
COMPARAÇÃO ENTRE AS CLASSIFICAÇÕES DE RISCO DE CRÉDITO ESTIMADAS PELOS MODELOS ESTRUTURAIS E NÃO ESTRUTURAIS: UM ESTUDO COM EMPRESAS BRASILEIRAS

Vanessa Martins Pires¹

João Zani²

Francisco Antônio Mesquita Zanini³

▪ Artigo recebido em: 23/08/2011 ▪ Artigo aceito em: 07/07/2014 ▪▪ Segunda versão aceita em: 30/09/2014

RESUMO

Duas metodologias têm sido utilizadas para estimar o risco de crédito das empresas: os modelos estruturais e os modelos não estruturais. Os modelos estruturais são conhecidos também como modelos teóricos, pois apresentam uma teoria em sua construção. Os modelos não estruturais, por sua vez, são construídos por meio do teste de variáveis exploratórias, com a finalidade de inferir quais delas influenciam mais o grupo de observações presentes em uma amostra. Esta pesquisa contempla o modelo estrutural KMV e os modelos não estruturais de Kanitz (1976), Altman, Baidya e Dias (1979), Minussi (2008) e Brito e Assaf Neto (2008), com o objetivo de verificar o nível de convergência entre os resultados estimados pelas referidas metodologias. O estudo, realizado por meio de uma pesquisa empírico-analítica, abrange o período de 2006 a 2009. Estimaram-se regressões lineares simples e múltiplas, a fim de verificar a convergência entre os modelos. Concluiu-se, através de regressões lineares simples, que os resultados estimados pelo modelos de Kantiz (1976) e Altman, Baidya e Dias (1979) não são convergentes com os resultados obtidos pelo modelo KMV. Os resultados estimados pelo modelo de Minussi (2008) e Brito e Assaf Neto (2008) apresentaram significância estatística em relação ao modelo KMV, contudo evidenciaram uma relação inversa. O modelo de Brito e Assaf Neto (2008) ainda apresentou significância estatística em relação ao modelo KMV na regressão múltipla, mantendo o sinal negativo em seu coeficiente.

Palavras-Chave: Risco de Crédito. Modelos Estruturais. Modelos Não Estruturais.

¹ Doutoranda em Administração de Empresas pela Universidade do Vale do Rio dos Sinos (UNISINOS). Professora da UNISINOS. Endereço: Av. Unisinos, 950. Bairro Cristo Rei. São Leopoldo/RS CEP: 93022-000. E-mail: vmpires@unisinos.br. Telefone: 55 (51) 3591 1122.

² Doutor em Administração de Empresas pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Professor e Pró-Reitor Acadêmico da UNISINOS, Endereço: Av. Unisinos, 950. Bairro Cristo Rei. São Leopoldo/RS CEP: 93022-000. E-mail: jzani@unisinos.br. Telefone: 55 (51) 3591 1122.

³ Doutor em Contabilidade e Organização de Empresas pela Universidade Autônoma de Madrid – Espanha, Professor e Diretor da Unidade Acadêmica de Educação Continuada da UNISINOS, Endereço: Av. Unisinos, 950. Bairro Cristo Rei. São Leopoldo/RS CEP: 93022-000. E-mail: fzanini@unisinos.br. Telefone: 55 (51) 3591 1122.

COMPARISON BETWEEN THE CLASSIFICATIONS OF CREDIT RISK ESTIMATED BY STRUCTURAL AND NON STRUCTURAL MODELS: A STUDY WITH BRAZILIAN COMPANIES

ABSTRACT

Two methodologies have been used to estimate the credit risk of companies: structural models and the non structural models. The structural models are also known as theoretical models, they present a theory in its construction. The non structural models, in turn, are constructed by means of the exploratory variables, in order to infer which of them influence over the group of observations present in a sample. This research includes the structural model KMV and the non structural models of Kanitz (1976), Altman, Baidya and Dias (1979), Minussi (2008) and Brito and Assaf Neto (2008), in order to check the level of convergence between the results estimated by these methods. The study, conducted through an empirical-analytic research, covering the period 2006-2009. Simple and multiple linear regressions were estimated, in order to check the convergence between models. It is concluded, through simple linear regressions, that the results estimated by the models Kantiz (1976) and Altman, Baidya and Day (1979) are not convergent with the results obtained by KMV model. The results estimated by the model Minussi (2008) and Brito and Assaf Neto (2008) showed statistical significance in relation to the KMV model, however, showed an inverse relationship. The model of Brito and Assaf Neto (2008) also showed statistical significance in relation to the KMV model in multiple regression, keeping the negative sign in its coefficient.

Keywords: Credit Risk. Structural Models. Non Structural Models.

1 INTRODUÇÃO

O risco de crédito é caracterizado como um componente que afeta grande parte das operações realizadas no mercado financeiro, tomando-se, portanto, um elemento central para o desenvolvimento econômico. Diante disso, os órgãos reguladores e as instituições responsáveis pela estabilidade econômica têm buscado desenvolver normas que protejam e deem segurança à atuação das partes envolvidas nas negociações.

Os Acordos da Basiléia existem sob esta perspectiva. O *Bank for International Settlements* – BIS propõe acordos relacionados ao tema risco de crédito e convida os países a participar dos mesmos. O Acordo da Basiléia I é datado de 1988. O comitê o ampliou, em 2001, através do Acordo da Basiléia II e, em 2009, por meio do Acordo da Basiléia III.

O Acordo da Basiléia II estabelece um conjunto de regras que visam aprimorar a avaliação do risco de crédito por parte das instituições financeiras. Como consequência desse aprimoramento, surgem novas discussões sobre os desafios metodológicos para avaliação de crédito, incluindo a análise, a consistência, a validação dos modelos e a combinação dos fatores utilizados (MINUSSI, 2008).

O Acordo da Basileia III, conjuntamente com o pacote de medidas presente no Acordo da Basileia II, faz parte de uma resposta do comitê à crise financeira internacional. O objetivo central dos referidos acordos é fortalecer a regulação global sobre o capital e auxiliar na construção de um setor bancário mais resiliente. Consequentemente, as medidas propostas impactarão tanto na rentabilidade dos bancos quanto nos processos e sistemas informacionais, relacionados às classificações de risco de crédito (BIS, 2010).

Dentre as classificações de risco de crédito existentes, pode-se dizer que aquelas emitidas pelas agências de classificação de risco de crédito são as mais reconhecidas e utilizadas mundialmente. Segundo Silva (2008, p. 62), "o *rating* é uma avaliação de risco, e esta avaliação é feita por meio da mensuração e ponderação das variáveis determinantes do risco da empresa".

Existem, contudo, métodos diferentes para avaliar o risco de crédito empresarial. Duas metodologias têm sido utilizadas com esta finalidade, são elas: os modelos estruturais e os modelos não estruturais.

Segundo Falkenstein, Boral e Carty (2000), os modelos estruturais são aqueles apresentados sob um formato consistente e completamente definido, portanto sabe-se exatamente o que foi pensado ao construir o modelo. Os autores explicitam que as pessoas tendem a preferir os modelos constantes nessa tipologia, pois eles apresentam uma história em sua construção, que auxilia no entendimento da lógica desenvolvida em sua criação. Eles são conhecidos também como modelos teóricos.

Existem também modelos que são desenvolvidos através do teste de variáveis, a fim de encontrar aquelas que melhor exprimam o risco inerente às empresas em análise, são os chamados modelos não estruturais. Os modelos não estruturais são criados por meio do estudo meticuloso de dados, no qual se testa uma gama de variáveis explanatórias, escolhidas segundo estudos anteriores e teorias já existentes, para que se transformem os dados em informações apropriadas, procedendo assim a estimação do modelo. Os modelos não estruturais são, em geral, modelos de fácil entendimento (FALKENSTEIN; BORAL; CARTY, 2000).

Os modelos estruturais são compostos de dados de mercado e dados contábeis das empresas. Os modelos não estruturais, por sua vez, utilizam dados de mercado, contudo centram-se em informações contábeis. Essas duas abordagens embasam os modelos acadêmicos existentes para análise do risco de crédito empresarial.

Existem alguns modelos não estruturais bastante reconhecidos tais como o termômetro de insolvência de Kantiz (1976) e os estudos de Altman, Baidya e Dias (1979) e Silva (1983). Atualmente, alguns autores brasileiros continuam contribuindo nesta temática, fato evidenciado pelos estudos de Brito e Assaf Neto (2008) e Minussi (2008). No que se refere aos modelos estruturais, além do modelo de Wilcox (1971), conhecido como *Gambler's Ruin*, tem-se o modelo mais conhecido nesta temática, o Merton/KMV.

Os modelos descritos buscam analisar o risco de crédito das empresas, utilizando-se de metodologias e técnicas distintas. Como não há consenso sobre a utilização de uma ou outra metodologia que melhor retrate o risco de crédito

das empresas, torna-se interessante investigar se as metodologias existentes apresentam resultados convergentes.

Nessa linha, o presente estudo busca responder o seguinte problema: a aplicação dos principais modelos estruturais e não estruturais produz classificações de risco de crédito convergentes, nas empresas brasileiras com *rating* atribuído pelas agências de classificação de risco de crédito *Standard & Poor's* e *Moody's*?

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Risco de Crédito

Para Cauoette, Altman e Narayanan (1999, p. 1), "o risco de crédito é a chance de que a expectativa de recebimento de uma quantia, durante um período limitado, não se cumpra".

Soares (2005, p. 14) define risco de crédito como:

uma medida numérica da incerteza relacionada ao recebimento de um valor contratado e/ou compromisso, a ser pago por um tomador de empréstimo, contraparte de um contrato ou emissor de um título, descontadas as expectativas de recuperação e realização de garantias.

A análise do risco de crédito corporativo se faz presente entre as preocupações dos gestores das organizações, principalmente dos gestores que administram empresas atuantes no mercado de capitais, pois, investidores, credores, intermediários, entre outros *stakeholders* das organizações, utilizam as avaliações de risco de crédito, geralmente expressas pelo *rating* das agências, para a tomada de decisão.

Porém há de se considerar a existência de outras metodologias que possibilitam a análise do risco de crédito empresarial. Existem modelos estruturais, modelos não estruturais, e classificações de risco de crédito empresarial de outras instituições, que não somente as agências de classificação de risco de crédito.

Como consequência do rápido crescimento de inovações financeiras - tetos, pisos, *swaps*, opções de *spread*, entre outros derivativos exóticos - o ritmo de desenvolvimento de modelos que predizem o risco de crédito empresarial acelerou-se, nas décadas de 80 e 90. Inúmeras inovações metodológicas tornaram-se possíveis devido ao desenvolvimento de teorias financeiras, que permitiram aos analistas captarem novos aspectos do risco financeiro (CROUHY; GALAI; MARK, 2004).

A inovação ocorrida nos mecanismos de predição de risco de crédito possibilitou o aperfeiçoamento do processo de avaliação de crédito e da precificação de risco. Bancos e demais instituições interessadas têm recorrido, cada vez menos, a análises e julgamentos subjetivos, uma vez que métodos quantitativos e sistemáticos os subsidiam com informações de crédito precisas e acuradas para tomada de decisão (CINTRA; GAGNIN, 2007).

2.2 Merton/KMV

Existem alguns modelos estruturais para análise do risco de crédito empresarial. Neste estudo contempla-se o modelo KMV, pela sua representatividade acadêmica. Antes de descrever as características do modelo KMV, torna-se interessante abordar as teorias que o originaram.

O modelo de Merton (1974) mostra que o valor de mercado do patrimônio líquido pode ser visto como opção de compra dos ativos da empresa, mediante a liquidação da dívida com os credores. A abordagem descrita baseia-se na teoria da firma proposta por Merton (1974), a qual permite estimar a probabilidade de inadimplência das empresas implícita no preço de suas ações, por meio do modelo Black e Scholes (1973).

Já o modelo de Black e Scholes (1973) demonstra que a combinação entre uma ação da empresa e um empréstimo pode reproduzir uma opção de compra em período infinitesimal. A fórmula de Black e Scholes possibilita determinar a combinação necessária a cada instante e avaliar a opção com base na estratégia utilizada.

Para Godói, Yoshino e Oliveira (2008), o presente modelo está baseado no tema de apreçamento de títulos corporativos. Ao estudar o referido tema, Merton (1974) propôs uma metodologia que analisa a capacidade de pagamento da empresa emissora do título. O modelo resume o balanço da empresa emissora como se o passivo fosse composto apenas da dívida em análise. Assim, na data de vencimento da dívida, se a empresa possuir ativos suficientes a dívida será paga, do contrário, o pagamento será recebido pelo credor de acordo com os ativos restantes na empresa devedora.

Segundo Falkenstein, Boral e Carty (2000), na fórmula original de Merton (1974), quando o valor de mercado dos ativos da empresa cai abaixo de um dado nível, a empresa encontra-se em situação de falência. A empresa KMV utilizou-se da teoria contida no modelo de Merton (1974) para construir um modelo estrutural para análise do risco de crédito empresarial.

A teoria de opções, contida no modelo estrutural da KMV, remonta à ideia de que, se a empresa tornar-se inadimplente e seus ativos forem superiores à dívida contratada, seus credores receberão o valor principal devido mais os encargos pertinentes, contudo, se a empresa não possuir ativos iguais ou superiores ao valor da dívida, pode-se solicitar sua falência.

O modelo KMV utiliza as seguintes variáveis para mensurar o risco de crédito empresarial: valor de mercado e volatilidade dos ativos e o ponto de inadimplência, sendo este último resultante da soma das dívidas de curto prazo mais 50% das dívidas de longo prazo das empresas. O modelo contempla também o processo de *mapping*, que possibilita o cálculo da probabilidade de falência por meio de uma distribuição empírica, com base em um banco de dados, no qual constam, há décadas, os dados de falência de milhares de empresas nos Estados Unidos.

Abreu Neto (2008, p. 54) explica: “o modelo KMV assume que a melhor estimativa do valor dos ativos de uma empresa é o preço de suas ações no mercado”. O autor ainda refere que o valor do patrimônio líquido de uma empresa pode ser medido pelo preço de suas ações, por ser o mesmo que o

valor presente do fluxo de caixa livre produzido pelos ativos da empresa, deduzido da taxa de risco dos mesmos ativos.

Deve-se, porém, considerar a liquidez das ações que estão sendo utilizadas, ao auferir o valor de mercado dos ativos de uma empresa, pois se a ação em análise for de baixa liquidez, o valor de mercado dos ativos estimado pode não ser o verdadeiro, viesando, portanto, a análise.

Para Glantz (2007), uma medida eficiente do risco de inadimplência deve refletir as mudanças no risco de inadimplência ao longo do tempo. Como a medida de crédito EDF da KMV incorpora valores do ativo baseados em informações do mercado acionário, ela reflete ciclos de crédito, de forma clara e precisa. A informação de crédito disponibilizada pela KMV torna-se eficiente por utilizar informações atuais e precisas, provenientes do mercado de ações, promovendo o monitoramento contínuo do crédito que é difícil e caro de reproduzir, utilizando a análise de crédito tradicional. Relatórios anuais e outros processos tradicionais de crédito não podem manter o mesmo grau de segurança que os valores obtidos pelo modelo KMV.

No contexto da previsão de insolvência por meio da análise do valor das ações, Herrera e Procianny (2000) analisaram o retorno das ações *ex ante* e *ex post* ao evento da concordata de empresas com ações cotadas na Bovespa, no período de outubro de 1988 a junho de 1996. Os autores analisaram os dados através de um estudo de evento, um teste de eficiência informacional, e concluíram, por meio da amostra de resíduos semanais, que, em cinco (5) anos antes da falência e em um ano posterior à concordata, houve consideráveis perdas nos valores das ações. Na amostra de resíduos diários, verificou-se reação negativa do mercado nos dias próximos ao evento da concordata.

2.3 Modelos Não Estruturais para Análise do Risco de Crédito Empresarial

Os modelos não estruturais são aqueles que utilizam variáveis exploratórias, com a finalidade de encontrar quais informações econômico-financeiras melhor exprimem o risco inerente às empresas em análise. As variáveis neles contidas provêm de teorias e/ou estudos empíricos.

Conforme Crouhy, Galai e Mark (2004), os modelos não estruturais ou estatísticos dependem de observações empíricas formuladas em termos de correlação, não de causalidade.

Descrevem-se a seguir alguns modelos não estruturais desenvolvidos nos Estados Unidos, Tabela 1, e no Brasil, Tabela 2. Os referidos modelos foram contemplados no presente estudo pela representatividade acadêmica que possuem e pela metodologia adotada.

Tabela 1 - Modelos Não Estruturais desenvolvidos nos Estados Unidos

Autor(es)	Período	Número de Empresas	Grau de Acurácia	Técnica(s) Utilizada(s)
Altman, (1968)	1946 a 1965	66	95%	Análise Discriminante
Wilcox, (1973)	1949 a 1971	104	94%	Análise Discriminante
Altman, Haldemann e Narayanan, (1977)	1964 a 1974	111	92%	Análise Discriminante
Moyer, (1977)	1965 a 1975	54	90%	Análise Discriminante
Casey e Bartczak, (1984)	1971 a 1982	290	86%	Análise Discriminante
Zavgren, (1985)	1972 a 1988	90	82%	Regressão Logística
Frydman, Altman e Kao, (1985)	1971 a 1981	200	89%	Árvores de Decisão
Gombola et al. (1987)	1970 a 1982	154	89%	Análise Discriminante
Aziz, Emanuel e Lawson, (1988)	1971 a 1982	98	91%	Regressão Logística
Messier e Hansen, (1988)	1975 e 1976	32	100%	Árvores de Decisão
Plat e Plat, (1990)	1972 a 1986	114	90%	Regressão Logística
Salchenberger, Cinar e Lash, (1992)	1986 e 1987	200	97%	Redes Neurais
Coats e Fant, (1993)	1970 a 1989	282	95%	Redes Neurais
Ward, (1994)	1984 a 1988	227	92%	Regressão Logística
Mc Gurr e Devaney, (1998)	1989 a 1993	112	74%	Análise Discriminante
Kayha e Theodossiou, (1999)	1974 a 1991	189	82%	Análise Seqüencial CUSUM
Yang, Platt e Platt D., (1999)	1984 a 1989	122	74%	Redes Neurais
Foreman, (2002)	1999	77	97%	Regressão Logística
Mckee e Lensberg, (2002)	1991 a 1997	291	82%	Algoritmos Genéticos

Fonte: Os Autores (2014).

A escolha dos modelos não estruturais brasileiros, contemplados no presente estudo, foi realizada por meio de pesquisa bibliográfica, acerca dos modelos mais citados pela literatura ao abordar o referido tema.

Os modelos não estruturais têm sido alvos de críticas no meio acadêmico, por não contarem com uma teoria explícita, diferentemente dos modelos estruturais. Contudo, mesmo não tendo fundamentação teórica sólida, o expressivo grau de predição nas classificações obtidas pelos estudos realizados, nas últimas décadas, sugere que a insolvência empresarial é um evento que pode ser previsto, de forma satisfatória, pelos modelos não estruturais. Além disso, os modelos não estruturais possuem uma vantagem no que tange à praticidade e à aplicabilidade nas atividades de concessão e gerenciamento

de crédito, especialmente para as instituições financeiras (BRITO E ASSAF NETO, 2008).

Tabela 2 - Modelos Não Estruturais desenvolvidos no Brasil

Autor(es)	Período	Número de Empresas	Grau de Acurácia	Técnica Utilizada
Kanitz, (1976)	1971	30	76%	Análise Discriminante
Matias, (1978)	1977 a 1978	100	77%	Análise Discriminante
Altman, Baidya e Dias, (1979)	1970 a 1975	58	88%	Análise Discriminante
Silva, (1983)	1982	419	87%	Análise Discriminante
Sanvicente e Minardi, (1998)	1986 a 1998	92	81%	Análise Discriminante
Minussi, (2002)	2000	323	94%	Regressão Logística
Minussi, (2008)	2000 a 2005	6776	86%	Regressão Logística
Brito e Assaf Neto, (2008)	1994 a 2004	60	90%	Regressão Logística

Fonte: Os Autores, (2014).

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Descrevem-se a seguir os procedimentos metodológicos utilizados neste estudo.

3.1 Amostra e Coleta de Dados

A amostra de empresas utilizada na presente pesquisa é um recorte da população de empresas brasileiras que possuem *rating*. O estudo apresenta como amostra todas as companhias brasileiras, não financeiras, com *rating* atribuído pelas agências de classificação de risco de crédito: *Standard & Poor's* e *Moody's* - as maiores agências de classificação de risco de crédito do mundo, juntamente com a *Fitch* - em dezembro de 2009. A escolha da amostra deve-se a expectativa de comparar as classificações obtidas pelos modelos estruturais e não estruturais com os *ratings* das referidas agências em estudos futuros. A data base, dezembro de 2009, foi escolhida a fim de possibilitar o acompanhamento das classificações de risco de crédito atribuídas ao longo do período abrangido pelo estudo, que contempla o período de 2006 a 2009.

A amostra do estudo compreende 101 empresas. Devido à indisponibilidade de informações, relacionadas ao valor de mercado e volatilidade dos ativos - variáveis presentes no modelo KMV - 67 empresas não puderam ser incluídas nas regressões realizadas. Mesmo assim, as informações contábeis requeridas pelos demais modelos foram coletadas para todas as 101 empresas.

No quadro a seguir descrevem-se as empresas presentes nas regressões realizadas, bem como os setores nos quais estas corporações atuam, considerando a classificação NAICS, nível 1, presente na *Economática*.

Quadro 1 - Amostra de Empresas

Aços Villares S.A.	Indústria Manufatureira
Ambev – Companhia de Bebidas das Américas S.A.	Indústria Manufatureira
Ampla Energia e Serviços S.A.	Empresa de Eletricidade, gás e água
BR Malls Participações S.A.	Imobiliária e Locadora de Outros Bens
Brasil Telecom S.A	Informação
BRF Foods S.A.	Indústria Manufatureira
Cia de Eletricidade do Estado da Bahia	Empresa de Eletricidade, gás e água
Cia Energética de Minas Gerais S.A. - CEMIG	Empresa de Eletricidade, gás e água
Cia Energética de São Paulo S.A. - CESP	Empresa de Eletricidade, gás e água
Cia Energética do Rio Grande do Norte S.A.	Empresa de Eletricidade, gás e água
Eletrobrás - Centrais Elétricas Brasileiras S.A.	Empresa de Eletricidade, gás e água
Fibria Celulose S.A.	Indústria Manufatureira
Gafisa S.A.	Construção
Gerdau S.A.	Indústria Manufatureira
Gol Linhas Aéreas Inteligentes S.A.	Transporte e Armazenamento
Iguatemi Empresa de Shopping Centers S.A.	Imobiliária e Locadora de Outros Bens
Klabin S.A.	Indústria Manufatureira
Klabin Segall S.A.	Construção
Light S.A.	Empresa de Eletricidade, gás e água
Localiza Rent a Car S.A.	Imobiliária e Locadora de Outros Bens
Lupatech S.A.	Indústria Manufatureira
Magnesita Refratários S.A.	Mineração
Marfrig Alimentos S.A.	Indústria Manufatureira
MRV Engenharia e Participações S.A.	Construção
Neoenergia S.A.	Empresa de Eletricidade, gás e água
Net Serviços de Comunicação S.A.	Informação
PDG Reality S.A. Empreendimentos e Participações S.A.	Construção
Rio Grande Energia S.A.	Empresa de Eletricidade, gás e água
Rossi Residencial S.A.	Construção
Sadia S.A.	Indústria Manufatureira
Santos Brasil Participações S.A.	Transporte e Armazenamento
Telemar Norte Leste S.A.	Informação
Ultrapar Participações S.A.	Indústria Manufatureira
Vale S.A.	Mineração

Fonte: Os Autores.

Os dados foram coletados por meio do site da Bovespa, da Economática, do *site* da Comissão de Valores Mobiliários – CVM e através de consulta às agências de *rating Standard & Poor's* e *Moody's*. Os dados coletados contemplam o período de 2006 a 2009 e são compostos de informações financeiras, contábeis e de mercado das empresas em análise. Após a obtenção dos dados necessários foram calculadas as equações de cada modelo, anualmente, a fim de obter os *score/probabilidades* para as posteriores comparações.

Os modelos não estruturais, construídos com base em empresas brasileiras, que foram utilizados para comparação com o modelo estrutural KMV foram os modelos de: Kanitz (1976); Altman Baidya e Dias (1979); Altman (1968); Brito e

Assaf Neto (2008); Minussi (2008). Apresentam-se, a seguir, as equações dos modelos contemplados e suas respectivas variáveis.

a) Kanitz (1976):

$$\text{Score} = 0,05X1 + 1,65X2 + 3,55X3 - 1,06X4 - 0,33X5 \quad (1)$$

Sendo:

X1 = Lucro Líquido/Patrimônio Líquido;

X2 = (Ativo Circulante + Ativo Realizável a Longo Prazo)/(Exigível Curto Prazo + Exigível Longo Prazo);

X3 = (Ativo Circulante – Estoque)/Exigível a Curto Prazo;

X4 = Ativo Circulante/Exigível a Curto Prazo, e

X5 = (Exigível a Curto Prazo + Exigível a Longo Prazo)/Patrimônio Líquido.

b) Altman, Baidya e Dias (1979):

$$\text{Score} = -1,44 + 4,03 X2 + 2,25 X3 + 0,14 X4 + 0,42 X5 \quad (2)$$

Sendo:

X2 = (Não Exigível – Capital Aportado pelos Acionistas)/Ativo Total;

X3 = Lucros Antes de Juros e Impostos/Ativo Total;

X4 = Não Exigível/Exigível Total, e

X5 = Vendas/Ativo Total.

c) Minussi (2008): $1 - 1/(1 + e^{-\text{score}})$

$$\text{Score} = -5,9500 + 0,4508X1 - 0,1322X2 - 0,9424X3 + 1,0024X4 - 2,9601X5 \quad (3)$$

Sendo:

X1 = Alavancagem Financeira;

X2 = Índice de Cobertura dos Juros;

X3 = Capital de Giro Próprio/Vendas;

X4 = Necessidade de Capital de Giro/Vendas, e

X5 = Saldo da Tesouraria/Vendas.

d) Brito e Assaf Neto (2008): $1 - 1/(1 + e^{-\text{score}})$

$$\text{Score} = -4,740 - 4,528X12 + 18,433X16 - 14,080X19 - 11,028X22 \quad (4)$$

Sendo:

X12 = Lucros Retidos/Ativo;

X16 = Endividamento Financeiro (PCF + ELPF) / Ativo Total;

X19 = Capital de Giro Líquido (AC – PC) / Ativo Total, e

X22 = Saldo de Tesouraria/Vendas.

Como os modelos geram resultados diferentes e utilizam-se de escalas distintas, padronizamos os resultados, a fim de que os scores obtidos indicassem classificações de risco de crédito na mesma direção (solvência/insolvência), conforme evidenciado nos modelos de Minussi (2008) e Brito e Assaf Neto (2008), descritos acima.

Devido às mudanças contábeis ocorridas após a promulgação da lei de nº. 11638/07, utilizou-se a conta reservas de lucros, ao invés de lucros retidos na variável X12 do modelo de Brito e Assaf Neto (2008), considerando os anos seguintes a promulgação da mesma (2008 e 2009).

O modelo estrutural utilizado para comparação é o modelo KMV. Ele foi o escolhido, entre os modelos teóricos existentes, por sua representatividade acadêmica em estudos relacionados ao tema risco de crédito (MINARDI, 2008). Apresentam-se, a seguir, a equação (5) e as variáveis do referido modelo.

(5)

$$\text{KMV} = \frac{\text{Valor de Mercado dos Ativos} - \text{Ponto de Inadimplência}}{\text{Valor de Mercado dos Ativos} \times \text{Volatilidade dos Ativos}}$$

O modelo KMV utiliza informações contábeis e de mercado das empresas. A informação de mercado inclusa no modelo é o valor de mercado dos ativos. O valor de mercado das empresas foi obtido por meio da variável valor de mercado, presente na Economática, utilizando-se como base o valor de mercado anual de cada empresa.

A variável ponto de inadimplência foi obtida por meio da soma das dívidas de curto prazo (Passivo Circulante) mais 50% das dívidas de longo prazo (Exigível de Longo Prazo/2) de cada empresa (FALKSTEIN; BORAL; CARTY, 2000; GLANTZ, 2007).

A variável denominada volatilidade dos ativos foi obtida por meio do valor do indicador volatilidade anual, presente na Economática, o qual utiliza-se de cotações diárias das ações das empresas.

O modelo original da KMV utiliza-se da distribuição empírica com a finalidade de estimar probabilidades de falência, após obter a distância de *default* (distância até a inadimplência) – DD. Por não se ter acesso a um banco de dados semelhante, os resultados obtidos (DD) foram os utilizados na comparação com os demais modelosⁱⁱ.

Os resultados obtidos por cada modelo foram analisados por meio do número de desvios padrão em relação à média, anualmente. Este critério se fez necessário para padronizar os resultados estimados por cada modelo, visto que

alguns utilizam-se da técnica de análise discriminante, outros da regressão logística, além do fato de que o modelo KMV original utiliza-se de probabilidades empíricas de inadimplência.

A técnica estatística denominada regressão linear foi utilizada no que tange ao método comparativo entre os resultados obtidos pelos referidos modelos. Segundo Freund (2006), a regressão linear simples objetiva estabelecer uma relação que possibilite prever a variação de uma variável em função de outra; a regressão linear múltipla prevê a variação de uma variável em função de duas ou mais variáveis. O software Stata foi o programa estatístico utilizado para estimar as referidas regressões.

3.2 Procedimentos Econométricos

Para Baltagi (2005) os dados em painel têm mais variabilidade decorrente da combinação entre *cross-section* e série temporal, gerando dados mais informativos, com menos colinearidade, mais graus de liberdade, possibilitando uma estimativa mais eficiente. Os dados em painel são usados para lidar com o problema de variável omitida não medida que pode afetar tanto o comportamento das companhias, a chamada heterogeneidade individual não observada, um exemplo é a capacidade gerencial, assim como variáveis de tempo omitidas que influenciam o comportamento individual uniformemente, mas de maneira diferente em cada período, um exemplo é o efeito das políticas monetárias. Da mesma forma que podem existir variáveis firma-invariantes e tempo-invariantes que podem afetar a variável dependente, tais como os aspectos culturais, o nível de proteção legal e a classificação setorial. Não considerar estas variáveis quando esta heterogeneidade mostra-se sistemática pode causar problemas de especificação e resultados enviesados, além disso, as séries temporais e *cross-section* separadamente não controlam esta heterogeneidade.

No presente estudo foram realizados testes de especificação Breusch e Pagan nos modelos para avaliar se o efeito aleatório prevaleceria sobre o modelo *Pooled*. Tendo em vista que os efeitos aleatórios prevaleceram sobre o *pooled* foi realizado o teste Hausman para comparar a consistência do modelo aleatório sobre o efeito fixo. Prevaleceu, novamente, o efeito aleatório em todas as estimações.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon_1$$

Baltagi (2005) descreve que efeitos aleatórios assumem a exogeneidade de todos os regressores com os efeitos individuais aleatórios. Em contraste, os efeitos fixos permitem a endogeneidade de todos os regressores com os efeitos individuais. Salienta-se que ambos diferem quanto à forma como introduzem a heterogeneidade ao modelo.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Apresentam-se os resultados obtidos ao comparar as classificações estimadas pelo modelo estrutural KMV com as classificações atribuídas pelos

modelos não estruturais de Kanitz (1976), Altman, Baidya e Dias (1979), Minussi (2008) e Brito e Assaf Neto (2008).

Inicialmente, para atenuar os efeitos de possíveis *outliers*, 2,5% das variáveis presentes em cada modelo foram *winsorizadas* em cada cauda.

Na sequência, construiu-se uma matriz de correlação entre os resultados estimados pelos modelos, considerando todos os anos contemplados pelo estudo. Esta análise é importante, pois permite avaliar a relação entre os grupos de dados estudados por meio dos sinais das correlações. Apresenta-se na Tabela 3 a referida matriz de correlação.

Tabela 3 - Matriz de correlação

KMV	1.000*				
	105**				
KANITZ (1976)	-0.2068*	1.000*			
	(0.0361)				
	103**	103**			
ALTMAN (1979)	0.0662*	0.1862*	1.000*		
	(0.5065)	(0.0597)			
	103**	103**	103**		
MINUSSI (2008)	-0.2255*	0.3443*	0.2124*	1.000*	
	(0.0220)	(0.0004)	(0.0313)		
	103**	103**	103**	103**	
BRITO E ASSAF NETO (2008)	-0.1975*	0.5982*	0.0004*	0.3126*	1.000*
	(0.0455)	(0.0000)	(0.9970)	(0.0013)	
	103**	103**	103**	103**	103**

Nota 1: p-valor entre parênteses.

Nota 2: *, ** correlações e observações, respectivamente.

Fonte: Os Autores, (2014).

Através da matriz de correlação é possível identificar que três modelos apresentam correlações inversas, são eles: Kanitz (1976), Altman, Baidya e Dias (1979), Minussi (2008) e Brito e Assaf Neto (2008). A maior correlação entre os modelos não estruturais e o modelo KMV é evidenciada pelos resultados do modelo de Minussi (2008), com o valor de -22,55%.

Apresenta-se na Tabela 4, descrita a seguir, a estatística descritiva das variáveis utilizadas nas regressões.

Tabela 4 - Estatística descritiva das variáveis

VARIÁVEIS	OBSERVAÇÕES	MÉDIA	DESVIO-PADRÃO	MÍNIMO	MÁXIMO
KMV	105	-.018	.908	-.911	2.936
KANITZ (1976)	103	.183	.577	-1.087	2.113
ALTMAN (1979)	103	.053	.637	-1.526	1.657
MINUSSI (2008)	103	.234	.438	-3.609	.3971
BRITO E ASSAF NETO (2008)	103	.332	.913	-1.438	1.325

Fonte: Os Autores, (2014).

Os valores médios presentes na Tabela 2, bem como os valores presentes nas demais estimações, foram padronizados e mesmo assim, apresentam uma heterogeneidade em capturar o risco de crédito empresarial, mesmo considerando modelos que utilizam a mesma metodologia, como no caso dos modelos de Brito e Assaf Neto (2008) e Minussi (2008).

Antes de proceder a estimação das regressões realizou-se o teste de Hausman, a fim de identificar se as mesmas deveriam ser estimadas considerando efeitos fixos ou aleatórios. Todos os testes indicaram que deveriam ser utilizados efeitos aleatórios.

Na tabela 5 apresentam-se os resultados obtidos por meio das regressões simples e múltipla, utilizando efeitos aleatórios.

Tabela 5 - Resultado das Regressões

CONSTANTE	KANITZ	ALTMAN	MINUSSI	BRITO E ASSAF NETO	R ²
-.0065356 (0.962)	-.2271032 (0.221)				0,0428
-.048303 (0.717)		.0029581 (0.985)			0,0044
.0186008 (0.887)			-.3405513 (0.028)**		0,0509
578879 (0.708)				-.3231617 (0.006)***	0,0390
.0756339 0.601	.0029783 0.987	.0979436 0.414	-.137309 0.297	-.3092296 0.016**	0,0559

Nota 1: ***, ** e *, indicam significância estatística a 1, 5 e 10%, respectivamente.

Nota 2: *P-value* entre parênteses.

Fonte: Os Autores, (2014).

Verifica-se que os modelos de Kanitz (1976) e Altman, Baidya e Dias (1979) não apresentam significância estatística, tanto no modelo simples, quanto no modelo ampliado. Os modelos de Brito e Assaf Neto (2008) e Minussi (2008) apresentam significância estatística no modelo simples, contudo evidenciam uma relação inversa com o modelo KMV. O modelo de Brito e Assaf Neto (2008) ainda apresentou significância estatística no modelo ampliado, mantendo o sinal invertido. Os resultados indicam, portanto que os modelos não estruturais não apresentam convergência com os resultados do modelo estrutural KMV, evidenciando, inclusive, relações opostas.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho teve por objetivo comparar os modelos estruturais e os modelos não estruturais, a fim de inferir se estas metodologias apresentam resultados convergentes.

As análises realizadas evidenciam que os resultados estimados pelo modelo não estrutural de Kanitz (1976) e Altman, Baidya e Dias (1979) não apresentam convergência em relação aos resultados obtidos pelo modelo estrutural KMV. Os resultados estimados pelo modelo não estrutural de Minussi

(2008) e Brito e Assaf Neto (2008) apresentaram significância estatística em relação aos resultados obtidos pelo modelo KMV, contudo evidenciaram uma relação inversa. Os resultados estimados pelo modelo de Brito e Assaf Neto (2008) ainda apresentaram significância estatística no modelo ampliado, mantendo o sinal invertido.

Evidencia-se, portanto a existência de classificações de risco de crédito divergentes entre os modelos estudados.

No que se refere à avaliação das metodologias existentes para análise do risco de crédito empresarial, Glantz (2007) assinala que a medida mais eficiente de inadimplência provém de modelos que utilizam tanto preços de mercado quanto demonstrativos financeiros. O autor não afirma que os mercados são perfeitamente eficientes, porém diz que é muito difícil superar consistentemente o mercado. Ainda menciona que, quando disponíveis, deve-se utilizar os preços de mercado na determinação do risco de inadimplência, porque os preços do mercado aumentam consideravelmente o poder de previsão das estimativas.

Assim, embora existam metodologias inovadoras e eficazes na predição do risco de crédito, não se deve restringir a análise de crédito a uma metodologia, pois, em geral, elas analisam algumas informações de um todo, dificilmente algum método contemplaria todas as informações relevantes para uma análise de crédito completa e segura.

Não existe uma metodologia mais eficiente que outra para auferir o risco de crédito empresarial. A questão mais relevante, ao estimar e analisar o risco de crédito empresarial, é ter ciência de que determinar o desempenho de uma medida de inadimplência torna-se um problema teórico e empírico, pois, na prática, pode-se somente estimar probabilidades de inadimplência, ou seja, não é possível classificar *ex ante* as companhias como solventes ou insolventes (GLANTZ, 2007).

Acredita-se que a situação econômica do período, no qual os modelos estudados foram construídos, exerceu grande influência nos critérios estabelecidos por cada autor, definindo, portanto, as particularidades de cada modelo. Pinheiro *et al.* (2007) identificaram a influência de tal fato em seu estudo. Os autores aplicaram alguns modelos não estruturais, construídos no Brasil, em empresas brasileiras com ações cotadas na Bovespa, e obtiveram um baixo índice de acurácia nos resultados. Os autores concluíram, dados os resultados obtidos, que deve haver a atualização de modelos antigos, pois vários deles demonstraram perda de vigência dos coeficientes associados às variáveis, consequência de análises realizadas em períodos econômicos distintos. Ressaltaram, igualmente, a necessidade da criação de novos modelos.

Nessa linha, supõe-se que a ausência de convergência nos resultados obtidos se deve ao fato de se ter comparado metodologias construídas em períodos distintos, pois as análises realizadas compreenderam modelos da década de 70 (Kanitz, 1976; Altman; Baidya e Dias, 1979) e modelos atuais (Minussi, 2008; Brito; Assaf Neto, 2008).

Considerando os resultados obtidos neste estudo, acredita-se que há um longo caminho a ser percorrido até haver a consolidação de uma metodologia

para análise do risco de crédito empresarial, se esse objetivo um dia for alcançado.

5.1 Limitações do Estudo e Sugestões para Pesquisas Futuras

Reconhece-se que este estudo apresenta algumas limitações. Dentre elas, o fato de comparar modelos que utilizam-se de diferentes metodologias (análise discriminante, regressão logística, probabilidade empírica e etc.). Bem como a utilização de modelos construídos com base em amostras compostas por diferentes empresas, estabelecidas em países distintos e considerando períodos econômicos variados.

Contudo entende-se que seria interessante investigar se existem convergências nas classificações geradas por estes modelos, pois mesmo que cada modelo utilize-se de uma metodologia própria e tenha sido construído com base em uma amostra específica de empresas, o objetivo dos mesmos é classificar as empresas em geral, no que se refere ao risco de crédito que elas apresentam. Tratando-se, portanto de modelos com características específicas que permitem aplicações externas à metodologia e à amostra original.

Algumas considerações relacionadas ao período econômico no qual os modelos foram construídos estão presentes nas considerações finais, descrevendo que este fato já influenciou a aplicação de outros modelos, em amostras diferentes, e pode ter contribuído para os resultados obtidos neste estudo, assim como o país no qual as empresas presentes nas amostras atuam.

Como sugestão para estudos futuros, acredita-se que a construção de um modelo atual e abrangente, considerando tanto as características dos modelos estruturais, quanto dos não estruturais, seria relevante, pois este modelo poderia permitir a aplicação prática para uma gama maior de empresas, considerando diferentes portes, setores e países. Sabe-se das limitações que tal modelo poderia apresentar ao analisar alguns casos empresariais específicos, porém acredita-se que ele permitiria ter uma visão geral sobre as principais variáveis que influenciam o risco de crédito empresarial (GLANTZ, 2007).

REFERÊNCIAS

ABREU NETO, J. C. F. de. **Quantificação do Risco de Crédito: Uma Abordagem Utilizando o Modelo Estrutural de Merton**. Dissertação de Mestrado do Curso de Engenharia da Produção. PUC-RIO, Janeiro, 2008.

ALTMAN, E. I.; HALDEMAN, R. G. e NARAYANAN, P.. A new model to identify bankruptcy risk of corporations. **Journal of Banking and Finance**, Vol. 1, p. 29-54, 1977.

ALTMAN, E. I. *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*. **Journal of Finance**, Vol. 23, nº. 4, 1968.

ALTMAN, E. I.; BAIDYA, T. K. N.; e DIAS, L. M. R.. Previsão de Problemas Financeiros em Empresas. **Revista de Administração de Empresas**, Vol. 19, p. 17-28, 1979.

AZIZ, A.; EMANUEL, D.. C.; LAWSON, G. H. *Bankruptcy Prediction – An Investigation of Cash Flow Based Models*. **Journal of Management Studies**, Vol. 25, Issue 5, p. 419-437, 1988.

BALTAGI, B. H. **Econometric Analysis of Panel Data**. England: John Wiley & Sons, Third edition, 2005.

BIS – Bank for International Settlements. **Basel Committee on Bank Supervision: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards**. Disponível em: <http://www.bis.org/publ/bcbs128.pdf>. Acesso em 18 de junho de 2010.

BLACK, E.; e SCHOLES, M. *The price of options and corporate liabilities*. **Journal of Political Economics**, Vol. 81, Nº.3, p. 637-659, 1973.

BRITO, G. A. S.; e ASSAF NETO, A.. Modelo de Classificação de Risco de Crédito de Grandes Empresas. **Revista de Contabilidade e Finanças da USP**, Vol. 19, nº. 46, p. 18-29, 2008.

CASEY, C. J.; e BARTCZAK, N. J. *Cash Flow – It's not the Bottom Line*. **Harvard Business Review**, July-August, p. 61-66, 1984.

CAUOETTE, J. B.; ALTMAN, E. I; e NARAYANAN, P. **Gestão do Risco de Crédito**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.

CHAIA, A. J.. **Modelos de Gestão do Risco de Crédito e sua Aplicabilidade ao Mercado Brasileiro**. Dissertação de Mestrado em Administração na USP, 121 páginas, 2003.

CINTRA, M. A. M.; e CAGNIN, R. F. Evolução da Estrutura e da Dinâmica das Finanças Norte-Americanas. **Revista Econômica**, Rio de Janeiro, Vol. 9, nº. 2, p. 296-338, 2007.

CROSBIE, P. J.; e BOHN, J. R. **Modeling default risk**. Publicado por KMV LCC, 37 páginas, 2002.

CROUHY, M.; GALAI, D.; e MARK, R.. **Gerenciamento de risco: uma abordagem conceitual e prática – uma visão integrada dos riscos de crédito operacional e de mercado**. Qualitymark: São Paulo, 2004.

FALKESTEIN, E.; BORAL, A.; e CARTY, L. V. **Risk Calc for Private Companies: Moody's Default Model**. *Moody's Investor Service – Global Credit Research*, 88 páginas, 2000.

FOREMAN, R. D.. *A Logistic Analysis of Bankruptcy within the US Local Telecommunications Industry*. **Journal of Economics and Business**, p. 1-32, 2002.

FREUND, J. E. **Estatística Aplicada a Economia, Administração e Contabilidade**. Tradução da versão original da *Modern Elementary Statistics*, datada de 2004. São Paulo: Bookman, 2006.

FRYDMAN, H.; ALTMAN, E. I; e KAO, D. *Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress*. **Journal of Finance**, Vol. 40, Nº. 1, p. 269-291, 1985.

GODOI, A. C. de; YOSHINO, J. A.; e OLIVEIRA, R. de D.. Risco de Crédito e Alocação Ótima para uma Carteira de Debêntures. **Revista de Estudos Econômicos**, Vol. 38, Nº. 2, p. 349-372, 2008.

GOMBOLA, M. J.; HASKINS JR., M. E.; KETZ, J. E..e WILLIAMS, D.. *Cash Flow in Bankruptcy Prediction*. **Journal of Financial Management**, Winter, p. 55-65, 1987.

GLANTZ, M.. **Gerenciamento de riscos bancários: introdução a uma ampla engenharia de crédito**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2007.

HARIK, G.; GOLDBERG, D. E.; CANTÚ-PAZ, E.; e MILLER, B. L. *The Gambler's Ruin Problem, Genetic Algorithms, and the Sizing Populations*. **Journal of Evolutionary Computation**, Vol. 7, nº. 3, p. 231-253, 1999.

HERRERA, P. I. B.; e PROCIANOY, J. L. Avaliação do Retorno das Ações das Empresas Concordatárias. **Revista de Administração de São Paulo**, Vol. 35, nº. 1, p. 86-97, 2000.

KAHYA, E.; e THEODOSSIOU, P. *Predicting Corporate Financial distress: A Time-Series CUSUM Methodology*. **Journal of Review of Quantitative Finance and Accounting**, Vol. 13, p. 323-345, 1999.

KANITZ, S. C.. **Indicadores Contábeis e Financeiros de Previsão de Insolvência: A experiência da Pequena e Média Empresa Brasileira**. Tese de Livre Docência, FEA/USP, 1976.

MATIAS, A. B.. **Contribuição às Técnicas de Análise Financeira: um Modelo de Concessão de Crédito**. Trabalho de Conclusão de Graduação em Administração de Empresas da USP, 101 páginas, 1978.

MCGURR, P. T.; e DEVANEY, S. A. *Predicting Business Failure of Retail Firms: An Analysis Using Mixed Industry Models*. **Journal of Business Research**, Vol. 43, p.169-176, 1998.

MCKEE, T. E.; e LENSBERG, T. Genetic Programming and Rough Sets: A Hybrid Approach to Bankruptcy Classification. **European Journal of Operational Research**, Vol.138, p. 436-451, 2002.

MERTON, R. C. On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates. **Journal of Finance**, Vol. 29, nº. 4, p. 449-470, 1974.

MINARDI, A. M. A. F. Probabilidade de inadimplência de empresas brasileiras refletida nas informações do mercado acionário. **Revista de Administração Contemporânea/RAC- Eletrônica**, Vol. 2, nº. 2, Artigo 9, p. 311-329, 2008.

MINUSSI, J. A.. **New Corporate Credit Scoring Models in the Context of the Basel II Accord: A Brazilian Case Study**. Tese de Doutorado do Departamento de Ciências Administrativas da Universidade de Lancaster, 361 páginas, 2008.

MINUSSI, J. A.; NESS JR., W. L.; e DAMACENA, C.. Um Modelo de Previsão de Solvência Utilizando Regressão Logística. **Revista de Administração Contemporânea - RAC**, Vol. 6, nº. 3, p. 109-128, 2002.

MOYER, R. C. *Forecasting Financial Failure: A Re-Examination*. **Journal of Financial Management**, Spring, p.11-17, 1977.

PLATT, H. D.; e PLATT, M. B. *Development of a Class of Stable Predictive Variables: The Case of Bankruptcy Prediction*. **Journal of Banking, Finance and Accounting**, Vol.17, Issue 1, p. 31-51, 1990.

SALCHENBERGER, L. M.; CINAR, M. E.; e LASH, N.A. Neural Networks: A New Tool for Predicting Thrift Failures. **Journal of Decision Sciences** Vol. 23, p. 899-916, 1992.

SANVICENTE, A. Z. e MINARDI, A. M. A. F. Identificações de Indicadores Contábeis Significativos para Previsão de Concordata de Empresas. **Finance Lab Working Papers**, Ibmec Business School. São Paulo, 1998. Disponível em: http://www.risktech.com.br/PDFs/indicadores_concordata.pdf. Acesso em 13 de janeiro de 2011.

SILVA, J. P. da. **Gestão e Análise de Risco de Crédito**. 6ª edição. São Paulo: Atlas, 2008.

SOARES, C. de A. F.. **Da Possibilidade de Regulação das Agências de Rating no Brasil**. Monografia. Instituto de Economia da Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2005.

WARD, T. J. *An Empirical Study of the Incremental Predictive Ability of Beaver's Naïve Operating Flow Measure using Four-State-Ordinal Models of Financial Distress*. **Journal of Business Finance and Accounting**, Vol. 21, Issue 4, p. 547-561, 1994.

WILCOX, J.. W. Prediction of Business Failure using Accounting Data. **Journal of Accounting Research: Supplement on Empirical Research in Accounting**, p.163-190, 1973.

YANG, Z. R.; PLATT, M. B.; e PLATT H. D. Probabilistic Neural Networks in Bankruptcy Prediction. **Journal of Business Research**, Vol. 44, p. 67-44, 1999.

ZAVGREN, C. V. Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis. **Journal of Banking and Finance**, Vol. 12, Issue 1, p.19-45,1985.

ⁱ *Gambler's Ruin* é também um modelo estrutural. Ele foi criado por Wilcox em 1971, e calcula assim como o modelo da KMV, a distância de falência das empresas. No *Gambler's Ruin*, a volatilidade dos ativos é baseada no fluxo de caixa das empresas (HARIK ET AL., 1999).

ⁱⁱ Não utilizou-se a metodologia do EDF teórico do Modelo KMV, porque o presente estudo tem como amostra empresas com *ratings* atribuídos pelas agências *Moody's* e *S&P*, logo não possui como uma amostra um grupo de empresas classificadas como solventes e um grupo de empresas classificadas como insolventes. Se a amostra utilizada neste estudo seguisse o critério descrito (empresas solventes e empresas insolventes), seria possível extrair a probabilidade de solvência diretamente da distribuição normal reduzida, em função do número de desvios-padrões que o ponto de inadimplência se afastaria da média, como prevê a metodologia contida no EDF teórico (CHAIA, 2003).