

**TÍTULO: Os analistas sell-side fazem boas previsões no Brasil?**

**TEMA: (b) Precificação de Ativos**

**AUTOR1: Melquiades Pereira de Lima Júnior - IFRN**

**AUTOR2: Vinicio de Souza e Almeida - UFRN**

## OS ANALISTAS SELL-SIDE FAZEM BOAS PREVISÕES NO BRASIL?

### Resumo

Analisamos o desempenho do consenso de previsões 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. viés otimista e concentração em recomendações de compra, mesmo quando os preços-alvo sugerem pessimismo; ii. analistas aprendem com os erros, reduzindo seus vieses; iii. otimismo nas previsões tem relação positiva com variação do dólar e negativa com variação de taxa de juros.

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

## 1 Introdução e revisão de literatura

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 têm 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 diariamente 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 pelos analistas 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.

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 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 parte do 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 nesse mercado (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; VILLALOBOS; SAITO; 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 à divulgação de informações. Com relação às recomendações no Brasil, documentadas por Martinez (2007), e em outros mercados emergentes, conforme Moshirian, Ng e Wu (2009), o número de recomendações de vendas é muito menor que o número de recomendações de compra, principalmente em comparação com mercados desenvolvidos, devido à baixa qualidade nas previsões.

O consenso dos analistas é considerado uma medida de tendência central das expectativas de mercado. O princípio é que essa métrica possui menor erro que as previsões individuais de mercado e ao longo do tempo contribui para a redução dos erros de estimação. Porém, o argumento de que o consenso é uma proxy para as expectativas de mercado não é tão consistente devido a cada previsão, de cada analista, serem realizadas em diferentes momentos temporais. O consenso é apenas uma suposição de convergência à média (GIVOLY; LAKONISHOK, 1984).

Por outro lado, as informações dos analistas são importantes para o mercado, principalmente por conduzir e canalizar informações públicas e privadas, pois de acordo com 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. O processo de precificação e seus os determinantes são elementos fundamentais para melhoria dos serviços de pesquisa em investimentos.

As pesquisas na área já possuem mais de meio século e abordam discussões sobre o papel dos analistas (GODFREY, 1953). Grande parte das pesquisas usam a análise da variável lucro por ação, pela facilidade de comparar com resultados contábeis. Para investigar o desempenho do consenso de preços, foram adaptadas as principais métricas utilizadas nas pesquisas que empregaram previsões de lucro por ação (RAMNATH; ROCK; SHANE, 2008).

## 1.1 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).

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

## 1.2 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-fracas venda, 3-manter, 4-fracas 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. Vale salientar que este trabalho trata das revisões das previsões de preços. Quanto maior o beta, maior será o efeito informacional.

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

### 1.3 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).

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

## 2 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 dos analistas são realizadas para 12 meses e para a elaboração do consenso dessas previsões foram consideradas apenas as realizadas nos últimos 3 meses. A janela de coleta compreendeu entre os anos de 2005 a 2013, principalmente pela continuidade das pesquisas de Martinez (2007) e Martinez (2008) e pela disponibilidade de observações de previsões. A descrição das variáveis utilizadas para essa seção está no apêndice.

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

resultante contém 8477 observações, pois o ano de 2005 serviu como ano base para cálculo das métricas.

Em relação às corretoras, 75 das 80 cadastradas na BM&FBovespa participaram da 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 equação 6. Cada variável de desempenho  $Metric_{jt}$  de cada ativo  $j$  no momento  $t$  será avaliada por meio de  $n$  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 irrealistas. O painel não balanceado justifica-se por conter todas as previsões de mercado no período analisado (OBRIEN, 1987; SO, 2013).

Utilizamos o software R® juntamente com o pacote *Panel Data Econometrics - PLM*. Os modelos utilizados apresentaram em sua maior parte efeito fixo, 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 auto-correlação serial nos resíduos. Outro elemento importante é a presença de homocedasticidade, para o qual foi utilizado o teste de Breusch e Pagan (1979). Todos os modelos em geral apresentaram indícios fortes da presença de heterocedasticidade.

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, Pei e Pope (2007) e So (2013); logo, uma saída simples é estimar os modelos por meio de erros-padrões robustos que corrigida para autocorrelação e heterocedasticidade, o modelo utilizado foi o proposto por Arellano (1987).

### 3 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 em -0.41, incluindo um mínimo de -11.04 pontos e um 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), como também Martinez (2007) no Brasil que consideram as previsões de lucros.

**Tabela 1 – Estatística Descritiva**

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-fracas venda, 3-manter, 4-fracas compra e 5-compra. NUMB é o número de recomendações de compra. NUMH é o número de recomendações de retenção. NUMS é o número de recomendações de vendas.

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

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 americano, porém com um desvio padrão maior. Isto representaria uma consistência menor nas previsões no Brasil. 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).

**Tabela 2 – Matriz de Correlação**

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.

	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

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

### 3.1 Análise do viés

Considerando o argumento de Karamanou (2012), o aumento da procura por mercados emergentes como o Brasil por parte de investidores estrangeiros provoca o surgimento da hipótese de que o viés no mercado não é constante. Porém, no Brasil, Martinez (2007)

apontou indícios de persistência desses erros ao longo do tempo até 2002 considerando as previsões de lucro por ação.

**Hipótese 01: Os analistas apresentam viés de otimismo**

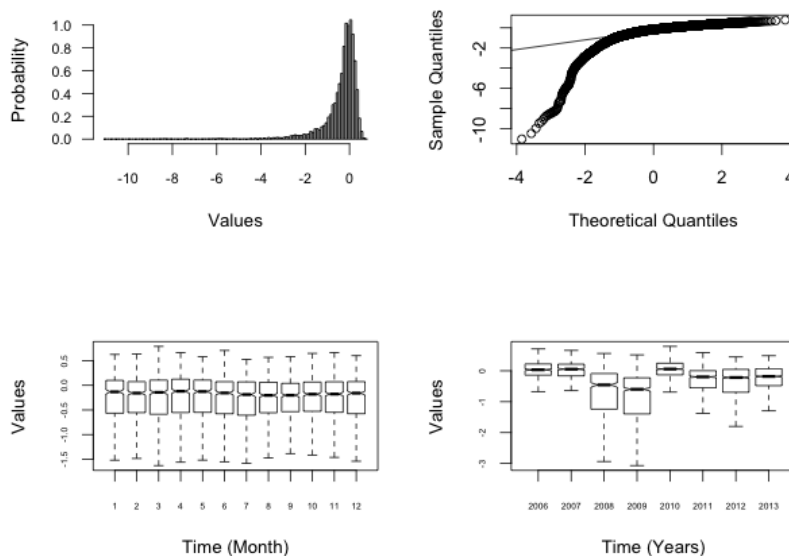
$$PFE = \alpha + \beta_1 factor(ANO) + \varepsilon \tag{7}$$

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.

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.

Por outro lado, esse otimismo não foi constante no tempo. Brown (1996) já argumentou que o mercado também sofre momentos de pessimismo. De acordo com Abarbanell e Lehavy (2003), esse otimismo tende a se modificar ao longo do tempo. Algumas variáveis temporais não foram significativas, dentre elas a variável MES do ano, mesmo por meio de dummies. Porém o uso de dummies para cada ANO mostrou otimismo nos anos de 2008 e 2009, conforme o box plot 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 Coèn 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. O argumento defendido é que eventos positivos e negativos induziriam esse comportamento.

**Hipótese 02: Erros influenciam as previsões futuras**

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

Em relação à associação entre os erros no tempo, não verificamos a persistência dos erros, diferente do documentado por trabalhos no Brasil considerando as previsões de lucro (e.g. MARTINEZ, 2007, 2009; VILLALOBOS; SAITO; 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 pessimista, passam a ser mais otimistas em suas próximas previsões. Assim como os erros devido a uma previsão otimista, passam a ser mais pessimistas em suas próximas previsões. Da tabela 4, destacamos a relação significativa entre revisões das previsões *REV* e os erros de previsão. Esse resultado pode indicar que há pessimismo na realização de revisões com maior frequência.

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

$$PFE = \alpha + \beta_1 RECC + \beta_2 RECT + \beta_3 NUMB + \beta_4 NUMS + \beta_5 NUMH + \varepsilon \quad (9)$$

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 significativa entre o consenso da recomendação e o viés de preço. As quantidades de recomendações de compra e venda estão relacionadas a otimismo ou pessimismo dos analistas.

Nossos resultados sugerem que, mesmo em ambiente pessimista ou de baixo otimismo (quando se olha para preço previsto), há pressão para maior incidência de recomendações de compra. Tais evidências também foram encontradas por Francis e Soffer (1997), essa concentração em recomendações de compra pode derivar de incentivos organizacionais para ganhos de comissão. Continuando na tabela 3, o modelo (4) apresenta o número total de recomendações *RECT* como proxy para o número de cobertura. Argumenta-se que o número de analistas cobrindo o ativo *RECT* contribui para melhoria da acurácia e redução do viés (JACOB; LYS; NEALE, 1999). Porém, nossos resultados mostram que essa relação não existe.

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

$$PFE = \alpha + \beta_1 lag(IBOV, 1) + \beta_2 lag(DOLAR, 1) + \beta_3 lag(VIX, 1) + \beta_4 lag(OURO, 1) + \beta_5 lag(TAXAJ, 1) + \varepsilon \quad (10)$$

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 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

usualmente observadas por analistas e testadas em outros trabalhos destacamos, nos nossos resultados, as relações significativas com variação do dólar e com taxa de juros. A variação do preço do dólar foi negativamente relacionada com o viés de pessimismo, enquanto que a variação na taxa de juros foi positivamente relacionada com o pessimismo.

Tabela 3 – Viés do Consenso - I

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.

	Variável Dependente				
	PFE				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
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

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

Tabela 4 – Viés do Consenso - II

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.

	Variável Dependente			
	PFE			
	(6)	(7)	(8)	(9)
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

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

### 3.2 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**

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

Além da revisão de preços, duas variáveis de controle foram utilizadas, a *REV GRADE* 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 variável dependente as recomendações e o número dessas recomendações, considerando que as revisões também influenciam as recomendações. A relação entre essas variáveis foi verificada em Brav e Lehavy (2003) mostrando efeitos significativos de informatividade pelas recomendações.

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

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. NUMH é o número de recomendações de retenção. NUMS é o número de recomendações de vendas. 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.

	Variável Dependente				
	CMAR (10)	RECC (11)	NUMB (12)	NUMH (13)	NUMS (14)
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

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

A tabela 5 retrata os efeitos da informatividade das revisões de preços. O modelo (10) demonstra o efeitos das revisões sobre os retornos *CMAR* provenientes das recomendações ajustados ao retorno de mercado representado pelo Ibovespa. Os resultados mostram que as

revisões positivas estão negativamente relacionadas aos retornos, o que se opõe aos resultados de Martinez (2008) em relação ao Brasil, observando lucro por ação ao invés de preços. O sinal positivo na variável *GRADE* demonstra que erros negativos ou otimistas tendem a gerar retornos menores que erros positivos ou pessimistas.

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

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-fracas venda, 3-manter, 4-fracas compra e 5-compra.

	Variável Dependente			
	Log(VOLM)			
	(15)	(16)	(17)	(18)
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

Note: \*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. Os modelos (12), (13) e (14) 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.

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

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. Os resultados para revisão de preço conflitou com a expectativa de consenso de recomendação.

### 3.3 Análise da acurácia: 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 na análise de viés.

## 4 Considerações finais

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 usufruam desses momentos como forma de obter ganhos.

Ao invés de persistência, os erros mostraram um comportamento de correção e aprendizado. Quando os analistas erram devido a uma previsão pessimista, passam a ser mais otimistas em suas próximas previsões. Assim como os erros devido a uma previsão otimista, passam a ser mais pessimistas em suas próximas previsões.

As recomendações também mostraram efeito informacional, porém com menor intensidade que as revisões das previsões de preços. A informatividade possibilita à investidores obter ganhos oriundos das recomendações a partir de estratégias que considerem esses movimentos anormais do volume negociado.

## Referências

- 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.
- ARELLANO, M. Computing robust standard errors for within-groups estimators. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, v. 49, n. 4, p. 431–434, 1987.
- 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.
- 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.
- BEAVER, W. H. Perspectives on recent capital market research. *The Accounting Review*, v. 77, n. 2, p. 453–474, abr. 2002.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- BREUSCH, T. S. Testing for autocorrelation in dynamic linear models\*. *Australian Economic Papers*, v. 17, n. 31, p. 334–355, 1978.
- BREUSCH, T. S.; PAGAN, A. R. A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, p. 1287–1294, 1979.
- 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.
- BROWN, J. H.; CROCKER, D. K.; FOERSTER, S. R. Trading volume and stock investments. *Financial analysts journal*, p. 67–84, 2009.
- BROWN, L. D. Analyst forecasting errors and their implications for security analysis: An alternative perspective. *Financial Analysts Journal*, p. 40–47, 1996.

BROWN, L. D. How important is past analyst forecast accuracy? *Financial Analysts Journal*, v. 57, n. 6, p. 44–49, nov. 2001.

BROWN, L. D.; HUANG, K. Recommendation-forecast consistency and earnings forecast quality. *Accounting Horizons*, 2013.

CHAE, J. Trading volume, information asymmetry, and timing information. *The Journal of Finance*, v. 60, n. 1, p. 413–442, 2005.

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.

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.

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.

COËN, 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.

COËN, 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. *Journal of Multinational Financial Management*, 15(4-5):414-434.

DREMAN, D. N.; BERRY, M. A. Analyst forecasting errors and their implications for security analysis. *Financial Analysts Journal*, p. 30–41, 1995.

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.

FRANCIS, J.; SOFFER, L. The relative informativeness of analysts' stock recommendations and earnings forecast revisions. *Journal of Accounting Research*, p. 193–211, 1997.

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.

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.

GLEASON, C. A.; LEE, C. M. Analyst forecast revisions and market price discovery. *The Accounting Review*, v. 78, n. 1, p. 193–225, 2003.

GODFREY, J. P. What is an analyst? *Financial Analysts Journal*, v. 9, n. 5, p. 103–105, nov. 1953. ISSN 0015-198X.

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.

HAUSMAN, J. A. Specification tests in econometrics. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, p. 1251–1271, 1978.

HILARY, G.; HSU, C. Analyst forecast consistency. *The Journal of Finance*, v. 68, n. 1, p. 271–297, 2013.

HIRST, D. E.; KOONCE, L.; SIMKO, P. J. Investor reactions to financial analysts' research reports. *Journal of Accounting Research*, p. 335–351, 1995.

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.

KARAMANOU, I. Value relevance of analyst earnings forecasts in emerging markets. *Advances in Accounting*, v. 28, n. 1, p. 128–137, jun. 2012.

KERL, A. G. Target price accuracy. *BuR - Business Research*, v. 4, n. 1, p. 74–96, mar. 2011.

KLIGER, D.; KUDRYAVTSEV, A. Volatility expectations and the reaction to analyst recommendations. *Journal of Economic Psychology*, v. 37, p. 1–6, ago. 2013.

KOTHARI, S. P. Capital markets research in accounting. *Journal of accounting and economics*, v. 31, n. 1, p. 105–231, 2001.

LOBO, G. J.; SONG, M.; STANFORD, M. Accruals quality and analyst coverage. *Journal of Banking & Finance*, v. 36, n. 2, p. 497–508, 2012.

MARTINEZ, A. L. Analysts' optimism and selection bias. *BBR-Brazilian Business Review*, v. 4, n. 2, p. 104–118, 2007.

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.

MARTINEZ, A. L. Determinantes da acurácia das previsões dos analistas do mercado de capitais. *Contabilidade, Gestão e Governança*, v. 10, n. 2, 2009.

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.

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.

OBRIEN, P. C. Individual forecasting ability. *Managerial Finance*, v. 13, n. 2, p. 3–9, 1987.

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.

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.

SCHIPPER, K. Analysts' forecasts. *Accounting Horizons*, v. 5, n. 4, p. 105–121, 1991.

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.

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.

VILLALOBOS, S. J. S.; SAITO, R.; 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.

WEINSTEIN, N. D. Unrealistic optimism about future life events. *Journal of personality and social psychology*, v. 39, n. 5, p. 806, 1980.



## APÊNDICE A - Lista de Variáveis Utilizadas

### 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

### Testes Estatísticos dos Modelos em Painel

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

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.	***	***	-	-	***

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