

Aprendizado, Complexidade da Carteira e Assimetria Informacional nas Previsões de Analistas Sell-Side

Melquiades Pereira de Lima Júnior[†]

Instituto Federal de Educação do Rio Grande do Norte IFRN

RESUMO

O objetivo desse trabalho foi analisar a associação do aprendizado e a complexidade nas previsões de preços-alvo e recomendações de analistas sell-side na BM&FBovespa. A amostra compreendeu previsões de 195 ações, 75 corretoras e 569 analistas no período entre 2005 e 2013, analisadas através de modelos lineares com dados em painel. Os resultados apresentaram indícios de que a experiência com o ativo, com o setor e a complexidade da carteira confirmaram o *lean by doing*, porém a experiência em geral apresentou contradições devido à assimetria informacional. Apesar da ancoragem em seus pares, os analistas obtiveram retornos significativos, mas apresentaram previsões com baixa acurácia. Dessa forma, concluímos que analistas mais experientes podem entrar em contradição de forma intencional na tentativa de viesar o mercado. Por fim, sugerimos a formulação de rankings de analistas menos viesados como forma de aumentar a competitividade e a qualidade nos resultados das análises.

Palavras-chaves: Analistas financeiros; Previsão de preços-alvo; Recomendações de ações; Aprendizado; Complexidade da carteira.

Recebido em 04/17/2015; revisado em 08/04/2015; aceito em 11/09/2015; divulgado em 03/01/2017

**Autor correspondente:*

†. Doutor
Institution: Instituto Federal de
Educação do Rio Grande do Norte IFRN
Rua Pedro de Souza nº 141, Condomínio Solar
Portal do Potengi apartamento 413, Bloco E,
Bom Pastor, Natal - RN, Brasil
E-mail: melquiades.pereira@gmail.com

Nota do Editor: Esse artigo foi aceito por Bruno Felix.



Este trabalho foi licenciado com uma Licença Creative Commons - Atribuição 3.0 Não Adaptada.

1. INTRODUÇÃO

Os analistas de mercado financeiro realizam periodicamente previsões de preços-alvo e de lucros para dar suporte às suas recomendações de compra e venda de ativos no mercado de ações. Para tal, utilizam ferramentas e habilidade para precificar esses ativos em determinado horizonte de tempo. Os relatórios emitidos visam fornecer boas análises aos seus clientes, contribuindo para operações que possibilitem maximizar os retornos dos investidores (CHUNG; JO, 1996).

No exercício de suas atividades, há elementos que promovem melhorias ou deterioram o desempenho dessas previsões. Porém, poucas pesquisas observaram esses mecanismos no mercado brasileiro, o que mostra a necessidade de verificar como os profissionais exercitam, como observam os seus erros e os de seus pares. Baseando-se nesses elementos, é possível verificar como podem melhorar suas previsões e recomendações (MARTINEZ, 2007; 2008; 2009).

Este trabalho teve como objetivo analisar a associação do aprendizado e da complexidade da carteira nas previsões de preços-alvo e recomendações de analistas sell-side considerando a assimetria informacional na BM&FBovespa. A análise do aprendizado nas previsões é um reflexo da evolução do desempenho com a experiência na atividade, a complexidade da carteira de cobertura e o efeito informacional das revisões nas análises.

As pesquisas de Mikhail, Walther e Willis (1997) investigaram os efeitos do aprendizado por repetição, tomando com base o *learn by doing*, com o argumento de que as habilidades de cada indivíduo não são homogêneas. As métricas utilizadas, como *proxy* para experiência, basearam-se no número de previsões realizadas repetidas vezes em determinado período, incluindo categorização por ativo e por setor.

Os resultados de Mikhail, Walther e Willis (1997), assim como também os de Jacob, Lys e Neale (1999) e Clement (1999) demonstram indícios fortes de que a experiência com a firma no mercado norte-americano contribui para melhorias na acurácia. Essas pesquisas se concentraram em observar se essas métricas de experiência promovem melhorias em seus resultados, observando acurácia e os retornos das recomendações. Na análise da experiência, é possível observar se os analistas estão executando novas análises ou apenas replicando relatórios anteriores.

A complexidade da carteira de cobertura é outro fator que afeta a habilidade cognitiva do analista. Clement (1999) mostra evidências de que o aumento da complexidade, que é o número de empresas e de setores que o analista cobre em sua carteira, reduz a acurácia. Esse efeito é importante principalmente para as corretoras, pois contribui para observar formas com que os analistas podem se organizar em equipes as quais possibilitem melhores resultados.

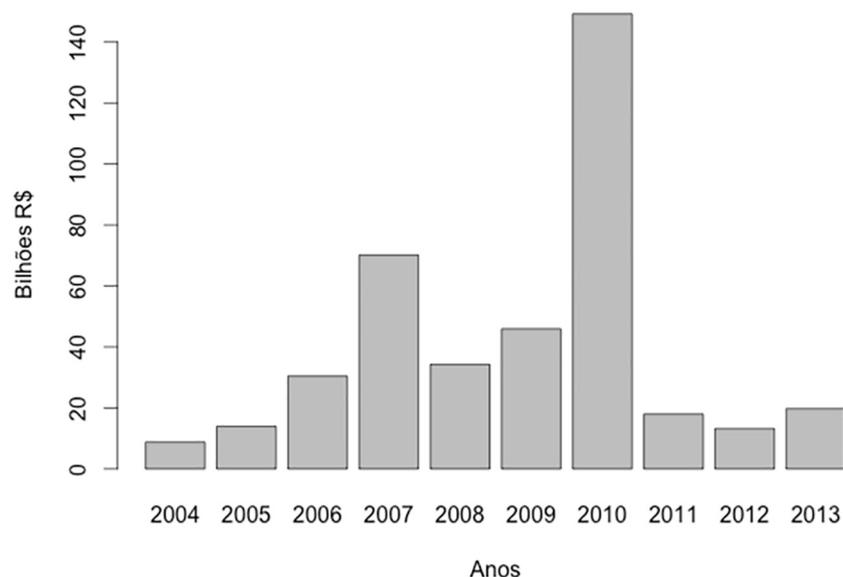
A informatividade também influencia a atividade, pois o papel dos analistas é o de conduzir informações através de suas análises, assim como a habilidade no uso dessas informações divulgadas.

Essa medida, na ótica de aprendizado, busca observar a capacidade de absorver e verificar seus próprios erros e de seus pares perante as previsões anteriores, ou ainda se os analistas estão apenas copiando modificações realizadas anteriormente (BRAV; LEHAVY, 2003; ASQUITH; MIKHAIL; AU, 2005).

Apesar dessas evidências empíricas, há elementos no mercado brasileiro que mostram indícios de que alguns desses mecanismos de melhorias não funcionam da mesma forma que nos países investigados. Os trabalhos de Martinez (2007, 2008 e 2009) e Saito, Villalobos e Benetti (2008) mostram evidências de que no Brasil os analistas apresentam menor desempenho do que em outros mercados, como o norte-americano. Além disso, as particularidades econômicas também podem influenciar tal processo, como a instabilidade do mercado, a menor quantidade de ativos negociados, a quantidade diferenciada da população investidora e, principalmente, pela ausência de mecanismos efetivos que promovam a competição na atividade.

No Brasil são poucos os rankings e prêmios que incentivam melhorias na atividade. Enumeramos o ranking do *Institutional Investor* que funciona por votação dos gestores, o prêmio da Associação dos Analistas e Profissionais de Investimento do Mercado de Capitais APIMEC que funciona por votação entre os pares e o ranking da Agência Estado Broadcast que analisa apenas os analistas cadastrados pelo retorno de suas recomendações. Alguns desses mecanismos são questionados por vieses que suas metodologias apresentam (EMERY; LI, 2009).

Outro motivo para essa pesquisa é devido ao crescimento no volume de ofertas públicas nos últimos anos, veja figura 1. O crescimento no número de ativos negociados e o aumento da eficiência informacional reforçam a ideia de que a experiência e a complexidade das carteiras dos analistas estão acompanhando a evolução e o aumento das transações (MOBAREK; FIORANTE, 2014).



Fonte: BM&FBovespa.

Figura 1. Volume de IPOs nos últimos anos no Brasil.

Os indícios no Brasil encontrados por Martinez (2009), usando previsões de lucros, mostram que há melhorias com a experiência, mas não foram observados efeitos sobre a complexidade da carteira de cobertura. Diante da ausência de pesquisas no mercado brasileiro, e das especificidades em relação a outros mercados já pesquisados, essa lacuna motivou a necessidade de compreender como os analistas melhoram suas habilidades de previsões e recomendações, especialmente analisando os preços-alvo, que é uma variável pouco explorada.

A vantagem do uso de preços-alvo são 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 dessa variável (ASQUITH, MIKHAIL, AU 2005; KERL, 2011).

Esta pesquisa tem como diferencial a abordagem no período entre 2005 e 2013 no mercado brasileiro, assim como os efeitos do aprendizado em relação às previsões de preços-alvo e recomendações (comprar-manter-vender) de analistas *sell-side*. Entendemos que os indícios de melhorias das previsões e recomendações em mercados emergentes como no Brasil possibilita supor que a relação entre aprendizado, complexidade da carteira e acurácia possa demonstrar novos comportamentos, incluindo a observação de como a melhoria desse processo ocorre ao longo do tempo.

Este trabalho foi estruturado da seguinte forma: o tópico 2 apresenta um levantamento das evidências empíricas anteriores; o tópico 3 descreve as métricas de desempenho utilizadas; o tópico 4 enumera as hipóteses com base nos estudos anteriores; o tópico 5 explica a amostra de dados utilizada; o tópico 6 detalha o método utilizado com base nos itens anteriores; o tópico 7 analisa os resultados encontrados; e o tópico 8 as ponderações finais.

2. ESTUDOS ANTERIORES

As pesquisas que abordam as previsões de analistas já possuem mais de meio século, tendo sido iniciadas com as 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 investigam as previsões baseadas nas estimativas de lucros das empresas, tendo como base explorar os determinantes de boas previsões e da existência de vieses dos agentes no desenvolvimento dessa atividade.

Segundo Bradshaw (2002), as previsões de preços-alvo são utilizadas pelos analistas como uma forma de amparar as recomendações realizadas aos seus clientes investidores. Quando a recomendação sugere a compra, a previsão é que o valor da companhia está subavaliado; quando

sugere manter o ativo apresenta um valor aproximadamente justo e quando sugere a venda, a expectativa é que o valor da companhia está sobreavaliado.

Brav e Lehavy (2003) e Asquith, Mikhail e Au (2005) realizaram análise informacional e observaram impacto significativo no mercado pelas revisões das previsões de preços-alvo, assim como as revisões das recomendações e das projeções de lucros. O ponto-chave de Brav e Lehavy (2003) é que os analistas convergem o grau de recomendação para transmitir confiança em sua previsão de preço. Com base nesse argumento, Brav e Lehavy (2003) confirmam o argumento de Bradshaw (2002) de que as previsões sustentam as recomendações.

No entanto, há indícios de que essa relação entre previsão e recomendação apresente momentos de assimetria informacional, pois os analistas são mais informados do que os investidores. Essa assimetria pode estimular alterações nos interesses e modificações no estado das recomendações (BRADSHAW, 2002). Em alguns casos, esses estímulos proporcionam um desequilíbrio nos relatórios dos analistas, os quais, por isso, em algumas vezes, preferem não divulgar suas análises.

Esse efeito de suprimir determinadas análises é denominado de viés de autosseleção, o que significa que os analistas preferem não divulgar previsões de preços quando essas não apoiam suas recomendações ou quando não têm segurança sobre suas estimativas (BRADSHAW, 2002). Quando isso passa a ocorrer mais frequentemente, as recomendações em alguns casos podem apresentar desequilíbrios na proporção entre comprar, manter e vender. Por isso, Francis e Soffer (1997) argumentaram que a tendência na proporção de relatórios para comprar em detrimento de relatórios para manter e vender seja intencional.

Considerando o desequilíbrio nas recomendações, 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*). O excesso de recomendações de compra e a assimetria informacional podem explicar o motivo do otimismo normalmente observado pelas pesquisas.

Os resultados apresentados pelo desequilíbrio das previsões e recomendações possibilitam também críticas quanto às métricas de mensuração das medidas. No mercado italiano, Bonini *et al* (2010), por sua vez, criticam a métrica tradicional de acuracidade, principalmente pelos indícios de não reversão à média e pela autocorrelação. Tais elementos dificultam a análise dos determinantes, comprometendo evidências anteriores. Para isso, faz-se necessário o uso de modelos para análise que corrijam tais aspectos. Apesar dos investidores não considerarem a acurácia dos preços-alvo como diferencial, pois se focam nas recomendações, a métrica é defendida por Bradshaw, Brown e Huang (2013) como medida importante do desempenho do analista, pois é uma forma de validar a recomendação.

Kerl (2011), no mercado alemão, também se concentrou em analisar a acurácia dos preços-alvo, mas sob outra ótica. Os principais resultados mostraram persistência na acurácia, assim como nas recomendações de compra, o que corrobora com os efeitos discutidos anteriormente. Apesar disso, Bradshaw, Brown e Huang (2013) analisam os determinantes e o comportamento dos erros ao longo do tempo e mostram que os analistas têm capacidades limitadas para persistentemente realizar previsões com acurácia.

No Brasil, poucos trabalhos se dedicaram à pesquisa de analistas que cobrem empresas na BM&FBovespa, podendo citar os estudos de Martinez (2007), que investiga o otimismo de previsões dos analistas no mercado brasileiro; Martinez (2008), que faz uma análise do impacto das revisões das projeções; e Martinez (2009), que investiga os determinantes dessa acurácia. Os principais resultados encontrados por Martinez (2007) foram: o fraco desempenho de acurácia e os erros de previsão, os quais são correlacionados com erros de períodos anteriores, o que também é evidência encontrada em Martinez (2008).

Martinez (2009) mostra que os analistas de empresas brasileiras apresentaram otimismo persistente em termos médios. Apesar do otimismo, o resultado de Martinez (2008) complementa a evidência de que também há momentos de pessimismo no mercado, demonstrando impactos diferentes para revisões negativas e positivas. Porém, o mais evidente nessa última pesquisa é que o mercado brasileiro é mais sensível às más notícias do que mercados desenvolvidos, como o norte-americano.

Recentemente, a pesquisa de Dalmacio *et al* (2013) analisou o impacto de práticas de governança na acurácia dos analistas. A pesquisa apresentou relações fortes na melhoria da acurácia em relação ao nível de governança corporativa da firma. Por outro lado, a pesquisa de Matinez e Dumer (2014), que analisa o efeito do desempenho em relação à adoção do *International Financial Reporting Standards* - IFRS no Brasil, não observou associação significativa de melhorias com essa mudança.

Os trabalhos de Saito, Villalobos e Benetti (2008), por sua vez, investigam os determinantes da qualidade das previsões de analistas de mercado. A pesquisa aponta os motivos pelos quais os analistas no Brasil apresentam menor desempenho, dentre as limitações: (1) dificuldade relacionada à instabilidade econômica do país; (2), as limitações das habilidades dos analistas no mercado brasileiro, principalmente em relação a modelos estatísticos mais sofisticados; e (3) a estabilidade da economia e os resultados de empresas em outros mercados são mais facilmente previstos. Em geral, confirma-se nas pesquisas de Martinez (2007, 2008 e 2009) e Saito, Villalobos e Benetti (2008) que o mercado brasileiro de analistas financeiros necessita de melhorias na qualidade e no desempenho dos serviços oferecidos.

3. MÉTRICAS DE DESEMPENHO

Apesar de críticas recentes quanto às formas de mensuração da acurácia e do viés realizadas por Bonini *et al* (2010), neste trabalho optamos por usar as métricas clássicas utilizadas em trabalhos anteriores, pois os indícios encontrados não foram evidentemente diferentes dos encontrados pelas métricas já utilizadas. Sintetizamos em utilizar o viés, a acurácia, os retornos e a informatividade das previsões e recomendações.

3.1. Viés

Essa métrica tenta capturar os erros de previsão. A equação 1 refere-se ao *Percentage Forecast Error* proveniente da diferença percentual entre *Forecast Price*, que é o preço previsto meses antes e o *Last Price*, preço de fechamento meses após a previsão. Essa métrica reflete o viés das estimativas, considerando cada ativo no momento. Se a média dos erros de previsão for negativa e significativa, então 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).

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

3.2. Acurácia

A equação 2 tenta capturar o erro absoluto, *Percentage Absolute Forecast Error*, obtido pela relação percentual absoluta entre o *Forecast Price*, que é o preço previsto meses antes e o *Last Price*, preço de fechamento meses após a previsão. Essa métrica reflete a acurácia das previsões, considerando cada analista, ativo e momento. Quanto mais próximas as médias do estão de zero, maior é a acurácia (BRADSHAW; BROWN; HUANG, 2013).

$$PAFE_{ijt} = \left| \frac{LP_{ijt} - FP_{ijt}}{LP_{ijt}} \right| \quad (2)$$

3.3. Retorno pela recomendação

O ganho proveniente do *rating* da recomendação comprar-manter-vender (*buy-hold-sell*), denominado de *rating* é a recomendação do analista para o período. A recomendação é classificada 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 *Cumulative Returns of Recommendation* é calculado pelo retorno da recomendação para meses proveniente da diferença entre o último preço negociado meses antes e o preço negociado posteriormente (BRADSHAW; BROWN; HUANG, 2013).

O cálculo do retorno sobre a recomendação é realizado pela equação 3, em que o retorno acumulado é calculado em função da recomendação, considerando cada analista, ativo e momento. Esse retorno nada mais é do que a diferença percentual das posições de compra e venda do ativo.

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

Também utilizamos o *Cumulative Market-Adjusted Return* calculado pelo ajuste do retorno acumulado ao mercado na equação 4. O retorno ajustado é proveniente da diferença média entre o retorno da recomendação e o retorno do mercado *Cumulative Market Return* para cada período de tempo. O retorno do mercado é calculado pelo retorno proveniente da variação da pontuação do índice que representa o mercado (BRADSHAW; BROWN; HUANG, 2013).

$$CMAR_{ijt} = CRR_{ijt} - CMR_t \quad (4)$$

3.4. Informatividade

A métrica informatividade mede a associação entre as revisões das previsões dos analistas e os retornos anormais dos ativos. Segundo Givoly e Lakonishok (1979), trata-se da relação anormal entre a direção das revisões e o retorno das recomendações, verificando a reação do mercado pela revelação das revisões dos analistas. Vale salientar que as revisões são mensuradas pela variação percentual da previsão.

O coeficiente de informatividade é medido pelo beta, pois é calculado regredindo os retornos anormais, da equação 4, pelas revisões de cada ativo e período, conforme equação 5. Vale salientar que este trabalho trata das revisões das previsões de preços. Quanto maior o beta, maior será o efeito informacional.

$$CMAR_{jt} = \alpha + \beta_{jt}REV_{jt} + \varepsilon_{jt} \quad (5)$$

4. HIPÓTESES

4.1. Aprendizado pela experiência e a complexidade da carteira

O ponto de partida para a análise do aprendizado dos analistas foi as pesquisas de Mikhail, Walther e Willis (1997), Jacob, Lys e Neale (1999) e Clement (1999), que realizaram análises

fundamentadas na experiência e na complexidade da atividade. Os modelos constroem a relação entre as métricas de desempenho e as variáveis determinantes da experiência, da complexidade da carteira de ativos e da absorção de informações pelos indivíduos.

Jacob, Lys e Neale (1999), em contraposição, argumentam que a associação simples e direta entre experiência e acurácia é frágil porque nem todas as experiências por repetição apresentam efeito significativo nos retornos. Diante disso, os resultados obtidos por Martinez (2007) apresentam alguns indícios dessas contraposições nas previsões de lucros de empresas brasileiras. Como a análise do aprendizado não fazia parte da discussão central de Martinez (2007), e devido às especificidades apresentadas do mercado brasileiro, centralizamos nossa hipótese central na experiência do analista.

Em mercados emergentes também é possível observar associações de experiência com acurácia. Porém os resultados de Karamanou (2012) foram gerais, considerando diversos países emergentes no mundo. Devido à heterogeneidade entre os países utilizados na amostra, foi necessário realizarmos um recorte no Brasil, principalmente por suas particularidades econômicas diferenciadas das demais países emergentes investigados que foram Chile, Turquia, Tailândia, Coreia e China.

Usando o princípio do *learn by doing* utilizado por Mikhail, Walther e Willis (1997), Jacob, Lys e Neale (1999) e Clement (1999), as métricas que tomamos como base na hipótese 1 da equação 6 foram mensuradas da seguinte forma: EXPGEN foi a contagem do número de períodos anteriores que o analista emitiu alguma previsão; EXPSETOR foi a contagem do número de períodos anteriores que o analista emitiu uma previsão para determinado setor; e, EXPASSET foi a contagem do número de períodos anteriores que o analista emitiu uma previsão para determinado ativo. Com base nos estudos, espera-se que o aumento da experiência contribua para a redução dos erros de previsão.

H1: A experiência na execução das previsões contribui para a melhoria da acurácia

$$PAFE_{ijt} = \beta_0 - \beta_1 EXPGEN_{ijt} - \beta_2 EXPSETOR_{ijt} - \beta_3 EXPASSET_{ijt} + \beta_4 NSETOR_{ijt} + \beta_5 NASSET_{ijt} + \varepsilon \quad (6)$$

No tocante à complexidade da carteira, as pesquisas de Clement (1999), Duru e Reeb (2002) e Hirst, Hopkins e Wahlen (2004) presumem que os analistas perdem a qualidade em suas previsões a partir do momento em que a carteira se diversifica. Lobo, Song e Stanford (2012) afirmam que o aumento com a especialidade em determinadas empresas e setores contribui para a melhoria das previsões dos analistas. Hirst, Hopkins e Wahlen (2004) obtiveram indícios de que analistas os quais seguem menor número de firmas que a média tomam melhores decisões de previsão.

Apesar disso, o trabalho de Martinez (2009) não conseguiu observar tal efeito com relação a previsões de lucros em empresas brasileiras. Vale salientar que também não há evidências da análise dessa relação com base nas previsões de preços-alvo. Por isso, acrescentamos duas métricas

de complexidade: NSETOR, que se refere ao número de setores que o analista cobriu no período; e NASSET que, corresponde ao número de ativos que o analista cobriu no período. Com base nos estudos, espera-se que o aumento da quantidade de setores e ativos que o analista cobre contribuam para a redução da acurácia e o aumento dos erros de previsão.

Para tentar encontrar mais respostas, a equação 6 foi analisada também sob a ótica do viés. A hipótese 2, conforme equação 7, contribui para verificar que as medidas de experiência e complexidade também estão associadas aos efeitos do comportamento pessimista ou otimista do analista. Essa associação é baseada no estudo de Duru e Reeb (2002), ao observar aspectos de que o aumento da acurácia está associado ao viés pessimista, a um comportamento conservador do indivíduo.

H2: A experiência na execução das previsões está associada ao pessimismo

$$PFE_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 EXPGEN_{ijt} + \beta_2 EXPSETOR_{ijt} + \beta_3 EXPASSET_{ijt} - \beta_4 NSETOR_{ijt} - \beta_5 NASSET_{ijt} + \varepsilon \quad (7)$$

Espera-se com base na pesquisa de Duru e Reeb (2002) que o aumento da experiência esteja associado a um comportamento pessimista. Presume-se que o aumento da experiência faz com que o analista passe a ser mais conservador, o que contribui para melhores resultados. Em relação à complexidade da carteira, espera-se compreender, em caráter exploratório, o efeito da diversificação.

Na hipótese 3, equação 8, inserimos a discussão a respeito do efeito do aprendizado sobre os retornos obtidos das recomendações dos analistas. Como não há indícios no Brasil, usamos como base a pesquisa de Mikhail, Walther e Willis (2003) que observaram evidências de que a experiência não apresenta associação com os retornos das recomendações. Espera-se que a experiência não apresente associação significativa no Brasil em relação aos retornos.

H3: A experiência na execução das previsões não contribui para retornos anormais

$$CMAR_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 EXPGEN_{ijt} + \beta_2 EXPSETOR_{ijt} + \beta_3 EXPASSET_{ijt} - \beta_4 NSETOR_{ijt} - \beta_5 NASSET_{ijt} + \varepsilon \quad (8)$$

Considerando a complexidade da carteira, tomamos com base os estudos de Clement (1999), Duru e Reeb (2002) e Hirst, Hopkins e Wahlen (2004) os quais observaram que os analistas perdem a qualidade em suas previsões a partir do momento em que a carteira se diversifica. Então, na hipótese 3, espera-se que as métricas relacionadas à complexidade das carteiras prejudiquem a obtenção de retornos anormais.

4.2. Aprendizado pelo uso de informações

A informatividade é o grau em que as revisões de previsões impactam o movimento dos preços dos ativos. Na análise de Givoly e Lakonishok (1979), considerando um mercado não eficiente, retornos anormais podem ser observados a meses após as revisões das previsões, e isso mostra que a reação não é instantânea. Em mercados emergentes também são encontrados esses efeitos por Moshirian, Ng e Wu (2009), porém essas evidências apontam que esses possuem menor grau de informatividade.

Poucas evidências foram encontradas considerando a previsão de preços, e as pesquisas de Brav e Lehavy (2003) e Asquith, Mikhail e Au (2005) apontam forte associação entre as revisões das previsões e os retornos de mercado. Em particular, Brav e Lehavy (2003) encontraram efeitos de persistência da informatividade até seis meses após as revisões. Apesar desses indícios de persistência dessas alterações anormais, observa-se que essas perturbações tendem a desaparecer em longo prazo (GIVOLY; LAKONISHOK, 1979).

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 o Brasil vem aumentando a eficiência, conforme Mobarek e Fiorante (2014), é possível que a informatividade tenha se alterado ao longo do tempo, o que nos motivou a verificar o seu grau de informatividade em relação aos preços-alvo no Brasil.

O efeito das revisões nos preços buscam verificar a capacidade do analista em observar mudanças anteriores nas previsões. Sabendo disso, é possível observar as revisões individuais do próprio analista, como também a mudança nas previsões em consenso. Em contrapartida, Asquith, Mikhail e Au (2005) refutam a associação das revisões individuais, mostrando que essas têm efeitos apenas em reiteraões.

O argumento utilizado por Asquith, Mikhail e Au (2005) passa a fazer sentido quando consideramos o consenso¹ das previsões. Conforme Campbell e Sharpe (2009), os analistas se ancoram no consenso dos seus pares. Williams (2013) explica que relação de ancoragem em seus pares é uma sobre-estimação que os indivíduos fazem com os outros. Então surge a possibilidade de que a revisão do consenso das previsões apresentem efeito informacional maior que as revisões individuais dos analistas.

Indícios recentes de Clement, Hales e Xue (2011) mostram efeitos significativos de que o aumento das revisões do consenso provocam aumento das revisões individuais. Esse resultado comprova que os analistas observam as revisões dos outros analistas antes de submeter suas próprias revisões, e isso leva à hipótese de que a revisão do consenso é mais associado aos retornos anormais

¹ A mensuração do consenso consiste na média de todas as previsões de preços-alvo dos últimos três meses da data de emissão.

do que a revisões individuais. Com base nessa discussão, a hipótese 4 investiga a informatividade sob a ótica do percentual de revisão das previsões dos analistas individualmente REV e o percentual de revisão do consenso das previsões CREV.

H4: A revisão do consenso é mais associada a retornos anormais do que a revisões individuais dos analistas

$$\begin{aligned} CMAR_{ijt} = & \beta_0 + \beta_1 REV_{ijt} + \beta_2 lag(REV_{ijt}, 1) + \beta_3 CREV_{ijt} + \beta_4 lag(CREV_{ijt}, 1) + \\ & \dots \beta_5 REVGRADE_{ijt} + \beta_6 CREVGRADE_{ijt} + \log(VOLM) + \varepsilon \end{aligned} \quad (9)$$

Para analisar o efeito informacional entre as revisões individuais e as revisões do consenso serão utilizados três modelos de referência. A equação 9 verifica a associação entre as revisões individuais REV e as revisões do consenso CREV nos retornos anormais de mercado CMAR. Considerando a possibilidade de defasagem, também utilizamos as mesmas variáveis REV e CREV defasadas em 1 lag.

Na pesquisa de Asquith, Mikhail e Au (2005), os indivíduos reagem mais fortemente quando as revisões são para menos (*downgrades*), o que possibilita supor que essas revisões são absorvidas de forma diferenciada. Devido a essa diferença entre revisões positivas (*upgrades*) e revisões negativas (*downgrades*), foram inseridas as variáveis REVGRADE e CREVGRADE, que assumem os valores 0 ou 1.

A REVGRADE é uma *dummy* de revisões individuais dos analistas, em que sendo positivas (*upgrade*) corresponde a 0 e negativas (*downgrade*) a 1, e o CREVGRADE, uma *dummy* de revisões do consenso, as quais sendo positivas (*upgrade*) corresponde a 0 e negativas (*downgrade*) a 1. Esses controles se baseiam nas evidências de Asquith, Mikhail e Au (2005). O controle $\log(VOLM)$, volume negociado do ativo, é justificado pela eficiência nos resultados de Bonini *et al* (2010).

Outra variável que utilizamos como *proxy* para efeito informacional é o volume de negociação. Chae (2005), Brown, Crocker e Foerster (2009) e Bamber, Barron e Stevens (2011) exploram o argumento de que o volume de negociação é uma *proxy* para informatividade no mercado. Esse argumento é utilizado a partir do impacto recebido pelo volume de negociação proveniente de uma decisão no mercado. Diante disso, foi proposta a análise da informatividade regredindo a variável *VOLM* pela variação das revisões das previsões de preços já detalhadas anteriormente.

A hipótese 5, na equação 10, utiliza o volume de negociação como *proxy* para informatividade, no lugar do CMAR. Assim como as evidências discutidas na hipótese 4, espera-se que os efeitos das revisões do consenso também sejam mais significativos do que as revisões individuais.

H5: A revisão do consenso é mais associada ao volume negociado do que às revisões individuais dos analistas

$$\begin{aligned} \log(VOLM)_{ijt} = & \beta_0 + \beta_1 REV_{ijt} + \beta_2 lag(REV_{ijt}, 1) + \beta_3 CREV_{ijt} + \beta_4 lag(CREV_{ijt}, 1) + \\ & \dots \beta_5 REVGRADE_{ijt} + \beta_6 CREVGRADE_{ijt} + \varepsilon \end{aligned} \quad (10)$$

Por fim, a terceira métrica de desempenho utilizada para verificar os efeitos informacionais foi a acurácia. Clement, Hales e Xue (2011) observaram o aumento da acurácia a partir do aumento das revisões dos analistas. Então, na hipótese 6, por meio da equação 11, o argumento é utilizado como forma de verificar se as revisões influenciam o aprendizado para futuras previsões. Espera-se que as revisões em geral apresentem associação positiva com a acurácia.

H6: A revisão do consenso é mais associada à acurácia dos analistas do que às suas revisões individuais

$$\begin{aligned} \text{PAFE}_{ijt} = & \beta_0 + \beta_1 \text{REV}_{ijt} + \beta_2 \text{lag}(\text{REV}_{ijt}, 1) + \beta_3 \text{CREV}_{ijt} + \beta_4 \text{lag}(\text{CREV}_{ijt}, 1) + \\ & \dots + \beta_5 \text{REVGRADE}_{ijt} + \beta_6 \text{CREVGRADE}_{ijt} + \varepsilon \end{aligned} \quad (11)$$

5. DADOS

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 meses antes ao seu alvo. A janela de coleta compreendeu entre os anos de 2005 e 2013, principalmente pela continuidade das pesquisas de Martinez (2007, 2008 e 2009) e Saito, Villalobos e Benetti (2008) e pela disponibilidade de observações das previsões.

As empresas selecionadas foram todas aquelas com ativos negociados na BM&FBovespa. A listagem apresentou o total 404 empresas e 641 títulos. Para a amostra, apenas 195 títulos de 176 empresas possuíam previsões na janela utilizada. Então, do total de 404 empresas cadastradas na BM&FBovespa, apenas 44% participaram da pesquisa. O banco de dados com as previsões e recomendações individuais resultou em um total de 62.548 observações. Em relação às corretoras, 75 das 80 cadastradas na BM&FBovespa participaram da pesquisa, e 569 de 1.102 analistas cadastrados na Associação dos Analistas e Profissionais de Investimento do Mercado de Capitais - APIMEC. Os dados coletados tinham frequência diária, embora, para otimizar as relações, tenham sido utilizadas médias mensais.

6. MÉTODO DE PESQUISA

As hipóteses foram investigadas por meio de modelos lineares em painel ou longitudinais, conforme equação 12. Cada variável dependente y_{it} de cada indivíduo observado i no momento t foi avaliada por meio de n determinantes $X_{it}\beta$, considerando, ainda, variáveis de controle específicas de acordo com cada hipótese testada. O uso de modelos em painel contribuem para obtenção de maior grau de liberdade e aumento da eficiência da estimação dos parâmetros, assim como ajuda a observar elementos no tempo, denominados de c_i .

$$y_{it} = X_{it}\beta + c_i + \mu_{it} \quad (12)$$

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

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 e sim analisar os determinantes das métricas, o balanceamento do painel não foi necessário, evitando 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).

Com o uso do software Ros, modelos utilizados apresentaram, em sua maior parte, efeito fixo, 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 de autocorrelação serial nos resíduos, assim como a presença de heterocedasticidade. Todos os testes são descritos no apêndice.

A presença da autocorrelação e da heterocedasticidade afetaram 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); logo, uma saída simples foi estimar os modelos por meio de erros-padrão robustos corrigida para autocorrelação e heterocedasticidade, proposto por Arellano (1987).

7. DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

7.1. Estatística descritiva

Para análise, cada métrica de desempenho foi analisada quanto a sua estatística descritiva, conforme tabela 1. Em primeira análise, as previsões de preços se demonstraram, em média, com um viés otimista, considerando PFE médio em -0,70, incluindo um mínimo de -117,85 pontos e um máximo de 0,95.

Esse otimismo observado supera os resultados de Schipper (1991); Dreman e Berry (1995); Conroy e Harris (1995); Brown (1996); e Beaver (2002) no mercado norte-americano, como também

Tabela 1. Estatística Descritiva.

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

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

Martinez (2007) no Brasil, considerando as previsões de lucros. O viés individual apresentou mais otimismo que os resultados do viés do consenso de -0,41.

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

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

A variável EXPGEN demonstra que, em termos gerais, os analistas obtiveram em média 2,5 anos de experiência, em comparação de 6,5 anos no mercado norte-americano. A experiência com o ativo resultou em uma média de 1,2 ano, em comparação com 3 anos no mercado norte-americano. Os resultados são reflexo de um mercado menos experiente em comparação com outros mais desenvolvidos (YU, 2000).

O número médio de setores na carteira dos analistas foi em torno de 3 segmentos. O número médio de ativos na carteira dos analistas foi em torno de 6 ações, em comparação com médias de

14 mais recente no mercado norte-americano. Com isso, os resultados mostram indícios de que o número de setores é menos diversificado do que o número de ativos. Esse resultado mostra como os analistas no Brasil ainda cobrem menos ativos na carteira, possivelmente devido à menor quantidade de ativos no mercado (MCNICHOLS; O'BRIEN, 1997; BARTH; KASZNIK; MCNICHOLS, 2001).

7.2. Evolução no tempo

Para análise da evolução ao longo dos anos, foi possível extrair as médias atuais das variáveis utilizadas no estudo, e a tabela 2 mostra esse extrato. O viés ao longo do tempo se modificou de acordo com a instabilidade econômica do mercado, com excessos durante a crise econômica em 2008 de -1,68. A explicação para esse comportamento é que possivelmente os analistas não tenham considerado o impacto da crise no mercado brasileiro, o que gerou excesso de otimismo e conseqüentemente erros de previsão PAFE maiores.

No período de crise, as revisões individuais e em consenso passaram a ser negativas, o que mostra a tentativa de conter os erros no período. A redução das revisões individuais e em consenso no último triênio 2010-2011-2012 afetou possivelmente a acurácia, fazendo com que os erros tenham aumentado nos últimos anos. Esse resultado inicial mostra a fragilidade na acurácia dos analistas, principalmente pelo argumento de Saito, Villalobos e Benetti (2008) do baixo uso de técnicas estatísticas mais sofisticadas nesse mercado.

Além da acurácia, os retornos acumulados das recomendações não foram tão expressivos nos últimos 3 anos, obtendo retornos de 1%, 3% e 4% respectivamente. Apesar disso, houve uma melhora significativa nos retornos ajustados, conseqüentemente devido à queda no mercado. Isso mostra que nem sempre os retornos das recomendações estão associados à melhoria da acurácia, também observado por Lim (2001).

Foi possível também observar que tanto as variáveis de experiência e complexidade da carteira em geral, por ativo e por setor, obtiveram incrementos ao longo dos anos. A experiência geral aumentou para

Tabela 2. Médias anuais das variáveis.

Tempo	N	PFE	PAFE	REV	CREV	CRR	CMAR	EXPGEN	EXPSETOR	EXPASSET	NSETOR	NASSET
2005	2017	0,04	0,27	0,01	0,00	0,21	-0,15	5,48	8,36	4,21	1,33	3,11
2006	3060	0,00	0,27	0,03	0,06	0,16	-0,15	14,15	23,45	9,04	1,66	3,61
2007	4502	-0,79	0,89	0,03	0,05	-0,07	-0,14	18,44	30,67	9,42	1,92	4,35
2008	7163	-1,68	1,73	-0,02	-0,01	0,02	0,01	23,56	44,34	11,07	2,31	5,04
2009	7884	-0,08	0,35	0,03	0,01	0,26	-0,03	27,47	63,44	13,20	2,73	5,19
2010	10888	-0,50	0,60	0,02	0,02	0,01	0,08	32,55	83,68	14,43	3,07	5,83
2011	12843	-0,67	0,77	0,00	0,00	0,03	0,05	36,96	102,29	17,47	3,41	6,59
2012	14191	-0,94	1,07	0,01	0,00	0,04	0,12	39,95	121,22	19,72	3,88	8,04

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

3,2 anos, com o ativo 1,6 ano e 10 anos com o setor. Esse resultado demonstra que, no Brasil, os analistas permanecem sempre focado em um determinado setor, alternando apenas o ativo alvo na sua carteira.

O número de relatórios emitidos por analistas cresceu consideravelmente, assim como o número médio de ativos na carteira, que chegou a 8 ações. A quantidade média de setores que o analista cobre chegou próximo a 4 segmentos. Com isso, apesar do aumento no número de cobertura e de relatórios emitidos, a acurácia foi reduzida nos últimos anos, o que mostra possíveis indícios de que o crescimento no número de relatórios não corresponde a melhoria na qualidade dos resultados.

7.2. Matriz de correlações

Como as variáveis apresentaram indícios de não linearidade para elaboração das correlações, na tabela 3 foi utilizada a correlação de *Spearman* entre as variáveis. Em relação ao resultado da matriz, foram obtidas poucas correlações fortes e significativas. Foram consideradas fracas abaixo de 0,3, médias até 0,6, e fortes acima de 0,6. Com base nesses critérios, destacamos as principais relações encontradas.

O resultado da matriz demonstra, em primeiro lugar, uma relação inversa entre o viés PFE e a acurácia PAFE de -0,7. A associação apresentada confirma que o aumento do pessimismo possivelmente provoca um comportamento mais conservador no indivíduo, contribuindo para o aumento da acurácia. Esse efeito conservador também apresentou indícios de associação positiva com os retornos das recomendações CRR de 0,44. Esse resultado explica que os analistas que obtêm mais retornos são mais conservadores em suas previsões.

Outra associação importante em destaque é que o aumento da acurácia não está associado diretamente com o aumento dos retornos das recomendações. O PAFE apresentou associação de -0,46 com o CRR e -0,28 com o CMAR. Esse resultado corrobora com Lim (2001), para o qual nem sempre a acurácia reflete em retornos positivos devido a conflitos que podem ocorrer entre as previsões e as recomendações do próprio analista. A explicação para essa associação é que, em alguns momentos, o analista altera sua recomendação mesmo não estando de acordo com sua própria previsão, devido à assimetria informacional.

Por fim, as outras relações observadas apresentaram apenas associações menores. As variáveis independentes de experiência e complexidade da carteira apresentaram relações significativas entre si, apresentando colinearidade. Porém, os modelos em painel utilizados não sofrem em virtude da multicolinearidade (BALTAGI, 2008).

Tabela 3. Matriz de correlações.

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

Note: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$.

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

7.3. Análise do aprendizado pela experiência e complexidade da carteira

A tabela 4 representa os resultados da avaliação da experiência do analista e da complexidade da carteira. Os primeiros resultados são das hipóteses 1, 2 e 3 associadas ao aprendizado do analista, tanto com a acurácia quanto com o viés e os retornos das recomendações. O controle $\log(\text{VOLM})$, que é o volume negociado do ativo no período, já foi utilizado anteriormente por Bonini et al (2010).

Baseando-se no estudo de Asquith, Mikhail e Au (2005), a variável REVGRADE foi inserida para controlar o desequilíbrio entre revisões para menos (downgrades) e revisões para mais (upgrades). Esse controle mostra que os investidores reagem de forma mais significativa quando os relatórios mostram revisões para menos (downgrades).

Para fins de controle da assimetria informacional, calculamos a variável denominada de CONFLITO; essa variável do tipo dummy é classificada com 1 quando há conflito à regra de Bradshaw (2002) entre a previsão e a recomendação e 0 quando segue a regra e não apresenta conflito. A assimetria informacional é proveniente do desequilíbrio entre a indicação da previsão e a recomendação do analista. Outra variável de controle foi a variação do índice Bovespa, e essa escolha foi feita pela alteração do mercado no ano de 2008; provavelmente em virtude da crise econômica, a variável IBOV tenta controlar os efeitos do movimento econômico.

Em relação aos resultados observados na tabela 4, o aumento da experiência com o setor e o aumento da experiência com o ativo demonstraram concordância com o aumento da acurácia e estão associados a um comportamento pessimista, fortalecendo os indícios de Mikhail, Walther e Willis (1997)

Tabela 4. Experiência e Complexidade.

Hipóteses	1	2	3
Variável Dependente	PAFE	PFE	CMAR
EXPGEN	0,011*** (0,001)	-0,011*** (0,001)	0,0001 (0,0001)
EXPSETOR	-0,002*** (0,0003)	0,003*** (0,0002)	0,00002 (0,00004)
EXPASSET	-0,002* (0,001)	0,002* (0,001)	-0,0003 (0,0002)
NSETOR	0,038*** (0,005)	-0,044*** (0,005)	-0,001 (0,001)
NASSET	-0,027*** (0,003)	0,028*** (0,003)	-0,001 (0,001)
log (VOLM)	0,223*** (0,045)	-0,227*** (0,045)	-0,011** (0,004)
CONFLITO	-0,371*** (0,053)	0,565*** (0,050)	-0,118*** (0,043)
IBOV	-2,892*** (0,249)	3,056*** (0,258)	-0,374*** (0,049)
REVGRADE	0,161** (0,063)	-0,144** (0,066)	0,005 (0,011)
EXPGEN: CONFLITO	0,004*** (0,002)	-0,004*** (0,001)	0,004*** (0,002)
EXPSETOR: CONFLITO	0,0004* (0,0002)	-0,001*** (0,0002)	-0,0004* (0,0002)
EXPASSET: CONFLITO	-0,004* (0,002)	0,004** (0,002)	-0,005*** (0,001)
NSETOR: CONFLITO	0,007 (0,010)	-0,010 (0,011)	0,018*** (0,004)
NASSET: CONFLITO	-0,005 (0,005)	0,003 (0,006)	0,004** (0,002)
Observations	62,006	62,006	62,006
R ²	0,030	0,032	0,011
Adjusted R ²	0,029	0,032	0,011

Nota: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$.

PAFE é o percentual do erro absoluto da previsão. PFE é o percentual do erro da previsão. CMAR é o retorno acumulado das recomendações ajustado ao mercado. EXPGEN é o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu de forma geral. EXPSETOR o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu de determinado setor. EXPASSET é o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu para determinado ativo. NSETOR é o número de setores que o analista emitiu previsão no período. NASSET é o número de ativos que o analista emitiu previsão no período. log (VOLM) é o logaritmo do volume de negociação do ativo. CONFLITO é uma *dummy* que representa o efeito contraditório entre a previsão e a recomendação do analista, sendo 1 quando há conflito, e 0 quando não há. REVGRADE é uma *dummy* de diferenciação das revisões para menos (*downgrade*) 1 e para mais (*upgrade*) 0.

e Mikhail, Walther e Willis (2003). Essa relação demonstra que a experiência com determinados segmentos e ativos contribui ao longo de repetidos exercícios para melhores previsões de preços-alvo.

Por outro lado, assim como Martinez (2007), a experiência geral apresentou efeitos negativos com a acurácia, refutando Mikhail, Walther e Willis (2003). É possível que, no Brasil, essa contagem de relatórios emitidos esteja viesada pela assimetria informacional proveniente da diferença entre previsões e recomendações. De certa forma, um analista júnior, com baixa reputação, não tem poder discricionário para viesar suas estimativas, diferentemente de um analista sênior que incorre em vieses intencionais. O aumento de relatórios emitidos, como mostra a tabela 2, se conflituosos, pode explicar o motivo dessa relação contraditória ao aprendizado por repetição.

Em relação à complexidade da carteira de cobertura do analista, os resultados apresentaram associação significativa para ambas as variáveis NASSET e NSETOR. A variável NSETOR confirma os indícios de Jacob, Lys e Neale (1999), Duru e Reeb (2002), Hirst, Hopkins e Wahlen (2004) e Lobo, Song e Stanford (2012) de que o aumento do número de setores está relacionado ao aumento dos erros de previsão e, conseqüentemente, associado à redução da acurácia.

Em contrapartida, a variável NASSET indicou que o aumento do número de ativos está vinculado à melhoria da acurácia e à redução dos erros, esse efeito é contraditório aos resultados de Jacob, Lys e Neale (1999). É possível que, no Brasil, a análise de ativos dentro do mesmo setor tenha uma associação benéfica devido à menor quantidade de ativos negociados na BM&FBovespa e nas carteiras dos analistas.

Todas as variáveis de controle apresentaram resultados significativos na análise das métricas de desempenho. Destacamos a variável CONFLITO que representa parte da assimetria informacional entre analistas e os investidores. A variável também foi significativa a partir das interações entre as métricas de experiência e acurácia e demonstra que os relatórios dos analistas no Brasil precisam ser menos conflituosos e com maior rigor técnico.

Em relação à hipótese 3, houve alguns efeitos significativos de que a experiência está associada aos retornos das recomendações, porém apenas quando essas experiências estão desassociadas das previsões. Apesar de pequeno, a EXPGEN mostrou que o aumento da experiência geral está positivamente relacionado ao aumento dos retornos anormais e que o aumento de EXPASSET está negativamente associado com o incremento de retornos. Essa relação observada refuta os resultados de Mikhail, Walther e Willis (2003) de que a experiência não está relacionada com os retornos. Em outras palavras, quando há assimetria informacional, a experiência e a complexidade da carteira distorcem os efeitos dos pressupostos do *learn by doing*.

7.4. Análise do aprendizado pela informatividade

Os resultados da tabela 5 mostram as associações nas hipóteses da informatividade. O primeiro modelo da hipótese 4, demonstra uma associação significativa de retornos anormais dos analistas em relação à revisão do consenso, o que não foi observado com as revisões individuais. A relação positiva confirma a ancoragem que os indivíduos fazem em seus pares, reforçando os indícios de Campbell e Sharpe (2009) e Williams (2013). Considerando o aumento dos relatórios e os conflitos entre previsões e recomendações, é possível supor que em alguns casos os analistas estejam apenas replicando relatórios anteriores de seus pares.

Tabela 5. Informatividade.

Hipóteses	4	5	6
	CMAR	log(VOLM)	PAFE
REV	0,074 (0,056)	-0,014 (0,104)	-0,254 (0,193)
lag (REV, 1)	0,024 (0,039)	0,276 (0,194)	-0,206 (0,262)
CREV	-0,174*** (0,044)	-0,036 (0,207)	-0,235 (0,800)
lag (CREV, 1)	-0,162*** (0,055)	-0,005 (0,166)	-0,541 (0,402)
REVGRADE	0,052* (0,028)	0,024 (0,068)	0,235 (0,188)
CREVGRADE	-0,056*** (0,007)	0,366*** (0,052)	0,456*** (0,074)
log (VOLM)	-0,020*** (0,006)		0,410*** (0,069)
CONFLITO	-0,013 (0,025)	-0,209*** (0,025)	-0,288*** (0,045)
IBOV	-0,585*** (0,058)	-0,171 (0,129)	-2,480*** (0,353)
Observations	23,668	23,668	23,668
R ²	0,015	0,017	0,044
Adjusted R ²	0,015	0,017	0,044

Nota: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$.

PAFE é o percentual do erro absoluto da previsão. PFE é o percentual do erro da previsão. CMAR é o retorno acumulado das recomendações ajustado ao mercado. EXPGEN é o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu de forma geral. EXPSETOR o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu de determinado setor. EXPASSET é o número de períodos anteriores de previsões que o analista emitiu para determinado ativo. NSETOR é o número de setores que o analista emitiu previsão no período. NASSET é o número de ativos que o analista emitiu previsão no período. log (VOLM) é o logaritmo do volume de negociação do ativo. CONFLITO é uma *dummy* que representa o efeito contraditório entre a previsão e a recomendação do analista, sendo 1 quando há conflito, e 0 quando não há. REVGRADE é uma *dummy* de diferenciação das revisões para menos (*downgrade*) 1 e para mais (*upgrade*) 0.

Apesar das evidências do aumento da eficiência no mercado brasileiro por Mobarek e Fiorante (2014), a associação entre a revisão do consenso e os retornos anormais persiste até para um lag, confirmando o argumento de Givoly e Lakonishok (1979) e Brav e Lehavy (2003) de persistência do efeito informacional. A fraca informatividade no mercado também confirma a pesquisa de Martinez (2008) e Moshirian, Ng e Wu (2009). No entanto, com base na informatividade das revisões do consenso, é possível obter ganhos anormais observando os movimentos dessas revisões no mercado brasileiro.

Em relação à fragilidade do modelo da hipótese 5, o volume negociado não apresentou uma boa *proxy* para analisar o efeito informacional do mercado. O resultado vai ao encontro da variável defendida por Chae (2005), Brown, Crocker e Foerster (2009) e Bamber, Barron e Stevens (2011). Possivelmente, as revisões e alterações nas previsões de preços alteram a forma do valor das companhias e não geram incentivos para aumento do volume negociado.

Considerando a hipótese 6, o efeito informacional das revisões do consenso intensifica o impacto nos retornos quando as revisões são para menos (*downgrades*) confirmando os indícios de Asquith, Mikhail e Au (2005). A hipótese 6 mostra que as revisões de analistas em consenso CREVGRADE estão prejudicando as previsões de preços-alvo e, conseqüentemente, explica a relação prejudicial nos retornos anormais.

O resultado da associação do consenso confirma a hipótese de que os analistas apontam momentos de ancoragem em seus colegas e corrobora com o argumento de Williams (2013) de que os indivíduos se ancoram nas similaridades de seus pares para emitir suas recomendações. Porém, a associação negativa com os retornos e a associação positiva com os erros mostram que essa ancoragem é prejudicial para a atividade.

8. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Exploramos nesse trabalho a associação entre o aprendizado, a complexidade da carteira de cobertura e a informatividade nas previsões de preços-alvo e recomendações de analistas sell-side considerando a assimetria informacional na BM&FBovespa. As variáveis demonstraram que o mercado brasileiro apresentou otimismo e erros excessivos em comparação com outros mercados como o norte-americano.

As revisões dos analistas individuais apresentaram associações com as do consenso dos analistas, o que confirmou o argumento de ancoragem nos pares de Campbell e Sharpe (2009) e Williams (2013). A explicação para essa associação possivelmente é que a acurácia do consenso das previsões foi maior que a acurácia individual. Considerando que a média apresenta melhores resultados, os analistas buscam observar seus pares para realizar novas análises. Como exemplo, o

prêmio dos retornos das recomendações do consenso foram de 6% ao ano em comparação com 3% dos analistas individualmente.

Em relação ao aprendizado, a experiência geral foi de 2,5 anos, bem menor que os 6,5 anos no mercado norte-americano, assim como a experiência com cada ativo com 1,2 ano, bem menor que os 3 anos, respectivamente. Esses resultados mostram profissionais menos experientes do que em outros mercados mais desenvolvidos, o que explica a menor acurácia.

O número médio de setores na carteira dos analistas foi em torno de 3 segmentos, com uma média de 6 ações na carteira, em comparação com a média de 14 ações em pesquisa mais recente no mercado norte-americano. Esse resultado mostra como os analistas no Brasil ainda cobrem menos ações na carteira, possivelmente devido à menor quantidade de ativos ofertados no mercado.

O aumento das experiências com os setores e com os ativos, assim como a complexidade da carteira, confirmaram o princípio do *learn by doing* no Brasil. Porém o aumento da experiência em geral apresentou efeito prejudicial na acurácia devido à assimetria informacional observada. O resultado dessa distorção são retornos das recomendações positivos, mas previsões de preços-alvo falhas.

Uma possível conclusão é que analistas mais experientes no mercado, com maior poder discricionário, preferem alterar suas recomendações, contradizendo suas próprias previsões de preços-alvo na tentativa de viesar intencionalmente o mercado. Dessa forma, os analistas menos experientes não conseguem esse efeito, mas sua ausência de habilidade e do baixo uso de modelos estatísticos mais sofisticados reduzem sua acurácia com ativos e com setores, confirmando o argumento de Saito, Villalobos e Benetti (2008).

Para solucionar os vieses observados, sugerimos a formulação de classificações de analistas mais objetivas, menos viesadas e que valorize boas análises, reforçando o argumento de Emery e Li (2009). Os rankings existentes no mercado brasileiro devem incentivar a eliminação de possíveis contradições entre previsões e recomendações, possibilitando o aumento na qualidade dos resultados das análises.

9. REFERÊNCIAS

- 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.
- BALTAGI, B. *Econometric analysis of panel data*. John Wiley & Sons, 2008.
- 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.

- BARTH, M. E.; KASZNIK, R.; MCNICHOLS, M. F. Analyst coverage and intangible assets. *Journal of accounting research*, p. 1-34, 2001.
- 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, 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. The lagrange multiplier test and its applications to model specification in econometrics. *The Review of Economic Studies*, p. 239-253, 1980.
- BROWN, L. D. Analyst forecasting errors and their implications for security analysis: An alternative perspective. *Financial Analysts Journal*, p. 40-47, 1996.
- BROWN, J. H.; CROCKER, D. K.; FOERSTER, S. R. Trading volume and stock investments. *Financial analysts journal*, p. 67-84, 2009.
- CAMPBELL, S. D.; SHARPE, S. A. Anchoring bias in consensus forecasts and its effect on market prices. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 44, n. 2, p. 369, 2009.
- 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.
- CLEMENT, M. B. Analyst forecast accuracy: Do ability, resources, and portfolio complexity matter? *Journal of Accounting and Economics*, v. 27, n. 3, p. 285-303, jul. 1999.
- CLEMENT, M. B.; HALES, J.; XUE, Y. Understanding analysts' use of stock returns and other analysts' revisions when forecasting earnings. *Journal of Accounting and Economics*, v.51,n.3,p.279-299,abr.2011.
- 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.
- DALMACIO, F. Z.; LOPES, A. B.; REZENDE, A. J.; NETO, A. S. An analysis of the relationship between corporate governance and accuracy of the analysts forecasts of the brazilian market. *RAM Revista de Administração Mackenzie*, v. 14, n. 5, p. 104-139, 2013.

- DREMAN, D. N.; BERRY, M. A. Analyst forecasting errors and their implications for security analysis. *Financial Analysts Journal*, p. 30-41, 1995.
- DURU, A.; REEB, D. M. International diversification and analysts' forecast accuracy and bias. *The Accounting Review*, v. 77, n. 2, p. 415-433, 2002.
- EMERY, D. R.; Li, X. Are the wall street analyst rankings popularity contests? *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 44, n. 2, 2009.
- 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, 1953.
- 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.; HOPKINS, P. E.; WAHLEN, J. M. Fair values, income measurement, and bank analysts' risk and valuation judgments. *The Accounting Review*, v. 79, n. 2, p. 453-472, 2004.
- JACKSON, A. R. Trade generation, reputation, and sell-side analysts. *The Journal of Finance*, v. 60, n. 2, p. 673-717, 2005.
- 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.
- LIM, T. Rationality and analysts' forecast bias. *The Journal of Finance*, v. 56, n. 1, p. 369-385, 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.
- MARTINEZ, A. L.; DUMER, M. Adoption of IFRS and the properties of analysts' forecasts: The brazilian case. *Revista de Contabilidade e Organizações*, v. 8, n. 20, abr. 2014.
- MCNICHOLS, M.; O'BRIEN, P. C. Self-selection and analyst coverage. *Journal of Accounting Research*, p. 167-199, 1997.
- MIKHAIL, M. B.; WALTHER, B. R.; WILLIS, R. H. Do security analysts improve their performance with experience? *Journal of Accounting Research*, v. 35, p. 131-157, 1997.
- MIKHAIL, M. B.; WALTHER, B. R.; WILLIS, R. H. The effect of experience on security analyst underreaction. *Journal of Accounting and Economics*, v. 35, n. 1, p. 101-116, 2003.
- 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.
- O'BRIEN, 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.
- POMPIAN, M. Behavioral finance and wealth management: how to build optimal portfolios that account for investor biases. *John Wiley & Sons*, 2011.
- 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.
- SAITO, R.; VILLALOBOS, S. J. S.; BENETTI, C. Qualidade das projeções dos analistas sell-side: evidência empírica do mercado brasileiro. *Revista de Administração da Universidade de São Paulo*, v. 43, n. 4, 2008.
- 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.
- WEINSTEIN, N. D. Unrealistic optimism about future life events. *Journal of personality and social psychology*, v. 39, n. 5, p. 806, 1980.
- WILLIAMS, J. Financial analysts and the false consensus effect. *Journal of Accounting Research*, v. 51, n. 4, p. 855-907, 2013.
- WOOLDRIDGE, J. M. Econometric analysis of cross section and panel data. *MIT press*, 2010.
- YU, F. F. Analyst coverage and earnings management. *Journal of Financial Economics*, v. 88, n. 2, p. 245-271, 2008.

APÊNDICE A. Testes Estatísticos dos Modelos em Painel.**Tabela A1.** Testes Estatísticos dos Modelos em Painel.

Hipótese	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5
1	520970000	19,151	3988,1	417,69	71806
sig.	***	***	***	***	***
2	521700000	20,539	8428,5	431,79	69535
sig.	***	***	***	***	***
3	693160000	13,298	66,6	301,6	123410
sig.	***	***	***	***	***
4	190450000	4,6524	72,511	31,027	49491
sig.	***	***	***	***	***
5	475990000	3,3982	39,036	36,116	452,19
sig.	***	***	***	***	***
6	670380000	2,5054	34,392	19,931	55581
sig.	***	***	***	***	***

Nota: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$.

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.