

Determinação de *Rating* de Crédito de Empresas Brasileiras com a Utilização de Índices Contábeis

Autoria: Danilo Luís Damasceno, Rinaldo Artes, Andrea Maria Accioly Fonseca Minardi

Resumo:

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 (*dummies*), 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” (DT) e a variável indicadora de presença no Índice Bovespa (IBOV) foram as que, conjuntamente, melhor explicaram os *ratings* no modelo proposto.

Palavras-chave: *Ratings* de Crédito, Modelo Probit Ordenado em Painel, Risco de Crédito, Agência de *rating*.

I. Introdução

Os *ratings* de crédito são informações públicas que representam o julgamento de analistas de crédito, supostamente bem informados, a respeito da capacidade das empresas em honrar compromissos financeiros assumidos. Dificilmente uma empresa consegue emitir dívida sem a opinião de uma agência de *rating* a respeito de sua qualidade de crédito, além disto as taxas de juros obtidas nos títulos da dívida estão bastante correlacionadas com os *ratings* concedidos pelas agências.

A importância de sistemas de *rating* de crédito também vem crescendo principalmente por questões regulatórias. O Acordo de Basileia II permite que os bancos utilizem tanto *ratings* externos de agências, como construam sistemas internos de *ratings* para gerenciar o risco de crédito de sua carteira de empréstimos e títulos de dívida.

Por isso, compreender o que determina *ratings* de crédito é um exercício bastante útil, tanto para construir sistemas internos semelhantes aos das agências, como para saber o que pode influenciar o *spread* de crédito de títulos de dívida.

Uma preocupação corrente dos agentes regulatórios, como por exemplo o FSA do Reino Unido, conforme exposto por Ingolfsson e Elvarsson (2007), é que os *ratings* deveriam prever a qualidade de crédito de longo prazo, não sendo influenciados por fatores cíclicos e temporários. Mas alguns estudos, como por exemplo, Blume, Lim e MacKinlay (1998) constataram que as agências de *rating* têm endurecido em sua opinião de crédito com o passar do tempo, observando que o número de rebaixamentos foi muito superior ao número de promoções, colocando em questionamento se *ratings* de crédito refletem de fato opinião de longo prazo.

Este trabalho tem dois objetivos complementares: (1) testar se há evidências de que as agências de *rating* estão efetivamente sendo mais criteriosas nas avaliações de crédito de empresas brasileiras ao longo do tempo, o que implicaria em *ratings* de crédito sujeitos a efeitos cíclicos e temporários e (2) desenvolver um modelo capaz de replicar a classificação

de *ratings* da Standard and Poor's (S&P), através do uso de índices contábeis e financeiros, e com isto estimar o nível de *rating* das empresas que não são acompanhadas por esta agência.

Para isso foram coletados dados anuais de *ratings* de crédito e índices contábeis de empresas brasileiras entre 2000 a 2005. Para determinação dos *ratings* utilizou-se o modelo probito ordenado em painel. Os resultados não apontaram evidências de que as agências de *rating* de crédito estão sendo mais rigorosas com as opiniões de crédito em relação a empresas brasileiras. O modelo de determinação de *rating* de crédito estimado teve um acerto de 64,1% dos *ratings* da amostra, e 24,2% das observações foram classificadas um nível acima ou um nível abaixo na escala de *ratings*. As variáveis explicativas mais relevantes foram: *dummy*, indicando se a empresa tem ações que fazem parte do índice BOVESPA, Retorno sobre Ativo (lucro líquido/ ativo total) e índice de endividamento ((dívida total bruta + outras obrigações de longo prazo)/ Ativo total).

O restante deste artigo está organizado como segue. Na seção II são explicadas as metodologias de *rating* de crédito das agências e o que significa cada grau de *rating*, na seção III é feita uma revisão de literatura sobre metodologias adotadas para estimação de *ratings* de crédito, investigação de variáveis contábeis críticas para previsão de inadimplência no Brasil e metodologias para estimação de endurecimento das agências de *rating* de crédito; na Seção IV é apresentada a metodologia e a descrição da base de dados; na Seção V são apresentados e discutidos os resultados e na Seção VI o trabalho é concluído.

II. *Ratings* de Crédito de Agências

A globalização dos mercados financeiros, o desenvolvimento de novos produtos e a estabilidade econômica de regiões até então pouco conhecidas pelos investidores internacionais, contribuiu de forma decisiva para a expansão das agências de *rating*, bem como para uma maior sofisticação dos critérios e das metodologias empregadas para as análises de crédito.

Bone (2004, p.26) 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.

Para a Moody's (1999, p.5), *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.

Basicamente, uma avaliação de crédito pode ser atribuída a um emissor ou a uma emissão. De acordo com a S&P (2006), 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 disto, 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 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 Tabela I contém o significado de cada grau na escala de *rating* da Moody's e Standard&Poor's.

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.

III Revisão da Literatura

De acordo com Standard and Poor's (2005, p.4), 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.

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.

Quanto a variável tamanho da empresa, Blume *et al* (1998, p.1394) 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, p.1395) argumenta que o uso destas duas variáveis pode fornecer mais informação sobre a competência dos gestores.

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, 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.

Tabela I. Definição dos Graus na Escala de Ratings

Grau de Investimento			Grau Especulativo		
S&P e outras	Moody's	Interpretação	S&P e outras agências	Moody's	Interpretação
AAA	Aaa	Altíssima qualidade, com mínimo risco de crédito. A capacidade de pagamento dos compromissos é extremamente forte.	BB+ BB BB-	Ba1 Ba2 Ba3	Elementos especulativos e sujeitos a risco de crédito substancial. Menos vulnerável do que outras emissões especulativas. Entretanto, em face de uma maior incerteza ou exposição a adversidades financeiras, econômicas e de negócios podem levar a uma capacidade inadequada de pagamento da contraparte.
AA+ AA AA-	Aa1 Aa2 Aa3	Alta qualidade, com risco de crédito muito baixo. A capacidade de pagamento dos compromissos é muito forte.	B+ B B-	B1 B2 B3	Especulativo e sujeito a alto risco de crédito. Condições econômicas, financeiras e de negócio adversas provavelmente prejudicarão a capacidade ou a disposição de pagamento dos compromissos.
A+ A A-	A1 A2 A3	Grau mediano e sujeito a baixo risco de crédito. Um pouco mais suscetível à efeitos adversos de mudança nas circunstâncias e nas condições econômicas do que obrigações de ratings mais elevados. Entretanto, a capacidade de pagamento dos compromissos ainda é forte.	CCC+ CCC CCC- CC	Caa1 Caa2 Caa3 Ca	Crédito pobre e sujeito a alto risco de crédito. Vulnerável a <i>defaults</i> e dependente de condições financeiras, econômicas e de negócio favoráveis para o pagamento de suas obrigações. Em condições econômicas, financeiras e de negócios adversas provavelmente não terá capacidade de pagamento.
BBB+ BBB BBB-	Baa1 Baa2 Baa3	Risco de crédito moderado. É considerado um rating de grau médio, com parâmetros de proteção adequados. Entretanto, condições econômicas adversas ou mudança de circunstâncias podem conduzir a um enfraquecimento na capacidade de pagamento dos compromissos.	C	Ca	Tipicamente em <i>default</i> , com baixa possibilidade de recuperação do principal ou juros. Pedidos de falência ou outras ações similares têm sido solicitados, mas os pagamentos das obrigações ainda estão sendo efetuados.
			D		<i>Default</i>

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*) 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 dos interceptos 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 as agências de crédito tornaram-se mais severas, principalmente nos anos noventa.

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 *investment grade*. Primeiramente, os autores, utilizando o mesmo modelo e as variáveis para o período de 1985

a 2002, estenderam suas análises para empresas de 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 *investment grade*?

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 opções de ações em sua remuneração. 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, não obtendo nenhum indicativo que sustentasse a visão de que as agências de *ratings* estavam sendo mais criteriosas em suas análises do que no passado.

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 dos autores deste trabalho, 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.

Diversos estudos foram realizados para determinar variáveis críticas na previsão de falência, utilizando análise discriminante e logito com duas classes: empresas saudáveis e empresas inadimplentes. Pode-se citar Minardi e Sanvicente (2008) e Neto e Brito (2005). As principais variáveis explicativas encontradas foram (ativo circulante – passivo total) / ativo total, (patrimônio líquido – capital social) / ativo total, (lucro operacional – despesas financeiras + receitas financeiras) / ativo total, valor contábil do patrimônio líquido / valor contábil do exigível total e lucro operacional antes de juros e imposto de renda / despesas financeiras.

IV. Metodologia e Base de Dados

O modelo utilizado neste trabalho foi o probito ordinal em painel. Nessa seção apresentamos alguns detalhes desse modelo e descrevemos a base de dados.

IV.1 O Modelo Probit Ordinal

Corbi e Menezes-Filho (2006, p.527) descrevem o probito ordinal (ou ordenado) como um modelo multinomial, utilizado principalmente para modelagem de uma variável dependente qualitativa ordinal, como é o caso dos *ratings* emitidos pelas agências de avaliação de risco de crédito.

Em dados em painel, uma mesma unidade amostral, no caso empresa, é acompanhada ao longo do tempo. Assumindo que y_{it} representa o *rating* obtido pela empresa i no instante de tempo t , desse modo, essa variável assume o valor: 0 para *rating* "AAA", 1 para "AA", 2 para "A" e assim sucessivamente. Admitindo a existência de $m+1$ categorias de resposta e considerando uma variável latente y_{it}^* que se associa com y_{it} através da seguinte relação: $y_{it} = j \Leftrightarrow \mu_{j-1} \leq y_{it}^* \leq \mu_j$, em que $j = 0, \dots, m$ e $-\infty = \mu_{-1} \leq \mu_0 = 0 \leq \mu_1 \leq \dots \leq \mu_m = \infty$.

O modelo probito ordinal pode ser representado através da relação

$$y_{it}^* = \beta x'_{it} + \varepsilon_{it},$$

(1)

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

$E(\varepsilon_{it} | X) = 0$, $\text{Var}(\varepsilon_{it} | X) = 1 + \sigma_a^2$ e $\text{Corr}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{is} | X) = \rho = \frac{\sigma_a^2}{1 + \sigma_a^2}$, sendo ρ o coeficiente de correlação intraclasse. O parâmetro σ_a^2 expressa a heterogeneidade existente entre as diferentes empresas; já a correlação intraclasse, relaciona-se ao grau de dependência existente entre observações de uma mesma empresa ao longo do tempo.

A estimação dos parâmetros do modelo é feita pelo método da máxima verossimilhança. Mais detalhes sobre modelos probito para dados em painel podem ser encontrados em Maddala (1987), Woolridge (2002) e Greene (2003), por exemplo.

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.

IV.2 Base de Dados

Foram coletados dados de 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, pois 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 auditadas. A Tabela 2 contém a amostra de empresas analisadas.

Os graus de *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. Não foi possível utilizar dados de outras agências, como a Moody's, por exemplo, por não existir uma base histórica consolidada com este tipo de informação.

Os graus de *rating* foram associadas à variável independente categorizada y_{it} de acordo com a Tabela 3, sendo 0 o equivalente ao grau AAA e 6 equivalente aos piores *ratings*: CC, C e D.

Foram construídas duas séries de variáveis explicativas contábeis ou financeiras: (1) a partir das demonstrações contábeis em 31 de dezembro disponíveis na base da Economatica e (2) médias dos índices apurados em 31 de dezembro dos últimos três anos. Os índices contábeis e financeiros foram selecionados com base nos estudos de Blume *et al* (1998), Jorion *et al* (2005), Minardi *et al* (2006) e Standard and Poor's (2006), conforme demonstrado na Tabela 4. Não foi possível testar variáveis relacionadas ao mercado, como o coeficiente beta, o erro-padrão do CAPM e o valor de mercado das companhias. Algumas empresas da amostra não tinham ações negociadas na Bolsa de São Paulo, outras empresas não apresentavam uma liquidez razoável para se apurar dados de betas e erros padrões. Por isso, optou-se por incluir uma variável *dummy* indicando se a empresa tem ação pertencente ao índice BOVESPA ou não. Usualmente as ações que fazem parte do Ibovespa, além de muito líquidas, são de grandes companhias, que no geral oferecem maior transparência aos seus acionistas, através da divulgação de um maior volume de informações de qualidade, facilitando o acompanhamento de seu desempenho.

Foi incluída uma variável *dummy* de intercepto para cada ano, com a finalidade de testar a hipótese de que as agências de *rating* estão sendo mais rigorosas em suas análises. Essa metodologia foi adotada por Blume *et al* (1998) e Jorion *et al* (2005). 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 *dummies*: 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, é obtido pela soma do intercepto do modelo com o parâmetro que multiplica D2001.

V. Análise dos Resultados

Inicialmente foi testado se há uma maior severidade por parte das agências de *rating* em suas análises de crédito, controlando-se pelas características individuais de cada empresa medidas pelas variáveis explicativas. Os sinais e a significância dos coeficientes das *dummies* de anos é que indicarão se houve ou não um aperto nas análises das agências. O modelo utilizado neste teste é o indicado pela equação (2).

$$E(y_{it}) = \alpha_1 + \alpha_2 D2001_t + \alpha_3 D2002_t + \alpha_4 D2003_t + \alpha_5 D2004_t + \alpha_6 D2005_t + \beta x'_{it} \quad (2)$$

em que:

y_{it} é a variável latente que determina o *rating* da empresa i no ano t ; α_1 é o intercepto da regressão; D_{ANOt} é 1 se t =ano e 0 caso contrário; α_j , $j = 2, \dots, 6$, é o parâmetro que indica a importância da variável *dummy* 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 .

Tabela 2 – Amostra de Empresas Analisadas

Empresa	Setor
Aços Villares S.A.	Transformação de aço em produtos de aço
AES Sul Distribuidora Gaucha de Energia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
AmBev - Companhia de Bebidas das Américas	Indústria de bebidas
America Latina Logística S.A.	Transporte ferroviário
Ampla Energia e Serviços	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Aracruz Celulose S.A.	Indústria de papel , celulose e papelão
Brasil Telecom Participações S.A.	Telecomunicações
Brasil Telecom S.A.	Telecomunicações
Braskem S.A.	Indústria química
Companhia de Concessões Rodoviárias (CCR)	Atividades auxiliares ao transporte rodoviário
Companhia de Eletricidade do Estado da Bahia Sabesp	Água, esgoto e outros sistemas
CESP	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Companhia Energética do Rio Grande do Norte	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Companhia Força e Luz Cataguazes-Leopoldina	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Companhia Paulista de Força e Luz	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Companhia Siderúrgica Nacional (CSN)	Transformação de aço em produtos de aço
CPFL Energia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Elektro Eletricidade e Serviços, S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Eletropaulo	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Fertibrás S.A.	Indústria de fertilizantes e pesticidas
Gafisa S.A.	Construção de edifícios residenciais
Gerdau S.A.	Transformação de aço em produtos de aço
Klabin S.A.	Indústria de papel , celulose e papelão
L.F. TEL S.A.	Telecomunicações
La Fonte Participações	Administração de empresas e empreendimentos
Localiza Rent a Car S.A.	Atividades auxiliares ao transporte rodoviário
Neoenergia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Net Serviços de Comunicação S.A.	TV a cabo
Petroquímica União S.A.	Indústria química
REXAM	Indústria de produtos de metal
Rio Grande Energia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Souza Cruz	Indústria de fumo
Tele Norte Leste Participações S.A. (TNL)	Telecomunicações
TIM Nordeste Telecomunicações S.A.	Telecomunicações
TIM Sul S.A.	Telecomunicações
Tractebel Energia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Ultrapar Participações S.A.	Indústria química
Vivo Participações S.A.	Telecomunicações

Tabela 3 – Variável categorizada y e classe de rating

Variável Categorizada y	Grau de rating
0	AAA
1	AA
2	A
3	BBB
4	BB e B
5	CCC
6	CC, C e D

Tabela 4 – Variáveis explicativas adotadas no estudo

Categoria	Nome	Método de Estimação	Referência Bibliográfica
Ibovespa	IBOV	Variável <i>Dummy</i> de presença no Índice Bovespa	-
Tamanho	Ativo	Ln(Ativo Total)	Minardi <i>et al</i> (2006)
Capacidade de Pagamento	CJ1	Cobertura de Juros (1) = EBIT* / Desp. Financeira	Blume <i>et al</i> (1998), Jorion <i>et al</i> (2005) e Standard and Poor's (2006)
	CJ2	Cobertura de Juros (2) = (Lucro Líquido + Depreciação e Amortização – Var. Capital Giro – Var. Ativo Permanente) / Despesa Financeira	Blume <i>et al</i> (1998), Jorion <i>et al</i> (2005) e Standard and Poor's (2006)
Estrutura de Capital	DLP	Endividamento de Longo Prazo/ Ativo = Exigível de Longo Prazo / Ativo Total	Blume <i>et al</i> (1998) e Jorion <i>et al</i> (2005)
	DT	Endividamento Total/ Ativo = (Dívida Total Bruta** + 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	MO	Margem Operacional = 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)
	CP1	Capacidade pagamento (1)= Dívida Total Bruta / EBITDA***	Standard and Poor's (2006)
	CP2	Capacidade pagamento (2) = (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)

* EBIT – Lucro antes do pagamento de juros e impostos (do inglês *Earnings Before Interest and Taxes*);

** Dívida Total Bruta – Financiamento de Curto e Longo Prazo + Debêntures de Curto e Longo Prazo;

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

O modelo em (2) foi testado com índices contábeis apurados em 31 de dezembro e com a média dos últimos 3 anos. A Tabela 5 contém os resultados.

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. 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.

Realizou-se um teste de Wald para avaliar se os coeficientes das *dummies* de ano são conjuntamente iguais a zero, ou seja, se $\alpha_2=\alpha_3=\alpha_4=\alpha_5=\alpha_6=\alpha_7=0$. A hipótese de que os coeficientes são iguais a zero não foi rejeitada tanto com variáveis explicativas estimadas com a média dos últimos 3 anos, como estimadas em 31 de dezembro. O teste foi realizado novamente com modelo que continha apenas as variáveis adotadas por Blume *et al* (1998): Endividamento Total sobre Ativo (DT), Endividamento de Longo Prazo sobre Ativo (DLP), Margem Operacional (MO) e Cobertura de Juros 1 (CJ1). Neste caso também a hipótese nula não foi rejeitada. As variáveis explicativas significativas foram MO e D2003, tanto para dados apurados ao final do ano, como apurados com média dos últimos 3 anos. A Tabela 6 contém os resultados dos coeficientes para o modelo com as variáveis utilizadas por Blume *et al* (1998).

Tabela 5 – Regressões com todas as variáveis explicativas

Variáveis	Média dos índices dos últimos 3 anos		Índices em 31/12	
	Parâmetro	Estatística-T	Parâmetro	Estatística-T
Constante	5,44	0,20	45,71	1,75
D2001	1,71	0,91	2,29	0,98
D2002	4,18	2,34	4,42	1,80
D2003	4,68	1,71	5,33	1,55
D2004	3,68	1,37	4,78	1,52
D2005	3,72	1,31	3,24	1,17
IBOV	-3,74	-1,27	-3,40	-1,31
ATIVO	0,02	0,02	-1,73	-1,63
CP1	0,14	0,21	0,28	0,45
CJ2	0,03	0,16	-0,08	-0,58
MO	-4,98	-0,57	-12,29	-1,54
ROA	-25,00	-2,28	0,05	0,00
DT	13,99	1,49	5,04	0,60
CP2	0,13	0,24	0,13	0,08
CJ1	-0,12	-0,23	-0,01	-0,03
DLP	-11,71	-1,23	2,37	0,43
μ_1	6,53	1,98	10,13	2,30
μ_2	12,77	2,64	16,30	2,61
μ_3	16,24	2,76	19,70	2,72
μ_4	16,90	2,56	20,51	2,58
μ_5	17,61	2,41	21,18	2,62
ρ	0,95		0,97	
Teste de Wald	0,6682		0,4048	

Tanto nos modelos da Tabela 5, como nos da Tabela 6, a correlação intraclasse (ρ) 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 as variáveis explicativas adotadas por Blume *et al*

Variáveis	Média dos índices dos últimos 3 anos		Índices em 31/12	
	Parâmetro	Estatística-T	Parâmetro	Estatística-T
Constante	6,12	3,25	3,52	1,86
D2001	0,84	0,89	1,24	0,88
D2002	2,71	1,90	2,49	1,41
D2003	2,74	2,18	3,37	2,11
D2004	2,12	1,72	2,98	1,73
D2005	1,57	1,55	1,74	1,44
MO	-8,67	-2,39	-10,11	-2,91
DT	7,52	1,25	9,08	1,89
CJ1	-0,45	-1,53	-0,26	-1,02
DLP	-4,74	-0,99	0,64	0,15
μ_1	5,70	2,98	6,02	3,10
μ_2	9,71	3,13	10,18	3,34
μ_3	12,21	3,35	12,87	3,59
μ_4	12,67	3,10	13,49	3,13
μ_5	13,16	2,97	14,12	2,99
ρ	0,93		0,92	
Teste de Wald	0,1778		0,3307	

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 (3).

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

(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 reuniu todas as variáveis contábeis construídas neste estudo e o resultado é apresentado na Tabela 7. Pode-se verificar que apenas os coeficientes da variável indicadora de presença no Ibovespa (IBOV), DT (Dívida Total Bruta + Outras Obrigações de Curto e Longo Prazo / Ativos) e ROA (Lucro Líquido / Ativos) foram significativos. O modelo classificou corretamente 57,0% da amostra e 32,0% da amostra foi classificada um nível acima ou um nível abaixo na escala de *ratings*.

A partir do modelo completo foram testadas diversas combinações de variáveis explicativas, retirando-se a variável com menor significância. As variáveis estimadas com as médias dos últimos 3 anos que, conjuntamente, melhor explicaram os *ratings* foram a *dummy* do IBOVESPA (IBOV), Retorno sobre o Ativo (ROA) e Endividamento total sob o Ativo (DT). Os resultados são apresentados na Tabela 8. Todos os coeficientes foram significativos e com sinais iguais aos esperados.

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%. A Tabela 9 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).

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 empresas CPFL e Vivo o modelo não apresentou a aderência esperada.

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 (DT) e do retorno sobre ativo (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 (CJ1), que na média era muito inferior aos das demais empresas da amostra.

Em termos de acerto dentro da amostra, o modelo proposto apresentou resultados levemente superiores aos apresentados por Minardi *et al* (2006), entretanto as únicas variáveis em comum entre ambos os estudos foram endividamento total sobre ativo (DT) e retorno sobre ativo (ROA). A variável “volatilidade” empregada por Minardi *et al* (2006, p.9) 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 eliminação de variáveis não significativas. Outro ponto que diferenciou os trabalhos diz respeito ao modelo adotado, uma vez que Minardi *et al* (2006, p.8) empregou um modelo logito ordinal, enquanto este estudo aplicou o probito ordinal em painel.

Além do exposto, foi aplicada a técnica “leave-one-out”. De acordo com Neto e Brito (2000, p.20) esta técnica consiste em: separar uma observação da amostra original, estimar os coeficientes do modelo com base no restante da amostra (n-1) e classificar a observação apartada utilizando a nova equação. O procedimento é repetido para toda a amostra (n vezes), de maneira que todas as observações sejam classificadas por modelos cujos parâmetros foram estimados com base nas demais. Os resultados não apontaram nenhuma diferença significativa no número de acertos do modelo.

Tabela 7. Modelo com todas as variáveis para a determinação de ratings

Variável	Coeficiente (b)	P-Valor
Constante	4,07	0,71
IBOV	-3,70	0,00 (*)
ATIVO	0,12	0,83
CP1	0,04	0,92
CJ2	0,12	0,48
MO	-3,16	0,70
ROA	-14,83	0,06 (**)
DT	9,42	0,07 (**)
DLP	-4,74	0,47
CP2	0,10	0,91
CJ1	-0,28	0,40
μ_1	4,85	0,03 (*)
μ_2	8,61	0,00 (*)
μ_3	10,70	0,00 (*)
μ_4	11,18	0,00 (*)
μ_5	11,62	0,00 (*)

Tabela 8. Modelo Contendo apenas Variáveis Explicativas Significativas

Variável	Coeficiente (b)	P-Valor
Constante	2,97	0,06 (**)
IBOV	-2,41	0,02 (*)
ROA	-11,88	0,00 (*)
DT	7,33	0,01 (*)
μ_1	3,85	0,00 (*)
μ_2	6,67	0,00 (*)
μ_3	8,41	0,00 (*)
μ_4	8,80	0,00 (*)
μ_5	9,16	0,00 (*)

(*) Significativo a 5%.

(**) Significativo a 10%.

Tabela 9 – 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

VI. 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. É difícil comparar os resultados obtidos com os apresentados por Blume *et al* (1998, p.1399) e Jorion *et al* (2005, p.21). Em primeiro lugar o presente estudo utilizou 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 *dummy* de 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 médias: IBOV (variável *dummy* de presença no Índice Bovespa, distinguindo se uma empresa participa ou não do Índice Bovespa); DT (Dívida Total Bruta + Outras Obrigações de Curto e Longo Prazo / Ativos); ROA (Lucro Líquido / Ativos). A partir deste modelo foram obtidos indícios de que empresas com ações no Ibovespa, maior retorno sobre os ativos (ROA) e menor endividamento total sobre o total de ativos (DT) 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 classificados um nível acima ou um nível abaixo na escala de *ratings*. Resultados parecidos foram encontrados por Minardi *et al* (2006, p. 10), 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.

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, 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 a apresentada na Tabela 9 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, p. 1409), 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*.

Referências bibliográficas

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

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

COHEN, D.; DEY, A.; LYS, T. Trends in Earnings Management and Informativeness of Earnings Announcements in the Pre and Post-Sarbanes Oxley Periods. *Working Paper - Northwestern University*, Chicago, 2004. Disponível em: <<http://www.olin.wustl.edu/jfi/pdf/CohenDeyLys.pdf>>. Acesso em: 01 de mai. 2007.

CORBI, R.B.; 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.

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

INGOLFSSON, S; ELVARSOON, B.T. Cyclical Adjustment of Point-in-Time (PiT) PD. Credit Scoring & Credit Control X, Credit Research Centre. University of Edinburgh. School of Management. 2007.

JORION, P.; SHI, C.; ZHANG, S. Tightening Credit Standards: Fact or Fiction? *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.; 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.

MINARDI, A; SANVICENTE, A. Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas”. Outubro de 1998. Disponível em www.risktech.com.br.

MINARDI, A.; SANVICENTE, A.; ARTES, R. Determinação de Crédito de Unidades de Negócio Visando Estimar o Custo de Capital de Terceiros. *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>.

NETO, A.; BRITO, G.A.S. *Modelo de Classificação de Risco de Crédito de Grandes Empresas*, 2005. Disponível em: <<http://www.congressoeac.locaweb.com.br/artigos52005/383.pdf>>. Acesso em: 01 de mai. 2007.

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

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.