



FACULDADE IBMEC SÃO PAULO

Programa de Mestrado Profissional em Economia

Danilo Luís Damasceno

**DETERMINAÇÃO DE RATING DE CRÉDITO PARA
EMPRESAS BRASILEIRAS ATRAVÉS DE INDICADORES
CONTÁBEIS**

**São Paulo
2007**

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

Danilo Luís Damasceno

**Determinação de ratings de crédito para empresas brasileiras
através de indicadores contábeis**

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional em Economia da Faculdade Ibmec São Paulo, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Economia.

Área de Concentração: Finanças e Macroeconomia Aplicadas

Orientador:
Prof. Dr. Rinaldo Artes
Ibmec SP

**São Paulo
2007**

Damasceno, Danilo Luís

Determinação de ratings de crédito para empresas
brasileiras através de indicadores contábeis / Danilo Luís
Damasceno. – São Paulo: Ibmecc São Paulo, 2007.

47 f.

Dissertação (Mestrado – Programa de Mestrado Profissional
em Economia. Área de concentração: Finanças e Macroeconomia
Aplicadas) – Faculdade Ibmecc São Paulo.

1. Ratings de Crédito 2. Modelo Probit Ordenado 3. Dados em
Painel 4. Risco de Crédito

Folha de Aprovação

Danilo Luís Damasceno

Determinação de ratings de crédito para empresas brasileiras através de indicadores contábeis

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional em Economia da Faculdade Ibmec São Paulo, requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Economia.

Área de concentração: Finanças e Macroeconomia Aplicadas

Aprovado em: Junho/2007

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Rinaldo Artes
Instituição: Ibmec São Paulo
Orientador

Assinatura: _____

Profª. Dra. Andrea Minardi
Instituição: Ibmec São Paulo

Assinatura: _____

Profª. Dra. Lúcia Barroso
Instituição: USP – São Paulo

Assinatura: _____

À minha Família

Agradecimentos

Primeiramente, agradeço ao Prof. Dr. Rinaldo Artes pelos ensinamentos e pela enorme dedicação na elaboração desta dissertação. Agradeço também à Prof. Dra. Andrea Minardi pelas importantes sugestões para o aprimoramento deste trabalho e por gentilmente ter aceitado participar da banca de defesa. Gostaria de agradecer a inúmeros colegas da segunda turma do mestrado, que no decorrer deste trabalho contribuíram com sugestões, em especial André, Renata, Felipe, Daniel e Fernanda. Agradeço também ao amigo Clayton Neves Xavier, com quem sempre pude contar para as mais variadas discussões.

Agradeço aos meus pais por incentivarem e priorizarem a educação em nossa família e por terem contribuído de forma decisiva na minha vida. Não poderia deixar de agradecer a minha esposa, Thaís, por toda a sua paciência e apoio nestes últimos dois anos e meio de estudo.

Finalmente, gostaria de agradecer aos Srs. Roberto Sobral Hollander e José Carlos Luiz por possibilitarem a continuidade de meus estudos e aos diversos colegas de trabalho que ao longo de vários anos contribuíram com o meu desenvolvimento profissional e pessoal.

Resumo

Damasceno, Danilo Luís. **Determinação de ratings de crédito para empresas brasileiras através de indicadores contábeis.** São Paulo, 2007. 47 f. Dissertação (Mestrado) – Faculdade Ibmec São Paulo.

Um dos benefícios obtidos com a estabilidade econômica brasileira foi o crescimento das operações de crédito. Conseqüentemente, os investidores e os agentes financeiros passaram a demandar de forma mais intensa as avaliações e opiniões sobre a qualidade de crédito das empresas. Mesmo assim, o número de empresas avaliadas pelas agências de *rating* ainda é pequeno. Assim, este trabalho tem dois diferentes, mas complementares, objetivos: o primeiro deles é averiguar se as agências de avaliação de crédito estão sendo mais severas nas análises de empresas brasileiras ao longo do tempo, conforme sugerido em alguns estudos efetuados para o mercado norte-americano. O segundo objetivo está relacionado ao desenvolvimento de uma metodologia de *rating* baseada no modelo probito ordinal em painel, que, através da utilização de variáveis contábeis e indicadoras, seja capaz de prever o nível de *rating* para aquelas companhias que não possuem nenhuma avaliação de crédito. Os resultados não apontaram nenhuma evidência de que as agências de *ratings* estão sendo mais rigorosas em suas análises ao longo do tempo para as companhias brasileiras. Isto permitiu a utilização da amostra no período de dezembro de 2000 a dezembro de 2005 para a previsão de *ratings*. As variáveis “lucro líquido sobre o total de ativos” (ROA), “dívida total sobre total de ativos” (TDA) e a variável indicadora de presença no Índice Bovespa (DIBOV) foram as que, conjuntamente, melhor explicaram os *ratings* no modelo proposto.

Palavras-chave: Ratings de Crédito, Modelo Probit Ordenado, Dados em Painel, Risco de Crédito.

Abstract

Damasceno, Danilo Luís. **Determination of credit ratings to Brazilian Companies using accounting ratios.** São Paulo, 2007. 47 f. Dissertation (Mastership) – Faculdade Ibmec São Paulo.

One of the Brazilian economic stability benefits was the credit operation growth. Consequently, both investors and financial brokers have demanded a more effective as well as frequent evaluation considering opinions about corporate credit quality. Nevertheless, few corporations are rated by rating agencies. This work shows two different, but complementary, objectives: the first, is checking satisfactorily whether the rating agencies are doing a tight job towards Brazilian Corporations on a time basis; as it has been suggested in some studies carried out in the American Financial Market. The second, is related to the development of a rating methodology based on probit ordered in panel, which, through accounting ratios employed and dummy variables, is able to foresee a level of rating to any corporation whose evaluation has not been carried out. The results presented here have not show any clue that rating agencies have been more strict in their analysis through time what concerns Brazilian Corporations. Thus, allowing the use of data samples between Dec 2000 and Dec 2005 to forecast ratings. Return on assets (ROA), total debts on total assets and a dummy variable of presence in Bovespa Index (DIBOV) variables were the ones which better explain the rating on this proposed model.

Keywords: Credit Ratings, Probit Ordered Model, Data in Panel, Credit Risk.

Sumário

Lista de tabelas	9
Lista de gráficos e figuras	9
1 Introdução	10
1.1 Objetivos	10
1.2 Agências de Rating	12
2 Revisão da Literatura.....	15
2.1 Evidências Internacionais	15
2.2 Evidências no Brasil	18
3 Metodologia	19
3.1 O Modelo Probit.....	19
3.2 O Modelo Probit Ordinal	20
3.3 O Modelo Probit Ordinal em Painel	21
4 Descrição dos Dados	23
4.1 Classificação da Qualidade de Crédito das Empresas Brasileiras	23
4.2 Especificação dos Dados e das Variáveis Adotadas	24
4.3 Variável Dependente.....	28
5 Análises dos Resultados	29
5.1 Análise Exploratória.....	29
5.2 Verificação de maior severidade por parte das Agências de rating	30
5.3 Resultados das previsões de ratings através de variáveis contábeis.....	36
6 Conclusão	40
7 Referências bibliográficas.....	42
Apêndice 1	44
Apêndice 2	45
Apêndice 3	46
Apêndice 4	47

Lista de tabelas

Tabela 1 – Indicadores contábeis sugeridos pela S&P.....	16
Tabela 2 – Descrição dos <i>ratings</i> atribuídos pela S&P.....	24
Tabela 3 – Variáveis explicativas adotadas no estudo.....	25
Tabela 4 – Determinação da variável categorizada.....	28
Tabela 5 – Regressões utilizando apenas uma variável e o intercepto.....	30
Tabela 6 – Regressões com todas as variáveis explicativas.....	33
Tabela 7 – Interceptos ajustados com todas as variáveis explicativas.....	33
Tabela 8 – Regressões com as variáveis explicativas adotadas por Blume <i>et al</i>	34
Tabela 9 – Interceptos ajustados com as variáveis adotadas por Blume <i>et al</i>	35
Tabela 10 – Modelo com todas as variáveis para a determinação de <i>ratings</i>	37
Tabela 11 – Resultado do modelo de determinação de <i>ratings</i> (todas as variáveis).....	37
Tabela 12 – Modelo reduzido para determinação de <i>ratings</i>	39
Tabela 13 – Resultado do modelo reduzido de determinação de <i>ratings</i>	39
Tabela A.1.1 – Empresas selecionadas para a elaboração do estudo.....	44
Tabela A.2.1 – Companhias com <i>rating</i> de crédito da S&P.....	45
Tabela A.3.1 – Histórico de <i>ratings</i> (Escala Nacional Brasil).....	46
Tabela A.4.1 – Variáveis adotadas para a elaboração do modelo.....	47

Lista de gráficos e figuras

Gráfico 1 – Análise dos interceptos das regressões (todas as variáveis explicativas).....	34
Gráfico 2 – Análise dos interceptos das regressões (variáveis sugeridas por Blume <i>et al</i>).....	35

1 Introdução

1.1 Objetivos

Em meados dos anos 90, com o controle do processo inflacionário e consequentemente com a estabilidade econômica, as empresas brasileiras passaram a vivenciar um ambiente mais propício para o desenvolvimento de novas formas de captação de recursos. Com este advento os investidores e os agentes financeiros passaram a demandar de forma mais intensa as avaliações e opiniões sobre a qualidade de crédito destas empresas.

Mundialmente agências como a Standard & Poor's (S&P) e a Moody's efetuam suas avaliações de qualidade de crédito baseando-se nas perspectivas do setor no qual a empresa está inserida, além de questões relacionadas ao aspecto financeiro e econômico, como crescimento da economia local e internacional, concorrência, posição competitiva e outros. Assim, um *rating* procura sintetizar aspectos qualitativos e quantitativos dos emissores ou emissões¹.

Nos últimos anos alguns estudos efetuados para empresas americanas constataram que o número de *downgrades*² tem sido muito maior do que o de *upgrades*, entre eles está o trabalho de Blume, Lim e MacKinlay (1998). De acordo com os autores, 8,2% dos títulos privados tinham avaliação AAA em 1978, contra apenas 2,8% em 1995. Por outro lado, os títulos BBB passaram de 15,8% para 40,3%, no mesmo período. Para Blume *et al* (1998), o aumento no número de *downgrades* estaria relacionado a uma maior severidade das agências de *rating* nas análises de crédito.

Este trabalho tem dois diferentes, mas complementares, objetivos: primeiramente verificar se há evidências de que as agências de *rating* estão efetivamente sendo mais criteriosas nas avaliações de crédito de empresas brasileiras e, na seqüência, desenvolver um modelo capaz de replicar a classificação de ratings da S&P, através do uso de indicadores

¹ Neste trabalho, o termo emissão está relacionado à colocação no mercado de instrumentos financeiros, como um título de crédito, por exemplo. As emissões são efetuadas por pessoas jurídicas de direito público ou privado, conhecidas como emissores.

² Os termos *downgrade* e *upgrade* estão relacionados, respectivamente, ao rebaixamento e à elevação da qualidade de crédito de um emissor ou de uma emissão, respectivamente. Decidiu-se não traduzir estes termos, uma vez que o seu uso é consagrado pelo mercado.

contábeis e financeiros, e com isto estimar o nível de *rating* das empresas que não são acompanhadas por esta agência.

Ambas as abordagens apresentam um elevado grau de relevância para os mercados financeiros. Por exemplo, se for verdade que as agências de *rating* estão sendo mais severas em suas análises, as implicações podem ser amplas, principalmente no que diz respeito à alocação de capital para fins regulatórios, conforme definido pelo comitê da Basileia³.

O Novo Acordo da Basileia (Basileia II) está estruturado em três pilares: requisitos de capital mínimo alocado, supervisão bancária e transparência e disponibilização de informações ao mercado (PricewaterhouseCoopers, 2006). Cabe destacar que o conceito de capital mínimo está relacionado à cobertura dos diversos tipos de riscos aos quais uma instituição financeira está exposta (risco de mercado, crédito e operacional). Para a determinação do capital mínimo para cobertura do risco de crédito estão previstas três abordagens possíveis: Padrão, Básica e Avançada⁴.

No Brasil, o órgão regulador (Banco Central do Brasil), apesar de não ter se posicionado oficialmente sobre as três abordagens, vem fornecendo indícios de que não permitirá a abordagem Padrão, até mesmo porque o número de emissores e emissões acompanhados por agências de *rating* é pequeno. Este fato certamente levará os bancos, principalmente os maiores, para a abordagem Avançada.

Assim, se as agências de avaliação de risco de crédito estiverem sendo mais rígidas ao longo do tempo, as instituições financeiras, ao adotarem a abordagem Avançada, obterão matrizes de transição de *ratings* mais severas, que implicarão em uma maior alocação de capital para a cobertura do risco de crédito.

³ O Comitê de Supervisão Bancária da Basileia (*Basle Committee on Banking Supervision*) congrega autoridades de supervisão bancária e foi estabelecido pelos Presidentes dos Bancos Centrais dos países do Grupo dos Dez (G-10), em 1975. É constituído por representantes de autoridades de supervisão bancária e bancos centrais da Bélgica, Canadá, França, Alemanha, Itália, Japão, Luxemburgo, Holanda, Suécia, Suíça, Reino Unido e Estados Unidos. Normalmente se reúne no Banco de Compensações Internacionais, na Basileia, Suíça, onde se localiza sua Secretaria permanente.

⁴ Na abordagem Padrão o órgão regulador permite a utilização de *ratings* das agências externas para alocação de capital. Já na abordagem Básica, é permitida a utilização de *ratings* internos para a determinação das probabilidades de *default*, entretanto os demais parâmetros para estimação do risco de crédito, como a taxa de recuperação de crédito, por exemplo, são fornecidas pelo órgão regulador. Por último, os bancos têm a opção da abordagem Avançada, onde todos os parâmetros para determinação do risco de crédito podem ser obtidos através de modelos internos.

Com relação a um modelo para a estimativa de *ratings*, inúmeras empresas no Brasil não são avaliadas por nenhuma agência, assim este estudo pode auxiliar no apreçamento de títulos destas empresas. Outra utilização possível está relacionada ao nível de taxa de juro praticado na concessão de empréstimos bancários para empresas não avaliadas pelas agências de *rating*.

1.2 Agências de *Rating*

Segundo Bone (2004), as agências de *rating* iniciaram suas atividades nos EUA, onde os primeiros clientes foram as empresas ferroviárias. Posteriormente, as análises se estenderam para a indústria e as companhias de utilidade pública, como companhias de energia elétrica, de telefonia e água e esgoto. Na década de 20, agências como a Moody's e a S&P iniciaram a classificação de dívidas de estados e municípios americanos. Não tardou para que as análises se voltassem para países e regiões de economias mais maduras, como a européia.

Mais recentemente, com a globalização dos mercados financeiros, o desenvolvimento de novos produtos e a estabilidade econômica de regiões até então pouco conhecidas pelos investidores internacionais, as agências de *rating* expandiram as suas análises, além de aumentarem a sofisticação dos critérios e da metodologia empregadas para as análises de crédito.

Bone (2004), relata que após as diversas crises financeiras ocorridas entre os anos de 1994 e 2002, o olhar crítico dos investidores com relação às agências de *rating* fez com que houvesse uma maior transparência dos critérios adotados para elaboração das análises de crédito. Como resultado natural deste processo, têm-se hoje um farto material disponibilizado por estas agências de classificação. A Moody's, por exemplo, em seu documento *Understanding Moody's Corporate Bond Ratings and Rating Process* (Moody's Investors Service, 2002), além de divulgar inúmeras estatísticas sobre *ratings*, probabilidades de

inadimplência⁵, taxa de recuperação de crédito⁶ e matrizes de transição de *ratings*⁷, discorre sobre a importância do diálogo com os participantes do mercado.

Para a Moody's (Moody's Investors Service, 1999), *rating* é uma opinião sobre a capacidade futura, a responsabilidade jurídica e a vontade de um emitente de efetuar, dentro do prazo, pagamentos do principal e juros de um título específico de renda fixa. Para as agências uma avaliação de crédito nunca deve ser interpretada como uma indicação de investimento, pois não avalia outros riscos, como o risco de mercado e operacional, por exemplo.

No contexto brasileiro, cabe destacar que, além de incipiente, a avaliação de *ratings* de companhias brasileiras abrange um número relativamente pequeno de empresas quando comparado aos EUA e à Europa. Para se ter uma idéia do quão recente é este tipo de avaliação para o mercado brasileiro, a S&P abriu seu escritório no Brasil em 1998, ano em que atribuiu o seu primeiro *rating* em Escala Nacional Brasil. As agências mais relevantes e que atuam no Brasil são: Austin Rating, Fitch Rating, LFRating, Moody's, SR Rating e S&P.

Basicamente, uma avaliação de crédito pode ser atribuída a um emissor ou a uma emissão e é sempre baseada em informações fornecidas pelo emissor ou obtidas por outras fontes de confiança. De acordo com a S&P⁸, há uma estreita correspondência entre o *rating* de um emissor e o de uma emissão, sendo que a avaliação de um emissor não se refere a nenhuma obrigação financeira específica, nem leva em consideração a natureza e as provisões da obrigação, sua posição relativa no caso de falência ou liquidação, preferências estatutárias, ou a legalidade e a capacidade de execução da obrigação. Além disso, o *rating* não leva em consideração a qualidade de crédito de fiadores, seguradoras ou outras formas de redução de risco.

Um *rating* pode ser de curto ou de longo prazo, dependendo das emissões consideradas na análise. Uma avaliação de curto prazo é aquela que contempla operações de

⁵ Segundo Jorion (2003), as probabilidades de inadimplência normalmente são estimadas através de modelos atuariais, que se baseiam nas taxas históricas de inadimplência para a sua previsão.

⁶ De acordo com Jorion (2003), a taxa de recuperação de crédito representa a fração recuperada, dada a inadimplência da contraparte. Para Servigny e Renault (2004) a taxa de recuperação de crédito está diretamente relacionada aos colaterais e as garantias disponibilizadas pela contraparte, ao setor econômico ao qual o emissor faz parte e aos ciclos econômicos.

⁷ Em uma matriz de transição de *ratings* são apontadas as probabilidades de um emissor/emissão migrar do seu *rating* atual para qualquer outra classificação de crédito, em um determinado período de tempo.

⁸ Em www.standardandpoors.com.br

até um ano, sendo que no geral são utilizadas como indicadores da qualidade de crédito das obrigações de médio e de longo prazo.

A S&P possui três tipos de *ratings*: Escala Global em Moeda Local, Escala Global em Moeda Estrangeira e Escala Nacional. O primeiro tipo reflete a capacidade de um devedor gerar moeda local em volume suficiente para honrar suas obrigações (inclusive as denominadas em moeda estrangeira). Os *ratings* Escala Global em Moeda Estrangeira avaliam a capacidade dos devedores de cumprirem suas obrigações em moeda estrangeira, considerando inclusive a capacidade do governo soberano de honrar sua dívida externa, uma vez que a probabilidade de um governo soberano restringir o acesso à moeda estrangeira é idêntica àquela dele não honrar sua própria dívida externa. Por último, o *rating* em Escala Nacional é muito parecido com um de Escala Global, exceto pelo fato deste apresentar um peso menor nos fatores relacionados ao risco soberano.

A análise do documento “*Ratings Corporativos*” (Standard and Poor’s, 2005), auxilia no entendimento dos principais fatores para uma análise de crédito. De acordo com este documento:

[...] A estrutura analítica para emissores corporativos apresenta dois componentes principais. O primeiro tem seu foco orientado à análise do negócio ou à competitividade da empresa, enquanto o segundo para a análise funcional. É crítico entender que o processo de *rating* não se limita a um exame de várias medidas financeiras. A avaliação adequada dos níveis de proteção da dívida requer uma perspectiva mais ampla, envolvendo uma revisão detalhada dos fundamentos do negócio, incluindo opiniões sobre a posição competitiva da empresa e a avaliação de seu corpo administrativo e de suas estratégias. (Standard and Poor’s, 2005)

Dentre as análises realizadas, a avaliação do risco setorial tem um grande peso na atribuição de um *rating* máximo, desempenhando um papel fundamental na determinação do perfil básico de risco. Por exemplo, seria difícil para uma empresa receber um *rating* muito alto, caso esta esteja inserida em um setor cujo risco apresente-se acima da média. Pode-se destacar diversos outros fatores que são contemplados em uma análise de crédito, dentre eles: posição competitiva (participação no mercado, eficiência operacional, tamanho, qualidade do corpo administrativo e diversificação dos negócios), risco financeiro, qualidade da contabilidade, política financeira, rentabilidade, alavancagem financeira, proteção dos ativos, adequação do fluxo de caixa, flexibilidade financeira, propriedade e apoio do estado e acesso a fontes locais de financiamento.

2 Revisão da Literatura

De acordo com o documento “*Ratings Corporativos*” (Standard and Poor’s, 2005), o processo de *rating* não se limita ao exame de várias medidas financeiras, sendo necessário um acompanhamento detalhado dos fundamentos do negócio, o que inclui a opinião sobre a posição competitiva da empresa e a avaliação dos administradores e de suas estratégias. Entretanto, os principais estudos relacionados à determinação de *ratings* de crédito são baseados exclusivamente em informações contábeis e financeiras, não considerando as análises qualitativas das empresas, conforme será visto nos próximos itens.

2.1 Evidências Internacionais

Os primeiros estudos a empregarem dados contábeis de empresas para determinação de *ratings* são do início dos anos sessenta nos EUA. Em geral, os indicadores contábeis e financeiros mais citados como significativos na literatura são aqueles relacionados à cobertura de juros, ao grau de alavancagem, às medidas de lucratividade (avaliação do negócio) e, muitas vezes, ao tamanho da empresa (*size*).

Quanto a variável tamanho da empresa (*size*), Blume *et al* (1998) defende a idéia de que grandes empresas tendem a ser mais velhas e, portanto, mais estáveis, tendendo com isto a receber *ratings* de crédito mais elevados.

Além de variáveis contábeis, alguns estudos sugerem o uso de variáveis de mercado como o coeficiente beta e o erro-padrão (*standard error*) do modelo CAPM. Blume *et al* (1998) argumenta que o uso destas duas variáveis pode fornecer mais informação sobre a competência dos gestores.

O documento “*Corporate Ratings Criteria*” (Standard and Poor’s, 2006), descreve alguns indicadores importantes para a análise de empresas, resumidos na Tabela 1.

Tabela 1 – Indicadores contábeis sugeridos pela S&P

Lucratividade	Cobertura de juros	Estrutura de Capital	Fluxo de Caixa
<ul style="list-style-type: none"> • Retorno sobre o capital • Lucro Operacional / Vendas • Ganhos / ativos relacionados ao negócio. 	<ul style="list-style-type: none"> • EBIT / juros • Ganhos antes de juros, impostos e aluguéis (EBITR) / juros + aluguéis. 	<ul style="list-style-type: none"> • Dívida Total / Dívida Total + Patrimônio • Dívida Total / Dívida Total + Patrimônio mercado a mercado • Dívida Total + Passivos fora do Balanço/ Dívida Total + Passivos fora do Balanço + Patrimônio 	<ul style="list-style-type: none"> • Fluxo de Caixa Bruto / Dívida Total • Dívida Total / EBITDA • EBITDA/ juros • Fluxo de Caixa Livre + Juros / Juros; • Fluxo de caixa livre + juros / juros + pagamento de principal • Dívida Total / Fluxo de Caixa Discrecionário • Fluxo de Caixa Bruto / Capital Regulatório

Fonte: Standard and Poor's

Com relação aos modelos utilizados para a determinação de ratings, Ederington (1985) comparou diversos métodos empregados, entre eles os modelos logito, logito ordinal e análise de discriminante, recomendando o logito ordinal (ver Jackman, 2003, por exemplo), principalmente pelos resultados empíricos obtidos. Kaplan e Urwitz (1979) também consideraram o modelo logito ordinal mais adequado em detrimento a outras técnicas, uma vez que o método admite a existência de uma variável latente, a partir da qual se originam os *ratings* das empresas.

Baseando-se na premissa de que as agências de *ratings* estão sendo mais criteriosas em suas análises, há dois importantes trabalhos elaborados nos EUA. No primeiro, Blume *et al* (1998) utilizou-se de variáveis contábeis e de risco de mercado para empresas com grau de investimento (*investment grade*⁹) no período de 1978 a 1995. A técnica empregada para a estimação do modelo de *ratings* de crédito foi o modelo probito ordinal em painel (*ordered probit in panel*), sendo a tendência do comportamento do intercepto desta regressão ao longo do tempo interpretada como um indicador de aperto ou não nas avaliações das agências de *rating*. Os resultados encontrados indicavam que os *ratings* de crédito tornaram-se mais severos, principalmente nos anos noventa.

⁹ O termo *investment grade* (grau de investimento) é utilizado para emissões ou emissores com avaliação entre AAA e BBB, enquanto o termo *speculative grade* (grau especulativo) para emissões ou emissores de BB a C (vide Tabela 2).

Por outro lado, Jorion, Shi e Zhang (2005) ampliaram os estudos e, por fim, contestaram os resultados obtidos por Blume *et al* (1998) para empresas com grau de investimento. Primeiramente os autores, utilizando o mesmo modelo e as variáveis para o período de 1985 a 2002, estenderam suas análises para empresas com grau especulativo (*speculative grade*), não encontrando nenhuma tendência no intercepto, ou seja, não houve indícios de aperto por parte das agências de *rating*. Assim, a questão é: por quê as agências de *rating* foram mais criteriosas apenas com as empresas com grau de investimento ?

Jorion *et al* (2005) procuraram responder a esta questão embasando-se em estudos de outros autores, que afirmavam que os dados contábeis tornaram-se menos informativos e confiáveis ao longo do tempo, e que isto estava diretamente relacionado à elevação dos rendimentos dos administradores, principalmente para empresas com grau de investimento.

Cohen, Dey e Lys (2004), por exemplo, relataram um aumento nos rendimentos dos administradores no período 1987 a 2003, atribuído ao comportamento oportunista dos gerentes em função do uso crescente de *stock options*¹⁰. Segundo os autores, este comportamento oportunista está diretamente relacionado à manipulação de dados contábeis, que podem levar a um alisamento artificial dos ganhos, ou ao relato de uma menor alavancagem.

Assim, Jorion *et al* (2005) incluíram no modelo uma variável que exprimia o aumento dos ganhos dos administradores, obtendo uma estabilização do intercepto da regressão, ou seja, não houve nenhum indicativo que sustentasse a visão de que as agências de *ratings* estavam sendo mais criteriosas em suas análises do que no passado.

¹⁰ De acordo com Godoi e Marcon (2003), *stock options* é um dos principais programas de distribuição de resultados através de participação acionária. O sistema permite que executivos e funcionários comprem ações da empresa, atrelando os ganhos à valorização das ações no longo prazo.

2.2 Evidências no Brasil

Para os trabalhos efetuados por Blume *et al* (1998) e Jorion *et al* (2005) nos EUA, não foram encontrados estudos correspondentes em toda a América Latina, sendo portanto, até onde vai o conhecimento do autor, inédita a avaliação de maior severidade das agências de *rating* em suas análises de crédito.

Com relação à estimação de *ratings* através da utilização de indicadores contábeis e financeiros, Minardi, Sanvicente e Artes (2006) adotaram um modelo logito ordinal, sendo que as variáveis selecionadas foram: Ativo (em escala logarítmica), Dívida Bruta/Ativo Total, EBIT/Dívida Financeira Líquida, ROA (retorno sobre o ativo), EBIT/Receita Líquida e Volatilidade. Os resultados apontaram para um acerto de 58% dos *ratings*, além disto 39% das empresas foram classificadas nos *ratings* imediatamente superior ou imediatamente inferior.

Sales (2006) também utilizou um modelo logito ordinal para estimativa de *ratings*, entretanto o autor utilizou em sua amostra apenas instituições financeiras. Dos 44 bancos analisados, 41 deles tiveram o nível de *rating* estimado igual ao nível obtido a partir da Fitch, o que representou 93 % de acerto.

3 Metodologia

Neste capítulo, apresentamos o modelo probito ordinal em painel utilizado na dissertação. Inicialmente, apresentamos o modelo probito usual e, sem seguida, a versão ordinal para dados transversais e por fim o modelo ordinal para dados em painéis. Em todos os modelos apresentados o intercepto foi incluído no vetor de parâmetros β .

3.1 O Modelo Probit

Sejam y_i , $i = 1, \dots, n$, variáveis aleatórias independentes que assumem, para o i -ésimo elemento da amostra, o valor 0 ou 1. Seja \mathbf{x}_i um vetor p -dimensional com os valores assumidos pelas variáveis independentes para o indivíduo i . O modelo probito é definido por:

$$P(y_i = 1 | \mathbf{x}_i) = \Phi(\beta \mathbf{x}'_i) \quad (3.1)$$

sendo β um vetor paramétrico p -dimensional e Φ a função distribuição acumulada de uma variável aleatória normal com média zero e variância 1.

Um método utilizado para estimar β é o de máxima verossimilhança, sendo que a função de verossimilhança de β é dada por:

$$L(\beta; \mathbf{y}, \mathbf{X}) = \prod_{i=1}^n \Phi(\beta \mathbf{x}'_i)^{y_i} [1 - \Phi(\beta \mathbf{x}'_i)]^{1-y_i}$$

na qual, $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n)$ e $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n)$

Uma forma alternativa de obter o modelo probito é admitir a existência de uma variável latente y^* :

$$y_i^* = \beta \mathbf{x}'_i + \varepsilon_i, \quad (3.2)$$

em que ε_i são variáveis independentes com uma distribuição normal padrão¹¹. Assumindo que:

$$y_i = 1 \Leftrightarrow y^* \geq 0 \text{ e } y_i = 0 \Leftrightarrow y^* < 0$$

Temos então que:

$P(y_i = 1 | x_i) = P(\beta x'_i + \varepsilon_i \geq 0 | x_i) = P(-\varepsilon_i \leq \beta x'_i | x_i) = \Phi(\beta x'_i)$, que coincide com o modelo (3.1).

Essa alternativa pode trazer algumas vantagens em termos da formulação teórica do problema. Admita, por exemplo, que $y_i=1$ se a empresa for classificada como grau de investimento e 0, se for classificada como grau especulativo (vide Tabela 2 para definições). Através desta classificação se origina uma variável latente y^* , contínua, normalmente distribuída, que não é diretamente observada e que expressa a propensão de uma empresa assumir o grau de investimento.

3.2 O Modelo Probitto Ordinal

Corbi e Menezes-Filho (2006) descrevem o probitto ordinal (ou ordenado) como um modelo multinomial, utilizado principalmente para modelagem de uma variável dependente discreta e qualitativa, como é o caso dos *ratings* emitidos pelas agências de avaliação de risco de crédito. Ainda, segundo os autores, a variável dependente assume valores que estabelecem um certo ordenamento dos dados, não de forma linear, mas sim de forma a ordenar os possíveis resultados.

No caso deste estudo a variável ordinal observada y_i , associa números aos *ratings*, da seguinte forma: 0 para "AAA", 1 para "AA", 2 para "A" e assim sucessivamente (vide Tabela 4).

O modelo probitto ordinal pode ser obtido a partir de uma generalização de (3.2). Assumindo que y_i represente uma variável qualitativa ordinal e admitindo-se a existência de $m+1$ categorias variando de zero a m (veja, por exemplo, a Tabela 4), tem-se:

¹¹ O uso de variância igual a 1 pode ser encarado como uma restrição de identificabilidade do modelo.

$$y_i^* = \beta x'_i + \varepsilon_i, \quad \varepsilon_i \sim N(0,1), \forall i = 1, \dots, n \text{ e } \varepsilon_i \text{ independentes entre si.}$$

Admitindo a existência de pontos de corte, dados por $-\infty = \mu_{-1} < \mu_0 = 0 \leq \mu_1 \leq \dots < \mu_m = \infty$ ¹² e tais que $y_i = j \Leftrightarrow \mu_{j-1} \leq y_i^* < \mu_j$.

temos:

$$P(y_i = 0 | x_i) = P(\mu_{-1} < y_i^* < \mu_0 | x_i) = P(y_i^* < 0 | x_i) = P(\varepsilon_i < -\beta x'_i | x_i) = \Phi(-\beta x'_i)$$

$$P(y_i = j | x_i) = P(\mu_{j-1} < y_i^* < \mu_j | x_i) = P(\mu_{j-1} - \beta x'_i < \varepsilon_i < \mu_j - \beta x'_i | x_i)$$

$$P(y_i = j | x_i) = \Phi(\mu_j - \beta x'_i) - \Phi(\mu_{j-1} - \beta x'_i), \quad j = 1, \dots, m-1 \text{ e}$$

$$P(y_i = m | x_i) = P(\mu_{m-1} < y_i^* < \mu_m | x_i) = P(\mu_{m-1} < y_i^* < \infty | x_i) = 1 - \Phi(\mu_{m-1} - \beta x'_i).$$

A estimação dos parâmetros do modelo pode ser feita pelo método da máxima verossimilhança. Para tanto, é conveniente definir a variável indicadora Z_{ij} tal que $Z_{ij} = 1 \Leftrightarrow y_i = j$ (ver detalhes em Jackman, 2003, por exemplo). Assim, a função de máxima verossimilhança de $\theta = (\beta', \mu_1, \dots, \mu_{m-1})'$ é dada por:

$$L(\theta; y, X) = \prod_{i=1}^n P(y_{i0}, \dots, y_{im}) = \prod_{i=1}^n \prod_{j=0}^m [\Phi(\mu_j - \beta x'_i) - \Phi(\mu_{j-1} - \beta x'_i)]^{Z_{ij}},$$

assumindo $\Phi(-\infty) = 0$ e $\Phi(\infty) = 1$.

3.3 O Modelo Probit Ordinal em Painel

Em dados em painel, uma mesma unidade amostral é acompanhada ao longo do tempo. Assuma que y_{it} representa o valor de uma variável qualitativa ordinal para a unidade amostral i no instante de tempo t . Como no capítulo anterior, considere que a variável possa assumir $m+1$ diferentes categorias (detalhes sobre modelos probit para dados em painel podem ser encontrados em Maddala, 1987, Wooldridge, 2002 e Greene, 2003, por exemplo). Considere, agora:

$$y_{it}^* = \beta x'_{it} + \varepsilon_{it}, \quad i=1, \dots, n \text{ e } t=1, \dots, T \quad (3.3)$$

¹² Assume-se $\mu_0=0$ para garantir a identificabilidade do modelo.

na qual x_{it} é um vetor p -dimensional com os valores das variáveis independentes para o i -ésimo indivíduo da amostra, no t -ésimo instante de tempo e $\varepsilon_{it} = a_i + v_{it}$, em que, dadas as variáveis independentes, a_i e v_{it} seguem distribuições normais com média zero e variâncias dadas por σ_a^2 e 1, respectivamente. Além disso, dadas as variáveis independentes, a_i e a_j são não correlacionadas (para i diferente de j), a_j e v_{it} são não correlacionadas e o mesmo acontecendo para v_{it} e v_{js} para $i \neq j$ e/ou $t \neq s$. A partir desses resultados temos que:

$$E(\varepsilon_{it} | X) = 0, \text{ Var}(\varepsilon_{it} | X) = 1 + \sigma_a^2 \text{ e } \text{Corr}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{is} | X) = \rho = \frac{\sigma_a^2}{1 + \sigma_a^2}, \text{ sendo } \rho \text{ o coeficiente de}$$

correlação intraclasse. O parâmetro σ_a^2 expressa a heterogeneidade existente entre as diferentes unidades amostrais (no caso empresas); já a correlação intraclasse, relaciona-se ao grau de dependência existente entre observação de uma mesma unidade amostral ao longo do tempo.

De modo análogo ao apresentado no capítulo anterior, podemos construir as probabilidades associadas aos possíveis valores de y_i e a respectiva função de verossimilhança:

$$L(\theta; y, X) = \prod_{i=1}^n P(y_{i1}, \dots, y_{it}).$$

A dificuldade adicional é que o termo a_i acaba por introduzir uma estrutura de dependência ao modelo no que se refere aos dados de uma mesma unidade amostral. Por exemplo, assumamos que $T=2$ e que ao indivíduo i tenham sido atribuídos os valores $y_{i1}=1$ e $y_{i2}=2$. Nesse caso,

$$P(y_{i1} = 1, y_{i2} = 2) = P(\mu_0 - x'_{i1} \beta < \varepsilon_{i1} < \mu_1 - x'_{i1} \beta, \mu_1 - x'_{i2} \beta < \varepsilon_{i2} < \mu_2 - x'_{i2} \beta)$$

e a distribuição conjunta de $(\varepsilon_{i1}, \varepsilon_{i2})^T$ é uma normal bivariada com vetor média zero e matriz

$$\text{de covariância dada por } \Sigma = \begin{pmatrix} 1 + \sigma_a^2 & \sigma_a^2 \\ \sigma_a^2 & 1 + \sigma_a^2 \end{pmatrix}.$$

Sem perda de generalidade, o modelo apresentado pode ser utilizado em painéis desbalanceados.

Extensões desse modelo podem ser encontradas nas referências deste capítulo e na literatura especializada. Em particular, há variações do modelo que permitem modelar a variância dos erros, acomodando, assim, efeitos de heterocedasticidade.

4 Descrição dos Dados

4.1 Classificação da Qualidade de Crédito das Empresas Brasileiras

Os *ratings* utilizados neste trabalho foram aqueles emitidos pela S&P e referentes à classificação Escala Nacional de Crédito de Longo Prazo. A utilização de dados da S&P foi devida a disponibilidade de série histórica em seu sistema “Credit Watch”. Cabe destacar que se adotou, para cada empresa da amostra, o *rating* válido para o último dia do ano entre dezembro de 2000 a dezembro de 2005.

A opção pela classificação Escala Nacional de Crédito de Longo Prazo foi motivada pelo fato desta avaliação atribuir um menor peso ao risco soberano nacional. Esta medida mostra-se importante pelo fato do Brasil ter passado por sérios problemas de liquidez durante o processo eleitoral de 2002, que acarretou em significativa elevação do Risco Brasil (o índice divulgado pelo Banco J.P. Morgan chegou a atingir 2.440 pontos, o que significa que os títulos soberanos brasileiros estavam pagando, em média, 24,40% a mais do que as *Treasuries* americanas).

A Tabela 2 demonstra a interpretação de cada avaliação de crédito. Os *ratings* nas categorias AAA, AA, A e BBB são conhecidos como grau de investimento. Por outro lado, os *ratings* nas categorias BB, B, CCC, CC e C são denominados como grau especulativo. Ainda com relação aos *ratings*, os mesmos podem ser modificados pela adição de um sinal de mais (+) ou menos (-), de modo a demonstrar o posicionamento relativo dentro das principais categorias.

O Apêndice 1 apresenta as empresas selecionadas para o estudo, descrevendo o setor de atuação de cada uma delas. Já os Apêndices 2 e 3 demonstram, respectivamente, a quantidade de *ratings* por grau de avaliação e o histórico de *rating* das empresas que fizeram parte da amostra analisada. Através da análise dos apêndices é possível inferir sobre a concentração de empresas com grau de investimento na amostra, sendo que não havia nenhuma companhia com *ratings* B e C.

Tabela 2 – Descrição dos *ratings* atribuídos pela S&P

Classificação	Rating	Descrição
Grau de investimento	AAA	Capacidade extremamente forte para cumprir compromissos financeiros.
	AA	Capacidade muito forte para cumprir compromissos financeiros.
	A	Forte capacidade para cumprir compromissos financeiros, mas ligeiramente suscetível às condições econômicas adversas e às alterações nas circunstâncias.
	BBB	Capacidade adequada para cumprir compromissos financeiros, porém mais sujeita às condições econômicas adversas.
Grau especulativo	BB	Menos vulnerável a curto prazo, mas enfrenta incertezas importantes em relação às condições comerciais, financeiras e econômicas adversas.
	B	Mais vulnerável às condições comerciais, financeiras e econômicas adversas, mas tem atualmente capacidade para cumprir compromissos financeiros.
	CCC	Atualmente, vulnerável e dependente de condições comerciais, financeiras e econômicas favoráveis para cumprir seus compromissos financeiros.
	CC	No momento, altamente vulnerável.
	C	Foi apresentado um pedido de falência ou ação similar, mas os pagamentos ou compromissos financeiros estão sendo honrados.
D	Inadimplência no pagamento de compromissos financeiros.	

Fonte: Standard and Poor's

4.2 Especificação dos Dados e das Variáveis Adotadas

No Brasil, as sociedades anônimas são obrigadas a divulgar seus demonstrativos contábeis. Assim, as variáveis explicativas usadas no modelo foram construídas a partir dos dados contábeis obtidos da base Econômica. Cabe destacar, que os dados contábeis referentes às demonstrações de resultados (receitas e despesas) correspondem aos saldos acumulados de janeiro a dezembro, enquanto os dados de Balanço (ativos e passivos) correspondem ao seu valor em 31 de dezembro de cada ano analisado.

As variáveis contábeis e financeiras¹³ utilizadas neste estudo são as adotadas nos trabalhos de Blume *et al* (1998), Jorion *et al* (2005) e Minardi *et al* (2006), além das especificadas na documentação “*Corporate Ratings Criteria*” (Standard and Poor’s, 2006). As variáveis podem ser classificadas em cinco grupos: tamanho, cobertura de juros, estrutura patrimonial, fluxo de caixa e lucratividade. A Tabela 3 demonstra em qual categoria está inserida cada uma das variáveis construídas, bem como as referências relacionadas. Para maior detalhamento sobre como foram construídas as variáveis explicativas, vide Apêndice 4.

Tabela 3 – Variáveis explicativas adotadas no estudo

Categoria	Nome	Composição	Referência Bibliográfica
Ibovespa	DIBOV	Variável Indicadora de presença no Índice Bovespa	(I)
Tamanho (<i>Size</i>)	Ativo	Ln(Ativo Total)	Minardi <i>et al</i> (2006)
Cobertura de Juros	ICR	EBIT ^(II) / Desp. Financeira	Blume <i>et al</i> (1998), Jorion <i>et al</i> (2005) e Standard and Poor’s (2006)
Estrutura Patrimonial	LTDA	Exigível de Longo Prazo / Ativo Total	Blume <i>et al</i> (1998) e Jorion <i>et al</i> (2005)
	TDA	Dívida Total Bruta ^(III) + Outras Obrigações de Curto e Longo Prazo / Ativo Total	Blume <i>et al</i> (1998), Jorion <i>et al</i> (2005) e Standard and Poor’s (2006)
Lucratividade	OIS	EBIT / Receita Líquida Operacional	Blume <i>et al</i> (1998), Jorion <i>et al</i> (2005), Minardi <i>et al</i> (2006) e Standard and Poor’s (2006)
	ROA	Lucro Líquido / Ativo Total	Minardi <i>et al</i> (2006)
Fluxo de Caixa	DE	Dívida Total Bruta / EBITDA ^(IV)	Standard and Poor’s (2006)
	FFO	Lucro Líquido + Depreciação e Amortização / Dívida Total Bruta	Blume <i>et al</i> (1998), Jorion <i>et al</i> (2005) e Standard and Poor’s (2006)
	FOC	Lucro Líquido + Depreciação e Amortização – Var. Capital Giro – Var. Ativo Permanente / Despesa Financeira	

(I) Não há referência bibliográfica para esta variável, entretanto empresas com ações no Índice Bovespa usualmente são mais transparentes, pois disponibilizam um grande volume de informações ao mercado, e normalmente são empresas de grande porte;

(II) EBIT – Ganhos antes do pagamento de juros e impostos (do inglês *Earnings before interest and taxes*);

(III) Dívida Total Bruta – Financiamento de Curto e Longo Prazo + Debêntures de Curto e Longo Prazo;

(IV) EBITDA - Ganhos antes do pagamento de juros, impostos, depreciação e amortização (do inglês *Earnings before interest, taxes, depreciation and amortization*).

¹³ Braga (1989) e Matarazzo (2003) foram utilizados como referência para a construção dos indicadores financeiros sugeridos em outros estudos.

Fizeram parte da amostra as companhias brasileiras que disponibilizavam informações contábeis e possuíam avaliação de crédito da S&P, no período de 2000 a 2005. Empresas financeiras e seguradoras foram excluídas da amostra, uma vez estas companhias apresentam um alto grau de alavancagem, diferentemente da maioria das companhias industriais e de serviços. Também não fizeram parte da amostra empresas de capital fechado, dado que as mesmas não são obrigadas a publicar suas demonstrações contábeis. As 39 empresas que fizeram parte da amostra estão relacionadas no Apêndice 1.

As variáveis relacionadas ao mercado, como o coeficiente beta e o erro-padrão do modelo CAPM e o valor de mercado das companhias (*Size*), não puderam ser utilizadas, uma vez que algumas empresas não tinham ações negociadas na Bolsa de São Paulo, além de outras apresentarem baixa liquidez, ou seja, havia muitos dias sem um único negócio. Alguns indicadores sugeridos pela S&P e por Jorion *et al* (2005) também não puderam ser replicados, pois as bases de dados disponíveis no Brasil não apresentam o mesmo nível de detalhamento das existentes nos EUA e na Europa.

Diversas tentativas foram realizadas no intuito de ampliar o número de empresas da amostra, entre elas a inclusão de companhias argentinas, chilenas e mexicanas. Durante o estudo algumas restrições inviabilizaram a participação destas companhias na amostra, entre elas, a indisponibilidade de informações contábeis em um padrão contábil único e em mesma moeda (Standard and Poor's, 2005).

Apesar de Servigny e Renault (2004) defenderem que não há diferenças significativas entre os *ratings* atribuídos entre as agências, não foi possível utilizar dados de uma outra agência, como a Moody's, por exemplo. Primeiramente por não existir uma base histórica com este tipo de informação e, em segundo lugar, é comum as empresas receberem *ratings* de mais de uma agência, o que não contribuiria para um aumento significativo da amostra.

Assim como em Blume *et al* (1998) e Jorion *et al* (2005), para que fosse testada a hipótese de que as agências de *rating* estão sendo mais restritivas em suas análises foi necessário incluir uma variável indicadora para cada ano. Na prática é como se fosse construída uma função *rating* (*Y*) para cada ano, na qual a influência das demais variáveis independentes (indicadores contábeis, entre elas) seria controlada (no caso admitiu-se que a influência dessas variáveis se manteve constante ao longo do tempo). As variáveis

independentes expressam características da empresa que são relevantes na determinação do seu *rating*, desse modo, caso a S&P esteja aumentando, ou diminuindo, o rigor das avaliações espera-se que, em média, empresas com mesmo perfil (dado pelas variáveis independentes) tenham, em anos distintos, *ratings* diferentes. Isso pode ser captado pelo modelo através do comportamento de seu intercepto ao longo do tempo. Caso haja uma tendência de aumento ou de diminuição no rigor das análises, os interceptos do modelo apresentarão tendência de crescimento ou decréscimo ao longo do tempo.

O período analisado neste estudo foi de 2000 a 2005, sendo, portanto, criadas as variáveis indicadoras: D2001, D2002, D2003, D2004 e D2005. O ano de 2000 foi representado pelo próprio intercepto da regressão, evitando-se com isto uma situação de perfeita multicolinearidade. Desse modo, o intercepto de 2001, por exemplo, poderá ser obtido pela soma do intercepto do modelo com o parâmetro que multiplica D2001.

Além das variáveis indicadoras de ano, foi criada uma variável indicadora de presença no Índice Bovespa (DIBOV), cujo intuito foi o de diferenciar as companhias com ações no Ibovespa daquelas que não faziam parte do índice. Usualmente as ações que fazem parte do Ibovespa, além de muito líquidas, são de grandes companhias, que no geral oferecem aos seus acionistas maior transparência, através da divulgação de um maior volume de informações de qualidade, facilitando o acompanhamento de seu desempenho.

Com relação a uma variável que exprimisse o tamanho da empresa (*size*), utilizou-se o “Total de Ativos”, em escala logarítmica, uma vez que o valor de mercado de muitas empresas não estava disponível.

Todos os indicadores contábeis e financeiros foram construídos com base em informações do último dia de cada ano, entretanto foram utilizadas as médias destes indicadores nos últimos três anos, incluindo o ano em questão. A utilização da média foi proposta por Blume *et al* (1998).

Assim, o que prevaleceu dos trabalhos de Blume *et al* (1998) e de Jorion *et al* (2005) foi o conceito da análise do intercepto do modelo probito ordinal em painel, para averiguação da hipótese de que as agências de *rating* estavam sendo mais criteriosas em suas análises.

4.3 Variável Dependente

O primeiro passo para o desenvolvimento deste trabalho foi o agrupamento dos *ratings* e a determinação da variável categorizada Y para cada um desses agrupamentos. A Tabela 4 demonstra a configuração final dos agrupamentos.

Tabela 4 – Determinação da Variável categorizada

Rating Standard and Poor's		Variável Y
Grau de Investimento	AAA+	0
	AAA	
	AAA-	
	AA+	1
	AA	
	AA-	
	A+	2
	A	
	A-	
	BBB+	3
BBB		
BBB-		
Grau Especulativo	BB+	4
	BB	
	BB-	
	B+	
	B	
	B-	
	CCC+	5
	CCC	
	CCC-	
	CC+	6
	CC	
	CC-	
	C+	
C		
C-		
D		

Cabe destacar que a utilização do software LIMDEP se mostrou apropriada, pois o mesmo possibilita o cálculo do modelo em um painel desbalanceado, ou seja, não é necessário que o número de observações entre as empresas seja igual.

5 Análises dos Resultados

5.1 Análise Exploratória

Para que houvesse uma idéia inicial de quais variáveis eram importantes para determinação dos *ratings*, as regressões foram, em um primeiro momento, calculadas utilizando-se apenas uma variável independente de cada vez e o intercepto. O modelo utilizado foi o indicado na equação (5.1), construído com base no modelo (3.3).

$$E(y_{it}) = \alpha + \beta x'_{it} \quad (5.1)$$

sendo:

y_{it} a variável latente que determina o *rating* da empresa i no ano t (*vide* capítulo 3);

α o intercepto da regressão;

x_{it} o vetor com os valores das variáveis independentes observados no instante t para o indivíduo i ;

β o parâmetro que indica a contribuição das variáveis independentes na explicação da média de y .

A Tabela 5 apresenta os resultados das regressões. As variáveis terminadas com a letra “M” indicam que foram utilizadas as médias dos últimos três anos dos indicadores, enquanto que para as demais variáveis utilizou-se os indicadores em 31/dez de cada ano. Todos os coeficientes estimados tiveram sinais iguais aos esperados, entretanto as variáveis DEM, FFO, FFOM, FOC e FOCM não foram significativas, quando analisadas individualmente.

Tabela 5 – Regressões utilizando apenas uma variável e o intercepto

Variável		Coefficiente	Estatística-T	Intercepto	Estatística-T
Indicadora	DIBOV	-2,93	-3,37	5,91	5,11
Ativo	LN(ATIVO)	-1,22	-3,97	31,65	4,46
	LN(ATIVOM)	-0,92	-2,68	24,72	3,13
DE	DE	0,22	4,08	3,77	4,85
	DEM	0,13	1,10	3,88	4,78
FFO	FFO	-0,50	-1,07	4,26	5,10
	FFOM	-0,15	-1,01	4,23	4,89
FOC	FOC	-0,01	-0,32	4,11	5,34
	FOCM	0,03	0,39	4,06	5,12
ICR	ICR	-0,24	-2,79	4,81	6,13
	ICRM	-0,49	-2,58	5,34	7,04
LTDA	LTDA	2,00	3,10	3,38	4,25
	LTDAM	3,29	2,21	2,95	3,90
OIS	OIS	-11,83	-4,20	7,07	6,12
	OISM	-9,33	-1,90	6,63	3,85
ROA	ROA	-3,95	-2,21	4,21	5,45
	ROAM	-14,01	-6,15	4,79	6,28
TDA	TDA	6,48	4,05	1,62	1,84
	TDAM	7,23	2,81	1,70	1,36

5.2 Verificação de maior severidade por parte das Agências de *rating*

Conforme mencionado anteriormente, para a verificação de uma maior severidade por parte das agências de *rating* em suas análises de crédito, além das variáveis contábeis e financeiras, foi necessária a inclusão das variáveis indicadoras de tempo (D2001, D2002, D2003, D2004 e D2005). Os valores destes coeficientes é que indicarão se houve ou não um aperto nas análises das agências. O modelo utilizado nesta parte do estudo é o indicado pela equação (5.2), construído com base no modelo (3.3).

$$E(y_{it}) = \alpha_1 + \alpha_2 D2001_t + \alpha_3 D2002_t + \alpha_4 D2003_t + \alpha_5 D2004_t + \alpha_6 D2005_t + \beta x'_{it} \quad (5.2)$$

em que:

y_{it} é a variável latente que determina o *rating* da empresa i no ano t (*vide* capítulo 3);

α_1 é o intercepto da regressão;

D_{ANOt} é 1 se t =ano e 0 caso contrário;

$\alpha_j, j = 2, \dots, 6$, é o parâmetro que indica a importância da variável indicadora de ano (D_{ANO});

x_{it} é o vetor com os valores observados das variáveis independentes para a empresa i no ano t ;

β é o vetor de parâmetros que indica a contribuição das variáveis independentes na explicação da média de y .

Apesar de Blume *et al* (1998) ter utilizado a média das variáveis independentes para a construção do painel, nesta parte do trabalho optou-se também pelo cálculo das regressões utilizando os indicadores contábeis em 31/dez de cada ano da amostra. Desta forma, foram estimadas duas famílias de modelos: a primeira com indicadores contábeis em 31/dez e outra com a média dos últimos três anos (*vide* Tabela 6).

A análise do comportamento do intercepto da regressão não indicou nenhuma tendência para ambas as estimativas (média e 31/dez), o que implica que não se constatou uma maior severidade das agências de *ratings* em suas análises para as empresas brasileiras. A Tabela 6 mostra o resultado da regressão, quando utilizados todos os indicadores construídos neste estudo e que seriam, em princípio, capazes de medir a saúde financeira das empresas¹⁴. A Tabela 7 traz os interceptos estimados para cada ano, enquanto o Gráfico 1 demonstra o comportamento destes coeficientes ajustados.

Apenas o coeficiente da variável ROA e da variável indicativa D2002, quando calculados com dados médios, foram significativos. No modelo onde foram empregadas as variáveis em 31/12, nenhum coeficiente se mostrou isoladamente significativo. Cabe destacar que o fato de não se obter coeficientes significativos não invalidam o estudo, pois o intuito

¹⁴ Nesta parte do trabalho, os indicadores contábeis têm um papel meramente de controle. Desse modo, optou-se por manter o modelo completo, mesmo quando o coeficiente da variável não se mostrava significativo.

desta parte do trabalho busca apenas identificar o comportamento das variáveis relacionadas ao tempo.

Aplicou-se também o teste de WALD sobre os coeficientes das variáveis indicadoras de ano, de modo a avaliar se os mesmos eram significativamente iguais a zero, ou seja, se de fato não houve alteração dos interceptos. As hipóteses avaliadas foram:

$$H_0 \text{ (Hipótese Nula): } \alpha_2 = \alpha_3 = \alpha_4 = \alpha_5 = \alpha_6 = 0;$$

H_1 (Hipótese Alternativa): pelo menos um diferente de zero.

Através do teste de Wald, a hipótese de que os coeficientes são iguais a zero não foi rejeitada, tanto quando utilizadas as variáveis médias ($P=0,6682$) como para as datadas do último dia de cada ano ($P=0,4048$).

Em um segundo momento, a análise do comportamento do intercepto e do teste de Wald também foram efetuadas utilizando-se as mesmas variáveis adotadas por Blume *et al* (1998) (TDA, LTDA, OIS e ICR), exceto as variáveis relacionadas ao mercado (coeficiente beta e o erro-padrão do modelo CAPM), pelas razões anteriormente expostas na página 26. As estimativas dos parâmetros dos modelos se encontram na Tabela 8.

Os resultados não foram diferentes dos encontrados quando utilizadas todas as variáveis contábeis que poderiam explicar um *rating*. O teste de Wald aceitou a hipótese de que os coeficientes são iguais a zero, tanto quando utilizadas as variáveis médias ($P=0,1778$) como para as datadas do último dia de cada ano ($P=0,3307$). As tabelas 8 e 9 e o Gráfico 2 demonstram os resultados.

Com relação ao nível de significância dos regressores, apenas as variáveis OIS e D2003 foram significativas, isto tanto para o modelo que utilizou as variáveis médias como para o modelo com as variáveis em 31/dez.

Tanto nos modelos da Tabela 6, como nos da Tabela 8, a correlação intraclasse mostrou-se bastante elevada. Isso não chega a ser uma surpresa, pois observa-se, na maioria das empresas pequenas variações do *rating* ao longo do tempo. Isso leva a uma forte autocorrelação nos dados, captada por esse coeficiente.

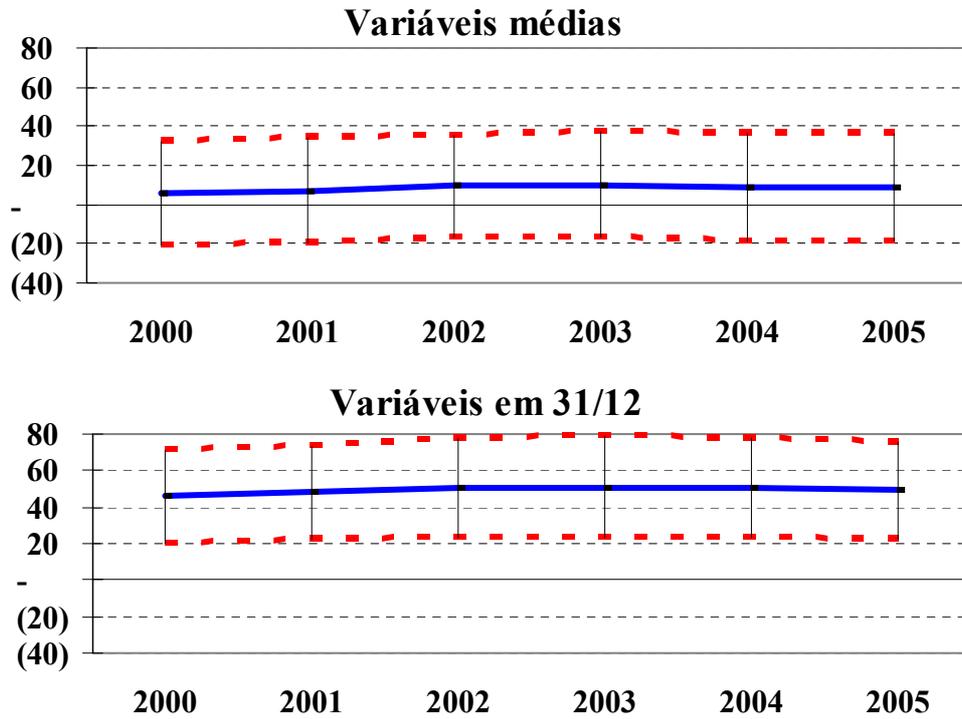
Tabela 6 – Regressões com todas as variáveis explicativas

Variáveis	Variáveis Médias			Variáveis em 31/12		
	Parâmetro	Erro-Padrão	Estatística-T	Parâmetro	Erro-Padrão	Estatística-T
Constante	5,44	26,54	0,20	45,71	26,08	1,75
D2001	1,71	1,89	0,91	2,29	2,35	0,98
D2002	4,18	1,79	2,34	4,42	2,45	1,80
D2003	4,68	2,73	1,71	5,33	3,44	1,55
D2004	3,68	2,69	1,37	4,78	3,16	1,52
D2005	3,72	2,85	1,31	3,24	2,77	1,17
DIBOV	-3,74	2,96	-1,27	-3,40	2,59	-1,31
ATIVO	0,02	1,27	0,02	-1,73	1,06	-1,63
DE	0,14	0,70	0,21	0,28	0,63	0,45
FOCDF	0,03	0,22	0,16	-0,08	0,15	-0,58
OIS	-4,98	8,75	-0,57	-12,29	8,00	-1,54
ROA	-25,00	10,95	-2,28	0,05	14,16	0,00
TDA	13,99	9,36	1,49	5,04	8,33	0,60
FFO	0,13	0,57	0,24	0,13	1,52	0,08
ICR	-0,12	0,51	-0,23	-0,01	0,45	-0,03
LTDA	-11,71	9,51	-1,23	2,37	5,57	0,43
μ_1	6,53	3,29	1,98	10,13	4,40	2,30
μ_2	12,77	4,83	2,64	16,30	6,26	2,61
μ_3	16,24	5,89	2,76	19,70	7,23	2,72
μ_4	16,90	6,60	2,56	20,51	7,95	2,58
μ_5	17,61	7,30	2,41	21,18	8,08	2,62
Sigma	4,19	1,81		5,97	2,49	
ρ		0,95			0,97	
Teste de Wald		0,6682			0,4048	

Tabela 7 – Interceptos ajustados com todas as variáveis explicativas

Interceptos	Variáveis Médias			Variáveis em 31/12		
	Parâmetro	Erro-Padrão	Estatística-T	Parâmetro	Erro-Padrão	Estatística-T
2000	5,44	26,54	0,20	45,71	26,08	1,75
2001	7,15	26,62	0,27	48,00	25,53	1,88
2002	9,62	25,94	0,37	50,13	27,27	1,84
2003	10,11	27,08	0,37	51,04	28,04	1,82
2004	9,12	27,37	0,33	50,49	27,63	1,83
2005	9,16	27,50	0,33	48,95	27,11	1,81

Gráfico 1 – Análise dos interceptos das regressões (todas as variáveis explicativas)

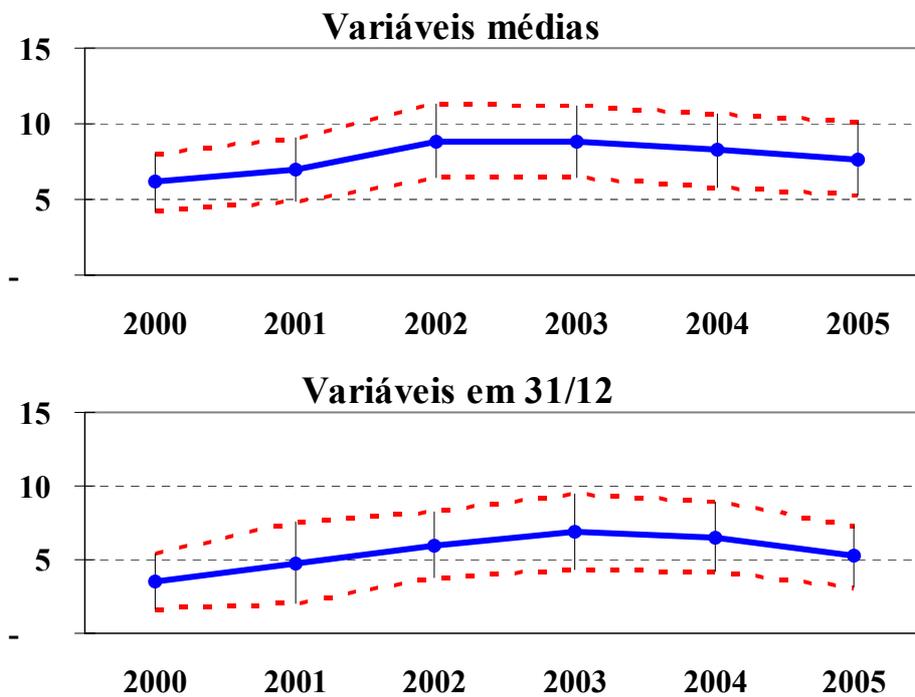
Tabela 8 – Regressões com as variáveis explicativas adotadas por Blume *et al*

Variáveis	Variáveis Médias			Variáveis em 31/12		
	Parâmetro	Erro-Padrão	Estatística-T	Parâmetro	Erro-Padrão	Estatística-T
Constante	6,12	1,89	3,25	3,52	1,89	1,86
D2001	0,84	0,94	0,89	1,24	1,41	0,88
D2002	2,71	1,43	1,90	2,49	1,77	1,41
D2003	2,74	1,26	2,18	3,37	1,60	2,11
D2004	2,12	1,24	1,72	2,98	1,72	1,73
D2005	1,57	1,02	1,55	1,74	1,21	1,44
OIS	-8,67	3,63	-2,39	-10,11	3,47	-2,91
TDA	7,52	6,01	1,25	9,08	4,80	1,89
ICR	-0,45	0,29	-1,53	-0,26	0,25	-1,02
LTDA	-4,74	4,80	-0,99	0,64	4,40	0,15
μ_1	5,70	1,91	2,98	6,02	1,94	3,10
μ_2	9,71	3,10	3,13	10,18	3,05	3,34
μ_3	12,21	3,65	3,35	12,87	3,59	3,59
μ_4	12,67	4,09	3,10	13,49	4,30	3,13
μ_5	13,16	4,43	2,97	14,12	4,72	2,99
Sigma	3,57	1,07		3,41	1,07	
ρ	0,93			0,92		
Teste de Wald	0,1778			0,3307		

Tabela 9 – Interceptos ajustados com as variáveis explicativas adotadas por Blume *et al*

Interceptos	Variáveis Médias			Variáveis em 31/12		
	Parâmetro	Erro-Padrão	Estatística-T	Erro-Padrão	Parâmetro	Estatística-T
2000	6,12	1,89	3,25	3,52	1,89	1,86
2001	6,96	2,12	3,28	4,76	2,79	1,71
2002	8,83	2,45	3,61	6,01	2,23	2,70
2003	8,86	2,36	3,75	6,88	2,59	2,66
2004	8,24	2,44	3,38	6,50	2,36	2,75
2005	7,69	2,41	3,20	5,26	2,10	2,50

Gráfico 2 – Análise dos interceptos das regressões (variáveis sugeridas por Blume *et al*)



5.3 Resultados das previsões de *ratings* através de variáveis contábeis

Dado que não foi encontrada nenhuma evidência de que as agências de *ratings* estão sendo mais rígidas em suas análises, foi possível utilizar toda a amostra (2000 a 2005) para a estimação de um modelo para determinação de *ratings* para empresas brasileiras através de variáveis contábeis. O modelo utilizado para a estimativa de *ratings* é o indicado pela equação (5.3), construído com base no modelo (3.3).

$$E(y_{it}) = \alpha + \beta x'_{it} \quad (5.3)$$

na qual:

y_{it} é a variável latente que determina o *rating* da empresa i no ano t (vide capítulo 3);

α é o intercepto da regressão;

x_{it} é o vetor com os valores observados das variáveis independentes para a empresa i no ano t ;

β é o vetor de parâmetros que indica a contribuição das variáveis independentes na explicação da média de y .

O primeiro modelo estimado (Tabela 10) reuniu todas as variáveis contábeis construídas neste estudo. A Tabela 11 sintetiza, para cada agrupamento de *ratings* (variável categorizada y), o nível de acerto obtido com o modelo proposto. Por exemplo, na amostra havia seis empresas que foram agrupadas na variável categorizada “0” (*ratings* +AAA, AAA e -AAA), desta amostra o modelo acertou o *rating* de apenas uma empresa, sendo que as outras cinco companhias foram classificadas como “1” (*ratings* +AA, AA e -AA). Assim, é possível verificar que o modelo acertou 57,0% dos *ratings* da amostra e que 32,0% foram classificadas um nível acima ou um nível abaixo na escala de *ratings*.

Na Tabela 10 estão as estimativas dos parâmetros do modelo calculado, podendo-se apurar que diversos coeficientes não foram significativos.

Tabela 10 – Modelo com todas as variáveis para a determinação de *ratings*

Variável	Coefficiente (b)	Erro-Padrão	b / Erro-Padrão	P-Valor
Constante	4,07	11,03	0,37	0,71
DIBOV	-3,70	1,27	-2,91	0,00
ATIVOM	0,12	0,55	0,22	0,83
DEM	0,04	0,34	0,11	0,92
FOCDFM	0,12	0,17	0,71	0,48
OISIM	-3,16	8,07	-0,39	0,70
ROAM	-14,83	8,01	-1,85	0,06
TDAM	9,42	5,28	1,79	0,07
LTDAM	-4,74	6,57	-0,72	0,47
FFOM	0,10	0,93	0,11	0,91
ICRM	-0,28	0,33	-0,84	0,40
μ_1	4,85	2,18	2,22	0,03
μ_2	8,61	2,29	3,76	0,00
μ_3	10,70	2,64	4,05	0,00
μ_4	11,18	2,53	4,42	0,00
μ_5	11,62	2,63	4,42	0,00
Sigma	2,51	0,70	3,61	0,00
ρ	0,86			

Tabela 11 – Resultado do modelo de determinação de *ratings* (todas as variáveis)

Rating observado	Total Linha	Rating previsto pelo modelo						
		0	1	2	3	4	5	6
0	6	1	5	0	0	0	0	0
1	32	0	23	6	3	0	0	0
2	45	0	7	23	14	0	0	1
3	30	0	1	9	20	0	0	0
4	4	0	0	4	0	0	0	0
5	3	0	3	0	0	0	0	0
6	8	0	0	2	0	0	0	6
Total Coluna	128	1	39	44	37	0	0	7

A fim de obter um modelo enxuto para previsão dos *ratings*, sucessivos modelos foram ajustados a partir do modelo completo (Tabela 10), sendo que em cada modelo foi retirada a variável explicativa com menor significância. Assim, as variáveis médias que, conjuntamente, melhor explicaram os ratings foram: DIBOV, ROAM e TDAM, sendo que todas elas apresentaram sinais iguais aos esperados e foram consideradas significativas (vide Tabela 12). A variável DIBOV é uma variável indicadora relacionada à presença das ações das empresas no Índice Bovespa, enquanto ROAM está relacionada à lucratividade da empresa e TDAM ao nível de endividamento total com relação aos ativos.

Este modelo foi capaz de acertar 64,1% dos *ratings* da amostra. Outros 24,2% foram classificados um nível acima ou um nível abaixo na escala de *ratings*, totalizando 88,3% (vide Tabela 13).

Em termos de acerto dentro da amostra, o modelo proposto apresentou resultados muito próximos aos apresentados por Minardi *et al* (2006), entretanto as únicas variáveis em comum entre ambos os estudos foram TDA (nível de endividamento da empresa) e ROA (rentabilidade). A variável “volatilidade” empregada por Minardi *et al* (2006) não pôde ser reproduzida neste estudo, enquanto as demais variáveis (Ativo Total, EBIT / Dívida Financeira Líquida e EBIT / Receita Líquida), apesar de terem sido avaliadas, foram descartadas durante o processo de redução do modelo. Outro ponto que diferenciou os trabalhos diz respeito ao modelo adotado, uma vez que Minardi *et al* (2006) empregou um modelo logito ordinal, enquanto este estudo aplicou o probito ordinal em painel.

Ainda com relação à Tabela 13, observa-se que para algumas empresas os resultados do modelo não se situaram alguns níveis acima ou abaixo na escala de *ratings*. Através da análise dos resultados foi possível identificar duas situações. Na primeira delas o modelo atribuiu um *rating* pior do que o estabelecido pela S&P para quatro empresas, sendo que para duas delas (AES Sul e NET) pode-se constatar que no ano seguinte a S&P efetuou o rebaixamento destas empresas, ou seja, o modelo antecipou a avaliação de crédito. Para as outras duas empresas (CPFL e Vivo), as variáveis adotadas não foram suficientes para explicar o *rating*.

Por outro lado, constatou-se que para três empresas (CESP, Elektro e Eletropaulo) o modelo atribuiu *ratings* de crédito melhores do que os divulgados pela S&P. Neste caso pode-se apurar que, apesar do nível de endividamento (TDAM) e da rentabilidade (ROA)

serem compatíveis com os apresentados por outras empresas, algumas variáveis não adotadas no modelo indicavam problemas com a empresa, como por exemplo, o indicador relacionado à taxa de cobertura de juro (ICRM), que na média era muito inferior aos das demais empresas da amostra.

Assim como no capítulo anterior, constatamos em todos os modelos valores elevados para a correlação intraclasse, o que, como já dito, era esperado para este conjunto de dados.

Tabela 12 – Modelo reduzido para determinação de *ratings*

Variável	Coefficiente (b)	Erro-Padrão	b / Erro-Padrão	P-Valor
Constante	2,97	1,58	1,88	0,06
DIBOV	-2,41	1,06	-2,27	0,02
ROAM	-11,88	2,98	-3,99	0,00
TDAM	7,33	2,77	2,65	0,01
μ_1	3,85	0,82	4,67	0,00
μ_2	6,67	1,09	6,10	0,00
μ_3	8,41	1,19	7,04	0,00
μ_4	8,80	1,23	7,16	0,00
μ_5	9,16	1,21	7,57	0,00
Sigma	1,74	0,42	4,17	0,00
ρ	0,75			

Tabela 13 – Resultado obtido pelo modelo reduzido de determinação de *ratings*

Rating observado	Total Linha	Rating previsto pelo modelo						
		0	1	2	3	4	5	6
0	6	3	3	0	0	0	0	0
1	32	0	27	2	3	0	0	0
2	45	0	3	32	7	0	0	3
3	30	0	0	16	14	0	0	0
4	4	0	0	4	0	0	0	0
5	3	0	0	3	0	0	0	0
6	8	0	0	2	0	0	0	6
Total Coluna	128	3	33	59	24	0	0	9

6 Conclusão

As análises efetuadas não indicaram que a Standard and Poor's, entre os anos de 2000 a 2005, tenha sido mais restritiva em suas análises de crédito para empresas brasileiras não financeiras, ou seja, não foram encontrados indícios de que uma empresa com os mesmos indicadores contábeis ao longo do tempo receberia atualmente uma avaliação de risco de crédito pior do que a atribuída em anos anteriores.

Ainda com relação à análise de maior severidade das agências de *ratings*, temos dificuldade em comparar os resultados obtidos com os apresentados por Blume *et al* (1998) e Jorion *et al* (2005), primeiramente pelo fato deste estudo ter utilizado conjuntamente empresas com grau de investimento e com grau especulativo, enquanto os autores citados analisaram cada classe separadamente. Apenas uma amostra maior de empresas possibilitaria esta estratificação. Outro ponto que diferencia este trabalho dos demais diz respeito às variáveis empregadas, uma vez que não foi possível utilizar alguns indicadores de mercado, como o coeficiente beta e o erro-padrão do modelo CAPM, pois algumas empresas que fizeram parte da amostra não possuíam ações negociadas na Bovespa. A alternativa empregada foi utilizar uma variável indicadora da presença das ações da empresa no Índice Bovespa, o que se mostrou uma decisão acertada, haja vista que essa variável foi significativa nos modelos de previsão de *rating*.

Dado que não foi encontrada nenhuma diferença significativa entre os interceptos dos diferentes anos, foi possível utilizar a amostra de 2000 a 2005 para previsão de um modelo para atribuição de *ratings*. O modelo com maior nível de acerto na previsão, onde os coeficientes, além de significativos, apresentaram os sinais esperados, utilizou as seguintes variáveis: DIBOV (variável indicadora de presença no Índice Bovespa, distinguindo se uma empresa participa ou não do Índice Bovespa); TDAM (Dívida Total Bruta + Outras Obrigações de Curto e Longo Prazo / Ativos); ROAM (Lucro Líquido / Ativos). A partir deste modelo (Tabela 13) foram obtidos indícios de que empresas com maior liquidez, maior retorno sobre os ativos (ROA) e menor endividamento total sobre o total de ativos (TDA) tendem a ter um *rating* melhor. Isto já era esperado, uma vez que estas são características básicas em empresas com baixo risco de crédito.

Através do modelo probito ordinal em painel (desbalanceado) foi possível acertar 64,1% dos *ratings* da amostra. Outros 24,2% foram classificadas um nível acima ou um nível abaixo na escala de *ratings*. Resultados parecidos foram encontrados por Minardi *et al* (2006), entretanto os autores utilizaram outras variáveis explicativas, além do modelo adotado ter sido o logito ordinal.

A ausência de uma série histórica mais longa e uma amostra relativamente pequena foram os principais problemas encontrados para a elaboração deste estudo. Isso sugere que as conclusões deste trabalho merecem ser confirmadas em amostras maiores. Sugerimos, então, que para estudos futuros o modelo seja reavaliado, à medida que novas notas de *rating* e dados contábeis sejam disponibilizados pelo mercado.

Ainda com relação ao tamanho da amostra, a obtenção de uma série maior de empresas pode permitir a utilização de modelos alternativos em estudos futuros. A estrutura de dependência poderia ser flexibilizada através do uso de uma abordagem de equações de estimação (ver Hardi e Hilbe, 2003, por exemplo), além da adoção de modelos com melhor controle da heterocedasticidade. Outra sugestão seria a divisão dos dados em duas amostras: uma de estimação e outra de validação. Os dados da primeira amostra seriam utilizados na estimação do modelo. O modelo estimado seria utilizado para prever os *ratings* das empresas da segunda amostra. Dessa forma, matrizes como as apresentadas nas tabelas 11 e 13 poderiam ser construídas com empresas que não participaram do procedimento de estimação, o que replicaria uma situação real de uso dos modelos.

Apesar das limitações impostas por uma amostra pequena, os resultados obtidos foram coerentes com o esperado, principalmente no que se refere aos modelos de previsão de *rating* que apresentaram uma taxa satisfatória de boas classificações (corretas ou vizinhas às corretas) e, para os indicadores contábeis significativos, estimativas de parâmetros com os sinais esperados pela teoria.

Com relação à análise dos interceptos dos diferentes anos, este trabalho está sujeito aos mesmos problemas destacados por Blume *et al* (1998), principalmente no que diz respeito à omissão de alguma variável explicativa chave. Se esta hipótese estiver correta, os indicadores contábeis utilizados para caracterizar as firmas deste estudo e em estudos similares são inadequados, ou pelo menos insuficientes para justificar uma postura mais severa por parte das agências de *rating*.

7 Referências bibliográficas

BLUME, M.E.; LIM, F. e MACKINLAY, A.C. The Declining Credit Quality of U.S. Corporate Debt: Myth or Reality? **The Journal of Finance**, Chicago, 03 jan. 1998. Vol. 53, n.4, p.1389-1413.

BONE, R.B. **Ratings Soberanos e Corporativos: o rompimento do teto soberano pela Petrobrás e Repsol-YPF**. Rio de Janeiro, 2004. 398 f. Tese (Doutorado em Ciências Econômicas) - Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ, Rio de Janeiro, 2004.

BRAGA, R. **Fundamentos e Técnicas de Administração Financeira**. São Paulo: Ed. Atlas, 1989. p. 153-164.

COHEN, D., DEY, A. e LYS, T. **Trends in Earnings Management and Informativeness of Earnings Announcements in the Pre and Post-Sarbanes Oxley Periods**. Chicago, 2004. Working Paper - Northwestern University, Chicago, 2004.

CORBI, R.B. e MENEZES-FILHO, N.A. The empirical determinants of happiness in Brazil. **Revista de Economia Política**, São Paulo, v. 26, n. 4, 2006. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0101-31572006000400003&lng=es&nrm=iso>. Acesso em: 01 de mai. 2007.

EDERINGTON, L. Classification models and bond ratings. **The Financial Review**, Washington, v. 20, n.4, 237-262, 1985.

GODOI, C. K; MARCON, R. **Stock options compensation: Motivation or conditioning?** São Paulo: FGV-EAESP, 2003; Disponível em: <http://www.fgvsp.br/iberoamerican/Papers/0289_Ibero_stock_options_versao%20enviada.pdf>. Acesso em: 19 de mai. 2007.

GREENE, W. H. **Econometric Analysis**. 5ed. New Jersey: Prentice Hall, 2003.

HARDIN, J.W. e HILBE, J. **Generalized Estimating Equations**. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 2003.

JACKMAN, S. **Models for Ordered Outcomes**. Political Science, 2003. Disponível em <<http://jackman.stanford.edu/classes/350C/old/ordered.pdf>>. Acesso em 17 de maio de 2007.

JORION, P. **Value at Risk: A nova fonte de referência para a gestão do risco financeiro**. São Paulo: Bolsa de Mercadorias e Futuros, 2003. p. 285-308.

JORION, P.; SHI, C.; ZHANG, S. **Tightening Credit Standards: Fact or Fiction?** Irvine, 2005. 46 f. Job Paper - University of California, Irvine, 2005. Disponível em: <<http://faculty.washington.edu/yuchin/Papers/ner.pdf>>. Acesso em: 10 de mar. 2006.

KAPLAN, R.S. e URWITZ, G, Statistical Models of Bond Ratings: A Methodological Inquiry. **The Journal of Business**, Chicago, v. 52, n. 2, p. 231-261, 1979.

MADDALA, G.S. Limited Dependent Variable Models Using Panel Data. **Journal of Human Resources**, Madison, v. 22, n. 3, p. 307-338, 1987.

MATARAZZO, D. **Análise Financeira de Balanços**. São Paulo: Ed. Atlas, 2003. p. 363-382.

MINARDI, A.; SANVICENTE, A. e ARTES, R. **Determinação de Crédito de Unidades de Negócio Visando Estimar o Custo de Capital de Terceiros**. São Paulo, 2006. 16 f. Working Paper – Ibmec SP, São Paulo, 2006.

MOODY'S INVESTORS SERVICE. **Rating Methodology: Moody's Approach to Rating the Petroleum Industry**, 1999. Disponível em: <www.moody.com>.

MOODY'S INVESTORS SERVICE. **Understanding Moody's Corporate Bond Ratings And Rating Process**, 2002. Disponível em: <www.moody.com>.

PRICEWATERHOUSECOOPERS, **Ganhar valor com Basiléia II**, 2006. Disponível em: <<http://www.pwc.com/extweb/challenges.nsf/docid/fe29ac06123d417b80257125003a63ba>> Acesso em: 14 de dez. 2006.

SALES, B.F. **Desenvolvimento de metodologia de *rating* baseado no modelo Ordered Probit**. Rio de Janeiro, 2004. 44 f. Dissertação (Mestrado em Finanças e Economia Empresarial) - Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ, Rio de Janeiro, 2004.

SERVIGNY, A. e RENAULT, O. **Measuring and Managing Credit Risk**, New York: McGraw-Hill, 2004. p. 34-39.

STANDARD & POOR'S. **Corporate Ratings Criteria**, 2006. Disponível em: <<http://www.corporatecriteria.standardandpoors.com>> Acesso em: 12 de dez. 2006.

STANDARD & POOR'S. **Ratings Corporativos**, 2005. Disponível em: <<http://www.standardandpoors.com.br>> Acesso em: 12 de dez. 2006.

WOOLDRIDGE, J.M. **Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data**. London: The MIT Press, 2002. 737 p.

Apêndice 1

Tabela A.1.1 - Empresas selecionadas para a elaboração do estudo

	Empresa	Setor	Grupo
1	Acos Villares S.A.	Transformação de aço em produtos de aço	Indústria
2	AES Sul Distribuidora Gaucha de Energia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica	Indústria
3	AmBev - Companhia de Bebidas das Americas	Indústria de bebidas	Indústria
4	America Latina Logistica S.A.	Transporte ferroviário	Serviços
5	Ampla Energia e Servicos	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica	Serviços
6	Aracruz Celulose S.A.	Indústria de papel , celulose e papelão	Indústria
7	Brasil Telecom Participacoes S.A	Telecomunicações	Serviços
8	Brasil Telecom S.A.	Telecomunicações	Serviços
9	Braskem S.A.	Indústria química	Indústria
10	Companhia de Concessoes Rodoviaras (CCR)	Atividades auxiliares ao transporte rodoviário	Serviços
11	Companhia de Eletricidade do Estado da Bahia	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica	Serviços
12	Companhia de Saneamento Basico do Estado de Sao Paulo	Água, esgoto e outros sistemas	Serviços
13	Companhia Energetica de Sao Paulo	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica	Serviços
14	Companhia Energetica do Rio Grande do Norte	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica	Serviços
15	Companhia Forca e Luz Cataguazes-Leopoldina	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica	Serviços
16	Companhia Paulista de Forca e Luz	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica	Serviços
17	Companhia Siderurgica Nacional (CSN)	Transformação de aço em produtos de aço	Indústria
18	CPFL Energia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica	Serviços
19	Elektro Eletricidade e Servicos, S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica	Serviços
20	Eletropaulo Metropolitana Eletricidade de Sao Paulo S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica	Serviços
21	Fertibras S.A.	Indústria de fertilizantes e pesticidas	Indústria
22	Gafisa S.A.	Construção de edificios residenciais	Serviços
23	Gerdau S.A.	Transformação de aço em produtos de aço	Indústria
24	Klabin S.A.	Indústria de papel , celulose e papelão	Indústria
25	L.F. TEL S.A.	Telecomunicações	Serviços
26	La Fonte Participacoes	Administração de empresas e empreendimentos	Serviços
27	Localiza Rent a Car S.A.	Atividades auxiliares ao transporte rodoviário	Serviços
28	Neoenergia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica	Serviços
29	Net Servicos de Comunicacao S.A.	TV a cabo	Serviços
30	Petroquimica Uniao S.A.	Indústria química	Indústria
31	REXAM BEVERAGE CAN SOUTH AMERICA S.A.	Indústria de produtos de metal	Indústria
32	Rio Grande Energia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica	Serviços
33	Souza Cruz	Indústria de fumo	Indústria
34	Tele Norte Leste Participacoes S.A. (TNL)	Telecomunicações	Serviços
35	TIM Nordeste Telecomunicacoes S.A.	Telecomunicações	Serviços
36	TIM Sul S.A	Telecomunicações	Serviços
37	Tractebel Energia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica	Serviços
38	Ultrapar Participacoes S.A.	Indústria química	Indústria
39	Vivo Participacoes S.A.	Telecomunicações	Serviços

Apêndice 3

Tabela A.3.1 - Histórico de *ratings* (Escala Nacional Brasil)

Empresa	2000	2001	2002	2003	2004	2005
Acos Villares S.A.						A
AES Sul Distribuidora Gaucha de Energia S.A.	A	A	CC	CC	CC	CC
AmBev - Companhia de Bebidas das Americas			AA+	AA+	AAA	AAA
America Latina Logistica S.A.	BBB	BBB	BBB	BBB	BBB+	A-
Ampla Energia e Servicos						A
Aracruz Celulose S.A.						AAA
Brasil Telecom Participacoes S.A	AA	AA+	AA	AA	AA+	AA+
Brasil Telecom S.A.	AA	AA+	AA	AA	AA+	AA+
Braskem S.A.		A	A	A	A+	AA-
Companhia de Concessoes Rodoviaras (CCR)						A+
Companhia de Eletricidade do Estado da Bahia	AA-	A+	BBB+	BBB+	A-	A
Companhia de Saneamento Basico do Estado de Sao Paulo	AA-	AA-	A	A	A	A
Companhia Energetica de Sao Paulo			BBB+	CCC	CCC	CCC
Companhia Energetica do Rio Grande do Norte	AA-	A+	BBB+	BBB+	A-	A
Companhia Forca e Luz Cataguazes-Leopoldina	A	A	BBB+	BBB+	BBB+	BBB+
Companhia Paulista de Forca e Luz		A+	A	A	A	A
Companhia Siderurgica Nacional (CSN)				A	AA-	AA-
CPFL Energia S.A.				A	A	A
Elektro Eletricidade e Servicos, S.A.		BB-	BB-	BB-	BBB-	A
Eletropaulo Metropolitana Eletricidade de Sao Paulo S.A.	A+	A+	D	D	BB+	BBB
Fertibras S.A.						BBB+
Gafisa S.A.						BBB
Gerdau S.A.			A	A	AA-	AA+
Klabin S.A.					A+	AA-
L.F. TEL S.A.						BBB+
La Fonte Participacoes				BBB	BBB+	BBB+
Localiza Rent a Car S.A.	A	A	A	A	A	A
Neoenergia S.A.					A-	A
Net Servicos de Comunicacao S.A.	A-	A-	D	D	D	BBB+
Petroquimica Uniao S.A.					A	A
REXAM BEVERAGE CAN SOUTH AMERICA S.A. (BBCSA)	BBB	BBB+	BBB+	A	A	
Rio Grande Energia S.A.			A	A	A	A
Souza Cruz	AAA	AAA	AAA			
Tele Norte Leste Participacoes S.A. (TNL)		AA+	AA	AA	AA	AA
TIM Nordeste Telecomunicacoes S.A.		BBB	BBB+	BBB+		
TIM Sul S.A	BBB+	BBB+	A-	A-		
Tractebel Energia S.A.						A+
Ultrapar Participacoes S.A.						AA+
Vivo Participacoes S.A.				AA-	AA-	AA-

Apêndice 4

Tabela A.4.1 - Variáveis adotadas para a elaboração do modelo

Indicador	Código	Composição	Observação	Sinal Esperado
Dummy Liquidez	DLIQ	Zero ou um	Variável relacionada à liquidez das ações das empresas. Empresas que faziam parte do Índice Bovespa no ano avaliado, ou seja, com alta liquidez, receberam valor "1", caso contrário valor "0".	-
Ativo	ATIVO	LN (Ativo Total)	Está variável está relacionada ao tamanho da empresa (size).	-
Obrigações de Longo Prazo sobre total de Ativos (Long Term Debt to Assets)	LTDA	Exigível de Longo Prazo / Ativo Total	Índice de Estrutura Patrimonial - Indica se os ativos totais são capazes de honrar os passivos de longo prazo.	+
Endividamento total sobre total de Ativos (Total Debts to Assets) *	TDA	(Dívida Total Bruta + Outras Obrigações de Curto e de Longo Prazo) / Ativo Total	Índice de Estrutura Patrimonial - Indica se os ativos totais são capazes de honrar o endividamento de curto e de longo prazo.	+
Margem Operacional (Operating Income to Sales)	OIS	EBIT / Receita Líquida Operacional	Margem Operacional - Indica qual a relação entre o resultado operacional e a receita de uma empresa.	-
Endividamento Total sobre EBITDA (Debt Total to EBITDA) *	DE	Dívida Total Bruta / EBITDA	Relação Dívida sobre Resultado Operacional.	+
Índice de Cobertura de Juros (Interest Coverage Ratio)	ICR	EBIT / Despesa Financeira	Índice de Cobertura - Indica se o resultado operacional é suficiente para cobrir as despesas com juro.	-
Fluxo de Caixa Bruto sobre endividamento total (Funds From Operation to Total Debt) *	FFO	(Lucro Líquido + Depreciação e Amortização) / Dívida Total Bruta	Fluxo de Caixa Bruto - Indica quanto o caixa gerado pelas atividades econômicas de uma empresa conseguem cobrir o endividamento.	-
Fluxo de Caixa Líquido sobre Juros (Free Operating Cash Flow to Interest) **	FOC	(Lucro Líquido + Depreciação e Amortização - Var. Capital de Giro - Var. Ativo Permanente) / Despesa Financeira	Fluxo de Caixa Líquido - Indica quanto o caixa gerado pelas atividades econômicas de curto prazo de uma empresa conseguem cobrir as despesas com juro.	-
Retorno sobre o Capital (Return on Equity)	ROA	Lucro Líquido / Ativo Total	Taxa de Retorno - Informa sobre a remuneração propiciada aos recursos investidos.	-

(*) Dívida Total Bruta - Financiamentos de Curto e de Longo Prazo + Debêntures de Curto e de Longo Prazo

(**) Itens considerados no Capital de Giro - Ativo Circulante (Créditos Comerciais de Curto Prazo, Estoques e Outros Recebíveis de Curto Prazo).

(**) Itens considerados no Capital de Giro - Passivo Circulante (Fornecedora, Impostos, Provisões, Pgtos a Controladores e Outras Obrigações de Curto Prazo).

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)