

Acurácia na previsão de lucros e os estágios do ciclo de vida organizacional: evidências no mercado brasileiro de capitais

Resumo

Objetivo: Este estudo teve por objetivo investigar o efeito do ciclo de vida organizacional na acurácia das previsões dos analistas no mercado de capitais brasileiro, pressupondo que os desafios para as projeções dos analistas financeiros podem variar ao longo da evolução das empresas.

Método: A amostra foi composta por 713 empresas ano, no período de 2008 a 2014. De posse dessas informações, foram mensurados os Erros de Previsão Absolutos, como métrica de acurácia das previsões dos lucros, bem como utilizou-se o modelo de Dickinson (2011) para mensuração dos estágios do ciclo de vida das empresas. Quanto aos métodos de análise, utilizaram-se modelos de regressões lineares e regressões quantílicas e de testes de sensibilidade.

Resultados: Os resultados revelaram que as projeções dos lucros dos analistas são afetadas para as empresas em estágio de nascimento e declínio, de forma mais problemática, mesmo controlando por vários fatores comuns da literatura sobre erro de previsão de analistas. Um controle adicional para dificuldades financeiras foi inserido, porém os resultados se mantiveram qualitativamente semelhantes. Quanto ao otimismo e o pessimismo nas previsões, os resultados apontaram que, dependendo do estágio do ciclo de vida, o viés de otimismo ou pessimismo pode ser aumentado ou diminuído, de modo especial; o estágio de declínio levou a projeções com diminuição de viés ao comparar com os outros estágios não maduros, mesmo com os controles previamente mencionados.

Contribuições: O estudo pode contribuir com a literatura ao evidenciar que fatores ambientais tendem a ser determinantes na acurácia da previsão dos lucros.

Palavras-Chave: Analistas, Acurácia, Estágios do Ciclo de Vida Organizacional.

Alan Santos de Oliveira

Mestre em Ciências Contábeis pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB) e Professor no Centro Universitário de João Pessoa (Unipe). **Contato:** Rodovia BR-230, km 22, s/n, Água Fria, João Pessoa (PB), CEP.: 58053-000.
E-mail: asoalansantos@gmail.com

Luiz Felipe de Araújo Pontes Girão

Doutor em Contabilidade pelo Programa Multiinstitucional UnB/UFPB/UFRN e Professor-Ajuno na Universidade Federal da Paraíba (UFPB). **Contato:** UFPB, CCSA/PPGCC, Castelo Branco III, João Pessoa (PB), CEP.: 58051-085
E-mail: luizfelipe@ccsa.ufpb.br

1. Introdução

Os determinantes da acurácia das previsões dos analistas se devem, sobretudo, a características relacionadas à experiência e cobertura dos analistas, tamanho da corretora, tamanho da empresa e governança corporativa (Martinez, 2004, Hirst, Koonce & Venkataraman, 2008, Dalmácio, 2009). Não obstante, em um cenário atual de decorrentes crises e de constantes evoluções das firmas, surge a necessidade de identificar a influência de fatores ambientais internos e externos, como estágios do ciclo de vida (ECV), na acurácia da previsão dos lucros dos analistas.

A teoria do Ciclo de Vida das Firms, norteadora do presente estudo, é capaz de evidenciar aspectos da evolução das entidades, demonstrando um cenário econômico alternativo, motivado por fatores ambientais internos, tais como a estratégia adotada, folga financeira, capacidade gerencial, entre outros, e fatores ambientais externos, como a competição das empresas e macroeconomia (Costa, 2015). Logo, as táticas de crescimento e a capacidade de capital podem variar em diferentes estágios do ciclo de vida de uma empresa, que podem ser divididas em cinco fases: nascimento, crescimento, maturidade, turbulência e declínio (Mueller, 1972, Dickinson, 2011). Assim, para cada estágio do ciclo de vida, é esperado um comportamento distinto dos analistas.

No estágio de nascimento, o valor da firma depende inteiramente de seu potencial de crescimento futuro. Assim, as estimações são propensas a possuírem erros devido ao contexto de incertezas (Miller & Friesen, 1984, Costa, 2015). Segundo Dickinson (2011) e Hribar e Yehuda (2015), o *mispricing* ocorre ao longo de todo o ciclo de vida, mas é especialmente percebido durante as fases iniciais, quando os sinais transmitidos por diferentes medidas de desempenho são mais distintos. Além disso, existem poucas informações publicamente disponíveis sobre essas novas empresas. Dessa forma, existem mais informações privadas, fatores estes que tendem a aumentar a incerteza, dificultando a precisão dos analistas (Girão, 2016).

No estágio de crescimento, a avaliação é ainda limitada e pouco confiável, o que pode comprometer a acurácia na previsão dos analistas (Costa, 2015, Koh, Dai & Chang, 2015). Nessa fase, aumenta-se a dificuldade de previsão e, conseqüentemente, aumentam-se os custos e esforços para analistas em seguir as empresas na fase de crescimento (Hamers, 2017). Além disso, a reduzida visibilidade das empresas na fase de crescimento pode limitar os benefícios dos analistas que poderiam derivar da cobertura destas empresas (Bushee & Miller, 2012).

Por sua vez, na maturidade, os analistas tendem a fazer previsões mais acuradas, visto que as empresas são menos propensas ao risco de previsibilidade (Costa, 2015). As empresas maduras possuem um ambiente operacional estável, refletindo em lucros persistentes, facilitando, com isso, a capacidade dos analistas em preverem mais facilmente o desempenho futuro (Easley & O'Hara, 2004, Donelson & Resutek, 2015). Empresas maduras não têm muitos investimentos a fazer, nem entrarão em *default* provavelmente (a classificação do ciclo de vida com base nos sinais do fluxo de caixa é uma evidência disso), fazendo com que o lucro seja mais previsível quando se comparam aos estágios iniciais.

No estágio de turbulência, as informações contábeis perdem relevância e podem prejudicar o desempenho dos analistas (Dickinson, 2011, Costa, 2015). Empresas em turbulência podem migrar a estágios anteriores, implantando novas ideias ou melhorando sua eficiência, ou podem mudar para o estágio de declínio. Contudo pouco se sabe sobre essas empresas, levando a incerteza sobre as implicações nas atividades desenvolvidas pelos analistas financeiros (Girão, 2016).

Por fim, no estágio de declínio, a previsão de lucros pelos analistas tende a ser mais fácil, por serem baseadas em ativos existentes e práticas passadas (Damodaran, 2012). Dessa forma, devido à visibilidade dessas empresas e maior conhecimento dos analistas, esse estágio tende a apresentar mais acurácia. Os investidores possuem a necessidade de saber por quanto tempo essas empresas terão condições de continuar na atividade ou se serão capazes de pagar dividendos (Girão, 2016). Logo, o acompanhamento dos analistas deve ser mais priorizado, facilitando também a acurácia dos lucros.

Existe ainda uma hipótese de que, em diferentes estados da economia e, conseqüentemente, das empresas, os graus de incerteza e de confiança dos analistas afetam as suas crenças sobre o futuro das firmas. As evidências (Jiang, Habib & Gong, 2015) indicam que a recessão econômica está positivamente associada à precisão do erro, mas negativamente associada à precisão da previsão. Não obstante, as empresas não sofrem influência apenas desses aspectos econômicos, além de que a recessão não necessariamente afetará todas as firmas.

Por sua vez, Hamers (2017) investigou como o ciclo de vida da empresa afeta o analista e as propriedades de previsão do analista, apresentando as primeiras evidências internacionais. Usando uma amostra de empresas listadas nos Estados Unidos durante o período de 1994 a 2012, verificou-se, no que diz respeito à precisão das previsões dos analistas, que as previsões individuais dos analistas são menos precisas para as empresas na fase de introdução, turbulência e declínio em relação às previsões emitidas para empresas maduras. Entretanto, as previsões dos analistas individuais são mais precisas para as empresas em fase de crescimento, contrariando suposições teóricas.

Assim, mesmo com evidências sobre a temática sendo escassas e limitadas nos mercados desenvolvidos, existem indícios de que os estágios do ciclo de vida podem determinar as previsões dos lucros pelos analistas. Dessa forma, o objetivo principal deste artigo é investigar o efeito do ciclo de vida organizacional na acurácia das previsões dos analistas no mercado de capitais brasileiro.

A justificativa do estudo se deve à importância dos fatores que determinam a acurácia das previsões de lucro, pois, internacionalmente, são encontradas evidências que consideram os efeitos de fatores ambientais internos e externos das empresas. No entanto, é necessário ampliar o debate na literatura e expandir os achados de outros trabalhos, considerando a influência dos ciclos de vida na qualidade das previsões de lucro (e.g. Jiang *et al.*, 2015 e Hamers, 2017), com uma forma diferente de captar o efeito de cada estágio do ciclo de vida das empresas, por meio da análise do viés otimista ou pessimista das previsões, bem como ao investigar um mercado de capitais emergente, como o brasileiro, devido às suas diversas peculiaridades (obscuridades) informacionais (Girão, 2016).

Além dos fatores que determinam a acurácia das previsões de lucro, é importante ressaltar a própria relevância das projeções dos analistas, que merece atenção e debate, pois são redutoras da assimetria informacional e influenciam na tomada de decisão de investidores e demais usuários (Sun, Carrete & Tavares, 2017).

Para atendimento do objetivo proposto, foi utilizado o modelo de classificação dos ECVs, de Dickinson (2011), que classifica as empresas em 5 fases: (1) nascimento; (2) crescimento; (3) maturidade; (4) turbulência e (5) declínio, com base nos padrões dos sinais da demonstração dos fluxos de caixa. Após isso, foram criadas variáveis *Dummy* para cada estágio, exceto para o de maturidade, para servir como referência na análise resultados e evitar a armadilha da variável *dummy*.

Para analisar a acurácia das previsões dos analistas, foi utilizado um modelo baseado nos estudos de Jiao, Koning, Mertens e Roosenboom (2011), Gatsios (2013) e Martinez e Dummer (2014), por meio de uma métrica chamada de Erro de Previsão Absoluto (EPA), sendo utilizada como *proxy* de acurácia. Para analisar os vieses pessimista e otimista, foi utilizado o erro de previsão sem a aplicação do módulo para a obtenção do erro absoluto, de modo que os erros (lucro observado – lucro previsto) negativos representem otimismo por parte dos analistas e erros positivos representem pessimismo por parte dos analistas.

Os principais resultados da pesquisa apontaram que as projeções dos lucros dos analistas para as empresas em estágio de nascimento e declínio são as mais problemáticas, mesmo controlando por vários fatores comuns da literatura sobre erro de previsão de analistas e para dificuldades financeiras. Com relação ao otimismo e pessimismo nas projeções dos analistas, em resumo, o estágio de declínio levou a projeções com menos viés, comparando-se com os outros estágios não maduros, mesmo quando controlados os diversos fatores que podem afetar as previsões dos analistas.

2. Desenvolvimento da Hipótese

A literatura dos ciclos de vida sugere três aspectos fundamentais: (1) os estágios do ciclo de vida podem explicar as diferenças na economia subjacente de atributos de valor, tais como a função de produção e oportunidade de investimento das empresas; (2) as empresas em diferentes estágios do ciclo de vida precisam gerenciar seus negócios de modo customizado, para seem bem-sucedidas e; (3) o conhecimento do estágio de ciclo de vida específico da empresa pode favorecer a compreensão de onde a firma está e para onde pretende ir (Park & Chen 2006).

Essa pesquisa centra-se no primeiro aspecto, uma vez que os analistas tendem a verificar os estágios evolutivos das firmas no processo de *valuation*, pois os fundamentos das empresas (que criam valor) tendem a variar ao longo dos estágios do ciclo de vida e que o nível de informação assimétrica também é diferente entre os estágios, o que pode afetar o processo de *valuation* e a precisão dos analistas.

Segundo Dalmácio, Lopes, Rezende e Sarlo Neto (2013), os analistas, ao projetarem lucros futuros, avaliam características observáveis e individuais das firmas, nas quais podem determinar a aquisição de investimento, considerando a acurácia de suas projeções. Investigações que visem compreender as atividades dos analistas são importantes, pois nem toda previsão de lucro produzida possui utilidade, muitas vezes por apresentar viés, bem como falta de acurácia e precisão (Myring & Wrege, 2009). Não obstante, existem poucas evidências que consideram as características individuais econômicas das empresas, como os estágios do ciclo de vida na previsão de lucros pelos analistas (Jian *et al.*, 2015).

Almeida e Dalmácio (2015) investigaram como a interação de ambientes competitivos e governança corporativa melhoraram a precisão das previsões dos analistas e o desvio das previsões. Seus resultados revelaram que, apesar do fato de que a concorrência aumenta o fluxo de informações, influencia negativamente a precisão das previsões dos analistas e aumenta o desvio das previsões. No entanto, a governança corporativa atenua os problemas informativos. Assim, espera-se que a influência da competição na evolução das fases da vida da firma pode comprometer a precisão dos analistas na previsão de lucros futuros.

Lima, Carvalho, Paulo e Girão (2015) realizaram um estudo analisando o efeito dos estágios de ciclo de vida das empresas listadas na BM&FBOVESPA (atualmente Brasil Bolsa Balcão – B3) no que tange à qualidade das suas informações contábeis, no período de 1995 a 2011. Para mensuração do estágio do ciclo de vida, utilizou-se o modelo de Anthony e Ramesh (1992). As evidências da pesquisa sugerem que existem diferenças significativas na qualidade das informações contábeis, exceto para o gerenciamento de resultados contábeis entre os estágios de ciclo de vida das companhias abertas brasileiras. Dessa forma, foi sugerido que esse comportamento pode influenciar o processo de *valuation*.

Costa (2015) investigou os efeitos dos estágios do ciclo de vida na qualidade da informação contábil, no período de 2008 a 2013, considerando como atributos: a relevância, a tempestividade e o conservadorismo, bem como se utilizou o modelo da Dickson (2011) para mensuração dos estágios do ciclo de vida. Seus resultados indicaram que, nas fases de crescimento e maturidade, a informação contábil é mais relevante e tempestiva, ao passo que o conservadorismo não foi estatisticamente significativo nos estágios do ciclo de vida.

Alguns autores investigaram os fatores que afetam a acurácia dos analistas na previsão de ganhos em *Initial Public Offering* (IPO), utilizando como *proxies* o ciclo de vida da empresa, tamanho da empresa, período de previsão, grau de alavancagem, classificação da indústria, volatilidade do preço das ações e qualidade da auditoria (Lonkani & Frith, 2005, Bahramian, 2006, Sareban & Ashtab, 2008).

Os resultados da pesquisa Lonkani e Frith (2005) revelaram que existe uma relação positiva exclusiva entre erro previsão de lucro com tamanho e horizonte de previsão. As evidências trazidas por Bahramian (2006) indicaram que o erro previsão de lucro está associado positivamente com o período de previsão e a volatilidade do preço das ações. No entanto, não houve relação significativa entre o erro de previsão de lucro com o tamanho, ciclo de vida, alavancagem e qualidade da auditoria.

Por sua vez, Sareban e Ashtab (2008) examinaram os determinantes de erro de previsão de lucro em 107 empresas recém-listadas no TSE durante o período de 1999-2006. Os resultados indicaram que o período de previsão, alavancagem e ciclo de vida tem um efeito negativo significativo sobre a precisão das previsões de resultados. A relação significativa também foi observada entre as opiniões dos auditores.

Ambientes econômicos incertos, com expansões ou recessões, podem afetar de modo substancial os estágios do ciclo de vida de uma empresa, e afetar a acurácia, precisão e viés dos analistas. Nacionalmente, Martinez (2004) estudou a relação entre as oscilações do Produto Interno Bruto (PIB), em determinado ano, e o desempenho das previsões dos analistas. Seus resultados relevaram que, em períodos de crescimento econômico, os analistas são mais otimistas; em contrapartida, são mais acurados em suas previsões. Para essa finalidade, este estudo apresentou tendências, embora não tenha captado precisamente os efeitos de períodos de crise.

Jian *et al.* (2015) avaliaram se a recessão econômica influencia as características das previsões dos lucros dos analistas, tais como frequência, pessimismo e precisão da previsão. Os resultados indicaram que a frequência da previsão é maior durante a recessão, mas o pessimismo e a precisão são mais baixos durante a recessão, enquanto o erro dos analistas mostrou sinal oposto à previsão.

Por sua vez, a pesquisa de Hamers (2017) investigou o papel do ciclo de vida no mercado de capitais. De modo específico, verificou como o ciclo de vida da empresa afeta o analista e as propriedades de previsão do analista. Utilizando uma amostra de empresas listadas nos Estados Unidos durante o período de 1994 a 2012, verificou-se, no que diz respeito à precisão das previsões dos analistas, que as previsões individuais dos analistas são menos precisas para as empresas na fase de introdução, turbulência e declínio em relação às previsões emitidas para empresas maduras.

Destaca-se que as evidências trazidas, embora demonstrem que os estágios do ciclo de vida podem afetar a acurácia da previsão de lucros, não detalham precisamente o efeito de cada fase específica (nascimento, crescimento, maturidade, turbulência e declínio) nas decisões dos analistas, sejam elas otimistas ou pessimistas, e em mercados emergentes, que podem ter efeitos particulares nos ciclos de vida das empresas. Assim, conforme a Figura 1, realizou-se um levantamento teórico no qual pode justificar o desempenho dos analistas na previsão de lucros para cada estágio de vida.

Estágio de nascimento	
Características	Problemas de Acurácia
As empresas nesse estágio são tipicamente pequenas, dominadas por seus proprietários (empreendedores), como estrutura simples e informal, e com sistemas funcionais sem foco na interação de setores. A entidade não opera com lucro, seu fluxo operacional possivelmente vai ser zero, embora expectativas de recebimentos futuros existam (Costa, 2015).	Os produtos oferecidos ainda não são testados e não possuem mercado estabelecido, de modo que o valor da firma depende inteiramente de seu potencial de crescimento futuro, assim as estimações são propensas a possuírem erros devido ao contexto de incertezas (Damodaran, 2012). Segundo Dickinson (2011) e Hribar e Yehuda (2015) o <i>mispicing</i> ocorre ao longo de todo o ciclo de vida, mas é especialmente percebido durante as fases iniciais, quando os sinais transmitidos por diferentes medidas de desempenho são mais distintos. Além disso, existem poucas informações publicamente disponíveis sobre essas novas empresas, dessa forma existem mais informações privadas, fatores estes que tendem a aumentar o custo de capital, devido à incerteza, dificultando a precisão dos analistas (Girão, 2016).

Estágio de crescimento	
Características	Problemas de Acurácia
<p>O aspecto básico dessa fase é mudança da fase nascimento para o crescimento, principalmente, em relação a expansão do mercado, aumentando com isso as necessidades das empresas, quando comparado com a fase anterior (Costa, 2015). As empresas no estágio de crescimento são geralmente de tamanho médio com múltiplos <i>shareholders</i>, e atingem um crescimento rápido, pois atraem mais clientes e estabelecem sua presença no mercado (Koh <i>et al.</i>, 2015).</p>	<p>Normalmente, suas receitas aumentam rapidamente, embora isso ainda pode ser convertido em perdas. Assim, a avaliação é ainda limitada e pouco confiável, fatores este que podem comprometer a acurácia na previsão dos analistas (Damodaran, 2012). Nessa fase, aumenta a dificuldade de previsão e, conseqüentemente, aumenta os custos e esforços para analistas em seguir as empresas na fase de crescimento (Hamers, 2017). Além disso, a reduzida visibilidade das empresas na fase de crescimento pode limitar os benefícios dos analistas que poderiam derivar da cobertura destas empresas (Bhushan 1989; Bushee & Miller, 2012). Não obstante, as evidências trazidas por Costa (2015) apontam que, na fase de crescimento, a informação contábil é mais relevante, quando comparada com outras fases. Logo a acurácia dos analistas, embora as empresas ainda estejam em fase de incerteza, podem ser menos viesadas.</p>
Estágio de maturidade	
Características	Problemas de Acurácia
<p>Na fase de maturidade as empresas são menos propensas a assumir estratégias inovadoras ou de risco do que em seus estágios nascimento e crescimento, bem como o crescimento das receitas serão estáveis e os fluxos de caixa aumentam continuamente. Nessa fase, o desempenho operacional se estabiliza e o foco muda para a eficiência organizacional (Miller & Friesen, 1984).</p>	<p>As empresas maduras possuem um ambiente operacional estável, refletindo em lucros persistentes, facilitando com isso a capacidade dos analistas em prever o desempenho futuro (Easley & O'Hara, 2004, Donelson & Resutek, 2015). O estudo de Costa (2015) aponta que nessa fase, junto com a fase de crescimento, as informações contábeis são relevantes, logo possuem poder explicativo, bem com preditivo. Assim, os analistas tendem a possuir acurácia e precisão na previsão de lucros, visto que as empresas são menos propensas ao risco. Empresas maduras não têm muitos investimentos a fazer, nem entrarão em <i>default</i> provavelmente (a classificação do ciclo de vida com base nos sinais do fluxo de caixa é uma evidência disso), fazendo com que o lucro seja mais previsível quando se compara aos estágios iniciais.</p>
Estágio de turbulência	
Características	Problemas de Acurácia
<p>Dickinson (2011) aponta que a literatura é omissa em relação ao fluxo de caixa para essas empresas. Dessa forma quando as empresas não classificam-se nos demais ciclos e se encaixam na fase de turbulência. Ainda para autor supracitado nessa fase o número de produtores começa a declinar. Contudo, essa fase é marcada por oscilações da entidade.</p>	<p>Para Costa (2015), na turbulência, as empresas estão em fase de mudança podendo migrar para outro estágio. Assim, as informações contábeis perdem conteúdo informacional, podem prejudicar o desempenho dos analistas no processo de previsão dos lucros. Corroborando, para Girão (2016) empresas de turbulência podem migrar a estágios anteriores, implantando novas ideias ou melhorando sua eficiência, ou podem mudar para o estágio de declínio. Contudo, pouco se sabe sobre essas empresas, levando a incerteza sobre as implicações nas atividades desenvolvidas pelos analistas financeiros.</p>
Estágio de declínio	
Características	Problemas de Acurácia
<p>No estágio de declínio das firmas, as receitas e lucros começam a diminuir; investimentos existentes são prováveis que continuem a produzir fluxos de caixa, embora a um ritmo de declínio; e a firma tem pouca necessidade de novos investimentos (Damodaran, 2012). Nessa fase, as empresas estão presas em um círculo vicioso de mau desempenho decorrente de seus modelos de negócios estagnados e possuem dificuldades em atrair e reter clientes (Miller & Friesen, 1984).</p>	<p>O valor da empresa depende inteiramente de ativos existentes e por práticas passadas. Dessa forma, a previsão de lucros pelos analistas tende a ser mais fácil, ou seja, com mais acurácia e menos viés. Entretanto, nessa fase os investidores vão deixando as entidades, pois não possuem incentivos para investir nas empresas, o que leva a diminuir a qualidade da informação contábil e, conseqüentemente, os analistas podem ter alguma dificuldade para prever os lucros futuros (Costa, 2015).</p>

Figura 1. Acurácia dos analistas nos estágios do ciclo de vida das empresas

Fonte: elaboração própria, 2016.

Assim, de acordo com todos os argumentos apresentados acima, postulamos que os estágios do ciclo de vida possuem diferentes características econômicas, nas quais servem de subsídios para os analistas financeiros realizarem previsões. Diante disso, tem-se a seguinte hipótese principal, e os seus desdobramentos:

- **H1:** a acurácia das previsões dos lucros é influenciada pelos estágios do ciclo de vida das firmas no mercado de capitais brasileiro.
- **H1a:** empresas em estágio de nascimento têm lucros previstos com menos acurácia se comparadas com as empresas em estágio de maturidade
- **H1b:** empresas em estágio de crescimento têm lucros previstos com menos acurácia se comparadas com as empresas em estágio de maturidade
- **H1c:** empresas em estágio de turbulência têm lucros previstos com menos acurácia se comparadas com as empresas em estágio de maturidade
- **H1d:** empresas em estágio de declínio têm lucros previstos com mais acurácia se comparadas com as empresas em estágio de maturidade

3. Metodologia

3.1 Seleção e Composição da Amostra

O universo do presente trabalho será composto por todas as empresas não financeiras listadas na BM&FBOVESPA. Para a composição da amostra (não probabilística) foram selecionadas aquelas que apresentaram informações disponíveis na base de dados da Economatica⁶ e Thomson Reuters Eikon⁷. As empresas financeiras foram excluídas da população por possuírem regulamentação contábil e estrutura patrimonial específica.

O período utilizado para a apreciação e, por consequência, para constituição da amostra foi de 2008 a 2014, com o objetivo de captar alguns efeitos apresentados pelo mercado com relação ao processo de convergência às normas internacionais de contabilidade e à crise econômica de 2008 a 2010. Após o atendimento dos critérios elencados acima, a amostra foi composta por 713 empresas ano.

3.2 Descrição dos modelos

3.2.1 Classificação dos Estágios do Ciclo de Vida (ECV)

Foi utilizado o modelo de classificação dos ECVs, de Dickinson (2011), mediante Quadro 3, que classifica as empresas em 5 fases: (1) nascimento; (2) crescimento (3) maturidade; (4) turbulência; e (5) declínio. Esse modelo baseia-se na combinação de sinais de cada um dos três componentes do fluxo de caixa, sejam operacionais, de investimento e financiamento.

Para ilustrar essa classificação, toma-se como exemplo as empresas no estágio de nascimento. Estas empresas devem possuir caixa operacional e de investimento negativo, bem como caixa de financiamento positivo, uma vez que a empresa não está ainda em condições de gerar caixa por meio das suas atividades operacionais (sinal negativo) e precisa ter saída de caixa para investir (sinal negativo) em seus projetos, recorrendo, então, ao financiamento (sinal positivo). Caso contrário, deverá ser classificado nas demais fases de vida, observando seus respectivos critérios na Figura 2.

Fluxo de Caixa	Nascimento	Crescimento	Maturidade	Turbulência	Declínio
Operacional	-	+	+	+ - +	- -
Investimento	-	-	-	+ - +	+ +
Financiamento	+	+	-	+ - -	+ -

Figura 2. Classificação dos Estágios do Ciclo de vida

Fonte: Dickinson (2011, p. 9)

Dickinson (2011) aponta que o método de mensuração dos ECVs utilizando padrões de fluxo de caixa pode absorver os efeitos de métricas, como crescimento das vendas e distribuição de dividendos, utilizados em metodologias como a de Anthony e Ramesh (1992), além de não precisar de classificações arbitrárias do próprio pesquisador. Assim, Dickinson (2011) mensura os estágios do ciclo, utilizando os sinais dos componentes da demonstração dos fluxos de caixa.

3.3.1 Modelo de mensuração da acurácia das previsões dos analistas

Para analisar a acurácia das previsões dos analistas, foi utilizado um modelo baseado nos estudos de Jiao *et al.* (2011), Gatsios (2013) e Martinez e Dummer (2014), por meio de uma métrica chamada de Erro de Previsão Absoluto (EPA). O EPA é obtido pela diferença absoluta, por meio do módulo, entre o lucro por ação (LPA) anual da empresa "j" no período da apresentação do resultado ($A_{j,t}$) e a média da previsão dos analistas para o LPA no dia primeiro de abril ($F_{j,t}$), dividindo-se esta diferença pelo preço da ação das empresas ($P_{j,t}$), conforme descrito a seguir:

$$EPA_{j,t} = \left| \frac{A_{j,t} - F_{j,t}}{P_{j,t}} \right|$$

Segundo Martinez e Dummer (2014), esse método permite considerar todos os erros, visto que independe se os erros são negativos ou positivos, ao passo que outras metodologias, como as que mensuram o viés do analista, consideraram que os erros positivos cancelam os erros negativos da mesma magnitude.

3.2.2 Modelo de Regressão Proposto

Para investigar os efeitos dos estágios do ciclo de vida como determinantes ambientais na acurácia das previsões dos lucros do mercado de capitais brasileiro, foi utilizado um modelo, baseado nos estudos de Gatsios (2013) e Jiang *et al.* (2015), descrito a seguir. Não obstante, por utilizar variáveis *Dummy* para captar os estágios do ciclo de vida, foi necessário retirar o estágio de maturidade para servir de comparação na análise de resultados. Assim, foram criadas duas equações lineares: a primeira delas apenas com as variáveis de interesse; e na segunda, foram inseridas as variáveis de controle, conforme descrito a seguir:

$$EPA_{it} = \alpha + \beta_1 * DNASC_{it} + \beta_2 * DCRES_{it} + \beta_3 * DTURBU_{it} + \beta_4 * DDECLI_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

$$EPA_{it} = \alpha + \beta_1 * DNASC_{it} + \beta_2 * DCRES_{it} + \beta_3 * DTURBU_{it} + \beta_4 * DDECLI_{it} + \beta_5 * DPERDA_{it} + \beta_6 * QANALIST_{it} + \beta_7 * DOTIM_{it} + \beta_8 * PTB_{it} + \beta_{10} * LnTAM_{it} + \beta_{11-29} * \sum DSETOR + \beta_{29-35} * \sum DANO_{it} + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

Em que:

EPA = Erro de Previsão Absoluto (Medida de acurácia)

DNASC = É uma variável Dummy que indica a Fase de Nascimento do Ciclo de Vida, onde será atribuído 1 para empresas na Fase de Nascimento e 0 para as demais.

DCRES = É uma variável Dummy que indica a Fase de Crescimento do Ciclo de Vida, onde será atribuído 1 para empresas na Fase de Crescimento e 0 para as demais.

DTURBU = É uma variável Dummy que indica a Fase de Turbulência do Ciclo de Vida, onde será atribuído 1 para empresas na Fase de Turbulência e 0 para as demais.

DDECLI = É uma variável Dummy que indica a Fase de Declínio do Ciclo de Vida, onde será atribuído 1 para empresas na Fase de Declínio e 0 para as demais.

DPERDA = É uma variável Dummy que indica 1 para perda no exercício fiscal e 0 para as demais

QANALIST = É uma variável de controle que indica o total de cobertura dos analistas

DOTIM = É uma variável *Dummy* de controle que indica 1 para a previsão otimista e 0 para previsão pessimista

PTB = O *Price-to-book* é uma variável de controle que mensura a relação do valor de Mercado e valor patrimonial da empresa i no tempo t .

LnTAM = É uma variável de Controle que indica o tamanho das empresas, por meio do Logaritmo Natural do Ativo Total.

Σ DSETOR = É uma variável de Controle que indica o setor no qual a empresa atua. Foram incluídas 18 (19-1) *dummies* para os setores.

Σ DANO = É uma variável de Controle que indica cada ano analisado. Foram incluídas 6 (7-1) *dummies* para os anos.

ϵ = Termo de erro da regressão da empresa i no período t .

A variável de controle DPERDA, que indica resultados negativos do período, foi utilizada, pois os estudos de Dalmácio *et al.* (2013), Gatsios (2013) e Jian *et al.* (2015) relevaram que os analistas tendem a diminuir sua acurácia conforme resultados negativos das empresas.

A variável de controle QANALIST foi utilizada nos estudos de Martinez (2004) e Dalmácio *et al.* (2013) e indica que quanto mais analistas seguem a empresa, mais informações serão disseminadas e menor serão os erros de previsão dos lucros. Essas informações do QANALIST foram coletadas por meio do total de recomendações que cada empresa da amostra recebia.

Utilizou-se também a variável DOTIM, que, conforme Martinez (2004) e Almeida e Dalmácio (2015), representa o viés dos analistas, sejam eles pessimistas ou otimistas.

Por sua vez, a variável PTB, utilizada nos estudos de Martinez (2004) e Almeida e Dalmácio (2015), revela que quanto maior o PTB maior será a acurácia dos analistas. Esse mesmo comportamento também é esperado pelo LnTAM, pois as empresas com maior tamanho tendem a possuir mais acurácia, pois são empresas mais conhecidas. Por fim, o setor é uma variável utilizada como controle, pois, segundo Pessotti (2012), Gatsios (2013) e Jian *et al.* (2015), as previsões dos analistas podem estar associadas como os ramos de atuação das empresas.

4. Apresentação e Discussão dos Resultados

4.1 Estatísticas descritivas

Os dados apresentados na Tabela 1 fornecem informações das estatísticas descritivas das variáveis não *dummies* (de controle) do modelo de mensuração dos efeitos dos estágios do ciclo de vida na acurácia das previsões dos lucros dos analistas.

Tabela 1

Estatísticas Descritivas das variáveis contínuas totais e por ECV

Variáveis	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desv. Padrão
EPA	0,387	0,040	120,484	1,84e-6	4,735
QANALIST	11,533	11	26	1	5,670
PTB	5,015	1,690	309,580	-12,812	21,446
TAM	21100000	5370000	793000000	333000	67300000
LnTAM	15,616	15,497	20,491	12,717	1,416
Estágio de Nascimento (n = 25)					
EPA	1,224	0,357	13,626	0,004	2,764
QANALIST	9,800	9	21	1	6,021
PTB	1,997	1,862	11,503	-10,437	3,617
TAM	9890000	3280000	58200000	493000	14900000
LnTAM	15,158	15,002	17,880	13,109	1,451
Estágio de Crescimento (n = 306)					
EPA	0,518	0,040	120,484	0,000	6,889
QANALIST	11,556	11	25	1	5,709
PTB	5,540	1,579	309,580	-4,855	26,163
TAM	21800000	5090000	678000000	466000	64400000
LnTAM	15,623	15,443	20,334	13,051	1,445
Estágio de Maturidade (n = 330)					
EPA	0,097	0,030	1,920	0,000	0,198
QANALIST	11,906	12	26	1	5,683
PTB	5,195	1,927	287,160	-12,812	18,850
TAM	20200000	5230000	793000000	333000	65000000
LnTAM	15,610	15,469	20,492	12,717	1,391
Estágio de Turbulência (n = 48)					
EPA	0,945	0,098	34,572	0,003	4,975
QANALIST	9,729	9,5	21	2	5,193
PTB	2,111	1,385	23,690	-0,080	3,565
TAM	28900000	6930000	753000000	477000	109000000
LnTAM	15,768	15,751	20,440	13,076	1,379
Estágio de Declínio (n = 4)					
EPA	2,346	0,537	8,309	0,002	3,992
QANALIST	11,500	12,5	19	2	7,047
PTB	3,663	0,475	13,894	-0,190	6,829
TAM	24400000	21300000	47400000	7370000	20100000
LnTAM	16,676	16,608	17,674	15,813	0,987

Nota: EPA = Erro de Previsão Absoluto, QANALIST = Variável de controle que indica quantos analistas cobrem a empresa, PTB = O *Price-to-book* é uma variável de controle que mensura a relação do valor de Mercado e valor patrimonial da empresa, TAM = É o ativo total da empresa e LnTAM = É o logaritmo natural de TAM.

Fonte: dados da Pesquisa.

Com base nos resultados apresentados na Tabela 1 para a variável EPA, que indica os erros de previsão absolutos dos analistas, percebem-se que os valores médios foram de 0,387, no período analisado de 2008 a 2014, com mediana de 0,040. O valor mínimo foi aproximadamente 0,000 e máximo de 120,484.

Os resultados corroboram a heterogeneidade já comum e conhecida em dados contábeis e financeiros (Ohlson & Kim, 2015, Duarte, Girão & Paulo, 2016), além de a variância também ser diferente para os EPAs entre os diferentes estágios do ciclo de vida, com base no teste de Levene (p-valor = 0,000, não tabulado), fator que justificará as análises apresentadas nas seções 4.2.2 e 4.4, em que essa heterogeneidade será mais bem explorada.

Foi constatado também que os EPAs variam de acordo com os estágios de ciclo de vida, com base em um teste de Kruskal-Wallis (p-valor = 0,000, não tabulado). Esse é um indício do que este estudo buscará confirmar com as análises realizadas nas seções seguintes, de que os estágios “não maduros” (nascimento, crescimento, turbulência e declínio) do ciclo de vida da empresa aumentam a propensão dos analistas a errarem suas previsões de lucros.

Destaca-se, com base no referencial teórico-empírico adotado, que, na fase de crescimento, por exemplo, as empresas estão adotando uma postura de implantação de novos produtos nos mercados, contratação de funcionários mais qualificados para atender às suas necessidades e, muitas vezes, com lucros elevados, porém ainda com muitos investimentos a serem feitos, pós-estágio de nascimento, que é menos complexo e menos lucrativo (Dickinson, 2011), o que pode atrapalhar a acurácia das previsões dos analistas.

Por sua vez, na fase de maturidade, as empresas tendem a possuir resultados mais estáveis/persistentes, pois há menos custos de crescimento e ambiente operacional mais estável do que as empresas em turbulência e declínio (Easley & O’Hara, 2005, Donelson & Resutek, 2015) o que, conseqüentemente, facilita os trabalhos de previsão dos analistas, quando comparamos os estágios não maduros com a maturidade.

Sendo assim, já se pode perceber um padrão em forma de “U” para o EPA médio, com base nos estágios do ciclo de vida, respectivamente: nascimento = 1,224, crescimento = 0,518, maturidade = 0,097, turbulência = 0,945 e declínio = 2,346. As próximas seções poderão corroborar esses resultados previamente encontrados de forma descritiva. Esse padrão é semelhante ao encontrado para o custo do capital próprio médio nos estágios de ciclo de vida no Brasil (Girão, 2016), porém com “U” invertido, como esperado.

O valor médio de QANALIST correspondeu a 11,533, com mediana de 11. O valor máximo de analistas que acompanharam uma empresa foi de 26 e mínimo 1 (para estar na amostra era preciso ter cobertura de analistas), fator que influenciou o desvio-padrão elevado para esta variável, indicando que as empresas podem possuir disparidades na acurácia, uma vez que algumas possuem maior atenção dos analistas, conseqüentemente maior disseminação de informações e menor assimetria informacional (Girão, 2016).

A segunda variável de controle foi o PTB, que apresentou valor médio de 5,015 e mediana de 1,690. O valor máximo foi de 309,580 e mínimo de -12,812. O desvio-padrão foi de 21,446, corroborando os resultados anteriores que indicaram a heterogeneidade da amostra e, conseqüentemente, acarreta possíveis erros de previsão para os grupos de empresas com menores valores de PTB. Ressalta-se que PTB negativo indica que há empresas com passivo a descoberto, devido a dificuldades financeiras, que também devem afetar a acurácia dos analistas (Moses, 1990, Behn, Choi & Kang, 2008), mas que não são diretamente captadas por PTB.

Por fim, a última variável de controle foi o tamanho das empresas, representada pelo ativo total (TAM). O valor médio correspondeu a R\$21 bilhões, com mediana de R\$53 bilhões. Teoricamente, quanto maior o tamanho das empresas melhor seria o desempenho dos analistas, principalmente quando atrelado ao ciclo de vida que auxilia a reduzir a assimetria informacional. Todavia, não foram encontradas evidências de que o tamanho das empresas varia de acordo com os estágios do ciclo de vida (p-valor > 10%), mesmo quando usado o logaritmo natural do ativo total, indicando que o ciclo de vida da empresa é realmente indiferente em relação ao tamanho, pois os padrões de fluxo de caixa são usados para classificar as empresas (Dickinson, 2011).

Além da variável EPA, que apresentou médias distintas entre os ciclos de vida pelo Kruskal-Wallis já mencionado, ao nível de significância de 1%, PTB também apresentou médias distintas entre os estágios, ao nível de 1%, enquanto que QANALIST apresentou médias diferentes entre os estágios ao nível de 10% (p-valor = 0,064). Apenas o TAM não apresentou evidências de diferença entre as médias dos estágios do ciclo de vida (p-valor = 0,223).

4.2 Modelos lineares

4.2.1 Modelo geral

A Tabela 2 indica os resultados empíricos das duas equações propostas para captar os efeitos dos estágios do ciclo de vida na acurácia das previsões dos analistas. A primeira delas trata da análise apenas com as variáveis de interesse, enquanto que na segunda foram incluídas as variáveis de controle. Ressalta-se que devido aos problemas de autocorrelação e heterocedasticidade identificados, foram estimados erros-padrão robustos de Newey-West.

Tabela 2

Equações que mensuram os efeitos dos estágios do ciclo de vida na acurácia das previsões dos lucros dos analistas, no período de 2008 a 2014

Variáveis	(1)	(2)
DNASCI	1,354** (0,614)	0,933 (0,794)
DCRES	0,551 (0,450)	0,450 (0,486)
DTURBU	1,354* (0,842)	1,270 (0,802)
DDECLI	2,620* (1,553)	2,358* (1,421)
DPERDA	- -	0,382 (0,353)
QANALIST	- -	-0.033* (0.019)
DOTIM	- -	0.538 (0.452)
PTB	- -	-0.005 (0.005)
LnTAM	- -	0.092 (0.095)
Const	-0,463 (0,356)	-2,221 (2,157)
Estatística F	0,700	0,890
R ² ajustado	0,028	0,026
Estatística White	358,450***	481,960***
Estatística Wooldridge	31.781,318***	37.175,755***
Obs.	713	713
Dummy do setor	SIM	SIM
Dummy do Ano	SIM	SIM

Notas: *, ** indicam significância de 10% e 5%. Erro-padrão de Newey-West entre parênteses.

VIF: a variável *dummy* para o ano de 2012 apresentou o maior VIF, de 1,66, para o modelo (1), indicando não haver problema de multicolinearidade.

$$EPA_{it} = \alpha + \beta_1 * DNASC_{it} + \beta_2 * DCRES_{it} + \beta_3 * DTURBU_{it} + \beta_4 * DDECLI_{it} + \beta_5 * DPERDA_{it} + \beta_6 * QANALIST_{it} + \beta_7 * DOTIM_{it} + \beta_8 * PTB_{it} + \beta_{10} * LnTAM_{it} + \beta_{11-29} * \sum DSETOR + \beta_{29-35} * \sum DANNO + \epsilon_{it}$$

EPA = Erro de Previsão Absoluto, DNASC = *Dummy* que indica a Fase de Nascimento do Ciclo de Vida, DCRES = *Dummy* que indica a Fase de Crescimento do Ciclo de Vida, DTURBU = *Dummy* que indica a Fase de Turbulência do Ciclo de Vida, DDECLI = *Dummy* que indica a Fase de Declínio do Ciclo de Vida, DPERDA = *Dummy* que indica 1 para perda no exercício fiscal e 0 para as demais, QANALIST = Variável de controle que indica quantos analistas cobrem a empresa, DOTIM = *Dummy* de controle para previsões otimistas, PTB = O *Price-to-book* é uma variável de controle que mensura a relação do valor de Mercado e valor patrimonial da empresa, TAM = É o ativo total da empresa e LnTAM = É o logaritmo natural de TAM.

Fonte: dados da pesquisa

Em relação à equação (1), que visa verificar exclusivamente o efeito das variáveis de interesse, constatou-se que os estágios de nascimento, turbulência e declínio parecem afetar a acurácia das previsões dos analistas ao nível de 5%, 10% e 10%, respectivamente. Conforme indicado na análise das estatísticas descritivas, estes foram os estágios do ciclo de vida com o maior EPA, justificando a significância deles, que tendem a levar os analistas a errarem mais, corroborando os sinais positivos destas variáveis na regressão.

Uma possível justificativa teórica para esse efeito seria pelo desafio que os estágios de nascimento, turbulência e declínio geram para os analistas, dificultando as projeções de receitas e custos, pois muitas vezes esse tipo de empresa não gera receita e costuma se endividar com frequência para financiar suas atividades (Lima, Carvalho, Paulo & Girão, 2015), ao passo que as firmas maduras permanecem institucionalizadas e formalizadas, favorecendo o aumento da precisão dos analistas (Hamers, 2017).

Dados não tabulados confirmam que, apesar de não apresentar significância estatística ($p\text{-valor} = 0,136$), as empresas maduras apresentam sinal negativo (-0,714), o que reduziria o erro de previsão dos analistas. Isso quer dizer que não se pode afirmar que a maturidade das empresas tenha algum impacto na acurácia, pois as empresas maduras são menos problemáticas, menos arriscadas e, conseqüentemente, mais fáceis de se analisar (e.g. Easley & O'Hara, 2005, Dickinson, 2011, Donelson & Resutck, 2015, Girão, 2016).

Analisando a equação (2), com a inclusão das variáveis de controle, apenas o estágio de declínio permaneceu significativo ao nível de 10% e com coeficiente positivo, indicando que, mesmo controlando por vários fatores, o declínio das empresas tem alguma informação importante, que não é captada pelos controles, para que os analistas calibrem os seus modelos de previsão.

Com relação aos controles inseridos na equação (2), apenas a cobertura de analistas se apresentou estaticamente significativa, ao nível de 10%, e com o sinal negativo, conforme esperado, uma vez que a cobertura de analistas é capaz de reduzir a assimetria informacional (Girão, 2016).

Os resultados se mantêm semelhantes quando trocadas as *dummies* de nascimento, crescimento, turbulência e declínio pela sua contraparte de maturidade, porém a maturidade, conforme esperado, se apresenta com sinal negativo, mas sem significância estatística.

Ressalta-se que os modelos apresentados acima, em geral, não foram significativos estatisticamente. Todavia, alguns testes de sensibilidade para *outliers* foram utilizados (Winsorização na seção 4.2.2 e um estimador diferente na seção 4.4), demonstrando que os resultados ficaram estatisticamente mais aceitáveis, porém com resultados de sinais das variáveis qualitativamente semelhantes.

4.2.2 Controle de outliers por winsorização

O erro de previsão dos analistas possui uma dispersão muito alta para a amostra utilizada nesta pesquisa, variando de 1,84e-6 a 120,484 (com média 0,387 e desvio-padrão 4,735), o que pode poluir a análise dos resultados.

Dessa maneira, buscou-se controlar a dispersão desta variável com o procedimento de Winsorização a 5% em cada cauda da distribuição da variável.

Tabela 3

Equações que mensuram os efeitos dos estágios do ciclo de vida na acurácia das previsões dos lucros dos analistas, no período de 2008 a 2014, com Winsorização de 5% em cada cauda

Variáveis	(3)	(4)
DNASCI	0,236*** (0,048)	0,050 (0,050)
DCRES	0,130 (0,010)	0,006 (0,008)
DTURBU	0,056** (0,028)	0,027 (0,024)
DDECLI	0,191* (0,113)	0,113 (0,078)
DPERDA	-	0,209*** (0,018)
QANALIST	-	-0,003*** (0,001)
DOTIM	-	0,004 (0,013)
PTB	-	-0,000 (0,003)
LnTAM	-	0,001 (0,003)
Const	0,072*** (0,017)	0,050 (0,049)
Estatística F	7,320***	12,930***
R ² ajustado	0,232	0,489
Estatística White	215,77*	448,970***
Estatística Wooldridge	5,595**	1,627
Obs.	713	713
Dummy do setor	SIM	SIM
Dummy do Ano	SIM	SIM

Notas: *, **, *** indicam significância de 10%, 5% e 1%. Erros-padrão entre parênteses – Newey-West para a equação (3) e White para a equação (4).

VIF: a variável *dummy* para o ano de 2011 apresentou o maior VIF, de 1,67, para o modelo (7), indicando não haver problema de multicolinearidade.

$$EPA_{it} = \alpha + \beta_1 * DNASC_{it} + \beta_2 * DCRES_{it} + \beta_3 * DTURBU_{it} + \beta_4 * DDECLI_{it} + \beta_5 * DPERDA_{it} + \beta_6 * QANALIST_{it} + \beta_7 * DOTIM_{it} + \beta_8 * PTB_{it} + \beta_{10} * LnTAM_{it} + \beta_{11-29} * \sum DSETOR + \beta_{29-35} * \sum DANANO + \varepsilon_{it}$$

EPA = Erro de Previsão Absoluto, DNASC = *Dummy* que indica a Fase de Nascimento do Ciclo de Vida, DCRES = *Dummy* que indica a Fase de Crescimento do Ciclo de Vida, DTURBU = *Dummy* que indica a Fase de Turbulência do Ciclo de Vida, DDECLI = *Dummy* que indica a Fase de Declínio do Ciclo de Vida, DPERDA = *Dummy* que indica 1 para perda no exercício fiscal e 0 para as demais, QANALIST = Variável de controle que indica quantos analistas cobrem a empresa, DOTIM = *Dummy* de controle para previsões otimistas, PTB = O *Price-to-book* é uma variável de controle que mensura a relação do valor de Mercado e valor patrimonial da empresa, TAM = É o ativo total da empresa e LnTAM = É o logaritmo natural de TAM.

Fonte: dados da pesquisa

Como se pode observar, comparando as tabelas 2 e 3, os modelos se apresentaram, na Tabela 3, estatisticamente significativos e com um ajuste melhor (por meio do R^2 ajustado), devido ao controle dos *outliers* pelo processo de winsorização.

Os resultados se mantiveram qualitativamente semelhantes, para o modelo sem controles [equação (3)], com as mesmas variáveis mantendo significância estatística porém, no modelo winsorizado, a significância aumentou para o estágio de nascimento de turbulência.

Com a adição dos controles, os resultados são um pouco diferentes, pois, comparando a equação (2) com a equação (4), podemos verificar que nenhum estágio do ciclo de vida das empresas pareceu afetar o erro de previsão dos analistas, nem mesmo ao nível de significância de 10%.

Contudo, a variável DPERDA (*dummy* para prejuízo no ano fiscal corrente) se apresentou estatisticamente significativa ao nível de 1% e com sinal positivo, indicando que, quando há prejuízo, os analistas tendem a errar mais nas suas projeções de lucros. Esses resultados corroboram os estudos de Dalmácio *et al.* (2013), Gatsios (2013) e Jian *et al.* (2015), que perceberam que as perdas tendem a piorar o desempenho dos analistas.

Por sua vez, a variável QANALIST, que representa a cobertura de analistas, apresentou-se significativa a um nível de 1% com coeficiente negativo. Conforme anteriormente mencionado, espera-se que o aumento da cobertura dos analistas favoreça o desempenho dos analistas (Martinez & Duma, 2014).

4.3 Análise do viés de otimismo e pessimismo

Para analisar de forma detalhada os efeitos dos estágios do ciclo de vida como determinantes econômicos, ou não, da acurácia das previsões dos lucros no mercado de capitais brasileiro, utilizou-se a regressão quantílica, pois, devido à heterogeneidade da amostra, este é um método mais robusto que o OLS, anteriormente utilizado (Ohlson & Kim, 2015, Duarte, Girão & Paulo, 2016).

Além disso, podem existir particularidades da distribuição da acurácia dos analistas, ou seja, erros de previsão extremos que podem ter natureza “*ex-post*” otimistas ou pessimistas (Martinez, 2004). O teste dessa natureza não é possível com o uso dos modelos em OLS, sem incorrer em aumento do viés de seleção amostral. Com a regressão quantílica, esse teste é possível, pois podemos testar as caudas da distribuição do erro de previsão dos analistas sem maiores problemas.

Assim, foram testadas as duas extremidades da distribuição por meio do primeiro quartil (p25%) e do último quartil (p75%), conforme Tabela 4. Destaca-se que, para este teste, não se utilizou o erro de previsão absoluto dos analistas (em módulo), pois o interesse agora não é o tamanho do erro *per se*, mas o sinal dele.

Tabela 4

Equações que mensuram os efeitos dos estágios do ciclo de vida na acurácia nas extremidades das previsões dos lucros dos analistas, no período de 2008 a 2014

Variáveis	(5) p.25	(6) p.75
DNASCI	-0,476*** (0,019)	0,013 (0,010)
DCRES	-0,008 (0,007)	-0,004 (0,004)
DTURBU	-0,060*** (0,014)	-0,004 (0,007)
DDECLI	-0,436*** (0,041)	-0,157*** (0,023)
DPERDA	-0,371*** (0,010)	-0,109*** (0,005)
QANALIST	0,003*** (0,001)	0,000 (0,000)
DOTIM	-0,051*** (0,009)	-0,092*** (0,005)
PTB	0,000 (0,000)	-0,000** (0,000)
LnTAM	0,000 (0,002)	0,001 (0,001)
Const	-0,013 (0,041)	0,067*** (0,020)
Teste de Wald	145,480***	58,740***
Pseudo R ²	0,107	0,060
Obs.	713	713
Dummy do setor	SIM	SIM
Dummy do Ano	SIM	SIM

Notas: *, **, *** indicam significância de 10%, 5% e 1% respectivamente. Erro-padrão entre parênteses.

$$EPA_{it} = \alpha + \beta_1 * DNASC_{it} + \beta_2 * DCRES_{it} + \beta_3 * DTURBU_{it} + \beta_4 * DDECLI_{it} + \beta_5 * DPERDA_{it} + \beta_6 * QANALIST_{it} + \beta_7 * DOTIM_{it} + \beta_8 * PTB_{it} + \beta_{10} * LnTAM_{it} + \beta_{11-29} * \sum DSETOR + \beta_{29-35} * \sum DANNO + \epsilon_{it}$$

EPA = Erro de Previsão dos Analistas, sem aplicar o módulo, DNASC = *Dummy* que indica a Fase de Nascimento do Ciclo de Vida, DCRES = *Dummy* que indica a Fase de Crescimento do Ciclo de Vida, DTURBU = *Dummy* que indica a Fase de Turbulência do Ciclo de Vida, DDECLI = *Dummy* que indica a Fase de Declínio do Ciclo de Vida, DPERDA = *Dummy* que indica 1 para perda no exercício fiscal e 0 para as demais, QANALIST = Variável de controle que indica quantos analistas cobrem a empresa, DOTIM = *Dummy* de controle para previsões otimistas, PTB = O *Price-to-book* é uma variável de controle que mensura a relação do valor de Mercado e valor patrimonial da empresa, TAM = É o ativo total da empresa e LnTAM = É o logaritmo natural de TAM.

Fonte: dados da pesquisa

A equação (5), que visa mensurar o efeito dos estágios do ciclo de vida na acurácia das previsões de lucros para o p.25%, grupo de empresas com previsões de analistas mais otimistas (a previsão do lucro é maior do que o lucro observado) evidenciou que os estágios de nascimento, turbulência e declínio foram significantes, bem como as variáveis de controle cobertura de analistas, DPERDA e DOTIM, todos ao nível de significância de 1% e com sinais negativos, exceto para a cobertura de analistas.

Os resultados revelam que os estágios de nascimento, turbulência e declínio levam a projeções de lucros menos otimistas por parte dos analistas, possivelmente porque as estimações na fase de nascimento são propensas a possuírem erros devido ao contexto de incertezas sobre o desenvolvimento da empresa (Damodaran, 2012). Na turbulência, há uma inconstância quanto aos resultados (Dickinson, 2011) e, no declínio, as empresas diminuem a qualidade da informação contábil, o que tende a levar a uma diminuição da acurácia dos analistas, caso eles não controlem esses fatores (Costa, 2015, Lima *et al.*, 2015).

Analisando a extremidade (cauda) direita da distribuição, que trata dos erros de previsão mais positivos (pessimistas) na equação (6), quando o lucro projetado é menor do que o lucro observado, apenas o estágio de declínio continuou significativo ao nível de 1% e com o sinal negativo, indicando que, nas empresas em estágio de declínio, a tendência é que os erros de previsão fiquem em torno de zero, pois houve redução do viés tanto no ambiente pessimista, quando no ambiente otimista, possivelmente porque já se conhece o suficiente sobre a empresa e sabe-se que ela está em um processo que tenderá à descontinuidade.

Com relação às variáveis de controle, foi percebido um comportamento similar com o p.25%, pois apenas as variáveis DPERDA e DOTIM foram significantes a um nível de 1% e com sinal negativo.

4.4 Teste de sensibilidade da estimação

4.4.1 Regressão quantílica

De forma adicional, buscando captar o efeito de possíveis *outliers* da amostra com um estimador diferente do OLS, foi realizado um teste de sensibilidade por meio da regressão quantílica na mediana (p50%), conforme Tabela 5.

Tabela 5

Equação que mensura o efeito dos estágios do ciclo de vida na acurácia na mediana das previsões dos lucros dos analistas, no período de 2008 a 2014

Variáveis	(7) p.50
DNASCI	0,113*** (0,010)
DCRES	0,003 (0,004)
DTURBU	0,008 (0,007)
DDECLI	0,594*** (0,012)
DPERDA	0,223*** (0,005)
QANALIST	-0,001*** (0,000)
DOTIM	-0,006 (0,005)
PTB	-0,000* (0,000)
LnTAM	-0,000 (0,001)
Const	0,036* (0,020)
Teste de Wald	167,500***
Pseudo R ²	0,062
Obs.	713
Dummy do setor	SIM
Dummy do Ano	SIM

Notas: *, **, *** indicam significância de 10%, 5% e 1% respectivamente. Erro-padrão entre parênteses.

H0 do Teste de Wald: todos os betas estimados são iguais a zero.

$$EPA_{it} = \alpha + \beta_1 * DNASC_{it} + \beta_2 * DCRES_{it} + \beta_3 * DTURBU_{it} + \beta_4 * DDECLI_{it} + \beta_5 * DPERDA_{it} + \beta_6 * QANALIST_{it} + \beta_7 * DOTIM_{it} + \beta_8 * PTB_{it} + \beta_{10} * LnTAM_{it} + \beta_{11-29} * \sum DSETOR + \beta_{29-35} * \sum DANO + \epsilon_{it}$$

EPA = Erro de Previsão Absoluto, DNASC = *Dummy* que indica a Fase de Nascimento do Ciclo de Vida, DCRES = *Dummy* que indica a Fase de Crescimento do Ciclo de Vida, DTURBU = *Dummy* que indica a Fase de Turbulência do Ciclo de Vida, DDECLI = *Dummy* que indica a Fase de Declínio do Ciclo de Vida, DPERDA = *Dummy* que indica 1 para perda no exercício fiscal e 0 para as demais, QANALIST = Variável de controle que indica quantos analistas cobrem a empresa, DOTIM = *Dummy* de controle para previsões otimistas, PTB = O *Price-to-book* é uma variável de controle que mensura a relação do valor de Mercado e valor patrimonial da empresa, TAM = É o ativo total da empresa e LnTAM = É o logaritmo natural de TAM.

Fonte: dados da pesquisa

Os resultados da equação (7) evidenciaram que os estágios de nascimento e declínio foram significantes ao nível de 1% e com sinal positivo, conforme esperado. Comparando com as estimações anteriores das equações (2) e (4), constantes nas Tabelas 2 e 3, podemos perceber que, apesar de todos os sinais das variáveis de interesse terem sido iguais, apenas o declínio apresentou significância estatística ao nível de 10% na equação (2).

Como a regressão quantílica, quando comparada com o OLS, pode ser mais adequada para a análise de modelos contábeis e financeiros, pois é menos sensível aos *outliers*, não precisa perder informações com a utilização de winsorização e é robusta para a heterogeneidade tão comum nesse tipo de dados (Ohlson & Kim, 2015, Duarte, Girão & Paulo, 2016). Considera-se que as estimações apresentadas na Tabela 5 são mais seguras, apesar de estarem qualitativamente em linha com aquelas contidas nas Tabelas 2 e 3.

Dessa forma, corroboram-se os resultados anteriores de que empresas em estágios de nascimento e de declínio levam a um aumento no erro de previsão absoluto dos analistas em geral.

As figuras 3 e 4 abaixo apresentam o comportamento dessas variáveis ao longo dos quantis, apesar de as diferenças entre o 1º e 3º quartil terem sido estatisticamente significativas para os estágios de nascimento ($p\text{-valor} = 0,066$) e declínio ($p\text{-valor} = 0,067$) apenas ao nível de significância de 10%. É possível perceber que o efeito do estágio de nascimento vai aumentando à medida que o EPA vai também aumentando. O mesmo acontece, porém de forma mais brusca, com o estágio de declínio.

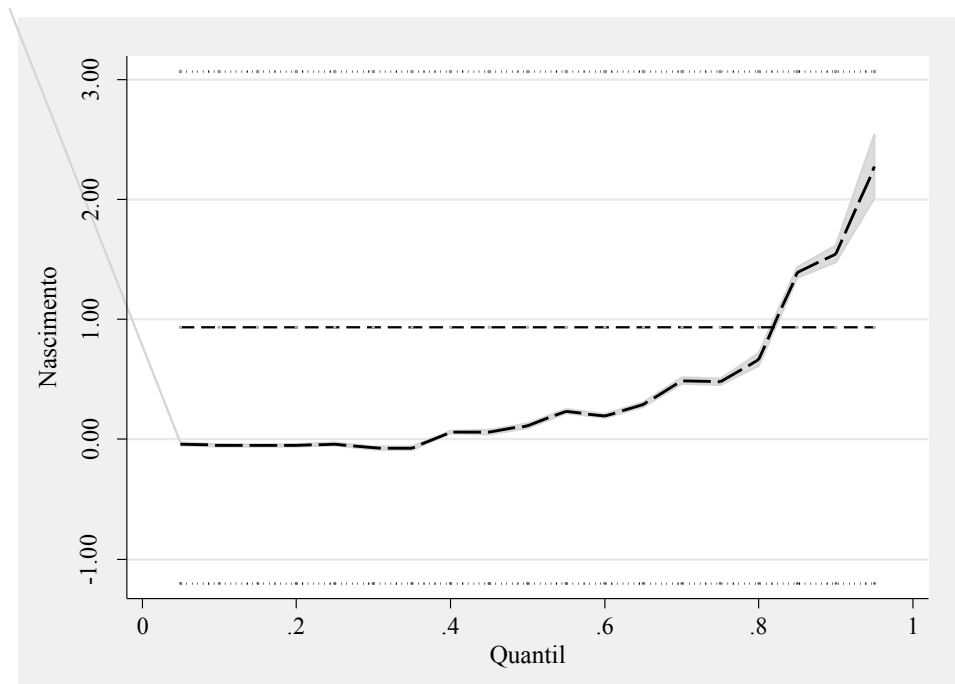


Figura 3. Efeito da variável *dummy* que representa as empresas em estágio de nascimento ao longo dos quantis da variável EPA, no período de 2008 a 2014

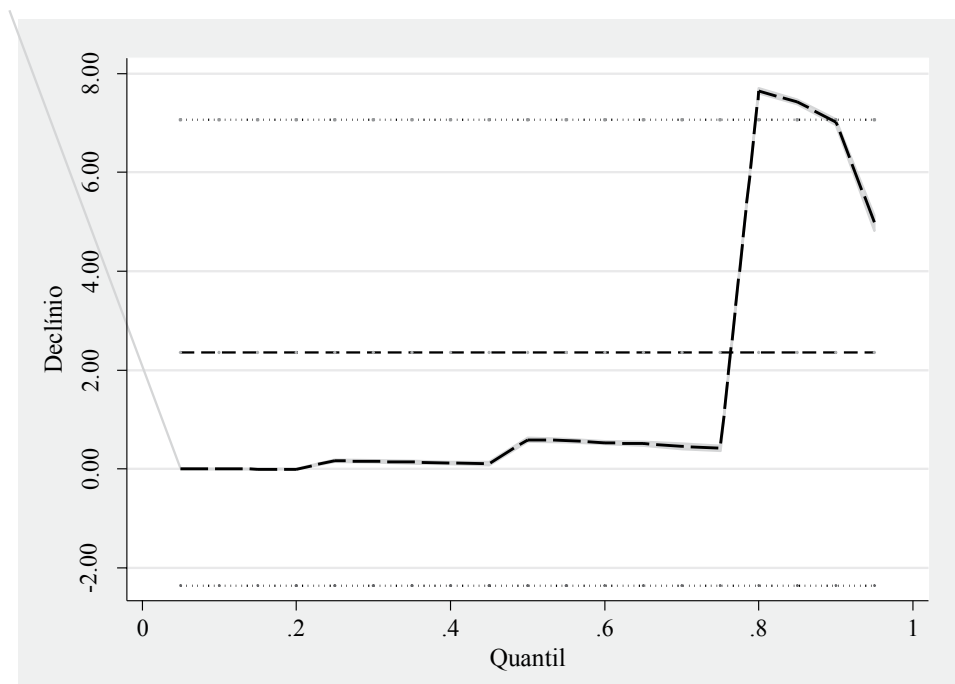


Figura 4. Efeito da variável *dummy* que representa as empresas em estágio de declínio ao longo dos quantis da variável EPA, no período de 2008 a 2014

4.4.2 Análise do efeito passivo a descoberto (dificuldade financeira)

Como mencionado anteriormente, PTB negativo indica que há empresas com passivo a descoberto, devido a dificuldades financeiras, que também devem afetar a acurácia dos analistas (Moses, 1990, Behn, Choi & Kang, 2008, Jiang, Habib & Gong, 2015), mas que não são diretamente captadas por PTB.

Na amostra, apenas a empresa Gol Linhas Aéreas Inteligentes SA (Gol) apresentou passivo a descoberto e, em consequência, $PTB < 0$, no ano de 2014 (último ano da amostra). Dessa forma, foi inserida uma variável *dummy* (PLDESC) no modelo de regressão quantílica na mediana, apresentada na equação (7), agora representada pela equação (8), para controlar esse efeito específico de uma empresa classificada como madura, pelos padrões de fluxos de caixa (Dickinson, 2011), mas em um nível alto de dificuldade financeira que perdura até hoje (2017).

Para se ter uma ideia mais empírica do efeito que esse caso específico pode trazer aos resultados, o EPA da Gol foi 0,272 (o erro foi negativo, indicando otimismo por parte dos analistas), enquanto que o EPA médio (mediano) das empresas maduras foi de 0,097(0,030) e havia 10 analistas seguindo suas atividades – abaixo da média e mediana das empresas maduras e da média e mediana da amostra geral.

Os resultados se mantiveram qualitativamente semelhantes com relação aos sinais, em que todos os sinais das variáveis de interesse (inclusive a *dummy* para a Gol em 2014) e da DPERDA foram positivos e as demais variáveis de controle se apresentaram com sinais negativos, conforme esperado.

Quanto à significância estatística, os resultados da equação (8) corroboram aqueles apresentados na equação (7), em que apenas o nascimento e o declínio foram estatisticamente significativos a 1%, inclusive, e a variável PLDESC também foi significativa a 1%, porém com a maior magnitude entre todas as outras variáveis de interesse, sendo o seu coeficiente igual a 2,766, indicando que a dificuldade financeira da Gol tem impacto significativo no EPA, corroborando os resultados anteriores de que empresas em dificuldades financeiras têm previsões de analistas menos acuradas, ou maior EPA (Behn, Choi & Khang, 2008).

Tabela 6

Equação que mensura o efeito dos estágios do ciclo de vida na acurácia na mediana das previsões dos lucros dos analistas, no período de 2008 a 2014

Variáveis	(8) p.50
PLDESC	2,766*** (0,017)
DNASCI	0,136*** (0,09)
DCRES	0,004 (0,003)
DTURBU	0,008 (0,007)
DDECLI	0,088*** (0,018)
DPERDA	0,200*** (0,005)
QANALIST	-0,001*** (0,000)
DOTIM	-0,006 (0,005)
PTB	-0,001** (0,000)
LnTAM	-0,000 (0,001)
Const	0,037** (0,018)
Teste de Wald	1.158,920***
Pseudo R ²	0,073
Obs.	713
Dummy do setor	SIM
Dummy do Ano	SIM

Notas: *, **, *** indicam significância de 10%, 5% e 1% respectivamente. Erro-padrão entre parênteses.

H0 do Teste de Wald: todos os betas estimados são iguais a zero.

$$EPA_{it} = \alpha + \beta_1 * DNASCI_{it} + \beta_2 * DCRES_{it} + \beta_3 * DTURBU_{it} + \beta_4 * DDECLI_{it} + \beta_5 * DPERDA_{it} + \beta_6 * QANALIST_{it} + \beta_7 * DOTIM_{it} + \beta_8 * PTB_{it} + \beta_{10} * LnTAM_{it} + \beta_{11-29} * \sum DSETOR + \beta_{29-35} * \sum DANNO + \epsilon_{it}$$

EPA = Erro de Previsão Absoluto, PLDESC = *Dummy* para controlar o efeito do passivo a descoberto na GoI, DNASCI = *Dummy* que indica a Fase de Nascimento do Ciclo de Vida, DCRES = *Dummy* que indica a Fase de Crescimento do Ciclo de Vida, DTURBU = *Dummy* que indica a Fase de Turbulência do Ciclo de Vida, DDECLI = *Dummy* que indica a Fase de Declínio do Ciclo de Vida, DPERDA = *Dummy* que indica 1 para perda no exercício fiscal e 0 para as demais, QANALIST = Variável de controle que indica quantos analistas cobrem a empresa, DOTIM = *Dummy* de controle para previsões otimistas, PTB = O *Price-to-book* é uma variável de controle que mensura a relação do valor de Mercado e valor patrimonial da empresa, TAM = É o ativo total da empresa e LnTAM = É o logaritmo natural de TAM.

Fonte: dados da pesquisa

5. Considerações finais

Os analistas exercem uma função relevante para o mercado de capitais, pois fornecem informações adicionais ao processo de tomada de decisão (Sun, Carrete & Tavares, 2017). No entanto, os fatores ambientais internos e externos que determinam a previsão dos analistas, como os estágios do ciclo de vida (nascimento, crescimento, maturidade, turbulência e declínio), ainda são uma lacuna para a literatura.

Os principais resultados da pesquisa apontaram que as projeções dos lucros dos analistas para as empresas em estágio de nascimento e declínio são as mais problemáticas (significância estatística ao nível de 1%), mesmo controlando por vários fatores comuns da literatura sobre erro de previsão de analistas, e a adição de uma variável *dummy* para o controle do passivo a descoberto, como *proxy* para dificuldades financeiras.

O controle para o passivo a descoberto, especificamente, foi significativo ao nível de 1% e teve a maior magnitude entre as variáveis de interesse utilizadas nesta pesquisa, indicando a sua relevância e abrindo margem para mais pesquisas no Brasil sobre erro de previsão dos analistas para empresas em dificuldades financeiras, principalmente porque a amostra deste trabalho não cobriu os anos referentes à recente crise brasileira, que pode ter afetado a saúde financeira das empresas e, como uma das consequências, as previsões dos analistas.

Analisando os sinais dos erros de previsão (otimismo e pessimismo), encontrou-se que os estágios de nascimento, turbulência e declínio levam a projeções de lucros menos otimistas, enquanto que, para as previsões pessimistas, apenas o estágio de declínio foi significativo, reduzindo o viés pessimista. Em resumo, o estágio de declínio levou a projeções com menos viés, comparando-se com os outros estágios não maduros.

Esses resultados se mantêm qualitativamente semelhantes mesmo com a inclusão do controle da dificuldade financeira, com a diferença de que para erros de previsão com viés otimista, as empresas em nascimento são significativas a 1% e reduzem este viés, mas para erros de previsão com viés pessimista, as empresas em nascimento aumentam o viés ao nível de 10% (dados não tabulados).

Dessa forma, não se pode rejeitar a hipótese de que a acurácia dos analistas seja afetada pelos estágios do ciclo de vida das empresas, porém, diferente do esperado, o estágio de declínio parece reduzir a acurácia, no lugar de aumentar, como apresentado nas hipóteses da pesquisa. Contudo, quando analisado o viés da previsão, apenas o estágio de declínio reduziu o viés mais pessimista e otimista, em situações de erros de previsão mais extremos (p.25 e p.75).

Diante desse cenário, este estudo pode contribuir com a literatura ainda escassa a nível internacional, sobretudo em nível nacional, de que fatores ambientais sejam eles internos ou externos às empresas, como estágios do ciclo de vida, nos quais já melhoram a qualidade da informação contábil (Lima *et al.*, 2015), tendem a ser determinantes na acurácia da previsão dos lucros – tópico importante da pesquisa em mercado financeiro, pois as previsões e relatórios dos analistas são capazes de exercer influência sobre os investidores (Sun, Carrete & Tavares, 2017).

Ressalta-se que esses resultados não podem ser generalizados para toda realidade das empresas nacionais, uma vez que nem todas as empresas listadas com papéis na bolsa de valores foram objeto de avaliação pelos analistas.

Referências

- Almeida, J. E.F. & Dalmacio, F. Z. (2015). The Effects of Corporate Governance and Product Market Competition on Analysts' Forecasts: Evidence from the Brazilian Capital Market. *The International Journal of Accounting*, 50(3), pp. 316-339. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.intacc.2015.07.007>
- Anthony, J. & Ramesh, K. (1992). Association between accounting performance measures and stock returns. *Journal of Accounting and Economic*, 15(2/3), pp. 203-227. DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/0165-4101\(92\)90018-W](http://dx.doi.org/10.1016/0165-4101(92)90018-W)

- Bahramian M. (2006). *Extent of inaccurate earnings forecasts by IPOs*, Master's Thesis, Faculty of Accounting and Management, Allameh Tabatabaei University.
- Behn, B. K., Choi, J. H. & Kang, T. (2008). Audit quality and properties of analyst earnings forecasts. *The Accounting Review*, 83(2), pp. 327-349.
- Bushee, B.J., & Miller, G.S., (2012). Investor relations, firm visibility, and investor following. *The Accounting Review*, 87(3), pp.867-897, DOI: <http://dx.doi.org/10.2308/accr-10211>
- Bhushan, R. (1989). Firm characteristics and analyst following. *Journal of Accounting and Economics*, 11(2-3), pp. 255-274. DOI: [https://doi.org/10.1016/0165-4101\(89\)90008-6](https://doi.org/10.1016/0165-4101(89)90008-6)
- Costa, W.B. (2015). *Ciclo de Vida Empresarial e Qualidade da Informação Contábil das Companhias abertas brasileiras*. Dissertação de Mestrado Programa de Pós Graduação em Ciências Contábeis, do Centro de Ciências Jurídicas e Econômicas do Espírito Santo UFES, Vitória, ES, Brasil. Recuperado em 15 de março, 2018, de <http://repositorio.ufes.br/handle/10/1500>
- Dalmácio, F. Z. (2009). *Mecanismos de governança e acuaría das previsões dos analistas de mercado brasileiro: uma análise sob a perspectiva da teoria de sinalização*. Tese de Doutorado em controladoria e contabilidade Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil. Recuperado em 15 de março, 2018, de <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/12/12136/tde-17122009-171118/pt-br.php>
- Dalmácio, F. Z.; Lopes, A.B.; Rezende, A.J. & Sarlo Neto, A. (2013). Uma análise da relação entre governança corporativa e acurácia das previsões dos analistas no mercado brasileiro. *Revista de Administração Mackenzie*, 14(5), pp. 104-139. doi: <http://dx.doi.org/10.1590/S1678-69712013000500005>
- Damodaran, A. (2012). *Investment valuation: tools and techniques for determining the value of any assets*. (3ª. Ed.). New Jersey: Wiley & Sons.
- Donelson, D.C. & Resutec, R.J., (2015). The predictive qualities of earnings volatility and earnings uncertainty. *Review of Accounting Studies*, 20(1), pp.470-500, doi: <http://dx.doi.org/10.1007/s11142-014-9308-5>
- Dickinson, V. (2011). Cash flow patterns as a proxy for firm life cycle. *The Accounting Review*, 86(6), pp.1969-1994. DOI: <http://dx.doi.org/10.2308/accr-10130>
- Duarte, F. C. L., Girão, L. F. A. P. & Paulo, E. (2017). Assessing Linear Models of Value Relevance: Do They Capture What They Should? *Revista de Administração Contemporânea*, 21, pp. 110. DI: <http://dx.doi.org/10.1590/1982-7849rac2017160202>
- Easley, David; O'hara, Maureen, (2004). Information and the cost of capital. *The Journal of Finance*, 59(4), pp. 1553-1583. DOI: <http://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.2004.00672.x>
- Gatsios, R. C. (2013). *Acurácia e dispersão das estimativas dos analistas no mercado de capitais brasileiro: impacto da adoção do padrão IFRS sobre a qualidade preditiva da informação contábil*. Dissertação de Mestrado em Ciências Contábeis Programa de Pós Graduação em Controladoria e Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto, SP, Brasil. Recuperado em 15 de março, 2018, de <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/96/96133/tde-12022014-172732/>
- Girão, L.F.A.P. *Competição por informações, ciclo de vida e custo do capital no brasil*. Tese de Doutorado Programa MultiInstitucional e Inter-Regional de PósGraduação em Ciências Contábeis da Universidade de Brasília, da Universidade Federal da Paraíba e da Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Brasília, DF, Brasil. Recuperado em 15 de março, 2018, de <http://repositorio.unb.br/handle/10482/21143>.
- Hamers, L. J. P. (2017). *The role of firm life cycle in the functioning of capital markets*. Maastricht: Datawyse / Universitaire Pers Maastricht. Recuperado em 15 de março, 2018, de <https://cris.maastrichtuniversity.nl/portal/files/7345299/c5580.pdf>

- Hribar, P., & Yehuda, N., (2015). The mispricing of cash flows and accruals at different lifecycle stages. *Contemporary Accounting Research*, 32(3), pp.1053-1072. doi: <http://dx.doi.org/10.1111/1911-3846.12117>
- Jiao, T.; Koning, M.; Mertens, G. & Roosenboom, P. (2011). Mandatory IFRS adoption and its impact on analysts' forecasts. *International Review of Financial Analysis*, 21 (1), pp. 6-56. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.irfa.2011.05.006>
- Jiang, H.; Habib, A. & Gong, R. (2015). Business Cycle and Management Earnings Forecasts. *A Journal Accounting, Finance and Business Studies – ABACUS*, 51(2), pp. 279-310. doi: <http://dx.doi.org/10.1111/abac.12047>
- Koh, S.; Dai, L. & Chang, M. (2015). Financial Distress: Lifecycle and corporate restructuring. *Journal of Corporate Finance*, 33, pp.19-33. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2015.04.004>
- Lonkani R. & Firth. M. (2005). The Accuracy of IPO Earnings Forecastss in Thailand and Their Relationships With Stock Market Valuation. *Journal of Accounting and Business Research*, 35, pp. 267-286. doi: <http://dx.doi.org/10.1080/00014788.2005.9729991>
- Lima, A. S.; Carvalho, E.V.A; Paulo, E. & Girão, L.F.A.P. (2015). Estágios do Ciclo de Vida e Qualidade das Informações Contábeis no Brasil, *RAC*, 19(3), pp.398-418. doi: <http://dx.doi.org/10.1590/1982-7849rac20151711>
- Martinez, A. L. (2004). *Analisando os analistas: estudo empírico das projeções de lucros e das recomendações dos analistas de mercado de capitais para as empresas brasileiras de capital aberto*. Tese de doutorado em Administração, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, São Paulo, SP, Brasil. Recuperado em 15 de março, 2018, de <http://hdl.handle.net/10438/2464>
- Martinez, A.L. & Dumer, M.C.R. (2014). Adoption of IFRS and the Properties of Analysts' Forecasts: The Brazilian Case. *Revista de Contabilidade e Organizações*, 8(20), pp. 3-16. doi: <http://dx.doi.org/10.11606/rco.v8i20.55459>
- Miller, D. & Friesen, P. (1984). A longitudinal study of the corporate life cycle. *Manag. Sci.*, 30, pp. 1161-1183. doi: <http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.30.10.1161>
- Moses, O. D. (1990). On Bankruptcy Indicators From Analysts' Earnings Forecasts. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 5(3).
- Mueller, D. C. (1972). A life cycle theory of the firm. *Journal of Industrial Economics*, 20 (3), pp. 199- 219. doi: <http://dx.doi.org/10.2307/2098055>
- Myring, M. & Wrege, W. (2009). Analysts' Earnings Forecast Accuracy and Activity: A Time-Series Analysis. *Journal of Business & Economics Research*, 7(5), pp. 87-96. doi: <http://dx.doi.org/10.19030/jber.v7i5.2295>
- Ohlson, J. A. & Kim, S. (2015). Linear valuation without OLS: the theil-sen estimation approach. *Review of Accounting Studies*, 20(1), pp. 395-435. doi: <http://dx.doi.org/10.1007/s11142-014-9300-0>
- Park, Y. & Chen, K. H. (2006). The effect of accounting conservatism and life-cycle stages on firm valuation. *Journal of Applied Business Research*, 22(3), pp.75-92. doi: <http://dx.doi.org/10.19030/jabr.v22i3.1428>
- Pessotti, T. (2012). *Impacto da convergência às normas internacionais de contabilidade sobre a acurácia dos analista do mercado de capitais brasileiro*. Dissertação de Mestrado Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade, Economia e Finanças (FUCAPE), Vitória, ES, Brasil. Recuperado em 15 de março, 2018, de http://www.fucape.br/_public/producao_cientifica/8/Disserta%C3%A7%C3%A3o%20Tiago%20Jos%C3%A9%20Pessotti.pdf
- Sareban, M.R. & Ashtab, A. (2008). Determinants of earnings forecast errors in newly listed firms on Tehran Stock Exchange. *Iranian Journal of Humanities and Social Sciences*, 28, pp. 55-76.
- Sun, B., Carrete, L. S. & Tavares, R. (2017). Impact of Sell-Side Recommendation Reports On Stock Returns. *Revista Evidenciação Contábil & Finanças*, 5(3). doi: <http://dx.doi.org/10.18405/recfn20170302>