



SPOLM 2007

ISSN 2175-6295

Rio de Janeiro- Brasil, 08 e 09 novembro de 2007.

PREVENÇÃO DA INADIMPLÊNCIA DE EMPRESAS INDUSTRIAIS PELA CONCESSÃO DE CRÉDITO POR MEIO DA ANÁLISE MULTIVARIADA

Área: Apoio Multicritério à Decisão

Nelson Hein

Professor no Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da
Universidade Regional de Blumenau (PPGCC/FURB)
Rua Antonio da Veiga, 140
Bairro Victor Konder - 89012900 – Blumenau - SC
E-mail: hein@furb.br

Ilse Maria Beuren

Professora no Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da
Universidade Regional de Blumenau (PPGCC/FURB)
Rua Antonio da Veiga, 140
Bairro Victor Konder - 89012900 – Blumenau - SC
E-mail: ilse@furb.br

Nerian José Cardoso

Mestrando do Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da
Universidade Regional de Blumenau (PPGCC/FURB)
Rua Antonio da Veiga, 140
Bairro Victor Konder - 89012900 – Blumenau - SC
E-mail: nerian@nercont.com.br

Resumo

O objetivo deste estudo foi o de verificar a possibilidade de prevenção da inadimplência de empresas industriais, especificamente da indústria de transformação, que receberam financiamento durante o período de 2005 e 2006, com o emprego de análise quantitativa, por meio de regressão logística e análise discriminante, com indicadores oriundos das três últimas demonstrações contábeis disponíveis no momento do exame de crédito. Os resultados auferidos demonstraram que as empresas que vieram a inadimplir eram menos lucrativas, bem como apresentaram maiores despesas financeiras, conseqüentes do desequilíbrio entre fontes e aplicações de recursos e estrutura de capitais deficiente. A regressão logística obteve melhor desempenho da classificação entre adimplentes e inadimplentes, sendo que o emprego de variáveis dos três períodos disponíveis, alcançou 100% de acurácia, enquanto para os modelos que utilizaram indicadores dos dois últimos e do último ano, obtiveram 90,2% e 88,2% de acertos, respectivamente. Assim, considera-se que os objetivos propostos foram satisfeitos, com a discriminação entre os dois grupos de empresas, corroborando a idéia de prevenção da inadimplência com dados quantitativos oferecidos para julgamento do crédito.

Palavras-chave: Regressão logística. Análise discriminante. Concessão de crédito.

Abstract

The objective of this study was to verify the possibility of prevention of the insolvency of industrial companies, specifically of the transformation industry, who had received financing during the period from 2005 and 2006, with the job of quantitative analysis, by means of logistic regression and discriminate analysis, with deriving pointers of the three last available countable demonstrations at the moment of the credit examination. The gained results had demonstrated that the companies who had come to default were less lucrative, as well as had presented greeters' financial, consequent expenditures of the disequilibrium between sources and applications of resources and deficient structure of capitals. The logistic regression better got performance of the classification between in full performances and defaulters, being that the job of variables of the three available periods, reached 100% of accuracy, while for the models that had used last the two pointers of e of the last year, had gotten 90.2% and 88.2% of rightness's, respectively. Thus, it is considered that the proposed objectives had been satisfied, with the discrimination enters the two groups of companies, corroborating the idea of prevention of the insolvency with offered quantitative data for judgment of the credit.

Keywords: Logistic regression. Discriminate analysis. Credit Concession.

1 INTRODUÇÃO

A análise de crédito feita pelos bancos tem papel crucial para a sua sobrevivência, visto que, um crédito que seja concedido e que não retorne para o concedente, pode acarretar a perda do ganho obtido junto a várias outras operações. Os empréstimos problemáticos afetam consideravelmente a liquidez bancária, aumentando a possibilidade de perdas, que, por sua vez, reduzem a capacidade de os bancos servirem seus clientes, bem como contribuírem para o crescimento econômico.

É na análise de crédito que uma instituição financeira pode minimizar os riscos associados, para assim poder assegurar sua rentabilidade, especialmente quando tem como atividade principal operações de crédito, tornando essencial à sua sobrevivência um cuidado especial nas decisões de concessão de crédito.

Muitos estudos sobre análise do risco de crédito corporativo foram feitos até recentemente (HEIN, 2004), tendo como principal foco a previsão de falência. A insolvência das empresas devedoras sem dúvida é um grande problema para os concedentes de crédito, no entanto, a inadimplência não é um fato exclusivo do processo falimentar. Muitas empresas enfrentam problemas financeiros e não conseguem ou simplesmente, não querem honrar com seus compromissos.

O prejuízo nas operações de crédito não se dá apenas quando a empresa está falida ou entra em concordata, mas, e sim, se inicia no instante em que a empresa deixa de honrar seus compromissos com o banco, independentemente do motivo. Mesmo que tenha sido feito um contrato irreparável do ponto de vista jurídico, e com garantias de boa qualidade, no momento em que o devedor resolver não pagar e questionar a dívida judicialmente, estará plenamente amparado pela legislação brasileira, segundo Borges e Bergamini (2001, p. 235):

Existe um ambiente processual de proteção excessiva ao devedor, o que faz com que a liquidação financeira das garantias recebidas resulte num baixo nível de recuperação, o que é resultado tanto das características legais dos instrumentos utilizados quanto da morosidade do aparato jurídico em resolver conflitos.

E, sobretudo, o crédito é concedido na expectativa de que os fundos serão pagos conforme o combinado, e não que os ativos empenhados terão de ser vendidos para proporcionar fundo para cumprimento da obrigação (Reed e Gill, 1994).

As amostras dos referidos trabalhos são compostas, geralmente, pelas empresas falidas ou concordatárias, o que, do ponto de vista do risco de crédito, pouco contribui no sentido de evitar a inadimplência, visto que há diferenças entre as acepções. O inadimplemento caracteriza-se pela falta ou atraso no cumprimento de uma obrigação ou prestação vencida, ou de alguma cláusula contratual; enquanto que a falência seria a

consequência da incapacidade de solvência da empresa. Assim, o descumprimento dos pagamentos contratados já estaria contribuindo para o aumento do risco do crédito.

Pouco se tem notícia sobre estudos voltados à prevenção de inadimplência dos bancos. Assim, um estudo que seja aplicado à prevenção da inadimplência com o aparato de informações disponíveis no momento da análise de crédito deve contribuir para uma avaliação mais criteriosa, e, conseqüentemente, melhorar o resultado das instituições financeiras que operam com a concessão de crédito corporativo.

Neste sentido, este trabalho está focado na análise quantitativa de empresas, mediante o uso de dois métodos estatísticos de análise multivariada de dados, já consolidados em estudos envolvendo a previsão de insolvências e o risco de crédito, com emprego de variáveis originárias de quocientes financeiros obtidos a partir das demonstrações contábeis: análise discriminante linear e regressão logística.

2 MAPEAMENTO TEÓRICO

A literatura envolvendo a análise financeira de empresas com dados quantitativos retrospectivos, objetivando contribuir para a minimização do risco de crédito, tem se concentrado em estudos de previsão de insolvência.

Os estudos quantitativos envolvendo a previsão de insolvência, com emprego de indicadores econômico-financeiros têm sido extensamente desenvolvidos nos últimos 30 anos, com as mais variadas técnicas de análises de dados. O principal impacto destas pesquisas tem sido na área de crédito bancário, visto que os bancos poderiam evitar grandes perdas com um prognóstico correto sobre a possibilidade de falência de um possível tomador (Atiya, 2001).

Segundo Back et al (1996), duas principais linhas de pesquisa nesta área podem ser distinguidas: a primeira, e mais freqüentemente usada, tem sido a investigação empírica por indicadores que conduzam a menores taxas de erro de classificação; a segunda tem se concentrado na busca pelos melhores métodos estatísticos que poderiam aperfeiçoar a acurácia dos modelos de previsão.

Esta última vertente que é a mais recente e se concentra na escolha do ferramental estatístico, não vem tendo, contudo, resultados muito superiores quanto as primeiras pesquisas realizadas, que datam da década de sessenta, mas que ainda produzem bons resultados.

O primeiro trabalho com uso de técnicas estatísticas e de variáveis provenientes das demonstrações contábeis foi apresentado por Beaver (1966). Tendo em vista que a técnica utilizada por Beaver era univariada, ou seja, era analisada uma variável de cada vez, não levando em conta a interdependência que pode existir entre os indicadores uma empresa, Altman (1968) desenvolveu, com o emprego da análise discriminante linear múltipla, modelo que ficou conhecido por *Z-score*. Mais tarde, Altman, Haldeman e Narayanan (1977), desenvolveram um modelo conhecido como *Zeta*, que incorporou diversas melhorias com relação ao *Z-score* original.

Estes modelos – *Z-score* e *Zeta* – passaram a constituir um marco na literatura sobre previsão de falências, sendo ainda utilizados como referências para alguns estudos mais recentes, tais como Holmen (1988); Aziz e Lawson (1989); Mosmann et al (1998); Ooghe et al (1999); Shumway (2001); Chava e Jarrow (2001); Ooghe e Balcaen (2002).

Até o início da década de 80, predominaram os modelos baseados na análise discriminante múltipla. Mas os problemas inerentes a esta técnica estatística, como a presunção de distribuição normal, impulsionaram a pesquisa utilizando outras técnicas. Dessa forma, Ohlson (1980), publicou o primeiro trabalho com emprego da regressão logística, também conhecida por *logit*.

A regressão logística também foi empregada por Zavgren e Friedman (1988); Aziz e Lawson (1989); Persons (1999); Wilson, Summers e Hope (2000); Eklund, Larsen e Berghardsen (2001); Westgaard e Wijst (2001); Hayden (2002), e Platt e Platt (2002).

Outras técnicas tem sido utilizadas, tais como: análise de *probit* (Sjovoll, 1999); redes neurais artificiais (Altman, Marco e Varetto, 1994; Fanning e Cogger, 1994; Serrano-

Cinca, 1997; Shah e Murtaza, 2000; Zapranis e Ginoglou, 2000; Atiya, 2001; Yang, 2001); *hazard* (Shumway, 2001); modelo de sobrevivência (Catanach Jr. e Perry, 2001); programação genética (McKee e Lensberg, 2002); *mutidimensional scaling* (Neophytou e Molinero, 2001).

Diversos estudos comparativos entre as diversas técnicas e modelos foram feitos por Aziz e Lawson (1989); Back et al (1996); Mosmann et al (1998); Ooghe et al (1999); Lin e McClean (2000); Kahya, Ouandlous e Theodossiou (2001); Chava e Jarrow (2001); Ooghe e Balcaen (2002), e Ginoglou, Agorastos e Hatzigagios (2002).

Os resultados destes trabalhos não são unânimes, mas percebe-se uma tendência de superioridade no desempenho dos modelos que utilizaram a regressão logística e redes neurais.

A significância do emprego de variáveis provenientes do fluxo de caixa na construção de modelos de previsão de falência foi analisada por Gombola et al (1987) e Aziz e Lawson (1989). Sharma (2001) faz uma revisão de inúmeros trabalhos publicados a este respeito. Segundo o autor, as conclusões com relação à capacidade informativa proveniente do fluxo de caixa na presciência de insolvência, apesar das diversas pesquisas sobre o tema, são confusas e inconcludentes.

A influência das questões setoriais foi investigada por Platt e Platt (1991), que concluíram que a incorporação de dados setoriais pode melhorar a eficácia de modelos de previsão de falência.

Os períodos recessivos que são caracterizados pela acentuada redução da atividade econômica, e sua importância na construção de modelos para presciência de insolvência foram examinados por Kane, Richardson e Graybel (1996), com a inclusão de indicadores de recessão, e Kane, Richardson e Meade (1998), por meio de mudanças na classificação dos índices. Coligiram que a incorporação de indicadores de recessão pode aprimorar o desempenho dos modelos, agregando capacidade de detectar as empresas que estão melhores posicionadas para enfrentar os efeitos adversos de uma recessão econômica.

Wilson, Summers e Hope (2000) apresentaram um modelo, ligado ao risco de crédito, que incorpora dados sobre o histórico da empresa quanto ao pagamento de débitos comerciais, com dois objetivos: prever comportamento futuro, no que tange a pagamentos e na previsão de possíveis insolvências. Com um número de observações bastante significativo, composto de 7.034 empresas, sendo 3.133 insolventes, concluíram que o comportamento pretérito de pagamentos da empresa pode ser usado para prever futuros pagamentos dentro do contexto de crédito, bem como pode contribuir para a melhora da precisão na previsão de falências.

Em sua tese de doutorado, Hayden (2002) propõe um modelo de risco de crédito para instituições financeiras baseado em dados extraídos das demonstrações contábeis, fornecidos pelos três maiores bancos austríacos. Para isto, utilizou três definições de insolvência: falência, com 35.703 empresas; renegociação da dívida, com 48.115 empresas e noventa dias de atraso, com 16.797 empresas. Inferiu que pouco poder de previsão é perdido com a adoção dos diferentes critérios de insolvência.

No Brasil, os primeiros trabalhos foram realizados por Kanitz (1974) e Altman, Baidyia e Dias (1979), com o emprego da análise discriminante. Nos últimos anos, a investigação empírica de modelos de presciência de insolvência tem empregado os métodos de: regressão logística (Minussi, Damacena e Ness Jr, 2002; Pereira e Ness Jr, 2003), em comparação com análise discriminante (Gimenes e Uribe-Opazo, 2001; Horta e Carvalho, 2002; Bertucci et al, 2003), e em comparação com redes neurais (Almeida e Siqueira, 1996; Almeida e Dumontier, 1996).

3 MÉTODO

Tendo em vista o objeto desta investigação, ou seja, verificar a possibilidade de prevenção de inadimplência com dados quantitativos provenientes de dois grupos de empresas, bem como sua comprovada eficácia na classificação em estudos de mesma

natureza, foram escolhidas as técnicas estatísticas de análise discriminante linear e de regressão logística, também chamada de análise de *logit*.

A análise discriminante e a regressão logística têm ampla aplicação em situações nas quais o principal objetivo é identificar o grupo ao qual um objeto, neste caso, uma empresa, pertence. São as técnicas apropriadas quando a variável dependente é do tipo categórica e as variáveis dependentes são numéricas. (Hair et al, 1998).

O primeiro é o método mais utilizado em estudo de classificação dicotômica de empresas com problemas financeiros. Com o uso de uma ou mais variáveis é possível encontrar a melhor combinação de variáveis explicativas, baseado nas características das populações, que discriminam entre os grupos.

De acordo com Hair Jr. (1998), análise discriminante implica a derivação de uma combinação linear de duas ou mais variáveis independentes que melhor classificam um elemento entre grupos definidos previamente. Esta combinação linear, chamada de função discriminante, tem a seguinte forma:

$$Z = a + W_1X_1 + W_2X_2 + \dots + W_nX_n$$

onde,

Z: escore discriminante (variável dependente);

a: constante

W_i : coeficiente ou peso discriminante para a variável independente i ;

X_i : variável independente i .

Os coeficientes discriminantes são calculados com o objetivo de maximizar a variância entre os grupos, simultaneamente minimizando a variância entre os indivíduos de cada grupo.

O modelo de regressão logística, segundo Hair et al (1998), pode ser expresso da seguinte forma:

$$\Pr(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-g(x)}}$$

onde,

$$g(x) = a + W_1X_1 + W_2X_2 + \dots + W_nX_n$$

A regressão logística consiste, fundamentalmente, na busca de um modelo que permita relacionar uma variável y , chamada “variável resposta”, às variáveis explicativas X , que influenciariam as ocorrências de um evento. A variável resposta deve ser do tipo dicotômica, assumindo apenas os valores 0 ou 1. Neste caso existe interesse apenas na ocorrência, ou não, do evento em questão.

3.1 Amostra

Para a condução deste trabalho, que consiste na classificação preventiva de empresas adimplentes e inadimplentes, empregou-se como base a carteira de clientes de uma instituição financeira que opera com crédito de médio e longo prazo, que solicitaram e receberam financiamento durante os anos de 2005 e 2006.

O inadimplemento pode ser definido genericamente como qualquer forma de descumprimento de cláusulas contratuais acordadas previamente. Assim, definiu-se que, aquelas empresas cujas cobranças estejam sendo efetuadas por meio de litígio judicial, sejam por iniciativa da instituição ou do mutuário, seriam determinadas como inadimplentes.

O período foi escolhido por oferecer prazo suficiente de maturação dos contratos, que são em média com prazo de 60 meses. Destarte, foram compostos dois grupos distintos: empresas que efetivamente honraram e quitaram o financiamento, e aquelas em que a cobrança está sendo feita por via judicial.

O setor de atividade escolhido foi o da indústria de transformação, segundo a Classificação Nacional de Atividades Econômicas – CNAE, por ser este o ramo mais copioso na carteira de operações da instituição financeira e por apresentar características semelhantes em sua estrutura financeira.

Com os princípios definidos para a coleta de dados, partiu-se então para a seleção das mutuárias. Dada a dificuldade de obtenção dos dados, visto que a instituição financeira fornecedora não possui um banco de dados que disponha dos elementos econômico-financeiras das empresas, e ainda muitas estarem com informações incompletas, bem como a necessidade de enquadramento nas acepções acima definidas, a amostra selecionada foi composta de 51 empresas, sendo 21 inadimplentes e 30 adimplentes.

Conforme pode ser observado na Tabela 1, a distribuição amostra abrange um amplo espectro no que se refere aos fatores normalmente empregados para enquadramento da empresa conforme seu porte, ao mesmo tempo em que demonstra uma certa semelhança, no que tange a estes aspectos, entre os dois grupos de empresas.

3.2 Variáveis

Os indicadores empregados como variáveis são frutos de uma coletânea da literatura, acrescidos de alguns outros escolhidos por estes autores por acreditar na relevância deles neste estudo. Todos os indicadores foram compostos a partir dos três últimos demonstrativos financeiros (anuais) que a empresa deve apresentar ao banco no momento da solicitação de financiamento.

O número total de variáveis adotadas foi 174, sendo que as referentes ao último demonstrativo (período t) eram de número 64, as do penúltimo (período $t-1$) e do antepenúltimo (período $t-2$), somaram 55 cada uma, em virtude de que algumas não estavam disponíveis para estes períodos.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Com o intuito de instrumentar a análise, foram construídos três tipos de modelos para cada método estatístico, totalizando seis modelos. A divisão embasou-se no período de origem das variáveis, isto é, como a informação disponível no momento da análise de crédito consiste nos três últimos demonstrativos contábeis, os indicadores foram separados em três blocos: o primeiro, com índices provenientes apenas do último demonstrativo apresentado, com 64 variáveis (período t); o segundo com as variáveis extraídas dos dois últimos documentos fornecidos, com um total de 119 índices (período t e $t-1$), e o último, na qual empregou-se toda a informação disponível, ou seja, os indicadores foram colhidos dos três últimos balanços patrimoniais e demonstrativos de resultado do exercício oferecidos à instituição financeira para avaliação (período t , $t-1$ e $t-2$), perfazendo a soma de 174 quocientes neste bloco.

O número de empresas avaliado com o terceiro grupo de variáveis foi reduzido em virtude da falta dos demonstrativos de três empresas, uma inadimplente e duas adimplentes, com relação ao antepenúltimo ano. Assim, amostra que abrange os indicadores provenientes dos períodos t , $t-1$ e $t-2$, passou a ser composta por 20 inadimplentes e 28 adimplentes, totalizando 48 observações.

Deste modo, pode-se avaliar a relevância que os dados provenientes de diferentes antecedências têm na discriminação proposta das empresas, de acordo com o poder de prevenção agregado com a inclusão das novas informações.

A seleção de variáveis e a estimação dos modelos de classificação das empresas foram realizadas por meio do programa estatístico SPSS. A partir das variáveis selecionadas foram definidos os modelos, levando-se em conta: o emprego do menor número de variáveis possíveis juntamente com a maximização do desempenho na classificação acertada das empresas.

4.1 Resultados da Análise discriminante

Para a análise discriminante foi empregado o método *stepwise*, segundo a qual as variáveis são introduzidas na função de acordo com sua capacidade de classificação. O processo inicia escolhendo a variável que tem o maior poder discriminante individual, que é comparada com cada uma das outras variáveis independentes, segundo algum critério

definido, neste caso, a minimização do lambda de Wilks; então a que tiver o melhor poder discriminante em conjunto com a primeira variável é escolhida, e assim sucessivamente, podendo haver eliminação de variáveis escolhidas previamente no caso de outra agregar maior capacidade discriminatória ao modelo em combinação com as outras (Hair et al, 1998).

Tabela 1 – Classificação por análise discriminante, período t

		Grupo previsto		Total	% de acerto
		Inadimplentes	Adimplentes		
Grupo original	Inadimplentes	17	4	21	81,0%
	Adimplentes	5	25	30	83,3%
Cross-validated	Inadimplentes	17	4	21	81,0%
	Adimplentes	6	24	30	80,0%

Total de classificações corretas na amostra original: 82,4%

Total de classificações corretas para cross-validated (U-method): 80,4%

Fonte: elaborado pelos autores

A Tabela 1 demonstra os resultados obtidos com o modelo estimado com apenas três variáveis do período t , na qual classificou adequadamente 81% das inadimplentes e 83,3% das adimplentes, com um desempenho total de 82,4%, sendo que quando analisado pela *U-method*, onde cada caso k em análise é classificado pelas funções derivadas dos outros restantes $k-1$, obteve 80,4% de acertos na avaliação total.

Uma empresa a mais para cada grupo foi classificada acertadamente na amostra original, com a inclusão de mais um indicador proveniente do período $t-1$. Na avaliação *cross-validated*, o índice de acurácia atinge 82,4%, conforme a tabela 4.

Tabela 2 – Classificação por análise discriminante, período t e $t-1$

		Grupo previsto		Total	% de acerto
		Inadimplentes	Adimplentes		
Grupo original	Inadimplentes	18	3	21	85,7%
	Adimplentes	4	26	30	86,7%
Cross-validated	Inadimplentes	17	4	21	81,0%
	Adimplentes	5	25	30	83,3%

Total de classificações corretas na amostra original: 86,3%

Total de classificações corretas para cross-validated (U-method): 82,4%

Fonte: elaborado pelos autores

Para o terceiro bloco de indicadores, que abrange toda a informação disponível, é interessante notar a ausência de variáveis explicativas do período $t-1$ e a permanência das variáveis do primeiro modelo, conforme se observa nas etapas do método *stepwise* na Tabela 2.

Tabela 3 – Classificação por análise discriminante, período t , $t-1$ e $t-2$

		Grupo previsto		Total	% de acerto
		Inadimplentes	Adimplentes		
Grupo original	Inadimplentes	19	1	20	95,0%
	Adimplentes	0	28	28	100,0%
Cross-validated	Inadimplentes	17	3	20	85,0%
	Adimplentes	3	25	28	89,3%

Total de classificações corretas na amostra original: 97,9%

Total de classificações corretas para cross-validated (U-method): 87,5%

Fonte: elaborado pelos autores

A inclusão das variáveis: resultado financeiro sobre o total de ativos; ativo circulante financeiro sobre passivo circulante, e patrimônio líquido menos ativo permanente sobre a necessidade de capital de giro (financiamento próprio da necessidade de capital de giro),

amplia sensivelmente a identificação correta das observações, com apenas uma empresa inadimplente classificada erroneamente, conforme demonstrado na Tabela 3. No entanto, na validação do modelo pelo *U-method*, três empresas para cada grupo são discriminadas inadequadamente.

4.2 Resultados da Regressão Logística

Para a regressão logística, a seleção das variáveis e a estimação dos modelos foram feitas também por meio do método *stepwise*.

O desempenho do modelo pode ser conferido na Tabela 4 na qual obteve sucesso em 88% das classificações, com apenas 3 observações em cada grupo discriminadas equivocadamente.

Tabela 4 – Classificação por regressão logística, período t

Grupo original	Grupo previsto		Total	% de acerto
	Inadimplentes	Adimplentes		
Inadimplentes	18	3	21	85,7%
Adimplentes	3	27	30	90,0%
Total de classificações corretas				88,2%

Fonte: elaborado pelos autores

A introdução das variáveis pertencentes ao período $t-1$ na estimação com regressão logística, não trouxe melhora significativa ao modelo, com relação ao anterior, no qual empregavam-se variáveis provenientes das últimas demonstrações contábeis disponíveis, classificando corretamente apenas uma empresa adimplente a mais, conforme a tabela 5.

Tabela 5 – Classificação por regressão logística, período $t, t-1$

Grupo original	Grupo previsto		Total	% de acerto
	Inadimplentes	Adimplentes		
Inadimplentes	18	3	21	85,7%
Adimplentes	2	28	30	93,3%
Total de classificações corretas				90,2%

Fonte: elaborado pelos autores

Quando o bloco de indicadores do período $t-2$ é acrescentado para análise, há um aumento significativo no poder de previsão, com a discriminação correta de todas as empresas, conforme a matriz de classificação tabela 6.

Tabela 6 – Classificação por regressão logística, período $t, t-1, t-2$

Grupo original	Grupo previsto		Total	% de acerto
	Inadimplentes	Adimplentes		
Inadimplentes	20	0	20	100%
Adimplentes	0	28	28	100%
Total de classificações corretas				100%

Fonte: elaborado pelos autores

5 ANÁLISE DOS MODELOS

Em uma comparação entre os desempenhos dos modelos, conforme exibido na tabela 7, no que tange ao método estatístico ou as variáveis empregadas, percebe-se claramente a superioridade da regressão logística sobre a análise discriminante em todos os aspectos.

Tabela 7 – Índices de acertos totais

Modelos	Análise Discriminante		Regressão Logística
	original	<i>U-method</i>	
T	82,4%	80,4%	88,2%

T, T-1	86,3%	82,4%	90,2%
T, T-1, T-2	97,9%	87,5%	100%

Fonte: elaborado pelos autores

Também se pode depreender o inegável aumento da capacidade discriminatória dos modelos na medida em que são acrescidas as variáveis oriundas de períodos anteriores, sobressaindo as funções compostas com três períodos.

No que tange as variáveis explicativas selecionadas, distingue-se a maior participação de indicadores provenientes do período mais recente, e a presença de apenas um do período t-1, o que é bastante coerente do ponto de vista econômico, pois com dados mais recentes pode-se ter uma previsão melhor do futuro do que com uso informações mais remotas.

Tabela 8 – **Indicadores selecionados**

	Análise discriminante			Regressão logística		
	T	T-1	T-2	T	T-1	T-2
LB/AT	X	X	X	X	X	X
RF/AT	X	X	X		X	X
ResF/AT	X	X	X	X	X	X
DF/PC+ELP				X		
Fin/AT				X		
T/ROL						X
LL/AT_{t-1}		X			X	X
ResF/AT_{t-2}			X			
ACF/PC_{t-2}			X			
PL-AP/NCG_{t-2}			X			X

Fonte: elaborado pelos autores

A tabela 8 fornece uma visão geral sobre a composição dos seis modelos, que empregaram ao todo dez índices diferentes, juntamente com a frequência de seleção de cada um. A importância e o significado de cada quociente serão apresentados a seguir.

- ✓ **LB/AT** – Lucro (resultado) bruto sobre o total de ativos: mede o valor agregado na produção com relação ao total de investimentos na empresa, ou o retorno “industrial” sobre o ativo. O grupo de inadimplentes apresenta uma média de 28,5% de retorno bruto sobre o ativo contra 47,3% para as adimplentes. É um indicador pouco citado literatura, encontrado apenas nos modelos de Doumpos e Zopounidis (1999); Zapranis e Ginolguo (2000); Atiya (2001), e Ginoglou, Agorastos e Hatzigagios (2002). Mas, no entanto, demonstrou ser o mais significativo estatisticamente entre todos os índices testados, e está presente nos seis modelos estimados.
- ✓ **RF/AT** - receita financeira sobre o total de ativos: indica o nível de receita financeira da empresa com relação ao total investido, podendo ter interpretação ambígua, pois um valor maior deste indicador maior pode significar uma má gestão operacional, com excesso de aplicações financeiras. No presente trabalho, demonstrou uma relação positiva nos modelos, significando que um menor nível aumenta a probabilidade de inadimplência. Talvez essa relação possa ser justificada pelo fato que as empresas que tem maior eficiência na gestão dos recursos financeiros, tem menos chances de se tornarem inadimplentes. No entanto, este desempenho não pode ser comprovado apenas por este indicador, pois não leva em conta as despesas financeiras, que podem ser mais elevadas que as receitas. Mostrou-se também altamente significativa, aparecendo em cinco dos seis modelos apresentados, sendo que em média, no período *t*, as inadimplentes auferiram em torno 2% de juros sobre o ativo, enquanto que as adimplentes obtiveram um retorno de 3,9% em média.
- ✓ **ResF/AT** (resultado financeiro sobre o total de ativos): este indicador revela percentual de lucro financeiro (em termos de receitas menos despesas financeiras) sobre o investimento total da empresa, podendo ser um sinalizador de uma empresa bem gerida financeiramente ou capitalizada. Revelou ser um importante indicador nos modelos

testados, estando presente em todos, sendo o único dos índices que é utilizado com dados de dois períodos diferentes. Na média as inadimplentes desembolsaram em torno de 6,6% do ativo com juros líquidos, sendo que as adimplentes tiveram perdas financeiras menores que representam em torno de 2,9% do ativo. Já no período $t-2$, a situação era inversa, os gastos financeiros líquidos foram em média de 6,7% para as inadimplentes e de 11,7% para as adimplentes. Talvez o fato de que o espaço temporal, da qual se extraíram as informações contábeis, que compreende os anos de 1993-1997 – período marcado pela transição do plano real, seja o fator que tenha influenciado nesta inversão no indicador, pois foi um período de transição entre altas taxas inflacionárias para índices próximos de zero.

- ✓ **DF/PC+ELP** (despesa financeira sobre o capital de terceiros): mensura, grosso modo, o custo do capital de terceiros, indicando o nível de despesas financeiras em relação às fontes de recursos não-próprias, independentemente se onerosa ou não. Em média, as empresas inadimplentes tiveram um custo financeiro maior, de 17,5%, enquanto que as adimplentes foram oneradas em 15,9%.
- ✓ **Fin/AT** (valor total financiado sobre o total de ativos): indica a participação da instituição financeira, ao conceder o financiamento, no total de investimentos da empresa, sendo um indicador de risco do crédito. Indicador até então não referenciado em trabalhos desta ordem. O crédito concedido representou para as inadimplentes uma média de 27,6% do ativo, enquanto que para as adimplentes, este percentual ficou em torno de 18,8%.
- ✓ **T/ROL** (saldo de tesouraria sobre a receita operacional líquida): o saldo de tesouraria medido pela diferença entre fontes de natureza onerosa e as aplicações de mesma natureza, representa os recursos que são tomados ou aplicados no mercado financeiro, de curto prazo, conforme determinado pela NCG e pelo CG. Um saldo positivo de tesouraria revela que há uma reserva de recursos financeiros que supera a necessidade operacional da empresa, podendo ser usado para outros destinos. É uma reserva ou margem de segurança para possíveis imprevistos. Já um saldo negativo de tesouraria indica que a empresa está financiando itens do ativo com recursos financeiros de curto prazo. Quando relacionado com o nível de vendas pode ser comparável com outras empresas, dado que seu crescimento ou diminuição depende do nível de atividades. Este indicador só foi encontrado no trabalho de Minussi, Damacena e Ness Jr. (2002). Em média as empresas adimplentes apresentaram um índice de -3%, enquanto as inadimplentes -11,6%.
- ✓ **LL/AT_{t-1}** (lucro líquido sobre total de ativos, também chamado de retorno sobre o ativo): indica a capacidade de geração de lucros sobre o investimento total na empresa. No período $t-1$, as inadimplentes lucraram em média 8,9%, em contrapartida ao retorno médio sobre o ativo das adimplentes de 11,45%.
- ✓ **ACF/PC_{t-2}** (ativo circulante financeiro sobre passivo circulante): indica a proporção de ativos líquidos não operacionais em relação às fontes de curto prazo, refletindo o percentual de obrigações de curto prazo que podem ser pagas com as disponibilidades imediatas. No período $t-2$ essa relação era de 11,7% para as inadimplentes e de 25,7% para as adimplentes.
- ✓ **PL-AP/NCG_{t-2}** (patrimônio líquido menos ativo permanente sobre a necessidade de capital de giro): mensura que proporção da necessidade de capital de giro está sendo financiada com recursos próprios. De um ponto de vista mais conservador, quanto maior, menos dependente de recursos de terceiros para financiamento do capital de giro estará a empresa.

Importante destacar também, a presença de outros indicadores que, individualmente, apresentaram valores estatísticos significantes, mas que, no entanto, não foram selecionados pelos métodos de *stepwise*, em virtude de sua colinearidade com os já citados. Assim, os outros índices que revelaram maior significância entre os grupos foram:

- LL+Depr/AT e LL+Depr/PE: lucro líquido mais depreciação do exercício, também chamado por alguns autores de fluxo de caixa, com relação ao ativo total, e ao passivo exigível, composto pelo passivo circulante mais exigível em longo prazo. Na média as inadimplentes tiveram retorno de 7,3% e 17,7%, sobre o ativo e passivo exigível, respectivamente, enquanto as adimplentes tiveram rentabilidades médias de 17,6% e 59,1%.

- LL/PL: lucro líquido sobre o patrimônio líquido, tradicional índice de rentabilidade do patrimônio líquido, que também apresentou médias distintas de 4,5% para inadimplentes e 24,3% para adimplentes.

- PCF/AC: passivo circulante financeiro sobre o ativo circulante, revela a parcela das aplicações de curto prazo que estão sendo financiadas com fontes onerosas de curto prazo. As empresas inadimplentes demonstraram que, em média, possuem 37,3% do ativo circulante sendo financiado com passivos circulantes financeiros, enquanto que as adimplentes possuíam, em média, apenas 19,1% de suas aplicações de curto prazo sendo suportados por fontes erráticas.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo deste estudo foi o de verificar a possibilidade de prevenção da inadimplência de empresas industriais, especificamente da indústria de transformação, que receberam financiamento durante o período de 2005 e 2006, com o emprego de análise quantitativa, por meio de regressão logística e análise discriminante, com indicadores oriundos das três últimas demonstrações contábeis disponíveis no momento do exame de crédito.

Cabe salientar que a pesquisa aqui realizada não incluiu um horizonte de previsão de ocorrência do evento preestabelecido, diferindo sobremaneira dos trabalhos até então realizados, nos quais, depois de identificada a data da insolvência, emprega-se o último demonstrativo anual anterior a esta data para extração das variáveis explicativas, nos casos de previsões de um ano de antecedência, ou seja, a falência ocorreu em qualquer data do ano t e as demonstrações contábeis utilizadas referem-se ao período $t-1$. Neste caso, a previsão pode ser de apenas um dia até o máximo de um ano. O mesmo ocorre para investigações que se valeram de espaços temporais maiores, que em alguns poucos casos chegaram a até cinco anos, na qual se destacam os trabalhos realizados por Beaver (1966); Altman, Haldeman e Narayanan (1977), e Fanning e Coger (1994).

Neste sentido, a presente investigação se propôs a antever a ocorrência do fator de inadimplência, aqui definida como a cobrança que está sendo realizada por via judicial independentemente da autoria ou natureza da ação, o que difere essencialmente de outras acepções até então utilizadas, como falências e concordatas entre outras, tanto no sentido econômico como jurídico.

Ponderando que o período de financiamento tem prazo de 60 meses em média, sendo que há um período inicial de carência que são cobrados juros trimestrais (pagos ao final do trimestre), e que o tempo entre a solicitação e a contratação tem uma duração média de 3 meses, e ainda que a análise se baseia nos demonstrativos dos três anos imediatamente anteriores ao período de concessão, pode-se considerar que o período de previsão é de, no mínimo, seis meses, isto se deixando de levar em conta o interstício entre o encerramento do exercício e a disponibilidade das respectivas demonstrações financeiras; podendo-se estender para períodos superiores a seis anos.

Todos estes pressupostos deveriam, ao menos teoricamente, influenciar negativamente na qualidade dos resultados. No entanto, contrariamente, estes se revelaram plenamente satisfatórios do ponto de vista da possibilidade de separação entre as empresas com o auxílio de técnicas estatísticas de análise múltipla de dados.

Embora seja recomendável que os modelos sejam validados com uma amostra distinta daquela que foi empregada na estimação dos mesmos (*holdout sample*), isto não foi

possível devido ao baixo número de observações obtidas; ainda que este trabalho não objetivasse a construção de um modelo que seja aplicável a outras empresas.

Os resultados auferidos demonstraram que as empresas que vieram a inadimplir eram menos lucrativas, bem como apresentaram maiores despesas financeiras, conseqüentes do desequilíbrio entre fontes e aplicações de recursos e estrutura de capitais deficiente. A regressão logística obteve melhor desempenho da classificação entre adimplentes e inadimplentes, sendo que o emprego de variáveis dos três períodos disponíveis, alcançou 100% de acurácia, enquanto para os modelos que utilizaram indicadores dos dois últimos e do último ano, obtiveram 90,2% e 88,2% de acertos, respectivamente.

Assim, considera-se que os objetivos propostos foram satisfeitos, com a discriminação entre os dois grupos de empresas, corroborando a idéia de prevenção da inadimplência com dados quantitativos oferecidos para julgamento do crédito.

Por fim, esta pesquisa revelou que há uma lacuna no que tange a análise financeira tradicional no processo de exame de crédito, que pode ser suprida com modelos quantitativos setoriais estimados com auxílio de métodos estatísticos, contribuindo para uma melhor qualidade de análise, com o intuito de evitar o inadimplemento, melhorando o resultado das instituições financeiras.

Destarte, para preenchimento da lacuna referida, com respeito ao aprimoramento do exame creditício por parte dos bancos, sugere-se que futuros trabalhos empreguem observações pertencentes a diferentes períodos de análise, configurando um horizonte de tempo mais abrangente, bem como uma amostra mais significativa, para possibilitar a construção de um modelo aplicável como uma ferramenta para a tomada de decisão.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, Fernando Carvalho de; DUMONTIER, Pascal. O uso de redes neurais na avaliação de riscos de inadimplência. **Revista de Administração**, FEA/USP, vol. 31, n. 1, p. 52-63, jan/mar. 1996.
- ALMEIDA, Fernando Carvalho de; SIQUEIRA, José de Oliveira. Comparação entre regressão logística e redes neurais na previsão de falência de bancos brasileiros. In: TERCEIRO CONGRESSO BRASILEIRO DE REDES NEURAI, Florianópolis, 1997. **Anais...** Florianópolis, 1997.
- ALTMAN, Edward I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate failure. **Journal of Finance**, n. 23, p. 589-609, 1968.
- ALTMAN, Edward I.; BADYA, Tara K. N.; DIAS, Luiz Manoel Ribeiro. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de Administração de Empresas**, n. 19, vol. 1, jan./mar. 1979.
- ALTMAN, Edward I.; BADYA, Tara K. N.; DIAS, Luiz Manoel Ribeiro. Assessing potential financial problems for firms in Brazil. **Journal of International Business Studies**, n. 2, vol. 10, jun. 1979.
- ALTMAN, Edward I.; HALDEMAN, Robert G.; NARAYANAN, Paul. ZETA Analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations. **Journal of Banking and Finance**, n. 1, p. 29-54, 1977.
- ALTMAN, Edward I.; MARCO, Giancarlo; VARETTO, Franco. Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). **Journal of Banking and Finance**, vol. 18, p. 505-529, 1994.
- ATIYA, Amir F. Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: a survey and new results. **IEEE Transactions on Neural Networks**, vol. 12, n. 4, jul. 2001.
- AZIZ, Abdul; LAWSON, Gerald H. Cash flow reporting and financial distress models: testing of hipoteses. **Financial Management**, p. 55-63, Spring, 1989.
- BACK, Barbro et al. Choosing bankruptcy predictors using discriminant analysis, logit analysis and genetic algorithms. **Technical Report**, Turku Centre for Computer Science, Finlândia, n. 40, set. 1996. Disponível em: <www.defaultrisk.com/pp_score_02.htm>.

- BEAVER, William H. Financial ratios as predictors of failure. **Empirical research in accounting: selected studies**, suplemento do **Journal of Accounting Research**, autumn, 1966.
- BERTUCCI, Luiz Alberto et al. Condicionantes de adimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas. In: III ENCONTRO BRASILEIRO DE FINANÇAS. 2003, São Paulo. **Anais...** São Paulo: Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da USP, 2003.
- BORGES, Luiz Ferreira Xavier; BERGAMINI Jr., Sebastião. O risco legal na análise do crédito. **Revista do BNDES**, v. 8, n. 16, p. 215-260, dez. 2001.
- CAOUCETTE, John B.; ALTMAN, Edward I.; NARAYANAN, Paul. **Gestão do risco de crédito: o próximo grande desafio financeiro**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.
- CATANACH Jr., Anthony H.; PERRY, Susan E. An evaluation of the survival model's contribution to thrift institution distress prediction. **Journal of Managerial Issues**, vol. XIII, n. 4, winter, 2001.
- CHAVA, Sudheer; JARROW, Robert A. Bankruptcy prediction with industry effects, market versus accounting variables, and reduced form credit risk models. **Cornell University Working Paper**, set. 2001. Disponível em: <papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=287474>.
- EKLUND, Trond; LARSEN, Kai; BERNHARDSEN, Eivind. Model for analyzing credit risk in the enterprise sector. **Economic Bulletin**, Oslo, Noruega, vol. LXXII, n. 3, p. 99-106, out. 2001.
- FANNING, Kurt M.; COGGER, Keneth O. A comparative analysis of artificial neural networks using financial distress prediction. **International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management**, vol. 3, p. 241-252, 1994.
- FLEURIET, Michel; KENDY, Ricardo; BLANC, Georges. **O modelo Fleuriet: a dinâmica financeira das empresas brasileiras**. Rio de Janeiro: Campus, 2003.
- GIMENES, Régio Marcio Toesca; URIBE-OPAZO, Miguel Angel. Modelos multivariantes para a previsão de insolvência em cooperativas agropecuárias: uma comparação entre a análise discriminante e a análise de probabilidade condicional – logit. **Caderno de Pesquisas em Administração**, São Paulo, v. 08, n. 3, jul/set. 2001.
- GINOGLU, Demetrios; AGORASTOS, Konstantinos; HATZIGAGIOS, Thomas. Predicting corporate failure of problematic firms in Greece with LPM, logit, probit and discriminant analysis models. **Journal of Financial Management and Analysis**, n. 15, vol. 1, p. 1-15, 2002.
- GOMBOLA, Michael J. et al. Cash flow in bankruptcy prediction. **Financial Management**, vol. 16, n. 4, p. 55-65, Winter, 1987.
- HAYDEN, Evlyn. **Modeling an Accounting-Based Rating System for Austrian Firms**. 2002. 125 f. Dissertation (Doktor der Sozial und Wirtschaftswissenschaften). University of Vienna, Viena 2002. Disponível em: <www.bwl.univie.ac.at/bwl/fiwi3/members/hayden/diss.pdf>.
- HAIR Jr., Joseph F. et al. **Multivariate Data Analysis**. 5. ed. New Jersey: Prentice Hall, 1998.
- HEIN, N. ; TRIBESS, S. T. Avaliando Riscos na Concessão de Empréstimos: Modelo Tribess. In: **XIX Semana da Matemática da FURB**, 2004, Blumenau. Anais da XIX Semana da Matemática da FURB, 2004.
- HOLMEN, Jay S. Using financial ratios to predict bankruptcy: an evaluation of classic models using recent evidence. **Akron Business and Economic Review**, vol. 19, n. 1, p. 52-63, Spring, 1988.
- HORTA, Rui Americo Mathiasi; CARVALHO, Frederico A. de. Um modelo de duas etapas para previsão de insolvência com base em indicadores contábeis. In: XXVI ENANPAD. 2002, Salvador. **Anais...** Salvador: Enanpad, 2002.

- KANE, Gregory D.; RICHARDSON, Frederick, M.; GRAYBEAL, Patricia. Recession-induced stress and the prediction of corporate failure. **Contemporary Accounting Research**, vol. 13, n. 2, p. 631-650, Fall, 1996.
- KANE, Gregory D.; RICHARDSON, Frederick, M.; MEADE, Nancy L. Rank transformations and the prediction of corporate failure. **Contemporary Accounting Research**, vol. 15, n. 2, p. 145-166, Summer, 1998.
- KANITZ, Stephen Charles. Como prever falências de empresas. **Revista Exame**, p. 95-102, dez. 1974.
- LACHTERMACHER, Gerson; ESPENCHITT, Dilson Godoi. Previsão de falências de empresas: estudo de generalização de redes neurais. In: XXV ENANPAD. 2001, Campinas. **Anais...** Campinas: Unicamp, 2001.
- LIN, Feng Yu; McCLEAN, Sally. The prediction of financial distress using structured financial data from the Internet. **International Journal of Computers, System and Signals**, vol. 1, n. 1, p. 43-57, 2000.
- MCKEE, Thomas E.; LENSBERG, Terje. Genetic programming and rough sets: a hybrid approach to bankruptcy classification. **European Journal of operational Research**, n. 138, p. 436-451, 2002.
- MINUSSI, João Alberto; DAMACENA, Cláudio; NESS Jr., Walter Lee. Um modelo preditivo de solvência utilizando regressão logística. **Revista de Administração Contemporânea**, vol. 6, n. 3, p. 109-128, set/dez. 2002.
- MOSSMAN, Charles E. et al. An empirical comparison of bankruptcy models. **The Financial Review**, n. 33, p. 35-53, 1998.
- NEOPHYTOU, Evridiki; CHARITOU, Andreas; CHARALAMBOUS, Chris. Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. **Discussion Papers in Accounting and Management Science**, University of Southampton, n. 01-173, mar. 2001. Disponível em: <www.management.soton.ac.uk/Research/Publications/Documents/01-173.pdf>.
- NEOPHYTOU, Evridiki; MOLINERO, Cecilio Mar. Predicting corporate failure in the UK: a multidimensional scaling approach. **Discussion Papers in Accounting and Management Science**, University of Southampton, n. 01-172, fev. 2001. Disponível em: <www.management.soton.ac.uk/Research/Publications/Documents/01-172.pdf>.
- OHLSON, James A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. **Journal of Accounting Research**, vol. 18, n. 1, p. 109-131, spring, 1980.
- OOGHE, Hubert et al. International comparison of failure prediction models from different countries: an empirical analysis. **University of Ghent, Department of Corporate Finance, Working Paper**, n. 99/79, set. 1999. Disponível em: <fetew.ugent.be/Fac/Research/WP/Papers/wp_99_79.pdf>.
- OOGHE, Hubert; BALCAEN, Sofie. Are failure prediction models transferable from one country to other? An empirical study using Belgian financial statements. **Vlerick Working Papers**, n. 2002/3, 2002. Disponível em: <www.vlerick.be/research/workingpapers/2002-3.pdf>.
- PEREIRA, Orlando Mansur, NESS Jr. Walter Lee. O modelo *e-score* de previsão de falências para empresas de Internet. In: III ENCONTRO BRASILEIRO DE FINANÇAS. 2003, São Paulo. **Anais...** São Paulo: Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da USP, 2003.
- PLATT, Harlan D.; PLATT, Marjorie B. A note on the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction. **Journal of Banking and Finance**, n. 15, p. 1183-1194, 1991.
- PLATT, Harlan D.; PLATT, Marjorie B. Predicting corporate financial distress: reflections on choice-based sample bias. **Journal of Economics and Finance**, vol. 26, n. 2, summer, 2002.
- REED, Edward W.; GILL, Edward K. **Bancos Comerciais**. São Paulo: Makron Books, 1994.
- SERRANO-CINCA, Carlos. Feedforward neural networks in the classification of financial information. **European Journal of Finance**, vol. 3, p. 183-202, set. 1997.
- SHAH, Jaymeen R.; MURTAZA, Mirza B. A neural network based clustering procedure for bankruptcy prediction. **American Business Review**, p. 80-86, jun. 2000.

- SHARMA, Divesh S. The role of cash flow information in predicting corporate failure: the state of the literature. **Managerial Finance**, vol. 27, n. 4, p. 3-28, 2001.
- SHUMWAY, Tyler. Forecasting bankruptcy more accurately: a simple hazard model. **Journal of Business**, vol. 74, n. 1, p. 101-124, 2001.
- SJOVOLL, Espen. **Assessment of credit risk in the Norwegian business sector**. 1999. Thesis (Cand. Polit. in Economics) – University of Bergen, Bergen (Noruega), 1999. Disponível em: <www.norges-bank.no/publikasjoner/arbeidsnotater/pdf/arb-1999-09.pdf>.
- WESTGAARD, Sjur; WIJST, Nico van der. Default probabilities in a corporate bank portfolio: a logistic model approach. **European Journal of Operational Research**, 135, p. 338-349, 2001.
- WILSON, Nicholas; SUMMERS, Barbara; HOPE, Robert. Using payment behaviour data for credit risk modeling. **International Journal of the Economics of Business**, vol. 7, n. 3, p. 333-346, 2000.
- YANG, Zheng Rong. A new method for company failure prediction using probabilistic neural networks. In: ICONIP 2001 - 8th INTERNATIONAL CONFERENCE ON NEURAL INFORMATION PROCESSING, 2001, Shangai, China. **Proceedings...** Disponível em: <www.cse.cuhk.edu.hk/~apnna/proceedings/iconip2001/papers/254a.pdf>.
- ZAPRANIS, Achilleas; GINOGLU, Demetrios. Forecasting corporate failure with neural network approach: the Greek case. **Journal of Financial Management and Analysis**, jan-jun. 2000.
- ZAVGREN, Christine V.; FRIEDMAN, George E. Are bankruptcy prediction models worthwhile? An application in securities analysis. **Management International Review**, vol. 18, 1988.