-0.26***	0.16***		
TAXAJ	0.20***	-0.18***	-0.02*	0.07***	0.01	-0.28***	0.10***	0.28***	-0.08***	
VOLM	-0.11***	0.10***	-0.04***	-0.05***	-0.04***	-0.01	0.03**	0.02**	-0.01	0.01

**Nota:** PFE é o percentual do erro de previsão. PAFE é o percentual absoluto do erro de previsão. REV é o percentual da variação da previsão. CRR é o retorno acumulado da recomendação. CMAR é o retorno acumulado da recomendação ajustado ao mercado. IBOV é o retorno do índice bovespa. DOLAR é a variação percentual da cotação do dólar em moeda local. VIX é a variação percentual do Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index. OURO é a variação percentual da cotação do ouro no mercado brasileiro. TAXAJ é a variação percentual da taxa de juros determinada pela meta Selic.

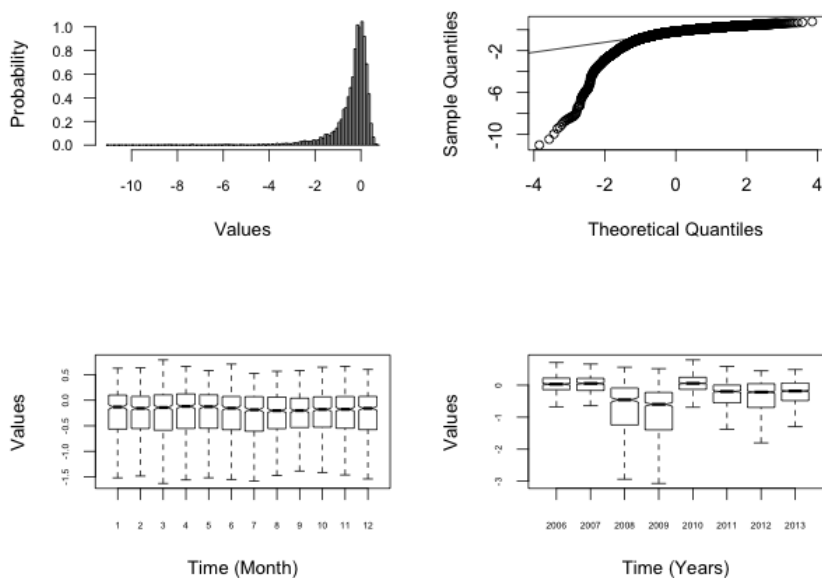
\*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01



*Hipótese 01: Os analistas apresentam viés de otimismo*

$$PFE = \alpha + \beta_1 factor(ANO) + \varepsilon \quad (7)$$

A primeira hipótese foi verificar como os erros se comportam. Os resultados do *boxplot* na figura 1 mostrou indícios de que o viés se modifica ao longo do tempo, assim como os resultados da equação (7) na tabela 3. Esses resultados são explicados por Brown (1996), que já argumentou que o mercado também sofre momentos de pessimismo, e Abarbanell e Lehavy (2003) para quem esse otimismo tende a se modificar ao longo do tempo. O uso de *dummies* para cada ANO mostrou excesso de otimismo nos anos de 2008 e 2009, conforme o *boxplot* na figura 1. Diante disso, o modelo na equação 7 considerou o uso de *dummies* para cada ano na amostra.



**Figura 1**  
PFE Percentage Forecast Error

Aparentemente, a crise econômica sobre o mercado brasileiro provoca impacto não só nos preços, mas também nos erros de previsão. Outros trabalhos apontaram essa possibilidade, como Coen e Desfleurs (2004) e Farooq (2013) no mercado asiático. Da tabela 3, extrai-se a

significância de *dummies* de ano, principalmente para as *dummies* de 2008 e 2009, expondo excesso de otimismo nas previsões.

De acordo com Weinstein (1980), a existência de otimismo irreal sobre o futuro é um fenômeno defensivo advindo de erros cognitivos, o que representa na prática uma sobrevalorização de preços. Kothari (2001) também aponta como determinantes dessas distorções os momentos econômicos, como crises, e erros cognitivos dos indivíduos.

*Hipótese 02: Erros influenciam as previsões futuras*

$$PFE = \alpha + \beta_1 \text{lag}(PFE, 1) + \beta_2 \log(VOLM) + \varepsilon \quad (8)$$

Em relação à associação entre os erros no tempo na equação (8) na tabela 3, não verificamos a persistência dos erros, diferente do documentado por trabalhos no Brasil considerando as previsões de lucro (e.g. MARTINEZ, 2007, 2009; SAITO; VILLALOBOS; BENETTI, 2008). Trabalhos fora do Brasil também documentaram o efeito de persistência, como Brown (2001) considerando previsão de lucros. Em relação aos preços, o trabalho de Bonini *et al* (2010) evidencia essa associação, ao contrário de nossas evidências.

Nossos resultados mostram que há um efeito de correção, em que os analistas aprendem com os erros. Quando os analistas erram devido a uma previsão otimista, passam a ser menos otimistas em suas próximas previsões. Assim como os erros devido a uma previsão pessimista, passam a ser menos pessimistas em suas próximas previsões.

**Tabela 3**

Viés do Consenso - I

Modelo	M1	M2	M3	M4	M5
	Variável Dependente				
	PFE				
lag(PFE, 1)	-0.176 *** (0.028)				
log(VOLM)	-0.129 ** (0.054)				
factor(ANO)2007		0.063 (0.058)			
factor(ANO)2008		0.808 *** (0.109)			
factor(ANO)2009		0.877 *** (0.085)			
factor(ANO)2010		0.170 ** (0.067)			
factor(ANO)2011		0.215 *** (0.078)			
factor(ANO)2012		0.271 *** (0.081)			
factor(ANO)2013		0.206 *** (0.077)			
RECC			0.260 *** (0.058)		
RECT				0.009 (0.009)	
NUMB					0.036 *** (0.010)
NUMS					0.056 *** (0.017)
NUMH					0.003 (0.010)
Constant		0.195 *** (0.071)			
Observations	6.024	8.477	8.477	8.477	8.477
R <sup>2</sup>	0.042	0.165	0.023	0.001	0.032
Adjusted R <sup>2</sup>	0.041	0.165	0.023	0.001	0.031

**Nota:** PFE é o percentual do erro de previsão. lag(PFE,1) é o percentual do erro de previsão defasado em 1 período. VOLM É o volume médio de negociação do ativo. factor(ANO) são variáveis dummy para cada ano. RECC é a média do consenso das recomendações em que 1-venda, 2-fracas venda, 3-manter, 4-fracas compra e 5-compra. RECT é o número total de recomendações. NUMB é o número de recomendações de compra. NUMH é o número de recomendações de retenção. NUMS é o número de recomendações de vendas.

\*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

*Hipótese 03: Os erros de previsão estão associados às recomendações de compra e venda*

$$PFE = \alpha + \beta_1 RECC + \beta_2 RECT + \beta_3 NUMB + \beta_4 NUMS + \beta_5 NUMH + \varepsilon \quad (10)$$

Os relatórios dos analistas são compostos por previsões e recomendações, onde algumas pesquisas mostram indícios de que essas variáveis podem estar associadas (e.g. HIRST; KOONCE; SIMKO, 1995;

FRANCIS; SOFFER, 1997; BROWN; HUANG, 2013). As principais variáveis que foram investigadas foram o número de recomendações por categoria (venda, compra ou manter), o total geral de recomendações e o consenso das recomendações. Esse modelo é descrito na equação 9. Em relação às recomendações *buy-hold-sell*, os resultados da tabela 3 apresentaram associação positiva e significativa entre o consenso da recomendação e o viés de preço.

Considerando que as previsões de preços servem para dar suporte às recomendações, o resultado mostra que o pessimismo do mercado está associado diretamente a operações de compra, como também observado em Francis e Soffer (1997). Em termos práticos, ainda que o analista tenha expectativa pessimista, ele por vezes sugere operações de compra.

*Hipótese 04: O viés de mercado está associado a variáveis econômicas*

$$PFE = \alpha + \beta_1 lag(IBOV, 1) + \beta_2 lag(DOLAR, 1) + \beta_3 lag(VIX, 1) + \beta_4 lag(OURO, 1) + \beta_5 lag(TAXAJ, 1) + \varepsilon \quad (11)$$

Kliger e Kudryavtsev (2013) mostraram que a volatilidade provoca perturbações nas previsões de preços de analistas e documentaram reações positivas (negativas) de preços para recomendações de *upgrades* (*downgrades*) e para quedas (aumentos) do valor diário do VIX. Esse efeito da volatilidade na acurácia também é exposto por Lobo, Song e Stanford (2012). Nossos resultados não mostraram essa relação, conforme a tabela 4. Dentre outras variáveis, foi possível observar efeito significativo na variação do preço do dólar, que foi negativamente relacionada com o viés de pessimismo, enquanto que a variação na taxa de juros foi positivamente relacionada com o pessimismo.



**Tabela 4**

Viés do Consenso - II

Modelo	Variável Dependente			
	M6	M7	M8	M9
	PFE			
Lag(IBOV,1)	0.062 (0.201)			
Lag(DOLAR,1)	-2.983 *** (0.448)			
Lag(VIX,1)	-0.016 (0.058)			-0.107 *** (0.034)
Lag(OURO,1)	-0.126 (0.215)			
Lag(TAXAJ,1)	5.900 *** (0.610)			3.418 *** (0.496)
REV		2.297 ** -1.113		3.496 *** (0.526)
GRADE			0.834 *** (0.045)	0.528 *** (0.032)
lag(PFE,1)				-0.069 *** (0.026)
log(VOLM)				-0.111 *** (0.040)
factor(ANO=="2008")				-0.435 *** (0.075)
factor(ANO=="2009")				-0.474 *** (0.064)
lag(LAST,1)				-0.003 ** (0.001)
Constant	-0.419 *** (0.042)			
Observations	8.477	8.477	8.477	6.024
R <sup>2</sup>	0.070	0.070	0.199	0.389
Adjusted R <sup>2</sup>	0.070	0.068	0.195	0.378

**Nota:** PFE é o percentual do erro de previsão. 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(VIX,1) é a variação percentual do *Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index*, defasado em um período. lag(OURO,1) é a variação percentual da cotação do ouro no mercado brasileiro, defasado em um período. lag(TAXAJ,1) é a variação percentual da taxa de juros determinada pela meta Selic, defasado em um período. REV é o percentual da variação da previsão. GRADE é uma dummy de diferenciação entre erros positivos 1 e negativos 0. lag(PFE,1) é o percentual do erro de previsão defasado em 1 período. log(VOLM) É logaritmo do volume médio de negociação do ativo. factor(ANO) são variáveis dummy para cada ano. lag(LAST,1) é o preço médio de fechamento em período anterior.

\*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

As previsões de preços e recomendações pelos analistas vão além de aspectos internos da firma, como aspectos macroeconômicos. A taxa de juros reflete o pessimismo do mercado, visto que, no Brasil, seu aumento é utilizado para conter fatores nocivos ao mercado como a inflação. O dólar valorizado, por sua vez, está associado à redução do pessimismo.

## 5.2. Análise da informatividade

As pesquisas sobre a informação advinda das revisões de previsões mostram evidências de impactos sobre o movimento dos preços dos ativos. Na análise de Givoly e Lakonishok (1979), considerando um mercado não eficiente, retornos anormais podem ser observados em meses após as revisões das previsões, o que mostraria que a resposta não é instantânea. Tais evidências em mercados emergentes também são encontradas por Moshirian, Ng e Wu (2009), porém essas evidências apontam que esses mercados emergentes possuem menor grau de informatividade.

Em função dos indícios de que as revisões provocam retornos anormais, a análise da informatividade foi realizada conforme a equação (11) com o propósito de verificar eventual relação entre as revisões e os retornos anormais realizados. Brav e Lehavy (2003) e Asquith, Mikhail e Au (2005) apontam forte associação entre as revisões das previsões e os retornos de mercado. Brav e Lehavy (2003) ainda encontraram efeitos de persistência da informatividade até seis meses após as revisões.

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.

*Hipótese 05: as previsões dos analistas geram baixa informatividade no mercado*

$$CMAR = \alpha + \beta_1 \text{lag}(REV, 1) + \beta_2 \text{GRADE} + \beta_3 \text{REVGRADE} + \varepsilon \quad (11)$$

Além da revisão de preços, duas variáveis de controle foram utilizadas: a *REVGRADE* que é uma *dummy* de controle entre *upgrades* e *downgrades* das revisões, conforme Brav e Lehavy (2003), e *GRADE*, que é uma *dummy* de controle entre erros de previsão positivos e negativos. Também foram utilizadas como variáveis dependentes as recomendações e o número dessas recomendações, considerando que as revisões também influenciam as recomendações.

A tabela 5 retrata os efeitos da informatividade das revisões de preços. Os resultados mostram que as revisões -  $\text{lag}(REV,1)$  - positivas estão negativamente relacionadas aos retornos CMAR, o que se opõe aos resultados de Martinez (2008) em relação ao Brasil, observando lucro por ação ao invés de preços. Quanto maior a escala na revisão de preço-alvo -  $\text{lag}(REV,1)$  - maior o efeito negativos nos resultados, principalmente

quando as revisões forem positivas - REVGRADE (*upgrade*). Asquith, Mikhail e Au (2005) explicam que os investidores reagem de forma mais significativa a revisões para menos (*downgrade*). O sinal positivo na variável *GRADE* demonstra que o pessimismo está associado a retornos maiores, e o otimismo a retornos menores. Ou seja, quando o viés aponta pessimismo, seguir as recomendações dos analistas (compra, venda ou retenção) leva a melhores resultados do que quando o viés aponta para otimismo.

**Tabela 5**  
Efeitos das Revisões do Consenso das Previsões - I

Modelo	Variável Dependente				
	CMAR	RECC	NUMB	NUMH	NUMS
lag(REV,1)	-0.570 *** (0.134)	0.456 *** (0.095)	3.379 *** (0.609)	-0.703 (0.537)	-1.155 *** (0.296)
GRADE	0.266 *** (0.059)	0.121 *** (0.034)	0.119 (0.214)	-0.607 *** (0.207)	-0.371 *** (0.126)
REVGRADE	-0.070 *** (0.019)	-0.017 (0.016)	0.142 (0.102)	0.157 * (0.084)	0.072 (0.057)
Constant	0.024 * (0.013)	3.834 *** (0.038)	6.440 *** (0.263)		1.300 *** (0.096)
Observations	6.024	6.024	6.024	6.024	6.024
R <sup>2</sup>	0.056	0.222	0.007	0.014	0.016
Adjusted R <sup>2</sup>	0.056	0.222	0.007	0.014	0.016

**Nota:** CMAR é o retorno acumulado das recomendações ajustado ao mercado. RECC é o consenso do rating de recomendações 1-venda, 2-fracas venda, 3-manter, 4-fracas compra e 5-compra. NUMB é o número de recomendações de compra por ativo. NUMH é o número de recomendações de retenção por ativo. NUMS é o número de recomendações de vendas por ativo. lag(REV,1) é o percentual da variação da previsão defasado em um período. GRADE é uma *dummy* de diferenciação entre erros positivos 1 e negativos 0. REVGRADE é uma *dummy* de diferenciação entre a variação negativas 1 e positivas 0 das revisões.

\*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

A variável *REV* defasada em um período alcançou maior grau de explicação no consenso de recomendação (*RECC*), ou seja, revisões de preço para cima estão mais associadas a recomendações de compra. O aumento percentual das expectativas de preços-alvo (*REV*) anteriores tendem a tornar mais favorável o consenso de recomendação. As regressões subsequentes com NUMB, NUMH e NUMS confirmam esses

resultados.

Chae (2005), Brown, Crocker e Foerster (2009) e Bamber, Barron e Stevens (2011) tratam das relações entre volume de negociação e efeito informacional no mercado. Diante disso, analisamos a informatividade sob a ótica de volume usando a variável *VOLM* conforme equação 12.

$$\log(VOLM) = \alpha + \beta_1 REV + \beta_2 lag(REV, 1) + \beta_3 lag(RECC, 1) + \varepsilon(12)$$

**Tabela 6**  
Efeitos das Revisões do Consenso das Previsões – II

Modelo	Variável Dependente			
	Log(VOLM)			
REV	-0.274 ** (0.112)			-0.532 *** (0.167)
lag(REV, 1)		-0.168 (0.117)		-0.202 * (0.114)
lag(RECC, 1)			0.049 ** (0.022)	0.048 ** (0.022)
Constant	13.245 *** (0.110)	13.376 *** (0.113)	13.184 *** (0.143)	13.185 *** (0.142)
Observations	8477	6024	6024	6024
R <sup>2</sup>	0.111	0.224	0.236	0.244
Adjusted R <sup>2</sup>	0.111	0.223	0.236	0.244

**Nota:** VOLM É o volume médio de negociação do ativo. REV é o percentual da variação da previsão. RECC é o consenso do rating de recomendações 1-venda, 2-fraca venda, 3-manter, 4-fraca compra e 5-compra.

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

A tabela 6 mostra que as recomendações de compra estão relacionadas positivamente à variação de volume de negociação. Ou seja, as recomendações de compra têm maior informatividade, gerando mais negócios, do que as recomendações que reduzam, em média, indicação de compra.

**Tabela 7**  
Acurácia do Consenso

Modelo	Variável Dependente		
	M19	M20	M21
	PAFE		
RECC	-0.013 (0.091)		
RECT	-0.399 -1.063		
NUMB	0.355 -1.062		
NUMS	0.433 -1.062		
NUMH	0.382 -1.064		
Lag(DOLAR,1)			1.460 *** (0.276)
Lag(VIX,1)			-0.024 (0.036)
Lag(TAXAJ,1)			-3.047 *** (0.558)
REV			-3.217 *** (0.502)
GRADE			-0.170 *** (0.026)
lag(PAFE, 1)		-0.130 *** (0.025)	-0.076 *** (0.021)
log(VOLM)		0.105 ** (0.047)	0.100 ** (0.040)
factor(ANO == "2008")			0.422 *** (0.071)
factor(ANO == "2009")			0.505 *** (0.064)
Observations	8.477	6.024	6.024
R <sup>2</sup>	0.036	0.025	0.268
Adjusted R <sup>2</sup>	0.035	0.024	0.260

**Nota:** PAFE é o percentual do erro absoluto da 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. NUMB é o número de recomendações de compra por ativo. NUMH é o número de recomendações de retenção por ativo. NUMS é o número de recomendações de vendas por ativo. lag(PAFE,1) é o percentual absoluto do erro de previsão defasado em um período. log(VOLM) É o logaritmo do volume médio de negociação do ativo. lag(DOLAR,1) é a variação percentual da cotação do dólar em moeda local, 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. REV é o percentual da variação da previsão. GRADE é uma dummy de diferenciação entre erros positivos 1 e negativos 0. factor(ANO) são variáveis dummy para cada ano.

\*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

### 5.3. Análise da acurácia

No Brasil, as evidências de Martinez (2007) apontam para a melhoria da capacidade das previsões, fruto da crescente eficiência do mercado, conforme os resultados de Mobarek e Fiorante (2014). As

variáveis de revisão demonstram o aumento da acurácia a partir do aumento das revisões das previsões *REV*, o que já era esperado.

#### *Hipóteses 02, 03 e 04*

Analisando a hipótese 02 sob o prisma da acurácia, encontramos que erros passados também estão relacionados à melhoria das previsões. Sobre a hipótese 03, não encontramos resultados significativos relacionando incidência de erro de previsão e recomendações de compra, venda ou manutenção. Por fim, os resultados para variações de taxas de juros e de câmbio foram qualitativamente semelhantes aos resultados da análise de viés.

## **6. Considerações finais**

O objetivo deste trabalho foi analisar o desempenho do consenso das previsões de preços-alvo e recomendações de analistas sell-side no Brasil. Os resultados apresentaram otimismo nas 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 norteamericano, italiano e alemão; porém, com menor consistência, pelo desvio padrão de 86%. A menor consistência mostra que a volatilidade do mercado tem um forte impacto nas previsões, o que requer que os analistas tenham mais cautela em períodos de turbulência econômica.

O viés de otimismo observado, principalmente em relação à crise em 2008, mostra que os analistas, em consenso, tendem a sobrevalorizar os preços dos ativos. O impacto em momentos de crise já foi observado em outros mercados em pesquisas anteriores e possibilita que os investidores obtenham ganhos explorando essa regularidade empírica.

Ao invés de persistência, os erros mostraram um comportamento de correção e aprendizado. Esse efeito está associado à inversão das expectativas dos analistas, entre pessimismo e otimismo. As modificações das expectativas possibilita a correção das previsões ao longo do tempo, o que é positivo para o mercado. Quando os analistas erram devido a uma previsão otimista, passam a ser menos otimistas em suas próximas previsões. Assim como os erros devido a uma previsão pessimista, passam a ser menos pessimistas em suas próximas previsões.

As recomendações também mostraram efeito informacional, especialmente quando há mudança de recomendação agregada de venda

para compra. Neste caso, há relação positiva e significativa com volume negociado. A pressão compradora, resultante da mudança de recomendação, tende a elevar o preço da ação e é também uma regularidade empírica que pode ser explorada por investidores.

## Referências

- Abarbanell, J. and Lehavy, R. (2003). An explanation for why prior stock returns and analysts' earnings forecast revisions predict earnings management and forecast errors. *Ann Arbor*, 1001:48109.
- Arellano, M. (1987). Computing robust standard errors for within-groups estimators. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 49(4):431-434.
- Asquith, P., Mikhail, M. B., and Au, A. S. (2005). Information content of equity analyst reports. *Journal of Financial Economics*, 75(2):245-282.
- Bamber, L. S., Barron, O. E., and Stevens, D. E. (2011). Trading volume around earnings announcements and other financial reports: Theory, research design, empirical evidence, and directions for future research. *Contemporary Accounting Research*, 28(2):431-471.
- Beaver, W. H. (2002). Perspectives on recent capital market research. *The Accounting Review*, 77(2):453-474.
- Bonini, S., Zanetti, L., Bianchini, R., and Salvi, A. (2010). Target price accuracy in equity research. *Journal of Business Finance & Accounting*, 37(9-10):1177-1217.
- Bradshaw, M. T. (2002). The use of target prices to justify sell-side analysts' stock recommendations. *Accounting Horizons*, 16(1):27—41.
- Bradshaw, M. T., Brown, L. D., and Huang, K. (2013). Do sell-side analysts exhibit differential target price forecasting ability? *Review of Accounting Studies*, 18(4):930-955.
- Brav, A. and Lehavy, R. (2003). An empirical analysis of analysts' target prices: Short-term informativeness and long-term dynamics. *The Journal of Finance*, 58(5):1933-1968.
- Breusch, T. S. (1978). Testing for autocorrelation in dynamic linear models\*. *Australian Economic Papers*, 17(31):334-355.

- Breusch, T. S. and Pagan, A. R. (1979). A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pages 1287-1294.
- Breusch, T. S. and Pagan, A. R. (1980). The lagrange multiplier test and its applications to model specification in econometrics. *The Review of Economic Studies*, pages 239-253.
- Brown, J. FL, Crocker, D. K., and Foerster, S. R. (2009). Trading volume and stock investments. *Financial analysts journal*, pages 67-84.
- Brown, L. D. (1996). Analyst forecasting errors and their implications for security analysis: An alternative perspective. *Financial Analysts Journal*, pages 40-47.
- Brown, L. D. (2001). How important is past analyst forecast accuracy? *Financial Analysts Journal*, 57(6):44-49.
- Brown, L. D. and Huang, K. (2013). Recommendation-forecast consistency and earnings forecast quality. *Accounting Horizons*.
- Chae, J. (2005). Trading volume, information asymmetry, and timing information. *The Journal of Finance*, 60(1):413-442.
- Chung, K. H. and Jo, H. (1996). The impact of security analysts' monitoring and marketing functions on the market value of firms. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 31(04):493-512.
- Clatworthy, M. A., Peei, D. A., and Pope, P. F. (2007). Evaluating the properties of analysts' forecasts: A bootstrap approach. *The British Accounting Review*, 39(1):3-13.
- Conroy, R. M. and Harris, R. S. (1995). Analysts' earnings forecasts in japan: Accuracy and sell-side optimism. *Pacific-Basin Finance Journal*, 3(4):393-408.
- Coen, A. and Desfleurs, A. (2004). The evolution of financial analysts' forecasts on asian emerging markets. *Journal of Multinational Financial Management*, 14(4-5):335-352.
- Coèn, A., Desfleurs, A., L'Her, J.-F., and Suret, J.-M. (2005). Another look at factors explaining quality of financial analysts' forecasts: Evidence from the asian emerging markets. *Journal of Multinational Financial Management*, 15(4-5):414-434.
- Dalmacio, F.Z., Lopes, A.B., Rezende, A.J. and Neto, A.S. (2013). An analysis of the relationship between corporate governance and



accuracy of the analysts forecasts of the brazilian market. *Revista de Administração Mackenzie*, 14(5):104-139.

- Dreman, D. N. and Berry, M. A. (1995). Analyst forecasting errors and their implications for security analysis. *Financial Analysts Journal*, pages 30-41.
- Farooq, O. (2013). Who was informative? performance of foreign and local analysts' stock recommendations during the asian financial crisis. *Research in International Business and Finance*, 29:61-76.
- Francis, J. and Soffer, L. (1997). The relative informativeness of analysts' stock recommendations and earnings forecast revisions. *Journal of Accounting Research*, pages 193-211.
- Givoly, D. and Lakonishok, J. (1979). The information content of financial analysts' forecasts of earnings: Some evidence on semi-strong inefficiency. *Journal of Accounting and Economics*, 1(3): 165-185.
- Givoly, D. and Lakonishok, J. (1984). Properties of analysts' forecasts of earnings: A review and analysis of the research. *Journal of Accounting Literature*, 3(1):117-52.
- Gleason, C. A. and Lee, C. M. (2003). Analyst forecast revisions and market price discovery. *The Accounting Review*, 78(1):193-225.
- Godfrey, J. P. (1953). What is an analyst? *Financial Analysts Journal*, 9(5):103-105.
- Godfrey, L. G. (1978). Testing against general autoregressive and moving average error models when the regressors include lagged dependent variables. *Econometrica*, 46(6):1293-1301.
- Hausman, J. A. (1978). Specification tests in econometrics. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pages 1251-1271.
- Hilary, G. and Hsu, C. (2013). Analyst forecast consistency. *The Journal of Finance*, 68(1):271-297.
- Hirst, D. E., Koonce, L., and Simko, P. J. (1995). Investor reactions to financial analysts' research reports. *Journal of Accounting Research*, pages 335-351.
- Jacob, J., Lys, T. Z., and Neale, M. A. (1999). Expertise in forecasting performance of security analysts. *Journal of Accounting and*

*Economics*, 28(1):51-82.

- Karamanou, I. (2012). Value relevance of analyst earnings forecasts in emerging markets. *Advances in Accounting*, 28(1):128-137.
- Kerl, A. G. (2011). Target price accuracy. *BuR - Business Research*, 4(1):74-96.
- Kliger, D. and Kudryavtsev, A. (2013). Volatility expectations and the reaction to analyst recommendations. *Journal of Economic Psychology*, 37:1-6.
- Kothari, S. P. (2001). Capital markets research in accounting. *Journal of accounting and economics*, 31(1): 105-231.
- Lobo, G. J., Song, M., and Stanford, M. (2012). Accruals quality and analyst coverage. *Journal of Banking & Finance*, 36(2):497-508.
- Martinez, A. L. (2007). Analysts' optimism and selection bias. *BBR-Brazilian Business Review*, 4(2): 104-118.
- Martinez, A. L. (2008). The effect of earnings projection revisions on stock returns in brazil. *BBR-Brazilian Business Review*, 5(2):121-135.
- Martinez, A. L. (2009). Determinantes da acurácia das previsões dos analistas do mercado de capitais. *Contabilidade, Gestão e Governança*, 10(2).
- Martinez, A.L. and Dumer, M. (2014). Adoption of IFRS and the properties of analysts' forecasts: The brazilian case. *Revista de Contabilidade e Organizações*, 8(20).
- Mobarek, A. and Fiorante, A. (2014). The prospects of BRIC countries: Testing weak-form market efficiency. *Research in International Business and Finance*, 30:217-232.
- Moshirian, F., Ng, D., and Wu, E. (2009). The value of stock analysts' recommendations: Evidence from emerging markets. *International Review of Financial Analysis*, 18(1-2) :74-83.
- O'Brien, P. C. (1987). Individual forecasting ability. *Managerial Finance*, 13(2):3-9.
- Petersen, M. A. (2009). Estimating standard errors in finance panel data sets: Comparing approaches. *Review of financial studies*, 22(1):435-480.

- Ramnath, S., Rock, S., and Shane, P. (2008). The financial analyst forecasting literature: A taxonomy with suggestions for further research. *International Journal of Forecasting*, 24(1):34-75.
- Saito, R., Villalobos, S. J. S. and Benetti, C. (2008). Qualidade das projeções dos analistas sell-side: evidência empírica do mercado brasileiro. *Revista de Administração da Universidade de São Paulo*, 43(4).
- Schipper, K. (1991). Analysts' forecasts. *Accounting Horizons*, 5(4):105-121.
- So, E. C. (2013). A new approach to predicting analyst forecast errors: Do investors overweight analyst forecasts? *Journal of Financial Economics*, 108(3):615-640.
- Stickel, S. E. (1993). Accuracy improvements from a consensus of updated individual analyst earnings forecasts. *International Journal of Forecasting*, 9(3):345-353.
- Weinstein, N. D. (1980). Unrealistic optimism about future life events. *Journal of personality and social psychology*, 39(5):806.

## Apêndice A: Lista de Variáveis Utilizadas

**Tabela A.1**

Lista de Variáveis Utilizadas

Variável	Descrição
ANO	Fator ano de contraste
ASSET	Variável de identificação do ativo
CMAR	Retorno acumulado das recomendações ajustado ao mercado
CRR	Retorno acumulado das recomendações
DATE	Variável com as datas de cada previsão
DÓLAR	Cotação do dólar em moeda local
GRADE	Dummy, erros positivos 1 e negativos 0.
IBOV	índice Bovespa
LAST	Preço de fechamento médio
MES	Fator mês de contraste
NUMB	Número de recomendações de compra
NUMH	Número de recomendações de retenção
NUMS	Número de recomendações de venda
OURO	Cotação do ouro em mercado local
PAFE	Erro absoluto da previsão do consenso de preços
PFE	Erro da previsão do consenso de preços
RECC	Consenso de recomendações
RECT	Número total de recomendações (cobertura)
REV	Variação percentual do consenso previsto
REVGRADE	Dummy, variações negativas das revisões 1 e positivas 0.
SETOR	Setor de atuação da companhia
TARGET	Consenso das previsões de preços dos analistas
TAXAJ	Taxa de juros no mercado representado pela SELIC
VIX	Chicago Board Options Exchange Market Volatility Index
VOLM	Volume de negociação médio do ativo



**Apêndice B: Testes Estatísticos dos Modelos em Painel****Tabela B.1**

Testes Estatísticos dos Modelos em Painel

Modelo	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5
M1	2082250	23.7866	4447.509	6.5777	496770.2
sig.	***	***	***	**	***
M2	710876.2	25.6708	10.9596	115.6481	3650.468
sig.	***	***	-	***	***
M3	957917	37.2364	6.415	210.6484	157.7229
sig.	***	***	**	***	***
M4	952708	34.3982	0.0079	213.46	643.8757
sig.	***	***	-	***	***
M5	967813.3	36.8728	10.9309	213.585	1014.54
sig.	***	***	**	***	***
M6	854583.9	31.1054	1.2842	150.3719	1304.055
sig.	***	***	-	***	***
M7	800761.9	32.14	28.913	194.6937	13479.5
sig.	***	***	***	***	***
M8	645835.4	27.6735	36.8588	136.7967	2021.614
sig.	***	***	***	***	***
M9	1269989	13.0794	1624.831	15.6175	461120.2
sig.	***	***	***	***	***
M10	90561.23	5.09	7.748	32.1536	3295.231
sig.	***	***	*	***	***
M11	1048466	28.7218	1.3757	4.4899	49.7682
sig.	***	***	-	**	***
M12	1652175	33.6267	1.198	4.526	20.5132
sig.	***	***	-	**	***
M13	1831306	31.8987	51.2727	2.5144	11.3123
sig.	***	***	***	-	**
M14	468696.6	21.4805	2.463	9.728	351.941
sig.	***	***	-	***	***
M15	2632368	249.1052	0.019	3.4037	3.6741
sig.	***	***	-	*	*
M16	4886876	215.2221	0.5328	1.7487	3.6741
sig.	***	***	-	-	*
M17	5302046	201.117	5.5297	6.0524	44.8596
sig.	***	***	**	**	***
M18	5311290	201.2026	5.0863	0.804	45.3715
sig.	***	***	-	-	***
M19	905627	34.9833	13.3749	153.2262	1170.358
sig.	***	***	***	***	***
M20	1872924	2.2465	20830.56	5.7702	561142.2
sig.	***	***	***	**	***
M21	1093262	13.3333	2796.289	13.6732	471390.8
sig.	***	***	***	***	***

**Nota:** Os testes aplicados nos modelos da análise de consenso 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, e (5) Breusch-Pagan test to heterocedasticity.

\*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01