

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS DE SÃO PAULO

SONIA JULIA SULZBECK VILLALOBOS

Qualidade das Projeções dos Analistas *Sell Side*
Evidência Empírica do Mercado Brasileiro

SÃO PAULO

2005

SONIA JULIA SULZBECK VILLALOBOS

Qualidade das Projeções dos Analistas *Sell Side*

Evidência Empírica do Mercado Brasileiro

Dissertação apresentada à Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para obtenção do título de Mestre em Administração de Empresas

Campo de conhecimento:
Administração Contábil e Financeira

Orientador: Prof. Dr. Richard Saito

SÃO PAULO

2005

Villalobos, Sonia Julia Sulzbeck.

Qualidade das Projeções dos Analistas *Sell Side*: Evidência Empírica do Mercado Brasileiro / Sonia Julia Sulzbeck Villalobos. - 2005.
69 f.

Orientador: Richard Saito.

Dissertação (mestrado) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo.

1. Investimentos - Análise. 2. Projeção. 3. Previsão estatística. 4. Investimentos - Previsão. I. Saito, Richard. II. Dissertação (mestrado) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo. III. Título.

CDU 336.722.8

SONIA JULIA SULZBECK VILLALOBOS

Qualidade das Projeções dos Analistas *Sell Side*

Evidência Empírica do Mercado Brasileiro

Dissertação apresentada à Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para obtenção de título de Mestre em Administração de Empresas

Campo de conhecimento:
Administração Contábil e Financeira

Data de aprovação:

____/____/____

Banca examinadora:

Prof. Dr. Richard Saito (Orientador)
FGV-EAESP

Prof. Dr. Antônio Zoratto Sanvicente
IBMEC-SP

Prof. Dr. Walter Lee Ness Jr.
IAG-PUC-RIO.

RESUMO

A presente dissertação analisa o erro de projeção dos analistas de investimentos do *sell side*, definido como a diferença entre o consenso das projeções dos analistas e o resultado reportado pela empresa. O tamanho do erro de projeção é uma medida da qualidade das projeções dos analistas de um determinado mercado de capitais. Uma vasta literatura acadêmica mostra que uma melhora na qualidade das projeções dos analistas, medida através de uma diminuição do tamanho do erro de projeção, está relacionada com a redução da assimetria de informação e com um aumento do valor de mercado das empresas. São testadas duas regressões, nas quais características das empresas, como setor, tamanho, endividamento e variabilidade do lucro, e características do ambiente de informação da empresa, como listagem de ADR, número de analistas que acompanham a empresa e convergência das projeções, são testadas contra duas métricas do erro de projeção, acurácia e viés. Nossas hipóteses são que existem fatores que influenciam de maneira significativa o tamanho do erro de projeção (acurácia) e o viés das projeções (viés). Estas hipóteses foram confirmadas, isto é, nossas regressões apresentaram pelo menos um fator que se mostrou significativo estatisticamente para influenciar o tamanho do erro de projeção (hipóteses H1 e H2) ou o seu viés (hipótese H3). Entretanto, os resultados mostram que vários fatores que se mostram significativos em testes conduzidos em mercados desenvolvidos – tais como tamanho, endividamento e variabilidade do lucro – não se mostraram significativos no mercado brasileiro. Por outro lado, os fatores relacionados com o resultado do ano projetado ou do ano anterior se mostraram fortemente significativos. Acreditamos que os resultados podem ser explicados de três maneiras: 1) ou a capacidade de adicionar valor dos analistas em relação a modelos estatísticos de projeção é muito pequena, devido à sua falta de habilidade; ou 2) a instabilidade macroeconômica é tão grande domina todos os outros fatores que poderiam influenciar o tamanho do erro de projeção; ou 3) os resultados das empresas nos mercados desenvolvidos são tão administrados, isto é, tão estáveis, que permitem que fatores mais sutis como o tamanho, o nível de endividamento e a variabilidade do lucro se tornem significativos. Esta dissertação não permite distinguir qual das explicações é a correta. Uma de suas limitações é não incluir variáveis referentes à habilidade e experiência dos analistas e, também, variáveis relacionadas a fatores como governança corporativa e *disclosure* de informações. Em uma linha de pesquisa muito extensa nos países desenvolvidos, mas praticamente inexistente no Brasil, esperamos que estudos futuros supram estas lacunas e nos permitam entender melhor a questão da qualidade das projeções de resultados no contexto brasileiro.

Palavras-chave: analistas de investimentos, projeção de resultados, erro de projeção, acurácia, viés de projeção.

ABSTRACT

The current dissertation analyses the forecast error of the sell side analysts in the Brazilian context, defined as the difference between the forecast consensus and the company earnings effectively reported. The size of the forecast error is used as a proxy for the quality of the forecast produced by the analysts of a specific stock market. A vast academic literature shows that an improvement in the quality of the forecasts produced by the analysts, measured by a decrease in the size of the forecast error, is related with a decrease in the asymmetry of information in such market and by an increase in the market value of its companies. Two regressions are tested, in which company characteristics, such as sector, size, leverage and variability of earnings, and characteristics of the company's information environment, such as ADR listing, number of analysts following and forecast convergence, are tested against two metrics of forecast error, accuracy and bias. Our hypotheses are that there are factors that impact significantly both the size of the forecast error (accuracy) and the bias presented by the projections (bias). The hypotheses are confirmed, that is, the regressions present at least one factor that impacts significantly either the size of the forecast error (hypotheses H1 and H2) or the bias (hypothesis H3). However, the results show that many factors that are significant in tests conducted in developed markets – such as size, leverage and earnings variability – are not significant in the Brazilian context. On the other hand, factors related to the company results in the fiscal year being forecast and in the previous year result to be strongly significant. We believe that these results can be explained in three ways: 1) either forecasts produced by Brazilian analysts add very little value over statistical models, probably because of lack of ability; or 2) the macroeconomic instability in Brazil is so great that its influence on the companies' results dominates all other factors that could impact the size of the forecast error; or 3) the earnings management of the companies in the developed markets is so widespread, leading to such a stability of earnings, that it allows for more subtle factors such as size and leverage become significant. This study does not allow us to distinguish which one is the correct explanation. One of its limitations is not to include variables related to the ability and experience of the analysts, as well as variables related to governance and disclosure. In a body of research that is very extensive in developed countries, but practically inexistent in Brazil, we hope that future research fills these gaps and allow us to better understand the issue of the quality of earnings forecast in the Brazilian context.

Keywords: financial analysts, earnings forecast, forecast error, accuracy, forecast bias

LISTA DE FIGURAS E GRÁFICOS

GRÁFICO 1: DENSIDADE DA AMOSTRA DA VARIÁVEL VIÉS

51

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – O VALOR DE MERCADO DAS EMPRESAS NEGOCIADAS NA BOLSA DE VALORES COMO PERCENTUAL DO PRODUTO INTERNO BRUTO DO PAÍS	13
TABELA 2 – VARIÁVEL EXPLICATIVA FATORIAL <i>DASA</i>	37
TABELA 3 – VARIÁVEL EXPLICATIVA FATORIAL <i>DSETOR</i>	44
TABELA 4 – ANÁLISE DESCRITIVA DA AMOSTRA PARA ESTUDO DA QUALIDADE DAS PROJEÇÕES DOS ANALISTAS DE INVESTIMENTOS	49
TABELA 5 – COEFICIENTES DE CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS DEPENDENTES E AS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS	52
TABELA 6 – RESULTADOS DA REGRESSÃO – PAINEL A: VARIÁVEIS NÃO FATORIAIS	54
TABELA 6 – RESULTADOS DA REGRESSÃO – PAINEL B: VARIÁVEIS FATORIAIS AGREGADAS	57

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	11
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	17
2.1 Propriedades das estimativas de lucro como determinantes da qualidade das projeções dos analistas	19
2.1.1 Acurácia	19
2.1.1.1 Horizonte de projeção	20
2.1.1.2 Padronização	21
2.1.2 Viés	21
2.1.2.1 Problemas de incentivos	22
2.1.2.2 Problemas de seleção	23
2.1.2.3 Problemas cognitivos	24
2.1.2.4 Problemas metodológicos de tratamento da amostra	24
2.1.2.5 Problemas de assimetria dos lucros realizados	25
3 HIPÓTESES, METODOLOGIA, BASE DE DADOS E DISCUSSÃO DAS VARIÁVEIS	26
3.1 Hipóteses	26
3.2 Método de estimação dos parâmetros, caracterização do banco de dados e apresentação da regressão	27
3.3 Definição teórica e operacional das variáveis	27
3.3.1 Variáveis Dependentes	28
3.3.1.1 Resumo das Variáveis Dependentes	29
3.3.2 Variáveis Explicativas	29
3.3.2.1 Tamanho (TAM)	30
3.3.2.2 Variabilidade do Lucro (VARIAB)	33
3.3.2.3 Endividamento (ENDIV)	34
3.3.2.4 Variável fatorial para a variação sobre o ano anterior (DASA)	36
3.3.2.5 Variável Binária para Empresas que possuem ADR (DADR)	37
3.3.2.6 Variável Binária para Empresa com Prejuízo (DPREJ)	38
3.3.2.7 Número de Analistas que acompanham a empresa (NUMANAL)	40
3.3.2.8 Convergência entre as projeções dos Analistas (CONV)	41
3.3.2.9 Variável fatorial de controle de setor (DSET)	42
3.3.2.9.1 Classificação de setores	42

3.3.2.10 Variável fatorial de controle de ano (DANO) e variável fatorial de controle	44
3.3.2.11 Resumo das Variáveis Explicativas	46
3.4 Base de Dados e Amostra	47
3.4.1 Apresentação da amostra	48
3.4.2 Assimetrias da amostra da variável VIÉS	49
4 ANÁLISE DOS RESULTADOS	52
4.1 Análise de Correlação	52
4.2 Resultados da regressão e discussão das hipóteses testadas	54
4.2.1 Discussão das variáveis fatoriais agregadas	57
4.3 Questões metodológicas	58
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	60
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	63
APÊNDICES	67

1 INTRODUÇÃO

A presente dissertação analisa o erro de projeção dos analistas de investimentos do *sell side*¹. O erro de projeção é definido como a diferença entre o consenso das projeções dos analistas e o resultado efetivamente reportado pela empresa. O tamanho do erro de projeção é uma medida da qualidade das projeções dos analistas de um determinado mercado de capitais.

Uma vasta literatura acadêmica, revisada ao longo desta dissertação, mostra que uma melhora na qualidade das projeções dos analistas, medida através de uma diminuição do tamanho do erro de projeção, está relacionada com a redução da assimetria de informação e com um aumento do valor de mercado das empresas.

Dentro da estrutura dos intermediários financeiros – bancos múltiplos, corretoras, distribuidoras, assessores de investimentos – quem produz as projeções de resultados das empresas são os analistas de investimentos. A partir de uma série de informações públicas e privadas sobre a economia, sobre o setor e sobre a empresa, o analista de investimentos prepara uma projeção de resultados futuros, define um preço-alvo (*target price*) e apresenta uma recomendação de investimento para as ações da empresa analisada: comprar, manter ou vender. A projeção de lucros dos analistas é a base de suas recomendações de investimentos e, portanto, quanto melhor a qualidade daquelas ou, em outras palavras, quanto mais precisas as projeções, melhores serão as recomendações de investimento.

¹ Ainda que todos os analistas de investimentos normalmente façam recomendações de investimento, a categoria pode ser dividida em dois grupos: os analistas do *sell-side* e os analistas do *buy-side*. Ao longo de todo este trabalho, os termos “analista de investimentos” ou “analista financeiro” serão utilizados para designar exclusivamente analistas do chamado *sell-side*. Os analistas do *sell-side* analisam empresas, projetam resultados e emitem recomendações de investimentos que são utilizadas por clientes de seu empregador, normalmente investidores individuais e institucionais. Em contraste, os analistas do chamado *buy-side* analisam empresas e fazem recomendações de investimentos exclusivamente para uso interno, isto é, para outros profissionais de sua própria empresa. De forma geral, os empregadores dos analistas do *sell-side* são corretoras e distribuidoras de valores mobiliários e bancos múltiplos ou de investimentos, enquanto os empregadores dos analistas do *buy-side* são administradores de fundos e recursos. Em geral, os analistas do *buy-side* utilizam as projeções dos analistas do *sell-side* como um *input* de seu processo de recomendação. É importante esclarecer que todas as pesquisas discutidas nesta dissertação, assim como todos os dados utilizados nos testes para o caso brasileiro, referem-se exclusivamente a projeções de resultados produzidas pelos analistas do *sell-side*.

Portanto, há interesse em entender quais fatores são determinantes na precisão das projeções dos analistas. Parte-se da premissa de que, quanto maior a precisão das projeções, mais cresce a credibilidade do analista. Quanto maior sua credibilidade, melhor sua posição como agente com condições de reduzir a assimetria de informação do mercado. Lang, Lins *et al.* (2003), por exemplo, mostram que, quanto mais precisas as projeções dos analistas, maior o valor da empresa analisada. A relação passa pela redução do risco da empresa para o investidor: quanto mais os investidores têm condições de prever o desempenho futuro da empresa, menor o desconto da assimetria de informação e maior o valor da empresa. Em última análise, em linha com Lang e Lundholm (1996) e Botosan (1997), a redução nos riscos de estimação de resultados e na assimetria de informação, reduzem o custo de capital da empresa e melhoram a eficiência da economia.

Chang, Khanna *et al.* (2000) apresentam dados que mostram uma relação inequívoca entre a qualidade da projeção, medida pelo tamanho do erro de projeção, e o desenvolvimento do mercado de capitais, medido pela relação entre o valor de mercado das empresas e o PIB.

Segundo Jacob, Lys *et al.* (1998) existe uma outra razão para entender o que influencia a qualidade da projeção dos analistas. A qualidade das projeções determina o valor do analista para seu empregador e, portanto, sua remuneração e sua perspectiva de carreira. Ainda que as recomendações de ações e a promoção de atividades de corretagem e fusões e aquisições também sejam consideradas responsabilidades dos analistas, a qualidade de suas projeções é a base de tudo. Afinal, se as projeções não são precisas, como agregar valor às outras atividades? Portanto, os agentes do mercado financeiro, principalmente os analistas e seus empregadores, têm interesse em estudos como este.

Como mostra a tabela 1, abaixo, o mercado acionário brasileiro é uma fonte de poupança interna sub-utilizada, se comparado aos mercados desenvolvidos.

Tabela 1: Valor de mercado das empresas negociadas na bolsa de valores como percentual do produto interno bruto do país

País	Valor de Mercado (VM) US\$milhões	Produto interno bruto (PIB) US\$milhões	VM/ PIB %
Reino Unido	2.765,9	2.016	137%
Australia	701,8	541	130%
Estados Unidos	14.860,3	12.151	122%
Chile	75,2	78	96%
Japão	3.443,8	4.750	73%
Korea	483,3	673	72%
Brasil	380,6	552	69%
Tailândia	100,5	159	63%
Índia	381,6	675	57%
Grecia	80,2	184	44%
Alemanha	1.042,4	2.489	42%
México	216,7	703	31%
Singapura	18,4	105	18%
Argentina	20,7	142	15%

Fontes: Thompson ONE Financial, Banco Mundial, bancos centrais

Uma ampla literatura econômica, revisada por La Porta, Lopez-De-Silanes *et al.* (2000), aponta a relação entre o desenvolvimento do mercado financeiro e o crescimento da economia. Além de aumentar o nível de poupança, esta literatura mostra que o desenvolvimento do mercado acionário canaliza a poupança para investimentos reais. Adicionalmente, o desenvolvimento do mercado acionário permite que o capital flua entre distintas opções de investimento de maneira mais eficiente, aumentando o nível de eficiência na alocação de recursos da economia como um todo.

Um fator pouco citado na discussão sobre o mercado de capitais brasileiro, entretanto, é o problema de seleção adversa enfrentado pelo pequeno investidor. Na sua percepção, seu nível de informação sobre as empresas difere drasticamente do nível de informação dos outros agentes do mercado, como os acionistas controladores e os investidores institucionais. Desta maneira, os pequenos investidores estão sujeitos a um problema de assimetria de informação (Akerlof (1970); Healy e Palepu (2001); Stein (2003)), quando decidem investir suas

poupanças, muito maior do que os acionistas controladores ou do que os investidores institucionais.

Diferentemente dos pequenos investidores, os controladores são, por definição, agentes informados, já que no Brasil não ocorre a separação entre controle e propriedade, descrito por Jensen e Meckling (1976), que existe no mercado americano.

Os investidores institucionais, nacionais e estrangeiros, podem – e têm o dever fiduciário de – suportar o custo de melhorar seu nível de informação sobre as empresas das quais possuem, ou pretendem possuir, ações. Como este custo é relativamente fixo, enquanto o benefício cresce diretamente com o tamanho do investimento, ele normalmente não pode ser suportado por investidores individuais.

Estes pequenos investidores dependem de intermediários financeiros que assumam o custo de reduzir a assimetria de informação em troca do pagamento de comissões e de outras receitas geradas por seus clientes. Desta maneira, o custo é diluído entre inúmeros pequenos investidores, gerando a economia de escala equivalente à dos investidores institucionais.

Entretanto, para poder cumprir seu papel, estes intermediários financeiros têm que ser percebidos como eficientes. E eficiência, no mercado acionário, se resume a uma frase: apresentar boas recomendações de investimento, levando em conta a relação retorno/risco.

Um corpo de pesquisa substancial (Schipper (1991); Basu, Hwang *et al.* (1998); Das (1998); Lang, Lins *et al.* (2003)) mostra que as projeções de lucros dos analistas são mais precisas do que aquelas geradas por um modelo mecânico baseado em séries de tempo. Os modelos mecânicos, ou estatísticos, projetam lucros levando em conta exclusivamente o padrão de lucros histórico da empresa. Yee (2004) cita vários estudos em que a projeção dos analistas se mostraram melhor previsor do valor de uma empresa do que outros métodos, como empresas comparáveis ou o lucro passado da empresa.

Esta conclusão não é surpreendente já que, se os analistas não fossem melhores do que os modelos mecânicos, não se justificaria a grande quantidade de recursos investida nos departamentos de análise em todo o mundo. As pesquisas acadêmicas sobre o assunto mostram que as vantagens dos analistas advêm de dois fatores: vantagem informacional e vantagem de timing. A vantagem informacional agrega todas as informações adicionais, fora o padrão de lucros histórico, que o analista tem no mesmo momento que o modelo estatístico. A vantagem de timing incorpora todas as informações que vão sendo conhecidas ao longo do tempo, mas antes que um novo lucro seja reportado pela empresa. Das (1998) apresenta um bom resumo de várias pesquisas que mostram as vantagens, tanto de timing quanto de informação, que os analistas têm em relação a modelos estatísticos baseados em séries de tempo.

Nossas hipóteses foram confirmadas, isto é, nossas regressões apresentaram pelo menos um fator de característica da empresa ou de seu ambiente de informação que se mostrou significativo estatisticamente para influenciar o tamanho do erro de projeção (hipóteses H1 e H2) ou o seu viés (hipótese H3).

Entretanto, os resultados do estudo mostram que vários fatores que se mostram significativos em testes conduzidos em mercados desenvolvidos – tais como tamanho, endividamento e variabilidade do lucro – não se mostraram significativos no mercado brasileiro. Por outro lado, os fatores relacionados com o resultado do ano projetado ou do ano anterior se mostraram fortemente significativos. Acreditamos que os resultados podem ser justificados de três maneiras distintas: 1) ou a capacidade de adicionar valor dos analistas em relação a modelos estatísticos de projeção é muito pequena, devido à sua falta de habilidade; ou 2) a instabilidade macroeconômica é tão grande que sua influência sobre os resultados das empresas domina todos os outros fatores que poderiam influenciar o tamanho do erro de projeção; ou 3) os resultados das empresas nos mercados desenvolvidos são tão administrados e, portanto, tão estáveis, que permitem que fatores mais sutis como o tamanho, o nível de endividamento e a variabilidade do lucro se tornem significativos.

Esta dissertação não permite distinguir qual das explicações é a correta. Uma de suas limitações é não incluir variáveis referentes à habilidade e experiência dos analistas e, também, variáveis relacionadas a fatores como governança corporativa e *disclosure* de informações. Em uma linha de pesquisa muito extensa nos países desenvolvidos, mas praticamente inexistente no Brasil, esperamos que estudos futuros supram estas lacunas e nos permitam entender melhor a questão da qualidade das projeções de resultados no contexto brasileiro.

Esta dissertação está estruturada da seguinte maneira. No Capítulo 2 – Revisão Bibliográfica, mostramos que a produção acadêmica que examina as atividades dos analistas de investimentos está completando 35 anos. Durante este período analisou-se, majoritariamente no contexto norte-americano, os fatores que geravam erros sistemáticos nas projeções dos analistas. De maneira similar a esta dissertação, a maioria dos estudos sobre qualidade das projeções dos analistas se concentram em uma variável ou um conjunto de variáveis que, acreditam, servem como sucedâneos de fatores que tornam mais simples (“fácil”) ou mais complexa (“difícil”) a tarefa de projetar lucros. Adicionalmente, apresentamos alguns conceitos importantes para entender a pesquisa sobre a qualidade das projeções dos analistas, como os conceitos de acurácia e viés.

No Capítulo 3 – Hipóteses, Metodologia, Base de Dados e Discussão das Variáveis, apresentamos nossas hipóteses, discutimos a metodologia de estimação utilizada nesta dissertação e descrevemos a regressão para, em seguida, apresentar e discutir as variáveis dependentes, explicativas e de controle que fazem parte da regressão.

No Capítulo 4 – Análise dos Resultados, apresentamos os resultados da regressão e discutimos algumas questões metodológicas relevantes. Finalmente, no Capítulo 5 – Considerações Finais, discutimos alguns temas para pesquisas futuras, fazemos um resumo das conclusões que puderam ser tiradas da dissertação e apresentamos nossos comentários finais.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Os estudos acadêmicos sobre os analistas normalmente utilizam duas métricas produzidas por estes profissionais e passadas aos investidores: lucro projetado e recomendação. De uma maneira geral, o foco principal destes estudos sempre foi testar se os analistas adicionavam valor ao mercado de capitais.

Os primeiros estudos centrados na qualidade da projeção dos analistas datam das décadas de 70 e 80. Schipper (1991) apresenta um bom *survey* das pesquisas durante estas duas décadas. Estes estudos pioneiros buscavam demonstrar se as projeções de lucros dos analistas eram mais precisas do que modelos estatísticos de séries de tempo, isto é, modelos computacionais que projetam os lucros futuros a partir do desempenho passado. Presumia-se que os analistas de investimentos eram capazes de incorporar informações recentes sobre a empresa, sobre seu setor de atuação e sobre a economia como um todo a suas projeções e isto melhoraria a precisão de suas previsões.

Para muitos estudos do início dos anos 80, o interesse pela acurácia das projeções não estava relacionado ao desempenho dos analistas. Naquela época o consenso das projeções dos analistas era usado quase exclusivamente como sucedâneo da expectativa do mercado em relação ao lucro de uma dada empresa. Neste contexto, as primeiras comparações entre consenso e resultado real buscavam entender como este sucedâneo podia se desviar das expectativas reais do mercado e qual o impacto de tais desvios nos resultados dos testes.

Somente no final dos anos oitenta e início dos anos noventa começa a ganhar corpo a literatura sobre as projeções dos analistas como uma variável de interesse por si só, e não como sucedâneo de outra variável. A acurácia começa a ser analisada como uma medida de desempenho de uma atividade importante para a melhora da eficiência do mercado de capitais, como discutido anteriormente. Este conjunto importante de estudos focou nas características das projeções e recomendações. Em primeiro lugar, buscavam entender quão eficientes eram as

projeções de lucros dos analistas de investimento, no sentido de entender qual o nível de acerto e se havia algum viés sistemático nas projeções. Em seguida, buscou-se determinar quais os fatores que determinavam o nível de acerto e o viés. Das e Saudagaran (2002) citam Givoly e Lakonishok (1984) e Brown (1993) como exemplos de revisões detalhadas da literatura que examina as características das projeções de lucro dos analistas no contexto do mercado de capitais norte-americano. O *survey* de Brown também é citado por Lang e Lundholm (1996) como uma boa revisão da substancial literatura sobre as propriedades das projeções dos analistas gerada nas décadas de 70 e 80.

Mais recentemente, vários estudos passaram a se concentrar nos vieses sistemáticos nas projeções e recomendações dos analistas. Um dos maiores debates na produção acadêmica atual é sobre os fatores que levam a os analistas a apresentarem tais vieses.

Inicialmente, acreditava-se que o viés positivo era fruto de incentivos equivocados dos analistas, isto é, do fato de parte da remuneração dos analistas depender de gerar negociação com as ações acompanhadas ou mandatos de lançamento de ações. Paulatinamente, entretanto, os estudos passaram a incluir fatores cognitivos como possíveis responsáveis pelo viés positivo apresentado pelas projeções dos analistas. Abarbanell e Lehavy (2003) e Healy e Palepu (2001) apresentam boas revisões da literatura acadêmica sobre o viés da projeção dos analistas.

Comparado com os Estados Unidos, os estudos sobre a qualidade das projeções dos analistas brasileiros é quase inexistente. Mafra e Ness Jr. (2002) apresentam um bom *survey* sobre a contabilidade como instrumento de informação, mas não citam estudos em que a qualidade das projeções dos analistas tenha sido o foco principal. A tese de Lopo Martinez (2004), “Analisando os Analistas” é o que mais se aproxima desta dissertação. Embora realize uma análise descritiva detalhada dos analistas brasileiros, Martinez não analisa os fatores mais significativos na determinação da qualidade de suas projeções.

2.1 Propriedades das estimativas de lucro como determinantes da qualidade das projeções dos analistas

A maior parte dos estudos sobre as projeções dos analistas baseia-se em estimativas de lucros por ação por ser uma métrica que combina uma série de vantagens: é regularmente compilada e publicada por vários administradores de bancos de dados, permite uma comparação razoável entre diferentes analistas e pode ser facilmente combinada com o lucro por ação realizado (ou reportado) para gerar um valor de erro de projeção (EP) que não envolve nenhuma subjetividade.

Ao discutir a qualidade das projeções de lucros dos analistas de investimentos, pesquisadores normalmente analisam algumas propriedades das estimativas de lucros. As duas propriedades mais estudadas são a acurácia e o viés.

2.1.1 Acurácia

A acurácia captura a precisão da projeção do analista i para a o lucro da empresa j para o ano t . Precisão tipicamente mede a distância entre o valor projetado e o valor real, sem se importar com a direção do desvio.

Vários estudos (Basu, Hwang *et al.* (1998), Gu e Wu (2000), por exemplo) mostram que os empregadores analisam o erro de projeção absoluto, isto é, não importa se positivo ou negativo, para definir promoções e bônus dos analistas. Existem até provedores de serviços que analisam estes erros e vendem relatórios aos empregadores, fazendo com que o analista tenha interesse em minimizar o erro absoluto.

Para determinar a acurácia da projeção de um analista, pesquisadores usam o erro de projeção (EP). O EP é normalmente calculado como a diferença, em termos absolutos, entre o lucro por ação reportado ou realizado pela empresa j no ano t , $R_{j,t}$, e o lucro por ação projetado pelo analista i para a empresa j para o ano t , $P_{i,j,t}$. Portanto, uma fórmula típica de cálculo de erro de projeção seria:

$$EP_{i,j,t} = |R_{j,t} - P_{i,j,t}|$$

2.1.1.1 Horizonte de projeção

Além do analista i , da empresa j e do ano t , o EP tem ainda uma dimensão adicional, a idade ou horizonte da projeção, h . Estudos mostram que quanto mais “antiga” a projeção, isto é, quanto maior o período de tempo entre a projeção e a divulgação do lucro realizado (o horizonte da projeção), maior o EP, já que os analistas vão incorporando informações públicas adicionais a suas projeções ao longo do ano. Portanto, a fórmula inicial completa de cálculo de erro de projeção seria:

$$EP_{i,j,h,t} = |R_{j,t} - P_{i,j,h,t}|$$

Entre os textos analisados, não há consenso em relação ao horizonte a utilizar. Alguns autores usam somente um horizonte. Basu, Hwang *et al.* (1998), por exemplo, usa o consenso mais recente antes da efetiva publicação do lucro realizado pela empresa. Lang, Lins *et al.* (2003) usam as projeções dos analistas no 11º mês do ano para calcular o erro de projeção. Como justificativa, citam estudos que mostram que a atividade de revisão de projeções dos analistas cai marcadamente após esta data. Francis, Chen *et al.* (2004) usam somente uma data exatamente porque querem evitar que a publicação de resultados trimestrais ao longo do ano influencie o EP.

Outros autores usam múltiplos horizontes. Hope (2003) calcula os EP mês-a-mês dos meses 4 ao 12 e finalmente calcula um EP médio tirando a média destas observações. Das e Saudagaran (1998) usam todos os meses do ano fiscal t mais três meses do ano seguinte, $t+1$.² Lang e Lundholm (1996) usam uma média simples dos doze meses do ano fiscal da empresa, justificando que não é possível saber quando, ao longo do ano, o analista absorve a informação que utilizará para realizar

² Em todos os textos nos quais Somnath Das participa é dada grande importância para o horizonte da projeção. Além da função principal de captar o acúmulo de informação ao longo do tempo e seu impacto no EP, o autor aponta como um benefício adicional que o uso de vários horizontes aumenta o número de observações, mas exige o uso de variáveis fatoriais de controle para cada trimestre na regressão.

a projeção. Eames, Glover *et al.* (2002) usam somente os meses 1, 2 e 3 (janeiro, fevereiro e março), justificando que, quanto mais longo o horizonte, maior o erro de projeção e, portanto, mais “fortes” os resultados do teste.

2.1.1.2 Padronização

O valor absoluto do lucro por ação de uma empresa depende do tamanho do lucro e do número de ações da empresa, tornando impossível comparar lucros por ação de diferentes empresas diretamente. Isto obriga que seja feita uma padronização do EP entre as empresas. Esta padronização permite que os EPs de todas as empresas sejam comparáveis.

Quase todos os artigos reportam haver testado vários tipos de padronização com resultados equivalentes. Os dois tipos de padronização mais utilizados são o preço da ação no início do ano fiscal, isto é, em $t - 1$, (Basu, Hwang *et al.* (1998), Lang e Lundholm (1996), Gu e Wu (2000), Hope (2003), por exemplo) e o próprio lucro por ação em termos absolutos, projetado ou realizado (Chang, Khanna *et al.* (2000)). A padronização pelo preço da ação é preferida, pois evita problemas de valores extremos de EP que ocorrem se o lucro por ação estiver muito próximo de zero.

Portanto, as duas fórmulas de cálculo de erro de projeção mais comuns são:

$$EP_{i,j,h,t} = \frac{|R_{j,t} - P_{i,j,h,t}|}{\text{Preço}_{j,t-1}} \quad e \quad EP_{i,j,h,t} = \frac{|R_{j,t} - P_{i,j,h,t}|}{|R_{j,t}|}$$

2.1.2 Viés

O viés refere-se ao grau em que a projeção do analista se distânciava do valor real para cima ou para baixo. Neste caso, não são usados os valores absolutos, isto é, o sinal é levado em conta e o resultado final é uma combinação de resultados positivos e negativos que se anulam.

As fórmulas mais utilizadas para calcular o viés são:

$$EP_{i,j,t} = \frac{R_{j,t} - P_{i,j,t}}{\text{Preço}_{j,t-1}} \quad e \quad EP_{i,j,t} = \frac{R_{j,t} - P_{i,j,t}}{|R_{j,t}|}$$

Na segunda fórmula, o denominador continua sendo considerado em termos absolutos, de maneira a preservar o sinal do numerador.

É importante enfatizar, que, em ambas fórmulas, um valor negativo indica otimismo por parte do analista, pois o lucro projetado terá ficado acima do efetivamente realizado, e, inversamente, um valor positivo indica pessimismo. Embora pareça contrária ao senso comum, esta lógica já está tão arraigada na literatura acadêmica sobre o viés, que tentativas de reverter a fórmula (apresentando o lucro projetado antes do lucro realizado), como em Hope (2003), acabam criando ainda mais confusão.

Existe um grande interesse acadêmico no viés das projeções dos analistas, maior até do que o interesse na acurácia das projeções. Isto ocorre porque se acredita que o viés captura com mais precisão um fator que tem despertado muito interesse ultimamente: os incentivos a que os analistas estão sujeitos e como estes incentivos influenciam suas projeções. Este assunto será analisado com detalhe a seguir.

Revisando a produção acadêmica sobre o tema, podem-se apontar cinco teorias distintas que tentam explicar o viés das projeções dos analistas. A seguir discutiremos cada uma delas rapidamente. A ordem de apresentação segue aproximadamente a ordem em que cada uma delas se tornou mais popular.

2.1.2.1 Problemas de incentivos

Os primeiros estudos sobre viés de projeção teorizavam que os analistas apresentavam viés otimista devido a problemas de incentivos. Para os defensores desta teoria os analistas são racionais e sua expectativa de distribuição dos lucros da empresa analisada é correta. Porém, os analistas optam por apresentar projeções viesadas conscientemente devido aos incentivos a que estão sujeitos. Os

principais incentivos seriam: 1) ligados ao empregador, isto é, à pressão para promover atividades que geram receitas para seus empregadores, como transações de compra e venda de ações e de lançamentos de novas ações, e 2) ligados às empresas analisadas, isto é, a necessidade de cultivar boas relações com os administradores das empresas analisadas.

Schipper (1991) oferece uma boa discussão sobre os incentivos apresentados aos analistas. A autora assinala, por exemplo, que limitar os problemas de incentivos à remuneração dos analistas é um enfoque simplista. O relacionamento com as empresas analisadas também é uma fonte de incentivos importante. Quanto mais baixo o nível de informação pública sobre a empresa analisada, maior tenderá a ser o viés otimista dos analistas, pois maior a será a necessidade de manter um bom relacionamento com os administradores das empresas analisadas.

Gu e Wu (2000) analisam a questão o viés mais recentemente e chamam o problema de incentivos de viés de apresentação. O analista conhece a distribuição real do lucro, mas pelas razões expostas acima, optaria por apresentar projeções diferentes. Segundo estes autores, os analistas teriam maior incentivo para projetar otimisticamente empresas menores, onde dependem mais de um bom relacionamento com os administradores.

2.1.2.2 Problemas de seleção

Em um segundo momento, percebeu-se que ocorria também um problema de seleção, que combinava duas decisões. Em primeiro lugar, a decisão de qual empresa analisar. Os analistas pareciam preferir projetar lucros de empresas que já lhes pareciam apresentar boas perspectivas ex ante, aumentando as chances de um viés otimista ex post.

Mesmo quando os analistas não tinham a oportunidade de escolher qual empresa analisar, uma segunda decisão determinava um viés de seleção: a política do empregador quanto a quais projeções apresentar aos clientes. Devido a potenciais problemas de relacionamento com as empresas analisadas, muitas

corretoras optavam por simplesmente não tornar públicas projeções abaixo do consenso do mercado, levando a um aumento deste consenso e a um viés otimista.

2.1.2.3 Problemas cognitivos

Mais recentemente, acompanhando o desenvolvimento das finanças comportamentais, ganhou popularidade a teoria que defende que os analistas não são totalmente racionais. Eles apresentam o que realmente acreditam, sem problemas de incentivos ou de seleção, mas a maneira como processam a informação apresenta falhas cognitivas, que geram um viés otimista.

Gu e Wu (2000) acreditam que existe um viés de processamento, isto é, o analista não é totalmente racional. Ainda que pensem estar reportando o que realmente acreditam, falhas cognitivas e crenças levam a problemas de sub- ou sobre-reação a certas informações.

Eames, Glover *et al.* (2002) apresenta a teoria de que os analistas sofrem de um “raciocínio motivado” ao fazer projeções. O raciocínio motivado seria a tendência a fazer a projeção já com uma conclusão pré-definida em mente. Os autores reforçam esta idéia mostrando que algumas vezes a recomendação de investimento – compra, venda ou manutenção – é apresentada ao mercado antes que a projeção seja feita.

2.1.2.4 Problemas metodológicos de tratamento da amostra

Já bem no final dos anos 90, vários estudos começaram a enfatizar problemas metodológicos no tratamento da amostra dos erros de projeção. Gu e Wu (2000), por exemplo, discute truncagem de extremos e problemas metodológicos gerados pelo uso da metodologia dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Uma análise detalhada destes problemas é apresentada na Seção 5.2 abaixo.

2.1.2.5 Problemas de assimetria dos lucros realizados

A literatura acadêmica que trata da manipulação dos lucros reportados pelos administradores é certamente mais antiga do que a literatura sobre as projeções dos analistas. Entretanto, o foco no impacto da manipulação dos lucros sobre a atividade dos analistas e, mais especificamente, do impacto da assimetria da distribuição dos lucros reportados sobre os testes empíricos relacionados a projeções de lucros realizados anteriormente, ganha força a partir da discussão sobre assimetria dos erros de projeções. Em outras palavras, o que é viesado, o EP ou os lucros reportados, contra os quais as projeções são comparadas?

Gu e Wu (2000) apresenta uma boa discussão sobre este tema. A contabilidade atual tem tendência conservadora. A tendência conservadora se apresenta de forma direta, na facilidade que oferece às empresas para contabilizar efeitos negativos (*write-down* e *write-offs*, perdas contingentes, mais baixo de custo ou mercado) e dificuldades que lhes impõe para contabilizar efeitos positivos (*write-ups* e ganhos contingentes). Mas a tendência conservadora também se apresenta de forma indireta, ditada por relações contratuais em um mundo de incerteza onde há assimetria de informação. Tudo isso leva a uma dinâmica de *earnings smoothing* e *big bath*, em outras palavras, a dinâmica das empresas apresentarem pequenos crescimentos de lucro por vários anos seguido de um grande decréscimo ou prejuízo.

A conclusão é que o viés na distribuição dos erros de projeção é, provavelmente, a combinação do viés das projeções dos analistas com o viés dos resultados das empresas. Portanto, qualquer trabalho que trate com essas variáveis deve analisar detidamente as características da base de dados do estudo.

3 HIPÓTESES, METODOLOGIA, BASE DE DADOS E DISCUSSÃO DAS VARIÁVEIS

3.1 Hipóteses

Esta dissertação analisa a questão da acurácia e do viés das projeções preparadas pelos analistas de investimentos. Na questão da acurácia, queremos testar se existem fatores que tornam mais “fácil” ou mais “difícil” o processo de projetar resultados e utilizamos o tamanho do erro de projeção como um sucedâneo da complexidade da tarefa de projetar resultados. Assim, quanto maior o erro de projeção, mais difícil projetar o resultado de uma determinada empresa.

Portanto, nossas hipóteses em relação à acurácia das projeções dos analistas de investimentos são as seguintes:

H1. Existem características da empresa – tais como **tamanho** e **setor de atuação** – e do ambiente de informação da empresa – tais como **listagem de ADR** e **número de analistas que acompanham a empresa** – que influenciam de maneira significativa a qualidade das projeções dos analistas e reduzem o tamanho do erro de projeção.

H2. Existem características da empresa – tais como **nível de endividamento**, **variabilidade dos resultados** e **setor de atuação** – e do ambiente de informação da empresa – tal como a **convergência das projeções dos analistas** – que influenciam de maneira significativa a qualidade das projeções dos analistas e umentam o tamanho do erro de projeção.

Quanto à questão do viés, acreditamos que existam fatores que determinem um viés otimista nas projeções dos analistas. Este viés se traduz em um erro de projeção mais negativo (viés otimista). Podemos traduzir esta afirmação na seguinte hipótese:

H3. O **tamanho** da empresa, o fato de **possuir ADR** e o fato de **apresentar prejuízo** no ano que está sendo projetado são fatores que determinam um viés otimista nas projeções dos analistas e que tornam mais negativo o erro de projeção.

3.2 Método de estimação dos parâmetros, caracterização do banco de dados e apresentação da regressão

O método de estimação dos parâmetros utilizado nesta dissertação é o de Mínimos Quadrados Ordinários (MQO).

O banco de dados foi construído a partir de dados de painel independentes agrupados. O uso de dados de painel agrupados permite aumentar o tamanho da amostra e, assim, obter estimadores mais precisos e estatísticas de teste mais potentes.

O uso de dados de painel agrupados, entretanto, exige alguns cuidados na manipulação da amostra. Em primeiro lugar, para refletir o fato de que existem fatores que influenciam toda a população em cada período, devem-se incluir variáveis fatoriais de ano e, no caso específico desta dissertação, de horizonte de projeção (discutido em 2.1.1.1, acima). Além disso, é preciso realizar testes para controlar a colinearidade da amostra.

3.3 Definição teórica e operacional das variáveis

Botosan (1997) cita um *survey* de 23 estudos independentes sobre a associação entre o nível de informação pública e características das empresas para concluir que três variáveis se mostram significativas em praticamente todos estes estudos: tamanho, listagem em múltiplos mercados e nível de endividamento.

A revisão bibliográfica nos levou a incluir outras variáveis na regressão, mais diretamente relacionadas ao tema desta dissertação – relação entre a qualidade da

projeção e as características das empresas e de seu ambiente de informação – e que buscam captar as características que determinam a complexidade de projetar resultados para uma empresa em comparação à outra. Algumas destas variáveis, descritas em detalhe a seguir são o número de analistas que acompanham a empresa, seu setor de atuação e a expectativa de apresentar prejuízo no ano.

3.3.1 Variáveis Dependentes

Nesta dissertação testamos a influência das variáveis explicativas em duas variáveis dependentes: a acurácia e o viés do consenso da projeção dos analistas. A fundamentação teórica destas duas variáveis dependentes foi apresentada em detalhe nas sub-seções 2.1.1 – Acurácia e 2.1.2 – Viés.

As duas variáveis dependentes incorporam informações distintas e, portanto, devem ter interpretações distintas. A variável acurácia informa somente o tamanho do erro de projeção. A relação desta variável com as variáveis explicativas da regressão é simplesmente de aumento ou diminuição do erro de projeção.

Já a variável viés incorpora o otimismo (sinal negativo) ou pessimismo (sinal positivo) do analista. Sua relação com as variáveis explicativas da regressão não diz respeito ao tamanho do erro de projeção, mas sim se leva a um aumento seu viés otimista (mais negativo) ou a um aumento do viés pessimista (mais positivo)

As duas variáveis dependentes são calculadas a partir do erro de projeção (EP). Como apresentado na seção 2.1, o erro de projeção é a diferença entre o lucro por ação publicado pela empresa j para o ano t e o consenso das projeções dos analistas para a empresa j no ano t no horizonte h . No caso da acurácia, o EP é calculado sem levar em conta o sinal do erro, isto é, não importa se o consenso dos analistas estava acima ou abaixo do reportado pela empresa, só há interesse no tamanho do erro. No caso do viés, leva-se em conta o sinal do EP, isto é, se o consenso era otimista ou pessimista em relação ao finalmente reportado pela empresa.

O glossário do Thomson Financial, Thomson Financial Glossary - 2004 (2004), define lucro por ação como o lucro líquido das operações continuadas da empresa, isto é, excluindo resultados não operacionais, dividido pela média ponderada do número de ações da empresa durante o ano fiscal. Na preparação da amostra, porém, pudemos confirmar que os dados apresentados pelo serviço não sofriam qualquer tipo de ajuste em relação ao divulgado pela empresa.

O Thomson Financial fornece tanto o lucro por ação reportado pela empresa quanto o consenso das projeções dos analistas. Portanto, usamos sempre que possível, a mesma fonte para gerar a base de dados das duas variáveis. Quando isto não foi possível, usamos outras fontes de dados, como o banco de dados da Economatica ou o próprio relatório anual das empresas.

3.3.1.1 Resumo das Variáveis Dependentes

Apresentação da Variável	Sigla da Variável	Nome da Variável	Descrição
2.1.1	<i>ACU</i>	Acurácia	$ACU_{j,t,h} = \frac{ \text{Lucro Realizado}_{j,t} - \text{Lucro Projetado}_{j,t,h} }{ \text{Lucro Realizado}_{j,t} }$
2.1.2	<i>VIES</i>	Viés	$VIES_{j,t,h} = \frac{\text{Lucro Realizado}_{j,t} - \text{Lucro Projetado}_{j,t,h}}{ \text{Lucro Realizado}_{j,t} }$

3.3.2 Variáveis Explicativas

Com relação à variável dependente *ACU*, as variáveis explicativas utilizadas nesta dissertação tentam captar especificamente fatores que tornam mais simples ou mais complexa a tarefa de projetar resultados e, portanto, tendem a diminuir ou aumentar o erro de projeção, respectivamente. Com relação à variável *VIES*, as variáveis explicativas devem captar os fatores que levam a um otimismo ou pessimismo dos analistas.

Dentro destes fatores, nosso foco está nas características da empresa e no seu ambiente de informação, isto é, a quantidade de informação pública que existe no mercado sobre a empresa.

Neste contexto, incluímos quatro variáveis de origem fundamentalista (setor, tamanho, endividamento e variabilidade do lucro), três variáveis do ambiente de informação (listagem de ADRs, número de analistas e convergência das projeções) e duas variáveis específicas do resultado no ano (variação sobre o ano anterior e variável binária de prejuízo). Finalmente, também incluímos variáveis de controle fatoriais de ano e horizonte.

Abaixo, uma análise mais detalhada de cada uma destas variáveis explicativas.

3.3.2.1 Tamanho (*TAM*)

A variável de tamanho é, sem sombra de dúvida, a variável mais consensual dos estudos sobre precisão dos analistas. Praticamente todos os autores em nossa bibliografia usam esta variável em suas regressões com resultados significativos tanto estatística como economicamente. Especificamente no caso do Brasil, Chang, Khanna *et al.* (2000), em sua nota de rodapé número 21, comentam que a variável de tamanho se mostrou ainda mais significativa para uma sub-amostra de 15 países emergentes.

Em quase todos os estudos a métrica de tamanho é utilizada na sua forma logarítmica, que apresenta maior aproximação à curva normal. Segundo Wooldridge (2002), pág. 188, “variáveis estritamente positivas muitas vezes apresentam distribuições que são heteroscedásticas ou viesadas; usar a forma logarítmica pode mitigar, se não eliminar, ambos problemas”. Além disso, usar a forma logarítmica normalmente reduz a amplitude da distribuição da variável, muitas vezes de forma significativa, e torna os estimadores menos sensíveis a valores extremos.

A métrica em si pode ser o valor de mercado da empresa. Basu, Hwang *et al.* (1998), por exemplo, utilizam o log da mediana do valor de mercado das ações da empresa para os anos analisados. Bradshaw, Bushee *et al.* (2002), Botosan e Plumlee (2002), Gu e Wu (2000) e Das, Levine *et al.* (1998) utilizam o log do valor de mercado das ações a cada ano. Lang, Lins *et al.* (2003) utilizam o log dos ativos. Em nota de rodapé, estes autores mencionam que rodaram regressões com log do valor de mercado e com o log de vendas, mas que o log do valor contábil dos ativos foi o que se mostrou mais significativo estatisticamente. Lang, Raedy *et al.* (2002), Mafra e Ness Jr. (2002), Lang e Lundholm (1996) e Hope (2003) são exemplos de artigos que utilizam simplesmente o valor dos ativos (os dois primeiros) ou o valor de mercado da empresa (os dois últimos), sem a transformação logarítmica.

Ainda que exista um forte consenso sobre a importância da variável *TAM*, o sinal que se espera para esta variável gera muita discussão. Alguns autores acreditam que a relação do tamanho da empresa com o erro da projeção deveria ser positiva, isto é, quanto maior a empresa, maior o erro de projeção, pois quanto maior a empresa, maior tende a ser sua complexidade, já que tende a atuar em mais segmentos econômicos e apresentar uma estrutura de financiamento mais complexa. Chang, Khanna *et al.* (2000) argumentam que empresas que são parte de um grupo econômico são mais difíceis de projetar. Estas empresas podem transferir recursos entre empresas do grupo sem estarem sujeitas a monitoramento externo. O teste realizado por eles confirma este argumento, mas também mostra que os grupos econômicos estão entre os mais acompanhados pelos analistas, por estarem entre as maiores empresas listadas em cada mercado analisado.

Entretanto, outros autores (Hope (2003), Das, Levine *et al.* (1998), Francis, Douglas Hanna *et al.* (1997) e Lang e Lundholm (1993), por exemplo) argumentam que existe uma relação direta entre o tamanho da empresa e seu “ambiente de informação”, já que o custo de divulgar informações apresenta um custo marginal decrescente, por ter um forte elemento de custo fixo incluído nele. Portanto, quanto maior a empresa, melhor seria o seu “ambiente de informação”, isto é, maior a quantidade de informação pública sobre a empresa, maior o número de analistas produzindo relatórios e, portanto, menor deveria ser o erro de projeção. Desta maneira, a relação entre tamanho e erro de projeção deveria ser negativa.

Efetivamente, quase todos os estudos mostram uma relação negativa entre tamanho e erro de projeção, fortalecendo a hipótese de que o “ambiente de informação” que envolve a empresa tem um impacto mais forte do que a complexidade trazida pelo tamanho. Por outro lado, poucos estudos, principalmente no início desta linha de pesquisa, incluíam variáveis relativas ao ambiente de informação da empresa – número de analistas que a acompanham a empresa, convergência das projeções, lançamento ou não de ADR – e esta omissão pode ter gerado distorções no resultado da regressão.

Com relação à variável *VIES*, também não há consenso quanto ao sinal da variável *TAM*. A maioria dos autores argumenta que, quanto menor a empresa, mais importante é a relação do analista com os administradores para conseguir informação e, portanto, maior a tendência de otimismo do analista para manter esta boa relação. Neste caso, o sinal deveria ser positivo, isto é, quanto maior a empresa, menos otimista é o analista.

Entretanto, outros autores consideram que, quanto maior a empresa, maior a possibilidade de administrar resultados e apresentar menos variação de lucros ano a ano, o que se traduz em uma maior frequência de erros de projeção otimistas. Assim, a relação entre tamanho e viés seria negativa, quanto maior a empresa, mais otimista o analista.

No caso do Brasil, onde existe menos informação pública e, portanto, a relação com os administradores é importante, acreditamos que a relação entre tamanho e viés acompanhará a maioria dos autores e será positiva.

Desta maneira, esperamos que a variável *TAM* confirme a hipótese H1 em termos de acurácia e apresente uma relação significativa e negativa com a variável *ACU*. Com relação à variável *VIES*, esperamos que confirme a hipótese H3, e aumente de maneira significativa o viés otimista das projeções.

A variável *TAM* é definida como o log dos ativos totais da empresa no ano *t*.

3.3.2.2 Variabilidade do Lucro (*VARIAB*)

Quase todos os estudos (Schipper (1991); Lang e Lundholm (1996); Basu, Hwang *et al.* (1998); Das, Levine *et al.* (1998); Chang, Khanna *et al.* (2000); Gu e Wu (2000); Das e Saudagaran (2002); Hope (2003); Lang, Lins *et al.* (2003); Pope (2003)) sobre qualidade das projeções dos analistas apontam a volatilidade do lucro da empresa como uma das variáveis que melhor captam a dificuldade da tarefa de projetar e, portanto, que determinam o tamanho do erro de projeção.

As métricas para quantificar a variabilidade do lucro são várias, mas as mais usadas são o desvio padrão dos lucros (Basu, Hwang *et al.* (1998); Das, Levine *et al.* (1998)), ou do ROE da empresa (Lang e Lundholm (1996)) ou simplesmente a variação percentual entre um ano e outro (Hope (2003)). Outros autores (Das, Levine *et al.* (1998); Lang, Lins *et al.* (2003)) comparam o lucro realizado da empresa com uma projeção realizada por modelo estatístico e chamam de variabilidade do lucro a diferença entre os dois.

Das, Levine *et al.* (1998) apontam uma questão importante. É preciso diferenciar entre previsibilidade e variabilidade. Uma empresa pode apresentar grande variação de lucro de um ano a outro, mas ser bem previsível, como, por exemplo, empresas em setores cíclicos ou atuando em setores com forte sazonalidade. Gu e Wu (2000) concordam com esta diferenciação e incluem duas variáveis em seu estudo relacionadas à dificuldade de projetar: a dispersão entre as projeções dos analistas, discutida abaixo como variável *CONV*, e variação do lucro, que é o desvio padrão dos lucros durante o período analisado. Os autores argumentam que as duas variáveis não são redundantes pois uma empresa pode apresentar um lucro altamente variável ao longo dos anos, mas ainda assim ter seu lucro bem projetado pelos analistas.

Portanto, como a variabilidade do lucro depende de características específicas por setor de atuação da empresa (Hope (2003)), e sofre o impacto de eventos macro-econômicos (Pope (2003)), é muito importante que variáveis fatoriais (*dummies*) de setor e ano sejam adicionadas à regressão quando se usam dados de

painel agrupados, como é o caso nessa dissertação. Estas variáveis fatoriais serão discutidas com mais detalhes abaixo.

Nesta dissertação definimos a variável *VARIAB* como sendo o coeficiente de variação do lucro durante um período de cinco anos (de t a $t-4$), isto é, o desvio padrão dos lucros do período dividido pelo valor absoluto da média dos lucros neste período. Como esta variável só apresenta valores positivos, utilizamos sua transformação logarítmica, que apresenta distribuição mais próxima da normal.

Esperamos que esta variável seja significativa tanto estatística como economicamente e apresente um sinal positivo na regressão da acurácia, isto é, quanto maior a variabilidade do lucro, maior o erro de projeção. Em relação à variável *VIES*, não acreditamos que exista alguma relação predeterminada de otimismo ou pessimismo do analista. Não temos expectativa de sinal.

Desta maneira, esperamos que a variável *VARIAB* confirme a hipótese H2 em termos de acurácia e apresente uma relação significativa e positiva com a variável *ACU*.

3.3.2.3 Endividamento (*ENDIV*)

Vários estudos mostram que existe uma relação significativa entre o nível de endividamento da empresa e a precisão dos analistas. No caso da regressão que tem *ACU* como variável dependente, esta variável tenta captar a dificuldade da tarefa de projetar. O endividamento aumenta o grau de complexidade da empresa. Além de projetar seu desempenho operacional, o analista que projeta o lucro líquido de uma empresa endividada lida com variáveis adicionais, como taxa de juros, relação entre a taxa de câmbio local com outras moedas, variações no nível de endividamento ao longo do ano, disponibilidades de linhas de créditos, etc³.

³ Vale lembrar que uma empresa financiada totalmente com capital próprio tem que decidir sobre a distribuição de dividendos, mas esta decisão não afeta o lucro líquido da empresa e, portanto, não afeta a precisão da projeção do analista.

A métrica usada por Basu, Hwang *et al.* (1998), Bradshaw, Bushee *et al.* (2002) e Hope (2003) para a variável de endividamento é a relação entre o valor contábil da dívida sobre o valor contábil dos ativos da empresa. Meek, Roberts *et al.* (1995) usam a métrica de dívida de longo prazo sobre patrimônio líquido.

É interessante notar que o único artigo encontrado que analisa o contexto brasileiro, Mafra e Ness Jr. (2002), utiliza o endividamento como variável de controle, mas não encontra uma relação estatisticamente significativa entre essa variável e sua variável dependente, a adequação das empresas aos critérios contábeis da CVM e da ONU.

A literatura internacional normalmente utiliza índices de endividamento bruto, isto é, não desconta as disponibilidades de caixa da empresa da dívida financeira. No contexto brasileiro não é possível desconsiderar as disponibilidades no cálculo do endividamento. As empresas brasileiras se caracterizam por possuir altos saldos de caixa, dado o baixo nível de investimentos durante, no mínimo, os últimos vinte anos.

Nossa variável de endividamento, portanto, é a dívida financeira líquida de disponibilidades dividida pelo ativo total da empresa. Duas observações importantes. Para bancos e seguradoras (cinco de nossas 93 empresas) esta variável foi calculada como o exigível total sobre o ativo total, o que se traduz em valores significativamente mais altos do que para empresas não-financeiras. E as observações com sinal negativo, que ocorreram 47 vezes ou 15% da amostra, representam empresas em que a disponibilidade de caixa é maior que o endividamento financeiro.

Desta maneira, esperamos que a variável *ENDIV* confirme a hipótese H2 em termos de acurácia e apresente uma relação significativa e positiva com a variável *ACU*

3.3.2.4 Variável fatorial para a variação sobre o ano anterior (*DASA*)

Em um primeiro momento, esta variável explicativa pode parecer redundante com a variável *VARIAB*, descrita acima. Entretanto, as duas variáveis buscam retratar fenômenos distintos. A variável *VARIAB* (coeficiente de variação do lucro dos últimos cinco anos) busca captar a dificuldade de projetar os lucros da empresa devido às flutuações de seus resultados. Portanto, é uma variável que busca captar uma característica da empresa.

A variável *ASA*, por outro lado, busca captar uma característica do analista. Quando observamos os erros de projeção nos horizontes mais distantes do fim do exercício fiscal, percebemos claramente que os analistas sempre iniciam suas projeções com resultados muito próximos do último resultado reportado pelas empresas ($t-1$), geralmente de 10 a 20% acima deste resultado. Desta maneira, se o resultado reportado em t apresenta muita variação em relação a $t - 1$, o erro de projeção será marcadamente maior. O interessante é que este erro de projeção “exacerbado” continua a ocorrer mesmo em horizontes mais próximos da divulgação do resultado pela empresa. De alguma maneira, é como se o analista tivesse uma capacidade limitada de corrigir sua projeção e, quando começa muito fora do ponto, não chega a corrigi-la totalmente. Isto é o que queremos comprovar com a variável *ASA*.

Inicialmente definimos esta variável como a variação percentual do lucro em t sobre o lucro em $t-1$. Entretanto, esta definição gerava dois problemas. Em primeiro lugar, não era possível calcular a variável cada vez que havia mudança de sinal, fazendo com que se perdessem muitas observações. Em segundo lugar, a variável apresentava muitos valores extremos, já que a ocorrência de resultados positivos e negativos muito próximos de zero é comum, provavelmente como consequência de “administração do lucro” por parte das empresas.

Assim, decidimos criar uma variável fatorial com doze definições de variação de resultado sobre o ano anterior, detalhadas na tabela abaixo.

Tabela 2 - Variável explicativa fatorial *DASA*Quadro explicativo da distribuição da variação do resultado da empresa em *t* sobre *t-1*

<i>Variável</i>	<i>Definição</i>	<i>número de observações^a</i>	<i>% da amostra</i>
-	Prejuízo em <i>t-1</i> -> lucro em <i>t</i>	37	12%
<i>DASA1</i>	Lucro em <i>t-1</i> -> prejuízo em <i>t</i>	24	8%
<i>DASA2</i>	Lucro -> lucro, aumento de 0 a 20%	32	10%
<i>DASA3</i>	Lucro -> lucro, aumento de 21 a 50%	40	13%
<i>DASA4</i>	Lucro -> lucro, aumento de + de 50%	89	29%
<i>DASA5</i>	Lucro -> lucro, diminuição de 0 a 50%	46	15%
<i>DASA6</i>	Lucro -> lucro, diminuição de + de 50%	16	5%
<i>DASA7</i>	Prejuízo -> prejuízo, aumento de 0 a 20%	1	0%
<i>DASA8</i>	Prejuízo -> prejuízo, aumento de 21 a 50%	2	1%
<i>DASA9</i>	Prejuízo -> prejuízo, aumento de + de 50%	11	4%
<i>DASA10</i>	Prejuízo -> prejuízo, diminuição de 0 a 50%	4	1%
<i>DASA11</i>	Prejuízo -> prejuízo, diminuição de + de 50%	4	1%
		306	100%

^a 306 empresas/horizontes/anos, relacionadas a 93 empresas, em 12 horizontes mensais entre 2000 e 2004

Ainda que seja freqüente a discussão da variação do lucro na literatura sobre a qualidade das projeções dos analistas, nunca vimos um estudo que incluísse uma variável similar à variável fatorial *DASA*. Acreditamos que esta variável nos permitirá uma discussão interessante sobre a relação entre a variação no resultado da empresa e a complexidade da tarefa de projetar.

De uma maneira geral, esperamos que, quanto menor a variação, menor o erro de projeção, isto é, uma relação positiva entre a variável e *ACU*, o que confirmaria nossa hipótese H2. Além disto, esperamos que os parâmetros dos lucros sejam menores do que os de prejuízo ou de mudança de sinal, significando uma influência menor dos lucros do que dos prejuízos e mudanças de sinal.

3.3.2.5 Variável Binária para Empresas que possuem ADR (*DADR*)

No contexto do “ambiente de informação”, vários estudos mostram que as empresas que decidem listar suas ações em bolsas estrangeiras reúnem várias características que aumentam a quantidade de informação pública sobre elas e, portanto, reduzem a complexidade da tarefa de projetar resultados. Lang, Lins *et al.*

(2003) estudam especificamente as características das empresas que influenciam seu ambiente de informação. Eles concluem que a decisão de lançar ações no exterior diferencia as empresas e atua com um bom sucedâneo (*proxy*) para o ambiente de informação da empresa. Bradshaw, Bushee *et al.* (2002) introduzem o conceito de visibilidade, que definem em quatro variáveis: listagem de ADR, participação em um índice de bolsa, alto acompanhamento por analistas e tamanho. Este conceito de visibilidade está muito próximo do conceito de ambiente de informação.

No contexto brasileiro, as empresas que listam suas ações no exterior o fazem no mercado norte americano, através de American Depository Receipts (ADRs). Como o mercado norte-americano exige um nível de *disclosure* mais alto e, normalmente, determina que as empresas sejam acompanhadas por mais analistas, esperamos que a variável *DADR* seja significativa e apresente sinal negativo na regressão da acurácia, isto é, a decisão de listar ADRs determinaria um erro de projeção menor. Vale notar que 47 de nossas 93 empresas possuem ADRs, o que representa praticamente 50% das empresas. Esta alta incidência pode reduzir a influência desta variável na determinação do EP.

Como a correlação entre listagem de ADR e tamanho da empresa é muito grande, acreditamos que o parâmetro de ADR na regressão da acurácia apresentará o mesmo sinal do parâmetro de tamanho, isto é, sinal negativo, confirmando nossa hipótese H1. Pelo mesmo motivo, a variável *DADR* apresentaria sinal negativo na regressão do viés e confirmaria a hipótese H3.

3.3.2.6 Variável Binária para Empresa com Prejuízo (*DPREJ*)

Aparentemente, os analistas apresentam um desempenho marcadamente diferente quando projetam empresas com prejuízos. Existem várias explicações para isto. A primeira explicação é que prejuízos seriam simplesmente mais difíceis de projetar do que lucros. A segunda explicação é que os analistas gastariam menos tempo projetando empresas com prejuízo. Eles não veriam sentido em dedicar-se a projetar com acurácia e até deixariam de revisar projeções de prejuízo. Outra

explicação é que as projeções de prejuízo não seriam divulgadas pelos analistas para não criar problemas em sua relação com as empresas.

Adicionalmente, as próprias empresas reportam seus prejuízos de forma distintas de seus lucros, tentando concentrar todas as “más notícias” em um ano, o chamado *big bath*. De fato, vários estudos sobre erros de projeção mostram que empresas que reportam prejuízos apresentam uma distribuição de EP significativamente diferente das empresas que reportam lucros. Das (1998) possui um excelente artigo sobre este tema. Seu artigo mostra que existe uma diferença sistemática de acurácia e viés entre empresas com lucro e empresas com prejuízos e que incluir estes dois tipos de empresas na regressão sem uma variável binária (*dummy*) que as diferencie pode criar distorções. Gu e Wu (2000) demonstram que as empresas com prejuízo tornam a distribuição dos lucros ainda mais assimétrica e, portanto, aumentam o viés.

Por todas estas razões, a inclusão de empresas com prejuízos na amostra sem incluir um variável binária que as distinga do restante das observações acabaria exacerbando o viés otimista da amostra. De fato, Hope (2003) inclui esta variável binária em seu estudo porque considera que aumenta a complexidade da projeção e a encontra significativa.

Nossa amostra apresenta 43 observações de empresas com prejuízos, ou seja, 14% da amostra.

Esperamos que a variável binária de prejuízo seja significativa estatisticamente e tenha sinal positivo na regressão da acurácia, isto é, esperamos que o erro de projeção seja maior em empresas com prejuízo, o que confirmaria a hipótese H2.

Na regressão do viés, se é correta a teoria descrita acima, o sinal deveria ser negativo, já que grandes prejuízos combinados com projeções feitas sem muito cuidado sempre resultam em viés otimista (sinal negativo) para o analista. Um resultado assim confirmaria nossa hipótese H3.

3.3.2.7 Número de Analistas que acompanham a empresa (*NUMANAL*)

A capacidade de projetar depende do ambiente de informação da empresa (Basu, Hwang *et al.* (1998; Pope (2003))). Mas isto não significa somente a informação contábil que a empresa apresenta ao mercado. A informação contábil, obrigatória ou voluntária, é a informação mais pública da empresa, facilmente acessível não somente pelos analistas, mas pelos investidores diretamente.

O analista de investimentos agrega valor exatamente quando trabalha com informações, às quais tem acesso porque esse é seu trabalho em tempo integral. Estas informações são conseguidas em encontros com os administradores das empresas, através da participação em seminários setoriais, fazendo comparações internacionais.

Basu, Hwang *et al.* (1998) usam duas variáveis como sucedâneos do ambiente de informação da empresa: tamanho, já discutido acima, e o número de analistas que segue a empresa. Gu e Wu (2000) e Hope (2003) também usam o número de analistas que seguem a empresa como *proxy* do ambiente de informação da empresa e agrega que, quanto mais analistas, maior a competição, o que leva a uma melhor qualidade das projeções. Todos estes autores confirmam a hipótese de que existe uma diferença significativa na qualidade da projeção entre empresas acompanhadas por poucos analistas e empresas acompanhadas por muitos.

Normalmente a métrica da variável *NUMANAL* é o log do número de projeções (Gu e Wu (2000); Bradshaw, Bushee *et al.* (2002)) que aparece no banco de dados por empresa em cada período. O uso do log normaliza a distribuição da variável e, segundo Wooldridge (2002), é recomendável neste caso, por tratar-se de uma distribuição baseada em números inteiros de baixa amplitude. Por definição, o número de analistas não pode ser nem negativo nem zero, já que então não existiria a variável dependente, pois não seria possível calcular o erro de projeção. Entretanto, em nossa amostra, a transformação logarítmica não se mostrou a mais apropriada e optamos por usar diretamente o número de projeções por empresa, por ano e por horizonte.

Esperamos uma relação significativa e negativa entre a variável *ACU* e a variável *NUMANAL*, isto é, quanto maior o número de analistas que seguem a empresa, menor o erro de projeção. Este resultado confirmaria a hipótese H1.

3.3.2.8 Convergência entre as projeções dos Analistas (*CONV*)

A convergência é definida como dispersão das projeções dos analistas que formam o consenso. A variável *CONV* é incluída na regressão como mais uma variável que tenta captar a complexidade da tarefa de projetar. Espera-se que, quanto menor a dispersão entre as projeções que compõem o consenso, menor a complexidade da tarefa, seja porque o ambiente de informação da empresa é muito bom, seja porque diferenças de habilidade e experiência do analista não têm muito impacto no resultado final da projeção.

Alguns autores, como Francis, Douglas Hanna *et al.* (1997), usam simplesmente o desvio padrão das projeções. Entretanto, a maioria dos autores, como Das e Saudagaran (1998), Lang e Lundholm (1996) e Chang, Khanna *et al.* (2000), usam o coeficiente de variação (desvio padrão dividido pela média) para calcular esta variável.

Optamos por usar o coeficiente de variação para calcular a variável *CONV*, isto é, o desvio padrão das projeções dividido pelo valor absoluto do erro de projeção. Infelizmente, nosso banco de dados só calcula a variável *CONV* no momento de divulgação do resultado pela empresa e não tivemos acesso às projeções por analista em cada horizonte para calcular a variável em outros momentos. Isto restringiu nossa amostra aos horizontes em que a variável *CONV* estava disponível.

Esperamos que a relação entre a variável *CONV* e a variável dependente *ACU* seja positiva, isto é, quanto maior a dispersão entre as projeções dos analistas no momento da divulgação do lucro pela empresa, maior o EP. Isto confirmaria a hipótese H2.

3.3.2.9 Variável fatorial de controle de setor (*DSET*)

Quase todos os estudos incluem variáveis fatoriais de setor. Estas variáveis fatoriais são importantes para isolar as características específicas de projetar lucros de empresas de cada setor, tais como ciclo de negócio, sazonalidade, nível tecnológico, intensidade de uso de capital ou de trabalho. Hope (2003), na página 246, afirma “Alguns setores são mais estáveis do que outros e, conseqüentemente, mais afeitos à projeção de resultados”.

Saudagaran e Biddle (1992), Das e Saudagaran (1998), Lang, Raedy *et al.* (2002), Hope (2003), Lang, Lins *et al.* (2003) são alguns dos artigos que utilizam variáveis fatoriais de setor. Em Meek, Roberts *et al.* (1995), os autores justificam o uso de variáveis fatoriais de setor com um argumento interessante. Eles argumentam que cada setor tem um custo competitivo distinto ao revelar informações ao mercado. Uma informação de *market share*, por exemplo, pode ser irrelevante em termos competitivos para uma empresa atuando em um setor de *commodities* globalizado como minério de ferro ou celulose, mas pode ser uma informação extremamente sensível para empresas de varejo e bens de consumo em geral.

Nossa expectativa é de que o conjunto das variáveis fatoriais de setor seja estatisticamente significativo, com sinais positivos e negativos. Na regressão da acurácia, os sinais devem mostrar os setores mais difíceis e mais fáceis de projetar, levando a maiores ou menores EP. Portanto, esperamos que o resultado confirme tanto a hipótese H1, com sinais negativo, quanto a hipótese H2, com sinais positivos.

3.3.2.9.1 Classificação de setores

O Thomson Financial segrega as empresas em três níveis diferentes: por setores (*sectors*), por indústrias (*industries*) e por grupos (*groups*). Cada um destes níveis é uma sub-divisão do anterior. Assim, cada setor dá origem a várias indústrias que, por sua vez, se dividem em vários grupos.

Segundo o glossário do Thomson Financial Thomson Financial Glossary - 2004 (2004), pg. 8, a divisão de setores para empresas fora dos Estados Unidos é baseada no Morgan Stanley Capital International Industry Classification. Na sua versão atual, atualizada em 29/4/2005, esta classificação é composta de 11 setores, 66 indústrias e 146 grupos.

Nossa amostra apresenta empresas de oito setores e 27 indústrias. Optamos por criar as variáveis fatoriais de setor dividindo as empresas em setores em vez de indústrias. Se utilizássemos a classificação das indústrias haveria muita dispersão das observações e muitas indústrias com poucas empresas para representá-las.

Na divisão das empresas por setores, a amostra apresenta grande concentração em empresas de serviços públicos (30%) e da indústria básica (25%). Esta concentração também existe, em menor escala, no índice BOVESPA e na bolsa brasileira em geral, já que as empresas destes setores combinam várias características que estimulam o lançamento de suas ações em bolsa, tais como o tamanho e necessidade de realizar grandes investimentos.

Uma listagem completa das 93 empresas, divididas por setores e indústrias, é apresentada como Apêndice 1 no final desta dissertação.

Tabela 3 - Variável explicativa fatorial *DSETOR*

Quadro explicativo da distribuição das empresas que compõem a amostra por setores

Setor ^a	Variável	número de empresas ^b	% do total	Média 2004	
				Tamanho ^c	Endivid ^d
Serviços públicos	-	28	30%	13.741	0,16
Indústria básica	<i>DSET1</i>	23	25%	8.893	0,16
Bens de consumo não duráveis	<i>DSET2</i>	11	12%	4.621	0,07
Bens de capital	<i>DSET3</i>	8	9%	1.144	0,10
Petróleo e gás	<i>DSET4</i>	7	8%	23.196	0,20
Serviços ao consumidor	<i>DSET5</i>	6	6%	128.643	0,68
Financeiro	<i>DSET6</i>	6	6%	2.874	0,17
Transporte	<i>DSET7</i>	4	4%	5.189	(0,04)
Total/média		93	100%	17.435	0,17

Fonte: Econômica^a classificação de setores segundo o *Morgan Stanley Capital International Industry Classification*.^b divisão das 93 empresas que participam da amostra por setor^c tamanho médio das empresas de cada setor, medido pelo valor total dos ativos, em milhões de reais, em dezembro de 2004^d média de endividamento das empresas que compõe o setor, medido como a divisão da dívida líquida de disponibilidades pelo ativo total da empresa. Valores negativos indicam disponibilidades maiores do que a dívida bruta.

3.3.2.10 Variável fatorial de controle de ano (*DANO*) e variável fatorial de controle de horizonte da projeção (*DHOR*)

As variáveis de controle fatoriais de ano buscam captar os acontecimentos políticos e econômicos que influenciaram o desempenho de todas as empresas listadas em um determinado ano e impactaram a qualidade de todas as projeções no ano, tais como desvalorizações da moeda, crises internacionais, eleições, etc.

Nesta dissertação, as variáveis fatoriais de ano variam de 2000 a 2003, sendo que o ano de 2004 é o ano base que não recebe uma variável.

Além das variáveis fatoriais de ano, é necessário introduzir variáveis fatoriais para os horizontes de projeção, já que vários estudos mostram que existe uma redução sistemática do EP à medida que a projeção se aproxima da divulgação do balanço. As variáveis fatoriais de horizonte isolam tal efeito. Além disso, podem existir características específicas em cada momento do ano que influenciam igualmente as projeções de todos os analistas, como a época de divulgação dos

balanços anuais ou trimestrais, meses de férias, etc. Este efeito também deve ser isolado.

Nossas variáveis fatoriais de horizonte variam de 0 a +12, sendo que o 0 é o mês do fechamento do exercício fiscal da empresa. Em nossa amostra, este mês é sempre dezembro e não recebe uma variável fatorial. Note-se que a divulgação dos resultados do ano pela empresa ocorre normalmente nos horizontes +2 ou +3, isto é, fevereiro ou março do ano seguinte ($t+1$). Efetivamente, estes dois horizontes concentram 225 observações ou 83% da nossa amostra.

Esperamos que as variáveis fatoriais de ano e de horizonte sejam significativas estatisticamente e com sinais que podem ser negativos ou positivos.

3.3.2.11 Resumo das Variáveis Explicativas

Apresentação	Sigla da variável	Nome da Variável	Descrição	Hipótese	
				ACU	VIES
3.3.2.1	TAM	Tamanho	Log dos ativos totais da empresa em t	H1	H3
3.3.2.2	VARIAB	Variabilidade e do lucro	$\log\left(\frac{\text{Desvio Padrão do lucro de } t \text{ a } t-4}{ \text{Média do lucro de } t \text{ a } t-4 }\right)$	H2	
3.3.2.3	ENDIV	Endividamento	$\frac{\text{Valor contábil da dívida financeira líquida}}{\text{Valor contábil dos ativos totais}}$	H2	
3.3.2.4	DASA	Variação sobre ano anterior	Variável fatorial que assume valores de 1 a 12 dependendo do comportamento do resultado em t em relação a $t-1$	H1 e H2	
3.3.2.5	DADR	Listagem de ADR	Variável binária com valor 1 se empresa possui ADR e 0 se não possui	H1	H3
3.3.2.6	DPREJ	Prejuízo	Variável binária com valor 1 se a empresa apresenta prejuízo no ano e 0 se apresenta lucro.	H2	H3
3.3.2.7	NUMANAL	Número de Analistas	Soma do número de analistas que listaram projeções para a empresa em cada horizonte de consenso	H1	
3.3.2.8	CONV	Convergência	$\frac{\text{Desvio Padrão do consenso}}{ \text{Lucro Realizado} - \text{Lucro Projetado} }$	H2	
3.3.2.9	DSET	Setor	Variáveis fatoriais que variam de DSET1 até DSET7 para um total de oito setores econômicos.	H1 e H2	
3.3.2.10	DANO	Ano	Variáveis fatoriais para os anos 2000 a 2004.	H1 e H2	
3.3.2.10	DHOR	Horizonte	Variáveis fatoriais que assumem valores de 0 a 12 para cada horizonte de projeção.	H1 e H2	

A regressão multivariada parte da seguinte função estrutural:

$$EP = \beta_0 + \beta_1 \log(TAM) + \beta_2 \log(VARIAB) + \beta_3 ENDIV + \beta_4 DASA + \beta_6 DADR + \beta_7 DPREJ + \beta_8 NUMANAL + \beta_9 CONV + \beta_{10} DSET + \beta_{11} DANO + \beta_{12} DHOR + u$$

3.4 Base de Dados e Amostra

Como foi visto acima, as definições de acurácia e viés exigem uma base de dados de projeções e de lucros realizados.

A base de dados utilizada nesta dissertação para calcular o erro de projeção provem do Thomson ONE Analytics. O Thomson ONE Analytics é um instrumento de acesso a vários bancos de dados financeiros de propriedade da empresa Thomson Financial – parte do conglomerado Thomson Corporation – tais como o First Call, I/B/E/S, Datastream e Worldscope.

Os dois bancos de dados principais utilizados nessa dissertação são o I/B/E/S e a Economática. Originalmente chamado Institutional Brokers Estimate System, o I/B/E/S foi um dos primeiros serviços de acompanhamento de projeções a ser criado, 1971. Em 2000, o I/B/E/S foi adquirido pela Thomson Corporation, que já detinha o First Call, e os dois serviços foram paulatinamente sendo fundidos e passaram a formar o banco de dados de projeções oferecido pela Thomson Financial.

O banco de dados da Economática foi criado em 1986 e agrega dados de mercados e de empresas de 9 países americanos – EUA, México, Venezuela, Colômbia, Peru, Brasil, Chile e Argentina – e de aproximadamente 2.170 empresas, sendo 300 no Brasil.

Ainda assim, buscamos usar prioritariamente tanto os dados do consenso quanto os dados reportados pelo Thomson Financial e somente após uma análise criteriosa, inclusive pesquisando no relatório anual da própria empresa, usamos os lucros por ação reportados pela Economática.

3.4.1 Apresentação da amostra

O ponto de partida da criação da amostra foi a disponibilidade de informações sobre consenso de projeção. Assim, ainda que o banco de dados da Economática acompanhe cerca de 300 empresas brasileiras listadas em bolsa e o banco de dados de Thomson Financial acompanhe 216 empresas brasileiras, somente 93 empresas apresentavam pelo menos uma informação de projeção de resultados nos cinco anos entre 2000 e 2004.⁴

A partir das informações das 93 empresas para as quais havia projeções de lucro foram criados nove horizontes mensais para cada um dos cinco anos entre 2000 e 2004. A amostra resultante era composta de 307 observações. Após a exclusão de um valor extremo de erro de projeção, a amostra final conta com 306 observações.

⁴ Somente esta informação já mostra como o mercado de capitais brasileiro é limitado. Tomando somente as ações mais negociadas destas 93 empresas, elas representam 90% do índice BOVESPA e 47, mais de 50%, possuem ADR. Assim, fica claro que os analistas de *sell side* brasileiros se concentram em poucas empresas, tornando difícil que as empresas menores e menos líquidas ganhem visibilidade frente a uma gama mais ampla de investidores.

O quadro abaixo apresenta as principais informações sobre a amostra.

Tabela 4 - Análise descritiva da amostra para estudo da qualidade das projeções dos analistas de investimentos

Painel A: Variáveis dependentes

Variável	N ^a	Observações (N)			média	mediana	desvio padrão	valor	
		positivas	negativas	nulas				máximo	mínimo
Acurácia ^b	306	302	0	4	0,2643	0,1111	0,6378	10,46	0,00
Viés ^c	306	139	163	4	-0,2426	-0,0239	1,2097	6,49	-10,46

Painel B: Variáveis explicativas não binárias ou fatoriais

Variável	N ^a	Observações (N)			média	mediana	desvio padrão	valor	
		positivas	negativas	nulas				máximo	mínimo
Tamanho ^d	306	306	0	0	18.601.727	4.533.510	38.353.888	239.014.143	235.719
Número de analistas ^e	306	306	0	0	8,7974	7,0000	5,5502	22,00	2,00
Variabilidade ^f	306	306	0	0	1,9721	0,8258	3,7468	36,01	0,14
Endividamento ^g	306	259	47	0	0,2279	0,2010	0,2512	0,96	-0,47
Convergência ^h	306	306	0	0	4,0045	1,3072	10,2606	100,00	0,02

Notas:

^a N = 306 empresas/horizontes/anos, a partir de 93 empresas em 12 horizontes mensais de 2000 a 2004

^b Acurácia - variável dependente medida como a diferença entre o lucro por ação reportado pela empresa e a média das projeções dos analistas, dividida pelo valor absoluto do lucro por ação reportado

^c Viés - variável dependente medida como o valor absoluto da diferença entre o lucro por ação reportado pela empresa e a média das projeções dos analistas, dividida pelo valor absoluto do lucro por ação reportado

^d Tamanho - variável explicativa, medida como o valor total dos ativos da empresa, em reais

^e Número de analistas - variável explicativa, soma do número de analistas cujas projeções são usadas para calcular a média

^f Variabilidade - variável explicativa, coeficiente de variação do resultado da empresa no período de $t-4$ a t

^g Endividamento - variável explicativa, resultado da divisão da dívida líquida pelo ativo total da empresa

^h Convergência - variável explicativa, coeficiente de variação das projeções que compõe a média no horizonte h no ano t

3.4.2 Assimetrias da amostra da variável VIÉS

Como discutido no Capítulo 2 – Revisão Bibliográfica, o estudo específico da forma da distribuição de amostras de viés é recente. A partir de 1999, vários estudos analisaram especificamente as características dos valores utilizados no cálculo do erro de projeção – lucro por ação projetado e lucro por ação realizado – e dos valores de erros de projeção em si.

Estes estudos mostraram que a distribuição dos EP, quando se leva em conta o sinal do erro, não é simétrica e tem tendência negativa ou viés negativo, isto é, a

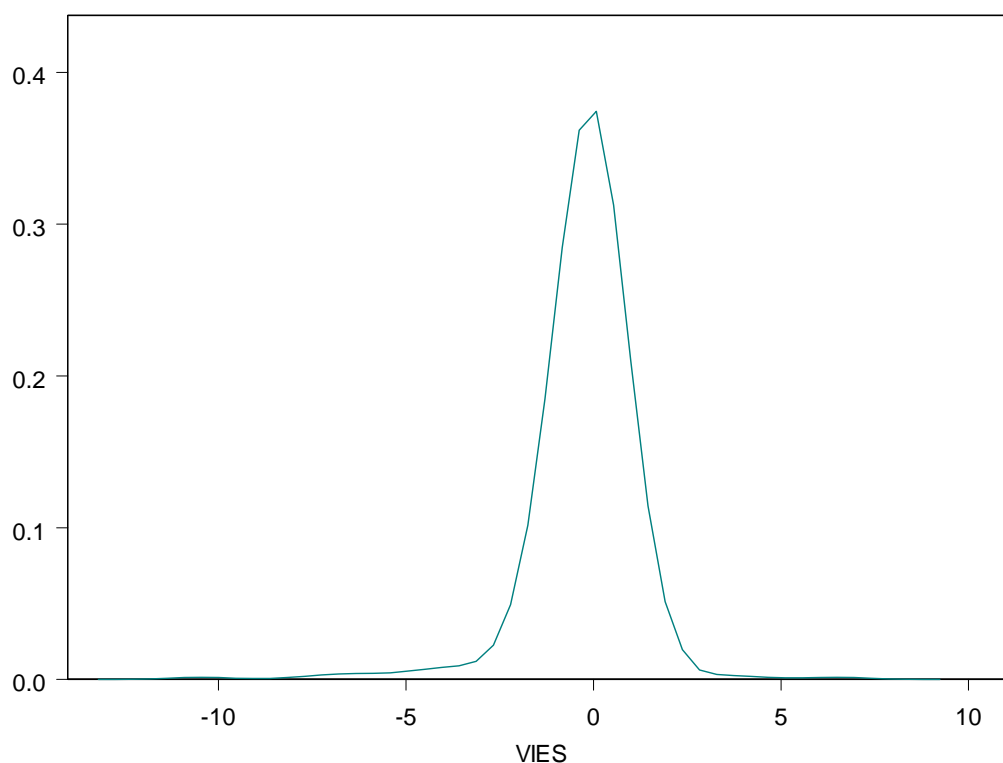
média é sempre mais baixa do que a mediana. Além disso, a distribuição dos EP apresenta mediana muito próxima de zero e cauda negativa mais longa e mais “gorda” do que a cauda positiva. Os pesquisadores começaram a chamar estas características de assimetrias da amostra. As assimetrias da amostra têm que ser tratadas com cuidado, pois a exclusão simplista de valores extremos pode mudar completamente a conclusão do teste.

Nossa amostra da variável *VIÉS* mostrou as características descritas acima. Como podemos ver na Tabela 4, acima, a média da amostra é $-0,2426$, mostrando uma tendência de otimismo das projeções dos analistas. A mediana, entretanto, ficou em $-0,0239$, ainda negativa (otimista), mas muito mais próxima de zero. Finalmente, a distribuição da amostra apresenta cauda mais longa no lado negativo, com o valor mínimo de $-10,46$, maior do que o valor máximo de $6,49$.

Gráfico 1: Densidade da amostra da variável VIÉS

Viés definido como o resultado da diferença entre o lucro por ação reportado pela empresa e a média das projeções dos analistas para a empresa j no horizonte h no ano t , dividido pelo valor absoluto do lucro por ação reportado.

Amostra de 306 observações de empresas/horizontes/anos, relacionadas a 93 empresas, em 12 horizontes, entre 2000 e 2004.



Um dos estudos mais consistentes sobre as características das amostras de viés é o de Gu e Wu (2000). Os autores mostram que os analistas são recompensados por minimizar o erro de projeção médio absoluto e, portanto, deveriam focar na mediana dos lucros e não na média, já que a mediana se encontra consistentemente mais próxima de zero do que a média nas distribuições dos EP.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1 Análise de Correlação

Tabela 5 - Coeficientes de Correlação entre as variáveis dependentes e as variáveis explicativas
Exclui variáveis binárias e fatoriais

	<i>ACU</i> ^a	<i>VIES</i> ^b	<i>NUMANAL</i> ^c	<i>TAM</i> ^d	<i>VARIAB</i> ^e	<i>ENDIV</i> ^f	<i>CONV</i> ^g
<i>ACU</i>	1,0000	1,0000					
<i>NUMANAL</i>	-0,1035	0,0684	1,0000				
<i>TAM</i>	-0,1377	0,0837	0,3704	1,0000			
<i>VARIAB</i>	0,1795	-0,0992	-0,0527	-0,1407	1,0000		
<i>ENDIV</i>	0,0865	-0,0237	0,1732	0,3855	0,0319	1,0000	
<i>CONV</i>	-0,1147	0,0809	0,1792	0,0914	-0,0556	0,1263	1,0000

^a Acurácia - variável dependente medida como a diferença entre o lucro por ação reportado pela empresa e a média das projeções dos analistas, dividida pelo valor absoluto do lucro por ação reportado

^b Viés - variável dependente medida como o valor absoluto da diferença entre o lucro por ação reportado pela empresa e a média das projeções dos analistas, dividida pelo valor absoluto do lucro por ação reportado

^c Número de analistas - variável explicativa, soma do número de analistas cujas projeções são usadas para calcular a média

^d Tamanho - variável explicativa, medida como o valor total dos ativos da empresa, em reais

^e Variabilidade - variável explicativa, coeficiente de variação do resultado da empresa no período de $t-4$ a t

^f Endividamento - variável explicativa, resultado da divisão da dívida líquida pelo ativo total da empresa

^g Convergência - variável explicativa, coeficiente de variação das projeções que compõe a média no horizonte h no ano t

Antes de controlar pelas outras variáveis explicativas, a relação entre a variável dependente *ACU* e cada uma das variáveis explicativas não fatoriais ou binárias segue os sinais esperados. Com *NUMANAL* a correlação apresenta sinal negativo, isto é, quanto maior o número de analista acompanhando a empresa, menor o erro de projeção. A mesma relação ocorre com a variável *TAM* e com a variável *CONV*. Quanto maior o tamanho da empresa e a convergência entre as projeções dos analistas, menor o erro de projeção.

A relação de *ACU* com as variáveis *VARIAB* e *ENDIV* também são as esperadas. O sinal positivo significa que, quanto maior a variabilidade do lucro da empresa ao longo dos anos e quanto mais alto o endividamento, maior o erro de projeção.

A tabela de correlação da variável dependente viés confirmou o que já foi falado anteriormente, isto é, que as variáveis explicativas utilizadas na regressão não eram as melhores para testar a tendência de otimismo ou pessimismo do analista. Assim, os níveis de correlação se mostraram muito mais baixos do que com a variável dependente *ACU*. Em termos de sinais, *TAM* apresentou o sinal esperado de correlação com *VIES*, enquanto *NUMANAL* e *ENDIV* apresentaram sinais contrários aos esperados. Para *VARIAB* e *CONV* não tínhamos expectativa de sinal.

As correlações entre as variáveis explicativas também mostram o sinal esperado.

4.2 Resultados da regressão e discussão das hipóteses testadas

Tabela 6 - Resultados da regressão

Regressão de MQO do erro de projeção contra características da empresa cujo resultado está sendo projetado.

p-values encontrados em testes bi-caudais

* significativo a 10%

** significativo a 5%

Painel A: Variáveis não fatoriais

	Variáveis dependentes			
	<i>sinal</i> <i>esperado</i>	ACU^a	<i>sinal</i> <i>esperado</i>	VIES^b
Variáveis explicativas				
TAM^c (<i>p-value</i>)	-	0,0314 (0,8253)	-	-0,1931 (0,2269)
VARIAB^d (<i>p-value</i>)	+	-0,0423 (0,5429)		0,0083 (0,9147)
ENDIV^e (<i>p-value</i>)	+	0,3022 (0,3073)		0,1147 (0,7295)
DADR^f (<i>p-value</i>)	-	-0,0919 (0,2004)	-	0,0749 (0,3518)
DPREJ^g (<i>p-value</i>)	+	0,5989** (0,0115)	-	-0,6439** (0,0153)
NUMANAL^h (<i>p-value</i>)	-	-0,0359** (0,0210)		0,0270 (0,1208)
CONVⁱ (<i>p-value</i>)	+	-0,0065 (0,2449)		0,0036 (0,5651)
Intercepto (<i>p-value</i>)		0,6667 (0,4726)		0,5632 (0,5885)
N^j		306		306
R²		0,3834		0,3302
Estatística F (<i>p-value</i>)		4,504 1,68E-13		3,571 8,59E-10

^a Acurácia - definida como a diferença entre o lucro por ação reportado pela empresa e a média das projeções dos analistas, dividida pelo valor absoluto do lucro por ação reportado

^b Viés - definida como o valor absoluto da diferença entre o lucro por ação reportado pela empresa e a média das projeções dos analistas, dividida pelo valor absoluto do lucro por ação reportado

^c Tamanho - valor total dos ativos da empresa, em reais

^d Variabilidade - coeficiente de variação do resultado da empresa no período de $t-4$ a t

^e Endividamento - resultado da divisão da dívida líquida pelo ativo total da empresa

^f DADR - variável binária que assume o valor de 1 quando a empresa possui ADR e 0 se não possui

^g DPREJ - variável binária que assume o valor de 1 quando a empresa apresentou prejuízo no ano t .

^h Número de analistas - soma do número de analistas cujas projeções são usadas para calcular a média

ⁱ Convergência - coeficiente de variação das projeções que compõe a média no horizonte h no ano t

^j $N = 306$ empresas/horizontes/anos, a partir de 93 empresas em 12 horizontes mensais de 2000 a 2004

Tanto o R^2 das regressões, 0,3834 na da acurácia e 0,3302 na do viés, quanto suas estatísticas F , 4,504 na da acurácia e 3,571 na do viés (p -values abaixo de 0,0000000) nos surpreenderam agradavelmente. Apesar da amostra relativamente pequena, com 306 observações, acreditamos que construímos regressões significativas para o que nos propusemos a testar e que permitirá uma discussão nunca antes realizada no contexto brasileiro sobre os fatores que influenciam a qualidade das projeções dos analistas.

Nossas hipóteses H1, H2 e H3 foram confirmadas. Em nossas regressões encontramos pelo menos um fator que influencia de maneira estatisticamente significativa o erro de projeção, seja no caso da variável *ACU*, seja no caso da variável *VIES*.

Entretanto, os fatores que se mostraram significativos não seguiram o padrão dos testes realizados para os mercados desenvolvidos.

Com relação à hipótese H1, onde esperávamos que o tamanho, a listagem de ADR e o número de analistas que acompanham a empresa fossem significativos e com sinal negativo, somente o número de analistas se mostrou significativo, com p -value de 0,021 e o sinal negativo esperado.

Com relação à hipótese H2, que deveria apresentar a variabilidade do lucro, o nível de endividamento, a convergência das projeções dos analistas e o fato da empresa apresentar prejuízo no ano como fatores significativos para aumentar o erro de projeção, somente a variável binária do prejuízo se mostrou significativa, com p -value de 0,0115 e o sinal positivo esperado.

Finalmente, a hipótese H3, sobre os fatores que aumentam o viés otimista dos analistas, onde testávamos três variáveis – tamanho, listagem de ADR e a variável binária de prejuízo – somente esta última variável se mostrou significativa, com p -value de 0,0153 e o sinal negativo esperado.

O resultado da regressão do viés reforça duas idéias discutidas nesta dissertação. A primeira é a teoria do *big bath*, isto é, que as empresas, quando apresentam

prejuízos, concentram todas as notícias ruins neste resultado, fazendo com que o prejuízo resulte sempre maior do que o esperado pelo mercado.

A segunda é que os analistas não consideram uma alta prioridade projetar prejuízos. A noção geralmente aceita é que prejuízo é prejuízo, não importa o tamanho. Além disso, por questões de relação com a empresa, muitos analistas optam por não divulgar projeções de prejuízos muito grandes.

A combinação da atitude das empresas e dos analistas resulta em um forte viés otimista. De fato, o parâmetro de *DPREJ* na regressão do viés é o maior entre todas as variáveis, mostrando sua significância não só estatística, mas também econômica.

Tomando os resultados das duas regressões como um todo, a conclusão mais direta é que nenhuma variável é mais importante para determinar o erro de projeção do que o resultado do ano anterior. Em outras palavras, se uma empresa apresenta resultados estáveis ano a ano, sejam eles lucros ou prejuízos, os analistas tendem a errar muito menos em suas projeções para tal empresa. Esta é uma conclusão triste para os analistas brasileiros, pois mostra muito pouca habilidade por parte destes profissionais e enfraquece a tese de que os analistas adicionam valor em relação a meros modelos estatísticos de projeção.

Entretanto, o resultado das regressões pode ter uma explicação não tão sombria para os analistas: é possível que a variação do resultado das empresas ano a ano no Brasil seja tão violenta, que tais movimentos dominam qualquer outro fator que intuitivamente imaginaríamos que deveria influenciar o erro de projeção, como o tamanho da empresa, endividamento, listagem de ADRs, e, infelizmente, a habilidade e experiência do analista.

Finalmente, uma terceira possível explicação é que os resultados das empresas nos países desenvolvidos, onde a esmagadora maioria dos testes sobre qualidade da projeção foram realizados, são tão “administrados” e, portanto, apresentam variação tão pequena na maioria dos anos, que permitem que fatores como tamanho e endividamento se tornem significativos, o que não ocorre em

mercados emergentes como o Brasil. Em um artigo muito recente, Rappaport (2005) discute os problemas enfrentados nos Estados Unidos pela “obsessão” por parte dos administradores e analistas pelo lucro por ação e consenso das projeções.

4.2.1 Discussão das variáveis fatoriais agregadas

Tabela 6 - Resultados da regressão (continuação)

Painel B: Variáveis fatoriais agregadas

Teste da significância das variáveis fatoriais em conjunto

p-values encontrados em testes bi-caudais

* significativo a 10%

** significativo a 5%

	<i>Variáveis dependentes</i>	
	<i>ACU</i>	<i>VIES</i>
Conjuntos fatoriais		
SETOR (DSET)¹		
<i>Estatística F</i>	1,8261*	1,8372*
<i>(p-value)</i>	(0,0824)	(0,0803)
HORIZONTE (DHOR)²		
<i>Estatística F</i>	0,7261	0,4661
<i>(p-value)</i>	(0,6684)	(0,8795)
ANO (DANO)³		
<i>Estatística F</i>	3,8596**	2,2488*
<i>(p-value)</i>	(0,0046)	(0,0642)
VARIAÇÃO RESULTADO (DASA)⁴		
<i>Estatística F</i>	8,8393**	8,1959**
<i>(p-value)</i>	(0,0000)	(0,0000)

¹ Conjunto de 8 variáveis fatoriais se setor. Detalhes na discussão das variáveis explicativas

² Conjunto de 12 variáveis de horizonte. Detalhes na discussão das variáveis explicativas

³ Conjunto de 5 variáveis de ano, de 2000 a 2004

⁴ Conjunto de 12 variáveis fatoriais de variação do resultado, segundo a Tabela 2.

Em conjunto, as variáveis fatoriais de setor (*DSET*) se mostraram significativas ao nível de 10%, tanto na regressão de acurácia, com estatística *F* de 1,829 (*p-value* de 0,0824), quanto na regressão de viés, com estatística *F* de 1,837 (*p-value* de 0,080). Portanto, a variável fatorial de setor nos permite dizer que as empresas apresentam erros de projeção significativamente distintos dependendo do seu setor de atuação, tanto positivos quanto negativos.

Tomando cada variável desagregadamente⁵ não foi possível verificar uma tendência específica de cada setor em termos de serem mais simples ou mais complexos de projetar (acurácia) ou de aumentarem o viés otimista das projeções.

As variáveis fatoriais de horizonte (*DHOR*) não se mostraram significativas, nem em conjunto (*p-value* acima de 0,65 nas duas regressões), nem desagregadamente. Isto deve ser resultado de que todos os horizontes se encontravam relativamente perto do momento de divulgação dos resultados pelas empresas, não sendo possível captar suficiente variação devido a esta variável.

Como esperado, as variáveis fatoriais de ano (*DANO*) se mostraram muito significativas. Em conjunto, sua estatística *F* foi de 3,86 (*p-value* de 0,0046) na regressão de acurácia e 2,24 (*p-value* de 0,0641) na regressão de viés. Este resultado reforça a conclusão de que a instabilidade macroeconômica do Brasil, com altas taxas de juros, flutuações cambiais e variações abruptas na liquidez da economia, pode acabar exacerbando a importância de variáveis ligadas a estes movimentos em relação a variáveis mais estáveis, como tamanho e endividamento.

De maneira agregada, as 12 variáveis que compõe a variável fatorial *DASA* se mostraram extremamente significativas, com estatísticas *F* de 8,8392 para na regressão da acurácia e 8,1959 para a regressão do viés, o que equivale a um *p-value* menor do que 0,0000000.

4.3 Questões metodológicas

As questões metodológicas que dominam esta dissertação podem ser agrupadas em dois conjuntos: distorções produzidas por valores extremos e limitações da amostra.

O uso indiscriminado de truncagem de observações no passado faz com que os resultados de vários estudos anteriores estejam sendo questionados por uma

⁵ Os resultados desagregados das variáveis fatoriais são apresentado no Apêndice 2

nova geração de acadêmicos, que prefere utilizar métodos de inferência que não sejam tão influenciados pelos valores extremos. Basu e Markov (2003), por exemplo, argumentam que a truncagem dos extremos equivale a assumir uma *loss function* específica, onde os erros extremos têm efeito zero na carreira ou compensação do analista, o que não faz sentido. Abarbanell e Lehavy (2003) e Cohen e Lys (2003) são outros autores que discutem detidamente os problemas de truncagem de extremos nos estudos sobre a qualidade da projeção dos analistas.

A segunda questão metodológica está relacionada à amostra. Esta apresenta uma série de características que fazem com que ela seja uma representação de uma parcela limitada da população de analistas e de empresas. Em termos de analistas, o banco de dados do Thomson ONE Financial apresenta uma marcada tendência de redução de colaboradores. Em 2000, a média de analistas colaboradores era de 11,45 por empresa, em 2001, 11,84, em 2002, 9,47, em 2003, 5,77 e, em 2004, 5,88. As razões para esta redução não estão claras, mas acreditamos que duas tendências podem explicar ao menos parte deste movimento. Em primeiro lugar, o número de analista de *sell side* seguindo empresas de mercados emergentes, como o brasileiro, tende a cair depois de crises como a de 11 de setembro de 2001 e instabilidades regionais e locais como a crise da Argentina e a eleição do presidente Lula. Em segundo lugar, aparentemente a Thomson tem tornado menos interessante para os empregadores dos analistas colaborar com seu banco de dados, fazendo com que muitos tenham deixado de enviar suas projeções ao serviço.

A redução do número de analistas que reportam projeções aumenta o risco de ocorrência de viés de seleção. Das e Saudagaran (1998), Das e Saudagaran (2002), Cowen, Groyberg *et al.* (2003) e Basu, Hwang *et al.* (1998), Das, Levine *et al.* (1998) e Chang, Khanna *et al.* (2000) são alguns dos autores que discutem o problema da viés de seleção no uso de bancos de dados de consenso. É importante ter em mente que a participação no banco de dados que serve como base para esta pesquisa é voluntária e não obrigatória e apresenta características bastante específicas.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta dissertação se concentrou em características das empresas e de seus ambientes de informação e sua influência na qualidade de projeção dos analistas. Algumas outras variáveis que podem influenciar a qualidade das projeções não foram estudadas.

A primeira questão relacionada a este tema que não foi estudada aqui é a questão da habilidade dos analistas e dos incentivos de seu trabalho. Não é um campo de pesquisa muito extenso nem nos Estados Unidos, devido à falta de bancos de dados. Com o uso de formulários e da Internet, entretanto, talvez fosse possível conseguir informações suficientes para produzir algo neste sentido no contexto brasileiro.

Outro conjunto de variáveis não analisadas nesta dissertação está relacionado à governança corporativa, ao *disclosure* e ao *enforcement* das normas contábeis. Hope (2003) sustenta que um *enforcement* forte das normas contábeis desestimula que os administradores manipulem os números das empresas e, portanto, reduz a incerteza quanto aos lucros futuros e, conseqüentemente, a complexidade da tarefa de projetar resultados. Em um país com um mercado de capitais sub-desenvolvido como o Brasil, pesquisas nessa linha são relevantes.

Na questão das diferenças entre empresas com lucros ou prejuízos, seria interessante replicar para o mercado brasileiro o estudo de Das (1998) e descobrir se as diferenças sistemáticas apontadas no mercado norte-americano se repetem em um mercado menos desenvolvido como o brasileiro.

Outra pesquisa futura interessante seria um estudo mais detalhado entre setores. Por que existe uma diferença significativa entre os erros de projeção entre os setores? Será que isto se deve simplesmente a características do setor ou poderia estar ligado à habilidade dos analistas (analistas mais experientes se concentram nos setores mais “quentes”)? Haveria arranjos institucionais entre os

empregadores dos analistas e empresas de determinado setor, que “usa” mais o mercado de capitais?

Healy e Palepu (2001) lançam uma discussão importante: como as mudanças no ambiente econômico impactam a qualidade das projeções dos analistas. Mais especificamente, eles citam mudanças como inovações tecnológicas rápidas, o surgimento das *network organizations*, as mudanças por que estão passando as empresas de auditoria e os bancos de investimento, e a globalização dos mercados de capitais. No caso do Brasil, será que a migração das negociações para mercados desenvolvidos, via ADRs, levou a uma mudança significativa na qualidade das projeções? O que muda quando mais analistas estrangeiros passam a analisar as empresas brasileiras?

Core (2001) sugere que é necessário que os analistas de *buy-side* sejam mais estudados. Estes são os principais usuários das projeções e recomendações dos analistas de *sell-side*. Entender melhor seu perfil e, principalmente, como eles encaram o que recebem dos seus colegas do *sell-side* pode ajudar a entender alguns dos vieses discutidos nessa dissertação, principalmente o viés de otimismo.

Finalmente, um desenvolvimento natural desta pesquisa seria sua expansão para outros países com mercados emergentes. Seria muito enriquecedor poder comparar como os quatro fatores apresentados por Pope (2003) – informação, previsibilidade, habilidade e incentivos – se diferenciam entre os países.

O quadro que emerge desta dissertação não é dos mais animadores para o mercado de capitais brasileiro e para os analistas de investimentos em particular. Se o principal fator que influencia a qualidade da projeção dos analistas é o resultado do ano anterior, e se a instabilidade dos resultados domina qualquer outro fator, seja ele de contexto fundamentalista ou de ambiente de informação, então os analistas e a qualidade de seu trabalho não têm a capacidade de reduzir a assimetria de informação e, portanto, de contribuir para o crescimento do mercado de capitais.

Mais uma vez, a conclusão é de que o país tem que ser capaz de apresentar mais estabilidade política e econômica, tem que sair da dinâmica de *stop-and-go* em

que se encontra faz quase 30 anos, para que o mercado de capitais cresça. E que o cenário macroeconômico continuará a dominar qualquer outra iniciativa de popularizar o mercado de capitais e aumentar o nível de poupança do Brasil.

Esta dissertação também não mostra um retrato muito positivo dos analistas de *sell-side*. A realidade, hoje, é que seu trabalho parece não agregar valor em relação a modelos estatísticos de projeção. Se isto é consequência da instabilidade do país, da administração de resultados pelas empresas ou da falta de habilidade dos próprios analistas, não é possível precisar a partir dos resultados desta dissertação e nem era este o seu objetivo.

Especificamente este último fator – habilidade dos analistas – é muito pouco estudado, tanto no Brasil quanto no exterior. A falta de bancos de dados e de definição objetiva das variáveis faz com que este seja um assunto muito discutido na prática, mas pouco estudado academicamente. No contexto brasileiro, sabe-se que os analistas têm pouca experiência, apresentam alto *turn-over* e recebem pouco treinamento. Se os resultados da presente dissertação são alguma indicação da realidade, os analistas podem contar com que isto continuará sendo assim por um bom tempo mais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Abarbanell, J. e R. Lehavy. Biased Forecast or biased earnings? The role of reported earnings in explaining apparent bias and over/underreaction in analysts' earnings forecast. Journal of Accounting and Economics, v.36, 2003, p.105-146. 2003.

Akerlof, G. The market for 'lemons': quality uncertainty and the market mechanism. Quarterly Journal of Economics, v.90, p.629-650. 1970.

Basu, S., L. Hwang, et al. International Variation in Accounting Measurement Rules and Analysts' Earnings Forecast Errors. Journal of Business Finance & Accounting, v.25, n.9 & 10, November/December 1998, p.1207-1247. 1998.

Basu, S. e S. Markov. Loss Function Assumptions in Rational Expectations Tests on Financial Analysts' Earnings Forecast. Working Paper - Emory University, February 2003, p.1-38. 2003.

Botosan, C. A. Disclosure Level and the Cost of Equity Capital. The Accounting Review, v.72, n.3, July 1997, p.323-349. 1997.

Botosan, C. A. e M. A. Plumlee. A Re-examination of Disclosure Level and the Expected Cost of Equity Capital. Journal of Accounting Research, v.10, n.1, March 2002, p.21-39. 2002.

Bradshaw, M. T., B. J. Bushee, et al. Accounting Choice, Home Bias, and US Investment in Non-US Firms. Working Paper - Harvard, December 2002, p.1-49. 2002.

Chang, J. J., T. Khanna, et al. Analyst Activity Around the World. Working Paper - Harvard Business School, January 2000, p.1-46. 2000.

Cohen, D. A. e T. Lys. A note on analysts' earnings forecast errors distributions. Journal of Accounting and Economics, v.36, 2003, p.147-164. 2003.

Core, J. E. A review of the empirical disclosure literature: discussion. Journal of Accounting and Economics, v.31, 2001, p.441-456. 2001.

Cowen, A., B. Groysberg, et al. Which Types of Analyst Firms Make More Optimistic Forecasts? Working Paper - Harvard, July 2003, p.1-51. 2003.

Das, S. Financial Analysts' Earnings Forecasts For Loss Firms. Managerial Finance, v.24, n.6, 1998, p.39-50. 1998.

Das, S., C. B. Levine, et al. Earnings Predictability and Bias in Analysts' Earnings Forecasts. The Accounting Review, v.73, n.2, April 1998, p.277-294. 1998.

Das, S. e S. M. Saudagaran. Accuracy, Bias, and Dispersion in Analysts' Earnings Forecasts: The Case of Cross-Listed Foreign Firms. Journal of International Financial Management and Accounting, v.9, n.1, 1998, p.16-33. 1998.

_____. Accuracy of Analysts' Earnings Forecasts: A Comparison of Non-U.S. Cross-Listed Firms and U.S. Multinationals. Journal of International Accounting Research, v.1, 2002, p.61-74. 2002.

Eames, M., S. M. Glover, et al. The Association between Trading Recommendations and Broker-Analysts' Earnings Forecasts. Journal of Accounting Research, v.40, n.1, March 2002, p.85-104. 2002.

Francis, J., Q. Chen, et al. Security Analyst Independence. p.107. 2004

Francis, J., J. Douglas Hanna, et al. Management Communications with Securities Analysts. Journal of Accounting and Economics, v.24, 1997, p.363-394. 1997.

Gu, Z. e J. S. Wu. Earnings Skewness and Analyst Forecast Bias. Working Paper - University of Rochester, May 2000, p.1-40. 2000.

Healy, P. M. e K. G. Palepu. Information asymmetry, corporate disclosure, and the capital markets: A review of the empirical disclosure literature. Journal of Accounting and Economics, v.31, p.405-440. 2001.

Hope, O.-K. Disclosure Practices, Enforcement of Accounting Standards, and Analysts' Forecast Accuracy: An International Study. Journal of Accounting Research, v.41, n.2, May 2003, p.235-272. 2003.

Jacob, J., T. Lys, et al. Experience, Expertise and the Forecasting Performance of Security Analysts. Working Paper, January 1998, p.1-47. 1998.

Jensen, M. C. e W. H. Meckling. Theory of the Firm: Managerial Behavior, Agency Costs, and Ownership Structure. Journal of Financial Economics, v.3, n.4, October 1976, p.305-360. 1976.

La Porta, R., F. Lopez-De-Silanes, et al. Investor protection and corporate governance. Journal of Financial Economics, v.58, p.3-27. 2000.

Lang, M. H., K. Lins, et al. ADRs, Analysts, and Accuracy: Does Cross Listing in the United States Improve a Firm's Information Environment and Increase Market Value? Journal of Accounting Research, v.41, n.2, May 2003, p.317-345. 2003.

Lang, M. H. e R. Lundholm. Cross-Sectional Determinants of Analyst Ratings of Corporate Disclosure. Journal of Accounting Research, v.31, n.2, Autumn 1993, p.246-271. 1993.

_____. Corporate Disclosure Policy and Analyst Behavior. The Accounting Review, v.71, n.4, October 1996, p.467-492. 1996.

Lang, M. H., J. S. Raedy, et al. How Representative Are Firms That Are Cross Listed In The United States? An Analysis of Accounting Quality. Working Paper - University of North Carolina. 2002.

Lopo Martinez, A. Analisando os analistas - Estudo empírico das projeções de lucros e das recomendações dos analistas do mercado de capitais para as empresas brasileiras de capital aberto. Administração financeira e contábil, Escola de Administração de Empresas de São Paulo - FGV, São Paulo, 2004. 234 p.

Mafra, M. A. F. e W. L. Ness Jr. O relatório de administração no Brasil: peça de informação ou de ficção? Revista de Economia e Administração, v.1, n.2, Abr./Jun. 2002, p.1-18. 2002.

Meek, G. K., C. B. Roberts, et al. Factors Influencing Voluntary Annual Report Disclosures By U.S., U.K. and Continental European Multinational Corporations. Journal of International Business Studies, v.Third Quarter. 1995.

Pope, P. F. Discussion of Disclosure Practices, Enforcement of Accounting Standards, and Analysts' Forecast Accuracy: An International Study. Journal of Accounting Research, v.41, n.2, May 2003, p.273-283. 2003.

Rappaport, A. The Economics of Short-Term Performance Obsession. Financial Analysts Journal, v.61, n.3, May/June, p.65-79. 2005.

Saudagaran, S. M. e G. C. Biddle. Financial Disclosure Levels and Foreign Stock Exchange Listing Decisions. Journal of International Financial Management and Accounting, v.4, n.2, 1992, p.106-148. 1992.

Schipper, K. Commentary on Analysts Forecasts. Accounting Horizons, v.5, p.105-121. 1991.

Stein, J. C. Agency, Information and Corporate Investment. Handbook of the Economics of Finance, p.109-163. 2003.

Thomson Financial Glossary - 2004. A Guide to Understanding Thomson Financial Terms and Conventions for the First Call and I/B/E/S Estimates Databases 2004.

Wooldridge, J. M. Introductory Econometrics: A Modern Approach. Mason: Thomson South-Western. 2002

Yee, K. K. Combining Value Estimates to Increase Accuracy. Financial Analysts Journal, v.60, n.4, July/August 2004, p.23-28. 2004.

APÊNDICES

APÊNDICE 1 – Empresas incluídas na amostra

Empresa ^a	Setor ^b	Indústria ^c	Tamanho ^d	Endivid ^e	
1	AES Tiete	Serviços públicos	Energia Elétrica	2.334	0,47
2	Centrais Elétricas Brasileiras	Serviços públicos	Energia Elétrica	119.069	0,24
3	Centrais Elétricas de S. Catarina	Serviços públicos	Energia Elétrica	3.118	0,00
4	Cia. De Transmissão de Energia	Serviços públicos	Energia Elétrica	4.632	(0,10)
5	Cia. Energética de Minas Gerais	Serviços públicos	Energia Elétrica	16.782	0,20
6	Cia. Energética de São Paulo	Serviços públicos	Energia Elétrica	19.905	0,51
7	Cia. Energética do Ceará	Serviços públicos	Energia Elétrica	2.386	0,23
8	Cia. Paranaense de Energia	Serviços públicos	Energia Elétrica	9.879	0,13
9	CPFL Energia	Serviços públicos	Energia Elétrica	12.618	0,34
10	Eletropaulo Metropolitana	Serviços públicos	Energia Elétrica	11.425	0,28
11	Tractebel Energia	Serviços públicos	Energia Elétrica	6.205	0,22
12	Cia. De Saneamento de SP	Serviços públicos	Saneamento	16.784	0,41
13	Empresa Metropolitana de águas	Serviços públicos	Saneamento	1.132	(0,00)
14	Brasil Telecom	Serviços públicos	Telecomunicações	17.403	0,17
15	Brasil Telecom Participações	Serviços públicos	Telecomunicações	18.722	0,08
16	Celular CRT Particip	Serviços públicos	Telecomunicações	1.922	(0,12)
17	Embratel	Serviços públicos	Telecomunicações	11.275	0,23
18	Light Serviços de Eletricidade	Serviços públicos	Telecomunicações	8.110	0,46
19	Tele Centro Oeste Celular	Serviços públicos	Telecomunicações	3.596	(0,20)
20	Tele Leste Celular Participações	Serviços públicos	Telecomunicações	955	0,24
21	Tele Norte Celular Participações	Serviços públicos	Telecomunicações	803	0,23
22	Tele Norte Leste Participações	Serviços públicos	Telecomunicações	29.313	0,22
23	Tele Sud Cacular Participações	Serviços públicos	Telecomunicações	2.899	(0,10)
24	Telecomunicações de São Paulo	Serviços públicos	Telecomunicações	18.752	0,13
25	Telemar Norte Leste	Serviços públicos	Telecomunicações	24.878	0,25
26	Telemig Celular Participações	Serviços públicos	Telecomunicações	2.126	(0,22)
27	Telesp Celular Participações	Serviços públicos	Telecomunicações	14.131	0,27
28	TIM Participações	Serviços públicos	Telecomunicações	3.596	(0,21)
29	Fertibras	Indústria básica	Fertilizantes	811	0,15
30	Fosfertil	Indústria básica	Fertilizantes	2.332	(0,01)
31	Caemi	Indústria básica	Mineração	3.543	0,03
32	Cia. Vale do Rio Doce	Indústria básica	Mineração	43.472	0,19
33	Aracruz	Indústria básica	Papel e Celulose	8.874	0,48
34	Klabin	Indústria básica	Papel e Celulose	4.368	0,11
35	Ripasa	Indústria básica	Papel e Celulose	2.198	0,26
36	Suzano Bahia Sul	Indústria básica	Papel e Celulose	5.992	0,27
37	Votorantim Celulose e Papel	Indústria básica	Papel e Celulose	7.650	0,30
38	Braskem	Indústria básica	Petroquímica	14.893	0,28
39	Copesul	Indústria básica	Petroquímica	2.208	0,11
40	Petroflex	Indústria básica	Petroquímica	881	(0,11)
41	Petroquímica União	Indústria básica	Petroquímica	1.406	0,16
42	Polialden	Indústria básica	Petroquímica	730	(0,07)
43	Politeno	Indústria básica	Petroquímica	643	0,10
44	Acesita	Indústria básica	Siderurgia	3.851	0,24
45	Belgo Mineira	Indústria básica	Siderurgia	8.074	0,02
46	Cia. Siderúrgica de Tubarão	Indústria básica	Siderurgia	10.131	0,10
47	Cia. Siderúrgica Nacional	Indústria básica	Siderurgia	24.705	0,34
48	Gerdau	Indústria básica	Siderurgia	18.664	0,23
49	Gerdau Metalúrgica	Indústria básica	Siderurgia	18.792	0,22
50	Usiminas	Indústria básica	Siderurgia	16.981	0,17
51	Souza Cruz	Indústria básica	Tabaco	3.343	0,12

APÊNDICE 1 – Empresas incluídas na amostra (cont.)

Empresa ^a	Setor ^b	Indústria ^c	Tamanho ^d	Endivid ^e
52 Avipal	Bens de cons. Não-duráveis	Alimentos	1.285	0,21
53 Cia. De Bebidas das Américas	Bens de cons. Não-duráveis	Alimentos	33.017	0,19
54 Perdigão	Bens de cons. Não-duráveis	Alimentos	2.525	0,25
55 Sadia	Bens de cons. Não-duráveis	Alimentos	5.726	0,10
56 Natura Cosméticos	Bens de cons. Não-duráveis	Higiene	1.016	(0,10)
57 Alpargatas	Bens de cons. Não-duráveis	Texteis e calçados	1.043	(0,05)
58 Coteminas	Bens de cons. Não-duráveis	Texteis e calçados	2.260	0,06
59 Grendene	Bens de cons. Não-duráveis	Texteis e calçados	1.050	(0,18)
60 Guararapes	Bens de cons. Não-duráveis	Texteis e calçados	1.220	(0,11)
61 Santista Textil	Bens de cons. Não-duráveis	Texteis e calçados	1.026	0,23
62 TEKA	Bens de cons. Não-duráveis	Texteis e calçados	662	0,15
63 Iochpe-Maxion	Bens de capital	Equip. de Transp.	631	0,16
64 Marcopolo	Bens de capital	Equip. de Transp.	1.185	0,30
65 Randon	Bens de capital	Equip. de Transp.	971	0,14
66 Bardella	Bens de capital	Máquinas	400	(0,17)
67 Confab	Bens de capital	Máquinas	1.214	0,11
68 Indústrias Romi	Bens de capital	Máquinas	466	0,01
69 Weg	Bens de capital	Máquinas	2.473	0,05
70 Duratex	Bens de capital	Materiais de constr.	1.812	0,23
71 Cia. De Gas de São Paulo	Petróleo e gás	Gás	2.245	0,24
72 Cia. Bras. De Petr. Ipiranga	Petróleo e gás	Petróleo	2.519	0,13
73 Distribuidora de Prod. Petroleo	Petróleo e gás	Petróleo	3.124	0,13
74 Petrobrás	Petróleo e gás	Petróleo	147.035	0,12
75 Refinaria de Petroleo Ipiranga	Petróleo e gás	Petróleo	2.606	0,46
76 Ultrapar Participações	Petróleo e gás	Petróleo	2.579	(0,00)
77 Unipar	Petróleo e gás	Petróleo	2.263	0,29
78 Banco Bradesco	Financeiro	Banco	184.926	0,92
79 Banco do Brasil	Financeiro	Banco	239.014	0,94
80 Banco Itau	Financeiro	Banco	130.339	0,89
81 Unibanco	Financeiro	Banco	79.350	0,90
82 Investimentos Itaú	Financeiro	Holding financeira	134.233	(0,31)
83 Porto Seguro	Financeiro	Seguros	3.993	0,77
84 Cia. Bras. De Distribuição	Serviços ao consumidor	Comércio	10.423	0,15
85 Globex	Serviços ao consumidor	Comércio	1.715	0,13
86 Lojas Americanas	Serviços ao consumidor	Comércio	2.063	0,12
87 Net Serviços de Comunicação	Serviços ao consumidor	Mídia	2.230	0,56
88 Saraiva	Serviços ao consumidor	Mídia	280	0,03
89 Diagnósticos da América	Serviços ao consumidor	Saúde	532	0,01
90 Empresa Brasileira de Aeronaut.	Transporte	Aviação	14.185	0,01
91 Gol Linhas Aereas Inteligentes	Transporte	Aviação	1.545	(0,47)
92 ALL America Latina Logística	Transporte	Ferrovia	2.149	0,08
93 Cia. De Concessões Rodoviária	Transporte	Rodovia	2.877	0,22

^a Nome da empresa

^b Setor ao qual a empresa pertence; classificação de setores segundo o *Morgan Stanley Capital International Industry Classification*.

^c Indústria à qual a empresa pertence; indústrias são sub-divisões dos setores, também classificadas segundo o *Morgan Stanley Capital International Industry Classification*.

^d Tamanho da empresa, medido pelo ativo total em dezembro de 2004, em milhões de reais. Fonte: Economática

^e Endividamento, divisão da dívida da empresa, líquida de disponibilidades, pelo ativo total em dezembro de 2004. Valores negativos indicam disponibilidades maiores do que a dívida bruta. Fonte: Economática

APÊNDICE 2 – Variáveis fatoriais desagregadas

p-values em parênteses

<i>Variáveis fatoriais</i>	<i>Variáveis dependentes</i>			
	<i>ACU</i>		<i>VIES</i>	
<i>DSET1^a</i>	0,2230	(0,1342)	-0,0782	(0,6387)
<i>DSET2</i>	-0,0994	(0,4304)	0,1786	(0,2068)
<i>DSET3</i>	0,0058	(0,8950)	0,0889	(0,0360)
<i>DSET4</i>	-0,0724	(0,1467)	0,0667	(0,2331)
<i>DSET5</i>	-0,0006	(0,9888)	-0,0048	(0,9186)
<i>DSET6</i>	0,0121	(0,5316)	0,0160	(0,4594)
<i>DSET7</i>	0,0009	(0,9845)	0,0123	(0,8046)
<i>DHOR1^b</i>	-0,1304	(0,7933)	0,0384	(0,9451)
<i>DHOR2</i>	0,0067	(0,9690)	-0,0367	(0,8484)
<i>DHOR3</i>	-0,0009	(0,9919)	-0,0217	(0,8259)
<i>DHOR4</i>	-0,0257	(0,7677)	0,0247	(0,8003)
<i>DHOR5</i>	-0,0225	(0,6834)	0,0994	(0,1090)
<i>DHOR6</i>	0,0112	(0,9391)	-0,0739	(0,6525)
<i>DHOR7</i>	-0,0141	(0,9151)	0,0858	(0,5640)
<i>DHOR8</i>	-0,0045	(0,9689)	-0,0068	(0,9575)
<i>DANO1^c</i>	0,1286	(0,1736)	0,0468	(0,6582)
<i>DANO2</i>	-0,0132	(0,8318)	0,0222	(0,7506)
<i>DANO3</i>	-0,1086	(0,0201)	0,0775	(0,1382)
<i>DANO4</i>	-0,0484	(0,1492)	0,0213	(0,5706)
<i>DASA1^d</i>	-0,3887	(0,1063)	0,0912	(0,7350)
<i>DASA2</i>	-0,1170	(0,2704)	0,0218	(0,8542)
<i>DASA3</i>	-0,0819	(0,1975)	0,0259	(0,7161)
<i>DASA4</i>	-0,0305	(0,3772)	0,0070	(0,8556)
<i>DASA5</i>	-0,0089	(0,7719)	-0,0338	(0,3282)
<i>DASA6</i>	0,3030	(0,0000)	-0,3501	(0,0000)
<i>DASA7</i>	-0,1590	(0,2225)	0,1293	(0,3761)
<i>DASA8</i>	-0,1522	(0,0788)	0,0736	(0,4471)
<i>DASA9</i>	-0,1060	(0,0221)	0,1020	(0,0493)
<i>DASA10</i>	-0,0867	(0,1027)	0,0877	(0,1404)
<i>DASA11</i>	-0,0598	(0,1710)	0,0964	(0,0497)

^a Variáveis fatoriais se setor.

^b Variáveis de horizonte

^c Variáveis de ano, de 2000 a 2004

^d Variáveis fatoriais de variação do resultado, segundo a Tabela 2.