

ERRATA

Na página 21, ao invés de ‘Outra técnica muito utilizada para o desenvolvimento de modelos de risco de crédito é regressão logística.’ ler ‘Outra técnica muito utilizada para o desenvolvimento de modelos de risco de crédito é regressão logística, conforme abordado em Assaf Neto e Brito (2005).’

Na página 22, ao invés de “e” é a base dos logaritmos naturais (aproximadamente, 2,718).’ ler “e” é a base neperiana.’



IBMEC SÃO PAULO
Faculdade de Economia e Administração

Fernanda Carneiro de Rezende

**CONSTRUÇÃO DE MODELOS DE CLASSIFICAÇÃO DE RISCO
DE CRÉDITO PARA EMPRESAS BRASILEIRAS COM BASE EM
INDICADORES CONTÁBEIS**

São Paulo
2007

Fernanda Carneiro de Rezende

**Construção de modelos de classificação de risco de crédito para
empresas brasileiras com base em indicadores contábeis**

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissionalizante em Economia e Finanças, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Macroeconomia e Finanças do IBMEC SÃO PAULO.

Campo de conhecimento: Risco de crédito

Orientador:
Prof^a. Andrea Minardi
IBMEC SÃO PAULO

**São Paulo
2007**

Rezende, Fernanda Carneiro de
Construção de modelos de classificação de risco de crédito
para empresas brasileiras com base em indicadores contábeis /
Fernanda Carneiro de Rezende – São Paulo: IBMEC SÃO
PAULO, 2007.

44 p.

Dissertação: Faculdade de Economia e Administração. IBMEC
SÃO PAULO.

Orientadora: Prof^ª. Andrea Minardi

1. Risco de crédito 2. Modelos de escoragem 3. Logit e análise
discriminante

Fernanda Carneiro de Rezende

**Construção de modelos de classificação de risco de crédito para empresas
brasileiras com base em indicadores contábeis**

Aprovado em 3 de Julho de 2007

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissionalizante em Macroeconomia e Finanças, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Economia e Finanças do Ibmec São Paulo.

Campo de conhecimento: Risco de crédito

Orientadora:

Prof^ª. Andrea Minardi
IBMEC SÃO PAULO

Banca Examinadora:

Prof. Andrea Minardi
Orientadora

Prof. Rinaldo Artes
Examinador

Prof. João Carlos Douat
Examinador

Agradecimentos

Neste momento, gostaria de agradecer às pessoas que foram fundamentais para a conclusão dessa dissertação. Em primeiro lugar, gostaria de agradecer a minha orientadora, Andrea Minardi, por todo o suporte durante esses longos meses. Seu interesse, sugestões e grande conhecimento sobre o tema foram fundamentais para o desenvolvimento desse estudo. Agradeço também ao professor Luis Gustavo Vinha pela ajuda na interpretação dos testes.

Em segundo lugar, gostaria de agradecer a minha família e amigos por todo o apoio durante os 2 anos do mestrado. Sem dúvida foram muitos momentos de correria, estresse e mau humor, e a compreensão e paciência de vocês foi essencial.

Não poderia deixar de recordar o momento em que decidi fazer o mestrado. Obrigada mais uma vez a Paula e Renata pela grande motivação.

Agradeço aos colegas da turma pelo apoio ao longo do mestrado. Também não poderia deixar de mencionar os grandes amigos feitos durante esse período. Obrigada em especial para André, Bruno, Ignacio, Juliana, Marco Antônio, Rodrigo, Salvatore, Talita e Vivian.

Finalmente, agradeço também o Pedro Valls, Eurilton e Ricardo Brito pelas excelentes aulas e discussões.

Dedicatória

Aos meus pais.

Resumo

Rezende, Fernanda Carneiro de. *Construção de modelos de classificação de risco de crédito para empresas brasileiras com base em indicadores contábeis*. São Paulo, 2007. 44 p. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Economia do IBMEC SÃO PAULO.

O objetivo deste estudo é demonstrar, utilizando as técnicas de análise discriminante e regressão logística, o poder de previsão de modelos de classificação de risco de crédito com base em indicadores contábeis. A amostra utilizada compreende 126 empresas brasileiras com ações negociadas na BOVESPA, sendo 63 concordatárias e 63 não concordatárias, para o período de 1988 a 2006. Foram estimados modelos para o período todo, para o período anterior ao Plano Real e para o período posterior ao Plano Real. Constatou-se uma melhora significativa do modelo no período após a implementação do Plano Real. Apesar dos rígidos pressupostos, o modelo de análise discriminante obteve uma boa discriminação entre as empresas concordatárias e não concordatárias, e o índice de acerto desse modelo foi superior ao modelo de regressão logística. Observou-se que a utilização de indicadores contábeis em modelos de classificação de risco de crédito permite classificar empresas como concordatárias e não concordatárias, com um nível de acerto acima de 90%. O estudo procurou responder principalmente a três questões: (i) como os indicadores contábeis evoluem – uma comparação da importância de indicadores contábeis referentes ao período anterior e posterior ao Real; (ii) determinação de um modelo de classificação de risco de crédito; e (iii) qual técnica estatística tem maior poder de previsão de falência: análise discriminante ou regressão logística.

Palavras-chave: Modelo de escoragem, análise discriminante, regressão logística, risco de crédito, previsão de falência, indicadores contábeis.

Abstract

Rezende, Fernanda Carneiro de. *Construction of credit risk classification models for Brazilian companies based on financial ratios*. São Paulo, 2007. 44 p. Monograph – Faculdade de Economia e Administração. IBMEC SÃO PAULO.

This study demonstrates, through the utilization of discriminant analysis and logistic regression techniques, the predicted power of credit risk models based on financial ratios. The sample utilized is composed of 126 Brazilian companies negotiated in BOVESPA, of which 63 are solvent and 63 are insolvent, for the period between 1988 and 2006. The models were estimated for the entire period, for the period before the implementation of Real Plan and for the period after the Real Plan. It was observed a significant improvement of the model after the implementation of the Real Plan. Despite the rigorous assumptions, the discriminant analysis model had a great discrimination between solvent and insolvent companies, and the level of adequacy was superior to the logistic regression model. It was observed that the utilization of financial ratios in credit risk classification models permits the discrimination of companies in default and companies not in default, with a level of adequacy above 90%. Three main questions were covered: (i) the evolution of financial ratios – a comparison of the importance of different financial ratios before and after the Real; (ii) determination of a credit risk classification model; and (iii) which statistical technique has greater prediction power of default: discriminant analysis or logistic regression.

Keywords: Score models, discriminant analysis, logit, credit risk, prediction of default, financial ratios.

Sumário

<i>I. Introdução.....</i>	<i>10</i>
<i>II. Revisão da Literatura.....</i>	<i>12</i>
<i>III. Descrição da Metodologia e Banco de Dados.....</i>	<i>19</i>
III.1) Análise Discriminante.....	19
III.2) Regressão Logística.....	21
III.3) Banco de Dados	22
<i>IV. Resultados.....</i>	<i>31</i>
IV.1) Capacidade de previsão do modelo de Altman adaptado ao Brasil.....	31
IV.2) Análise da alteração da capacidade de explicação das concordatas das variáveis explicativas.....	32
IV.3) Comparação das técnicas estatísticas: análise discriminante e regressão logística	36
IV.4) Comparação do poder de previsão do modelo para 1, 2 e 3 anos antes do evento de concordata	39
<i>V. Conclusão</i>	<i>41</i>
<i>Referências bibliográficas</i>	<i>43</i>

Lista de tabelas

Tabela 1 – Relação das Empresas Pertencentes à Amostra Concordatária e Não Concordatária	23
Tabela 2 – Indicadores Contábeis Selecionados	25
Tabela 3 – Estatística descritiva – Período de 1988 a 2006	27
Tabela 4 – Estatística descritiva – Período de 1988 a 1993	28
Tabela 5 – Estatística descritiva – Período de 1994 a 2006	28
Tabela 6 – Teste t para avaliar a igualdade das médias (Valor p)	29
Tabela 7 – Matriz de Correlação	30
Tabela 8 – Valores Críticos da Distância de K-S	34
Tabela 9 – Análise Discriminante - Matriz de Classificação do Modelo	36
Tabela 10 – Comparação entre Modelos	38

Lista de figuras

Figura 1 – Kolmogorov-Smirnov	35
--	-----------

I. Introdução

Eventos de inadimplência podem gerar perdas substanciais para credores e acionistas. Modelos que permitem prever com antecedência o evento de inadimplência são utilizados na decisão de concessão de crédito e no monitoramento da evolução da qualidade de crédito de empresas que já tiveram o crédito liberado.

Diversas metodologias são utilizadas para avaliar o risco de crédito e classificar empresas em categorias de risco de acordo com a qualidade de crédito: modelos julgamentais, modelos empíricos que utilizam técnicas estatísticas e uma combinação dos dois. Essas metodologias vêm se aprimorando consideravelmente nos últimos anos, especialmente com a implementação de técnicas estatísticas mais desenvolvidas.

A análise estatística de modelos de classificação de risco de crédito é baseada na hipótese de que há duas categorias de clientes para os credores:

- clientes que estarão inadimplentes em um determinado período de tempo; e
- clientes que não estarão inadimplentes neste período de tempo.

Como normalmente não é de conhecimento a categoria que o cliente se enquadra, credores enfrentam um problema dicotômico (ou binário) de classificação. Credores devem analisar o futuro grupo a que seu cliente vai pertencer com os recursos e características disponíveis hoje. Modelos de escoragem são ferramentas quantitativas bastante utilizadas na classificação de risco de crédito, pois permitem prever o evento de inadimplência com antecedência. O procedimento de aplicar uma ferramenta para classificar o comportamento de um cliente é normalmente chamado de discriminação. Segundo o *Basel Committee on Banking Supervision* (2005), o principal princípio utilizado na construção de modelos de escoragem pode ser descrito como: (...) *quanto melhor a classificação, menor a proporção de empresas inadimplentes e maior a proporção de empresas saudáveis que recebem esta classificação*. Conseqüentemente, quanto maior a diferença da distribuição entre as classes das empresas inadimplentes e das empresas saudáveis, melhor será o poder de discriminação do sistema de escoragem.

Indicadores contábeis são muito utilizados em modelos de risco de crédito, pois indicam a deterioração da situação econômico-financeira de uma empresa. De acordo com Beaver (1968), essa deterioração ocorre gradualmente, de forma que os modelos de classificação de risco de crédito são capazes de capturar essa mudança.

O principal objetivo deste estudo é demonstrar, utilizando modelos estatísticos, o poder de previsão de modelos de classificação de risco de crédito com base em indicadores contábeis como variáveis independentes. Três principais perguntas serão abordadas: (i) como os indicadores contábeis evoluem – uma comparação da importância de diferentes indicadores contábeis para o período anterior e posterior ao Real; (ii) determinação de um modelo de classificação de risco de crédito; e (iii) qual técnica estatística tem maior poder de previsão de falência: análise discriminante ou regressão logística.

Os resultados deste estudo indicaram que existem modelos superiores ao modelo de Altman (1968a) adaptado para o Brasil por Altman, Baidya e Dias (1979). As variáveis mais significantes encontradas foram os índices de liquidez corrente e de retorno sobre ativo. Quando se utilizam apenas dados após o Plano Real, o índice de acerto do modelo aumenta significativamente. O modelo de análise discriminante, contrário ao que a literatura afirma, como em Ohlson (1980), teve índice de acerto maior do que o modelo de regressão logística. Além disso, observou-se que o índice de acerto para modelos que tentam prever o evento de concordata com antecedência de dois e três anos diminuiu bastante, conforme o esperado, mas ainda é razoável, classificando corretamente aproximadamente 70% das empresas.

Este artigo está estruturado em cinco seções. Após a introdução, a seção II apresenta a revisão da literatura pertinente ao estudo. Em seguida, a seção III apresenta a descrição da metodologia e do banco de dados. Os resultados são apresentados na seção IV. Na seção V são apresentadas as conclusões.

II. Revisão da Literatura

Análise discriminante e regressão logística são técnicas muito utilizadas em modelos de previsão de falência. Os primeiros estudos desenvolvidos sobre a metodologia de análise discriminante foram realizados por Beaver (1966) e Altman (1968a). Os bons resultados alcançados geraram alta credibilidade aos modelos de previsão de falência e diversos estudos foram publicados sobre o tema. No entanto, estes modelos também foram altamente criticados, pois muitas vezes não atendiam às rígidas hipóteses que a técnica requiritava. Tais críticas levaram a Ohlson (1980) a incluir regressão logística na avaliação de riscos de dificuldades financeiras em empresas. Mais recentemente foram desenvolvidas técnicas como redes neurais, utilizando ferramentas tecnológicas mais sofisticadas.

Beaver (1966) utilizou uma amostra de 158 empresas americanas, sendo 79 empresas concordatárias¹ e 79 empresas não concordatárias, no período de 1954 a 1964. O grupo de empresas não concordatárias consistiu em uma amostra emparelhada com a amostra de empresas concordatárias, restringindo os pares por setor econômico e tamanho do ativo. Foram analisados 38 diferentes setores econômicos no estudo.

O modelo inicial de Beaver (1966) considerou 30 variáveis independentes, divididas nas seguintes categorias: (1) indicadores de fluxo de caixa, (2) indicadores de rentabilidade, (3) indicadores de dívida sobre ativo, (4) indicadores de ativos líquidos sobre ativo total, (5) indicadores de ativos líquidos sobre dívida, e (6) indicadores de giro do ativo. Os indicadores contábeis foram calculados para os últimos 5 anos que antecederam o evento de falência. Beaver selecionou 6 variáveis, uma de cada categoria acima, para o modelo: Fluxo de caixa sobre total da dívida; Lucro líquido sobre ativo total; Passivo circulante + Exigível de longo prazo sobre ativo total; Capital de giro sobre ativo total; Liquidez corrente (ativo circulante sobre passivo circulante) e Intervalo sem crédito.

Beaver utilizou a técnica estatística de análise discriminante univariada. Duas técnicas de classificação foram utilizadas no estudo: comparação de médias e uma espécie de classificação dicotômica. Beaver encontrou um número de indicadores contábeis capaz de

¹ Empresas americanas em dificuldades financeiras solicitam o *Chapter 11*, que é equivalente a um processo de concordata. Nesse texto utilizou-se concordata como sinônimo de empresas que requereram o *Chapter 11*, embora existam diferenças entre os dois processos.

discriminar amostras emparelhadas de empresas concordatárias e empresas não concordatárias, para um período de até cinco anos antes do evento de concordata. Após analisar os índices individualmente, Beaver selecionou a variável fluxo de caixa sobre total da dívida como melhor indicador financeiro para discriminar empresas concordatárias de empresas não concordatárias. Vale ressaltar que Beaver considera igual o custo de classificar incorretamente uma empresa concordatária como não concordatária (erro tipo I) e o custo de classificar incorretamente uma empresa não concordatária como concordatária (erro tipo II).

Em 1968, Beaver (1968) realizou um estudo sobre o impacto de preços de mercado das ações de empresas em previsões de falências. A mesma amostra de 158 empresas do estudo anterior foi utilizada. Uma variável para medir a mudança do preço de mercado de uma ação foi adicionada ao modelo. O resultado apresentado no estudo foi que a capacidade discriminatória desta nova variável não foi relevante para o modelo.

Altman (1968a) introduziu o modelo de análise discriminante linear multivariada para classificar e fazer previsões envolvendo problemas onde a variável dependente é não métrica, ou seja, aparece de forma qualitativa. O objetivo principal de seu estudo foi analisar a qualidade do uso de indicadores contábeis como uma técnica analítica para medir o desempenho de uma empresa. O modelo de análise discriminante resulta em uma combinação linear dessas características que melhor discrimina os diferentes grupos preestabelecidos. No caso analisado por Altman, dois grupos foram constituídos (grupo das empresas concordatárias e grupo das empresas não concordatárias), de forma que a análise foi transformada numa única dimensão.

Em seguida, foi selecionada uma amostra de 66 empresas americanas, sendo 33 empresas concordatárias e 33 empresas não concordatárias, no período de 1946 a 1965. Assim como Beaver (1966), Altman (1968a) emparelhou a amostra de empresas não concordatárias com a amostra de empresas concordatárias de acordo com o setor econômico e tamanho do ativo. De uma lista preliminar de 22 indicadores contábeis, Altman selecionou 5 índices para o desenvolvimento do modelo. Foram utilizados quatro critérios para a seleção das variáveis: (1) observação da significância estatística de diversas funções alternativas, incluindo a determinação da contribuição relativa de cada variável independente; (2) avaliação de correlações entre as variáveis; (3) observação da precisão de observação dos diferentes perfis; e (4) julgamento do analista. Desta forma, as variáveis independentes selecionadas foram: Capital de giro sobre ativo total; Lucros retidos sobre ativo total; Lucro antes de juros e

imposto de renda sobre ativo total; Valor de mercado do patrimônio líquido sobre valor contábil do exigível total e Vendas sobre ativo total.

Com exceção da variável vendas sobre ativo total, todas as outras foram significantes, ao nível de significância de 1%, indicando diferenças significativas dessas variáveis entre os dois grupos preestabelecidos. Ao verificar a contribuição relativa de cada variável ao poder discriminante da função, lucro antes de juros e imposto de renda sobre ativo total foi a variável mais importante, seguida da variável vendas sobre ativo total. O modelo foi capaz de classificar corretamente 95% das empresas um ano antes do evento de concordata. O erro tipo I foi de 6% enquanto o erro tipo II foi de 3%. Para o período de dois anos antes do evento de concordata, 83% das empresas foram classificadas corretamente.

Kanitz (1976) realizou o primeiro estudo para empresas brasileiras visando verificar a eficiência dos índices financeiros na previsão de falência. Uma amostra de 42 empresas brasileiras, sendo 21 empresas concordatárias e 21 empresas não concordatárias, no período de 1972 a 1974. Um total de 516 indicadores contábeis foram selecionados e calculados para os últimos 2 anos que antecederam o evento de falência. Kanitz encontrou 81 indicadores contábeis significativos ao nível de significância de 5%. Foi utilizada a técnica estatística de diferença de médias, o que resultou na identificação de alguns indicadores contábeis como bons discriminadores de empresas concordatárias e empresas saudáveis.

Em 1977, Altman, Haldeman e Narayanan (1977) desenvolveram o modelo ZETA. O principal motivo apontado pelos autores para o desenvolvimento desse novo modelo foi a mudança do tamanho das empresas nos anos que precederam o estudo. O tamanho médio das empresas que entraram em falência aumentou consideravelmente, gerando maior visibilidade e preocupação por parte das instituições financeiras e agências regulatórias. Utilizou-se uma amostra de 111 empresas, sendo 53 empresas concordatárias e 58 empresas não concordatárias, para o período de 1962 a 1975. A amostra foi subdividida em dois grupos, empresas de manufaturas e empresas de varejo. Um total de 27 indicadores contábeis foram selecionados, divididos em seis categorias: rentabilidade, índices de cobertura, liquidez, índices de capitalização, variação da rentabilidade e outros. O modelo selecionado foi reduzido a sete variáveis independentes, que foram: Retorno sobre ativo; Estabilidade das receitas; Cobertura de juros; Lucro acumulado sobre ativo total; Liquidez corrente; Capitalização (patrimônio líquido sobre capital) e Tamanho do ativo.

O modelo foi capaz de classificar corretamente 90% das empresas um ano antes do evento de concordata e 70% para cinco anos antes do evento de concordata.

Altman, Baidya e Dias (1979) também testaram o modelo para o Brasil. Um dos objetivos do estudo foi testar a aplicabilidade do modelo de análise discriminante, previamente utilizado para empresas americanas, em países em desenvolvimento. Utilizou-se uma amostra de 58 empresas, sendo 23 empresas concordatárias e 35 empresas não concordatárias, para o período de 1973 a 1976. O critério para o emparelhamento das empresas foi de acordo com o setor econômico e tamanho da empresa. Foram utilizadas as cinco variáveis do modelo original de Altman (1968a), com alterações nas variáveis lucros retidos sobre ativo total e valor de mercado do patrimônio líquido sobre valor contábil do exigível total para adaptar ao mercado brasileiro. Desta forma, as seguintes variáveis foram utilizadas: Capital de giro sobre ativo total; Patrimônio líquido menos capital social sobre ativo total; Lucro antes de juros e imposto de renda sobre ativo total; Valor contábil do patrimônio líquido sobre valor contábil do exigível total e Vendas sobre ativo total.

Dois modelos foram apresentados no estudo. O primeiro modelo excluiu a variável capital de giro sobre ativo total, pois uma análise *stepwise* indicou que essa variável não apresentava poder explicativo para o modelo e o sinal do coeficiente apresentou sinal oposto à lógica intuitiva. O segundo modelo excluiu a variável patrimônio líquido menos capital social sobre ativo total, devido à dificuldade do cálculo utilizando demonstrações financeiras somente de um ano e também devido a sua similaridade com a variável valor contábil do patrimônio líquido sobre valor contábil do exigível total.

Verificou-se que o primeiro modelo teve um desempenho melhor e foi capaz de classificar corretamente 88% das empresas referentes ao período de um ano antes do evento de concordata. O erro tipo I foi de 13% enquanto o erro tipo II foi de 11%.

Em 1996, Sanvicente e Bader (1996) replicaram o modelo de Altman, Baidya e Dias (1979) para o Brasil. Utilizou-se uma amostra de 144 empresas, sendo 72 empresas concordatárias e 72 empresas não concordatárias, para o período de 1986 a 1995. O critério para o emparelhamento das empresas foi de acordo com o setor econômico. Foram utilizadas as mesmas cinco variáveis do modelo de Altman, Baidya e Dias (1979). Os indicadores contábeis foram calculados para os últimos 3 anos anteriores ao evento de concordata. A amostra final de empresas foi reduzida devido à indisponibilidade de dados. O modelo foi

capaz de classificar corretamente 77,4% das empresas um ano antes do evento de concordata, resultado inferior ao apresentado por Altman, Baidya e Dias (1979).

Em 1998, Sanvicente e Minardi (1998) desenvolveram um estudo de caráter exploratório que visava identificar quais os indicadores contábeis mais significativos na previsão de falências para empresas brasileiras. Utilizou-se uma amostra de 92 empresas brasileiras com ações negociadas na Bolsa de Valores de São Paulo, sendo 46 empresas concordatárias e 46 empresas não concordatárias, no período de 1986 a 1998. O critério para o emparelhamento das empresas foi estabelecido de acordo com o setor econômico. Assim como em estudos anteriores, os indicadores contábeis foram calculados para os últimos 3 anos anteriores ao evento de falência.

Os indicadores contábeis selecionados basearam-se em estudos de Altman (1968a e 1977) e na dinâmica de *overtrading* discutida por Assaf Neto e Tibúrcio Silva (1995). Foram selecionados 14 indicadores contábeis no estudo. Foram utilizadas as mesmas cinco variáveis utilizadas por Altman, Baidya e Dias (1979) e Sanvicente e Bader (1996) e adicionaram-se mais nove variáveis ao modelo. O modelo de maior previsão selecionado incluiu as seguintes variáveis: Ativo circulante menos passivo total sobre ativo total; Patrimônio líquido menos capital social sobre ativo total; Lucro antes de juros e imposto de renda sobre ativo total; Valor contábil do patrimônio líquido sobre valor contábil do exigível total e Lucro operacional antes de juros e imposto de renda sobre despesas financeiras.

O modelo foi capaz de classificar corretamente 81,8% das empresas um ano antes do evento de concordata.

Sanvicente e Minardi (1998) mostraram que a utilização de modelos de análise discriminante baseada em indicadores contábeis é uma ferramenta útil para prever concordatas de empresas.

Em 1980, Ohlson (1980) desenvolveu um modelo para previsão de falência similar aos estudos anteriores realizados por Beaver (1966 e 1968) e Altman (1968a). Sua contribuição foi essencial para o desenvolvimento de novas ferramentas para avaliação de risco de crédito, uma vez que ele introduziu o modelo de regressão logística. A escolha dessa técnica foi para evitar problemas já conhecidos dos modelos de análise discriminante, como: (i) variáveis independentes devem ser normalmente distribuídas, (ii) as matrizes de variância-covariância devem ser iguais entre os dois grupos de empresas, (iii) interpretação pouco

intuitiva do resultado da função discriminante, e (iv) problemas relacionados ao procedimento de emparelhamento, como critérios por setor econômico e tamanho da empresa, que tendem a ser arbitrários. A regressão logística não assume pressupostos sobre probabilidades de falência passadas e distribuição das variáveis independentes.

Utilizou-se uma amostra de 105 empresas americanas concordatárias e 2.058 empresas americanas não concordatárias, para o período de 1970 a 1976. Setores econômicos como energia, transporte e financeiro foram excluídos da análise. Foram selecionadas nove variáveis independentes para o modelo: Tamanho do ativo; Passivo total sobre ativo total; Capital de giro sobre ativo total; Passivo circulante sobre ativo circulante; *Dummy* (=1 se o passivo total excede o ativo total, =0 caso contrário); Lucro líquido sobre ativo total; Geração de caixa operacional sobre passivo total; *Dummy* (=1 se lucro líquido foi negativo para os dois últimos anos, =0 caso contrário) e Variação no lucro líquido.

Para um ano antes do evento de concordata, apenas as variáveis capital de giro sobre ativo total, passivo circulante sobre ativo circulante e *dummy* (=1 se o lucro líquido foi negativo para os dois últimos anos, =0 caso contrário) não foram estatisticamente significantes. Os sinais dos coeficientes estimados foram de acordo com o esperado. A variável tamanho do ativo foi identificada como uma importante medida para previsão de falência. O modelo foi capaz de classificar corretamente 96,12% das empresas um ano antes do evento de concordata, 95,55% para dois anos antes da concordata e 92,84% para três anos antes da concordata.

Em 2005, Assaf Neto e Brito (2005) replicaram o modelo de regressão logística para previsão de falências para empresas brasileiras. Utilizaram uma amostra de 60 empresas, sendo 30 empresas concordatárias e 30 empresas não concordatárias, para o período de 1994 a 2004. O emparelhamento foi feito de acordo com o setor econômico e valor do ativo da empresa. Foram testados 25 indicadores contábeis no estudo, calculados com base nos demonstrativos contábeis do penúltimo exercício anterior ao evento de concordata. O modelo selecionado incluiu as seguintes variáveis: Lucros retidos sobre ativo; Endividamento financeiro; Capital de giro líquido e Saldo de tesouraria sobre vendas.

O modelo foi capaz de classificar corretamente 91,7% das empresas. O erro tipo I foi de 10%, enquanto o erro tipo II foi de 6,7%.

Na década de 1990, foi desenvolvida uma nova técnica que, entre outras, atende a modelos para classificação de risco de crédito. Redes neurais é uma técnica capaz de capturar relações entre as variáveis por meio dos dados disponibilizados e realizar generalizações para outros dados ainda novos para a rede. Esse processo é realizado ao disponibilizar uma série de dados de entrada com as respectivas saídas desejadas. Assim, a rede busca aprender a relação entre os dados de entrada e de saída, variando seus parâmetros. Um estudo desenvolvido por Altman, Marco e Varetto (1994) fez uma comparação entre modelos tradicionais, como análise discriminante e regressão logística, com o modelo de redes neurais. Utilizou-se uma amostra de mais de 1.000 empresas italianas para o período de 1982 a 1992. Dez indicadores contábeis foram utilizados, entre eles: 4 índices de endividamento e estrutura de capital, 2 índices de liquidez e 4 índices de rentabilidade.

Os resultados encontrados com a utilização de redes neurais foram satisfatórios, e muitas vezes superiores aos resultados encontrados com a utilização de análise discriminante. No entanto, os resultados obtidos no caso de períodos controlados e amostras selecionadas foram inferiores aos obtidos com a utilização de análise discriminante. O maior problema encontrado foi a existência de tipos não aceitáveis de comportamento na rede. O grau e frequência de tipos de comportamento ilógicos cresceram de acordo com o aumento da complexidade da arquitetura da rede neural. Somente em casos extremamente simples foram obtidos resultados aceitáveis.

O presente estudo não abordará a técnica de redes neurais, de modo que a intenção foi somente mencionar a existência da metodologia para uma análise mais profunda em futuros estudos.

III. Descrição da Metodologia e Banco de Dados

Neste estudo foram empregadas duas técnicas estatísticas muito utilizadas em modelos de risco de crédito, a análise discriminante e a regressão logística. O objetivo é comparar a qualidade de predição dos diferentes modelos para empresas brasileiras que entraram em concordata no período de 1988 a 2006.

III.1) Análise Discriminante

O modelo de classificação de risco de crédito foi construído com a utilização da análise discriminante. De acordo com Hair, Black, Babin, Anderson e Tatham (2005), esse método é utilizado quando a variável dependente é uma variável dicotômica (não métrica) e as variáveis independentes são variáveis métricas. Em muitos casos, a variável dependente consiste de dois grupos ou classificações, definidos em termos qualitativos, como por exemplo, homem e mulher, empresas concordatárias e empresas não concordatárias.

O método de Fisher (Servigny e Renault, 2004) foi utilizado para separar as duas classes, denominadas w_1 e w_2 , ou concordatárias e não concordatárias. O modelo de análise discriminante envolve a derivação de uma variável, que representa a combinação linear das variáveis independentes que serão capazes de discriminar da melhor forma possível os objetos definidos no grupo. Esse processo é realizado com a maximização da seguinte equação:

$$F = \frac{|w^T(\mu_1 - \mu_2)|^2}{w^T \Sigma w} \quad (1)$$

onde:

w é o vetor de pesos que precisa ser encontrado,

μ_i representa a média das variáveis na classe i ,

Σ é a matriz de covariância entre os grupos.

O numerador da equação apresentada é a distância entre a função discriminante dos dois grupos, e o denominador, a variância. Ao diferenciar F em relação ao vetor de pesos, e igualando-a a 0, obtém-se:

$$\frac{\partial F}{\partial w} = 0 \quad (2)$$

A solução única encontrada é:

$$w = \Sigma^{-1}(\mu_1 - \mu_2) \quad (3)$$

Dessa forma, o poder discriminatório é atingido com a atribuição de pesos para as variáveis de maneira a maximizar a variância entre os grupos em relação à variância dentro dos grupos.

O resultado dessa combinação linear resulta na função discriminante, que assume a seguinte relação:

$$Z_{jk} = a + W_1X_{1k} + W_2X_{2k} + \dots + W_nX_{nk} \quad (4)$$

onde:

Z_{jk} é o *Z score* discriminante da função discriminante j para o objeto k,

a é o intercepto,

W_i é o peso discriminatório para a variável independente i,

X_{ik} é a variável independente i para o objeto k.

Altman (1968a) identificou três principais vantagens no uso da análise discriminante: (i) estimação da combinação linear das características individuais de cada elemento que melhor discrimina entre os grupos preestabelecidos, (ii) consideração simultânea de todas as características comuns das empresas relevantes, assim como a interação de suas propriedades, e (iii) redução do espaço dimensional das variáveis para G-1 dimensões, onde G representa o número original dos grupos formados.

Para um uso adequado da técnica de análise discriminante, uma série de pressupostos deve ser obedecida, entre eles: (i) as variáveis independentes devem possuir uma distribuição normal, e (ii) a matriz de variância-covariância deve ser igual para os grupos.

III.2) Regressão Logística

Outra técnica muito utilizada para o desenvolvimento de modelos de risco de crédito é regressão logística. A regressão logística é um procedimento utilizado para a previsão e explicação de variáveis binárias (não métricas), com valores 0 ou 1, como por exemplo empresas concordatárias e empresas não concordatárias. A regressão logística é especificamente desenhada para prever a probabilidade de um evento ocorrer. Os valores estimados devem estar limitados ao intervalo de 0 a 1, de forma que a regressão logística utiliza uma relação entre a variável dependente e as variáveis independentes que se assemelha a uma curva em forma de S ou S invertido.

Na regressão logística, o valor esperado das variáveis dependentes passa por um processo de transformação logística, onde são transformadas em uma razão de probabilidades (entre 0 e 1) e em seguida em uma variável de base logarítmica. Nesse caso, ao invés de utilizar o método de mínimos quadrados ordinários, como em regressão múltipla, é utilizado o método de máxima verossimilhança na estimação, devido à natureza não linear dessa transformação. Os coeficientes das variáveis independentes são estimados pela seguinte fórmula:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_k X_k \quad (5)$$

onde:

p é a probabilidade de o evento ocorrer,

$1 - p$ é a probabilidade de o evento não ocorrer,

b_i são os coeficientes estimados,

X_i são as variáveis independentes.

A probabilidade de uma observação pertencer à amostra concordatária é obtida pela fórmula a seguir:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_k X_k)}} \quad (6)$$

onde:

“e” é a base dos logaritmos naturais (aproximadamente, 2,718).

Devido aos pressupostos rígidos da análise discriminante, a regressão logística tornou-se preferida por muitos pesquisadores. De acordo com Ohlson (1980), a utilização da regressão logística evita os problemas identificados no uso da análise discriminante. A regressão logística não assume as hipóteses que determinam que as variáveis independentes devem possuir uma distribuição normal e que a matriz de variância-covariância deve ser igual para os grupos, sendo, por sua vez, uma técnica mais robusta quando essas hipóteses não são atingidas. Sua semelhança com uma regressão múltipla também é um motivo de apreciação entre os pesquisadores. Outra vantagem da regressão logística é que os resultados podem ser interpretados em termos de probabilidade.

III.3) Banco de Dados

Inicialmente construiu-se uma amostra de empresas brasileiras de capital aberto e não financeiras que ficaram concordatárias de 1988 a 2006. O evento de inadimplência considerado deu-se no ano em que as empresas passaram a ter ações negociadas como concordatária na Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa), que não necessariamente equivale ao ano em que a empresa efetuou o pedido de concordata. Para a seleção da amostra, foram utilizados os relatórios do Boletim Diário de Informações (BDI), publicados pela Bovespa.

Construiu-se uma amostra emparelhada de empresas não concordatárias do mesmo setor econômico da empresa concordatária, de acordo com a classificação setorial do banco de dados do Economática. De acordo com Beaver (1966), a utilização de amostras emparelhadas fornece um controle adicional sobre fatores que poderiam prejudicar a relação entre indicadores contábeis e falência. Na década de 1920, Bliss (1923) sugeriu que fatores

como setor econômico fossem incluídos em uma análise de indicadores financeiros. A literatura sugere que existem diferenças nos indicadores contábeis entre indústrias, de modo que a comparação direta entre índices de indústrias diferentes seja inadequada.

A amostra final utilizada neste estudo compreendeu 126 empresas, sendo 63 concordatárias e 63 não concordatárias. A tabela 1 apresenta a relação das empresas pertencentes à amostra concordatária e não concordatária, seus setores de atuação e o ano que ocorreu o evento de inadimplência.

Tabela 1: Relação das Empresas Pertencentes à Amostra Concordatária e Não Concordatária

	Empresa Concordatária	Empresa não Concordatária	Data do Evento	Sector Industrial
1	Brumadinho	Paranapanema	1988	Mineração
2	Jaraguá	Buettner	1988	Textil
3	Alipertú	Acesita	1989	Siderurgia
4	Café Brasília	Cacique	1989	Alimentos
5	Ferragens Haga	Mangels	1989	Metalurgia
6	Quimisinos	White Martins	1989	Química
7	Curt	Tibras	1990	Química
8	Engesa	Marcopolo	1990	Material Transporte
9	Guararapes	Alpargatas	1990	Textil
10	Hering Brinquedos	DF Vasconcelos	1990	Outros
11	Imcosul	Casa Anglo	1990	Comércio
12	Madeirit	Duralex	1990	Madeira
13	Pacaembu	Granóleo	1990	Alimentos
14	Persico	Tupy	1990	Metalurgia
15	C Fabrini	Albarus	1991	Material Transporte
16	Celulose Irani	Aracruz	1991	Papel e Celulose
17	Cobrasma	DHB	1991	Material Transporte
18	Conforja	Hércules	1991	Metalurgia
19	EDN Estireno	Copene	1991	Petroquímica
20	Meridional	Gerdau	1991	Metalurgia
21	Microlab	Elebra	1991	Eleto eletrônicos
22	Nogam	Arthur Lange	1991	Couro
23	Transparaná	Recrusul	1991	Material Transporte
24	Trol	Bic Caloi	1991	Brinquedo
25	Trorion	Orion	1991	Químicos
26	Liasa	Manesmann	1992	Siderurgia
27	Lojas Hering	Lojas Renner	1992	Comércio
28	Lum's Textil	Wembley	1992	Textil
29	Staroup	Kalil Sehbe	1992	Textil
30	Aço Altona	Eluma	1993	Metalurgia
31	Gurgel	Iochepe	1993	Material Transporte
32	Sibra	Usiminas	1993	Siderurgia
33	Amelco S.A. Indústria Eletrônica	Semp Toshiba	1994	Eleto eletrônicos
34	Cia Ferro Ligas da Bahia	Ferbasa	1994	Siderurgia
35	Propasa Produtos de Papel S.A.	Melpaper	1995	Papel
36	Aquatec	Bombril	1995	Química (artigos de limpeza)
37	Londrimalhas	Marisol	1995	Textil
38	Mesbla	Lojas Americanas	1995	Comércio
39	Montreal Engenharia	Sultepa	1995	Outros (Construtora)
40	Rima Industrial S.A.	Caemi	1995	Mineração
41	Inbrac	Itaotec	1995	Eleto eletrônicos
42	Cibran (Cia Brasileira de Antibioticos)	Biobrás	1996	Farmacêutica
43	Cemag	Bardella	1996	Máquinas Agrícolas
44	Trufana	Brasperola	1996	Textil
45	Para de Minas	Cedro	1997	Textil
46	Corbetta	Vulcabras	1997	Outros (Couro)
47	Glasslite S.A. Indústria de Plásticos	Brasil Ecodiesel	1997	Brinquedo
48	Brasınca	Metal Leve	1997	Veiculos e Peças
49	Casa Jose Silva	Grazziotin	1997	Comércio
50	CNV Cia Nacional do Vestuario	Tecelagem São Jose	1997	Textil
51	Tectoy	Estrela	1998	Brinquedo
52	Lojas Arapua	Makro	1998	Comércio
53	Copas (Cia Paulista de Fertilizantes)	Fertibras	1999	Fertilizantes
54	Adubos Trevo	Yara Brasil	1999	Fertilizantes / Defensivo Agrícola
55	SPSCS Industrial	Marcopolo	2000	Veiculos e Peças
56	Sharp	Springer	2000	Eleto eletrônicos
57	Eucatex	Bergamo	2003	Outros (produtos madeira)
58	Chapeco	Avipal	2004	Alimentos (abatedouro)
59	Parmalat	Vigor	2004	Alimentos
60	Ferragens Haga	Mundial	2005	Siderurgia / Metalurgia
61	Recrusul	Randon Participacoes	2006	Veiculos e Peças
62	Sansuy	Dixie Toga	2006	Outros (produtos plastico)
63	Varig	GOL	2006	Aviacao

Fonte: a autora.

Foram testados modelos para previsão de concordata com antecedência de um, dois e três anos.

A grande dificuldade em estudos dessa natureza é a disponibilidade de dados necessários para o desenvolvimento de modelos de predição. Alguns problemas foram identificados durante a composição da base de dados:

(i) Ausência de demonstrações financeiras. Para um ano antes do evento de concordata, 18 empresas não apresentaram demonstrações financeiras (15 empresas concordatárias e 3 empresas não concordatárias). Para dois anos antes do evento de concordata, 16 empresas não apresentaram demonstrações financeiras (12 empresas concordatárias e 4 empresas não concordatárias). Para três anos antes do evento de concordata, 21 empresas não apresentaram demonstrações financeiras (14 empresas concordatárias e 7 empresas não concordatárias).

(ii) Ausência de demonstrações financeiras anuais para 6 empresas. Neste caso foram utilizadas demonstrações financeiras trimestrais (março, junho ou setembro) do equivalente ano. Para manter consistência dos dados, os indicadores contábeis foram anualizados.

(iii) Em alguns casos ocorreu ausência da abertura de despesas e receitas financeiras no Demonstrativo de Resultado, sendo disponível somente o saldo líquido do resultado financeiro.

(iv) Em alguns casos foi registrado patrimônio líquido negativo.

(v) Ausência de empresas da indústria de brinquedos para emparelhar com as empresas concordatárias Hering Brinquedos S.A., Glasslite S.A. Indústrias de Plásticos e Trol. Nesses casos, foram selecionadas empresas não concordatárias de outros setores. Vale mencionar que a única empresa do setor de brinquedos que não entrou em concordata neste período foi a Estrela, que foi emparelhada com a Tectoy.

A amostra final utilizada neste estudo foi reduzida de 126 empresas, sendo 63 concordatárias e 63 não concordatárias, para: (i) 96 empresas, sendo 48 concordatárias e 48 não concordatárias, para um ano antes do evento de concordata; (ii) 98 empresas, sendo 49

concordatárias e 49 não concordatárias, para dois anos antes do evento de concordata; e (iii) 96 empresas, sendo 48 concordatárias e 48 não concordatárias, para três anos antes do evento de concordata.

A escolha dos indicadores contábeis, como variáveis independentes, foi baseada em estudos que precederam este e que são largamente discutidas e utilizadas na literatura relativa ao tema. Neste estudo, foram selecionados 19 indicadores contábeis, conforme demonstrado na tabela 2. As variáveis X_1 a X_5 foram previamente testadas no Brasil por Altman, Baidya e Dias (1979); por Sanvicente e Bader (1996); e por Sanvicente e Minardi (1998). A variável X_6 foi testada por Sanvicente e Minardi (1998) e é uma das variáveis consideradas na concessão de *ratings* pela agência Standard & Poors. A escolha das variáveis X_7 a X_{19} foi baseada na popularidade desses índices na literatura, em estudos de Kaplan e Urwitz (1979), em modelos de concessão de *ratings* atualmente utilizados em bancos de investimento e em modelos utilizados por agências de *ratings*, como Standard and Poors, Moody's e Fitch Ratings.

As demonstrações contábeis foram coletadas do banco de dados do Economática e do SABE, banco de dados de informações contábeis do IBMEC Rio de Janeiro.

Tabela 2: Indicadores Contábeis Selecionados

Variável	Indicador Contábil	Definição
Índices de Capacidade de Pagamento		
X1	Capital circulante líquido sobre ativo	(Ativo Circulante – Passivo Circulante) / Ativo Total
X6	Cobertura de juros	(Lucro operacional - Resultado Financeiro) / Despesas Financeiras
X7	Liquidez corrente	Ativo Circulante / Passivo Circulante
X10	Proteção financeira	Dívida Total / EBITDA
Índices de Rentabilidade		
X2	Lucros retidos sobre ativo	(Patrimônio Líquido – Capital Social) / Ativo Total
X3	Retorno operacional sobre ativo	(Lucro Operacional – Despesas Financeiras + Receitas Financeiras) / Ativo Total
X5	Giro do ativo	Receita Operacional Líquida / Ativo Total
X11	Margem operacional	Lucro Operacional / Receita Operacional Líquida
X12	Margem líquida	Lucro Líquido / Receita Operacional Líquida
X13	Margem bruta	Lucro Bruto / Receita Operacional Líquida
X14	Retorno sobre o ativo	Lucro Líquido / Ativo Total
X15	Retorno sobre o patrimônio líquido	Lucro Líquido / Patrimônio Líquido
Índices de Alavancagem Financeira		
X4	Quociente entre capital próprio e endividamento total	Patrimônio Líquido / Exigível Total
X8	Quociente entre endividamento total e capital próprio	(Passivo Circulante + Exigível a Longo Prazo + Minoritários) / Patrimônio Líquido
X9	Endividamento total	(Passivo Circulante + Exigível a Longo Prazo) / Ativo Total
X18	Endividamento financeiro	Dívida Financeira Total / Ativo total
X19	Quociente entre endividamento financeiro e capital próprio	Dívida Financeira Total / Patrimonio líquido
Variáveis de Tamanho		
X16	Tamanho do ativo	Ln(ativo)
X17	Tamanho do patrimônio líquido	Ln(patrimonio líquido)

Fonte: a autora.

Os 19 indicadores contábeis utilizados neste estudo foram classificados em quatro categorias: índices de capacidade de pagamento, índices de rentabilidade, índices de alavancagem financeira e variáveis de tamanho, conforme descritos a seguir.

Os indicadores contábeis X_1 , X_6 , X_7 e X_{10} medem a capacidade de pagamento. O índice X_1 mede a capacidade de solvência da empresa no curto prazo em relação ao ativo. O índice X_6 representa a capacidade de geração de caixa em relação às despesas financeiras que deverão ser cobertas com essa geração de caixa. O índice X_7 representa o quociente dos ativos que gerarão caixa no curto prazo (ativo circulante) em relação aos passivos que deverão ser pagos no curto prazo (passivo circulante), e está bastante relacionado com X_1 . O índice X_{10} representa o quociente do endividamento total da empresa em relação ao EBITDA (lucro operacional acrescido das despesas de depreciação e amortização, representando uma medida de geração de caixa).

Os indicadores contábeis X_2 , X_3 , X_5 , X_{11} , X_{12} , X_{13} , X_{14} e X_{15} são indicadores de rentabilidade que avaliam os resultados apresentados pela empresa. O índice X_2 mede a capacidade da empresa de financiar investimentos com recursos próprios (lucros retidos). O índice X_3 mede a rentabilidade operacional (antes do pagamento de juros e imposto de renda) dos ativos ou o investimento total da empresa. O índice X_5 representa o nível de eficiência da utilização dos ativos da empresa. Os índices X_{11} , X_{12} e X_{13} representam as margens operacional, líquida e bruta, respectivamente. O índice X_{14} representa a rentabilidade líquida do investimento total. O índice X_{15} representa a rentabilidade líquida do patrimônio líquido.

Os indicadores contábeis X_4 , X_8 , X_9 , X_{18} e X_{19} são indicadores de alavancagem financeira e medem a composição na estrutura de capital entre capital de terceiro e capital próprio e capital de terceiro financeiro sobre capital próprio.

Os indicadores contábeis X_{16} e X_{17} são variáveis de tamanho. Utilizou-se o logaritmo para que as variáveis de tamanho medido por ativo total e tamanho medido pelo patrimônio líquido tivessem escala semelhante às demais variáveis, permitindo uma melhor interpretação dos coeficientes dos modelos de análise discriminante e regressão logística a serem aplicados.

Uma análise das estatísticas descritivas dos indicadores contábeis indica resultados satisfatórios na comparação das médias entre empresas concordatárias e empresas não concordatárias. As tabelas 3, 4 e 5 apresentam as estatísticas descritivas dos indicadores contábeis utilizados para dados referentes ao período de um ano antes do evento de concordata.

Todos os indicadores contábeis, com exceção de X_5 (giro do ativo) e X_{10} (proteção financeira), apresentaram o sinal da diferença de médias entre a amostra não concordatária e a amostra concordatária de acordo com a expectativa. O índice X_5 , giro do ativo, quando se considera toda a amostra, foi maior em média para as empresas concordatárias, indicando que as empresas concordatárias utilizaram o ativo mais eficientemente do que as não concordatárias. Se for analisado apenas o período após o Plano Real, as empresas não concordatárias apresentaram giro do ativo maior do que as concordatárias, conforme o esperado. O índice X_{10} , dívida total sobre EBITDA, foi menor para as empresas concordatárias durante todo o período e também para o período anterior e posterior ao Real, sinalizando que as empresas concordatárias tiveram em média uma razão de endividamento em relação à geração de caixa inferior às saudáveis. O esperado seria o contrário, pois quanto menor a razão da dívida em relação ao EBITDA, melhor seria a capacidade de pagamento da empresa. O elevado nível do desvio padrão desta variável pode explicar essa diferença.

Tabela 3: Estatística descritiva – Período de 1988 a 2006

Indicador Contábil	Empresas Concordatárias		Empresas Não Concordatárias		Expectativa de Sinal da Diferença de Média Amostra Não Concordatária - Concordatária
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão	
Índices de Cobertura					
X1	-0,2991	0,2178	-0,0767	0,2517	+
X6	-0,2433	1,3003	1,4637	6,6629	+
X7	0,7564	0,3799	1,4012	0,6408	+
X10	3,2216	18,8339	5,0552	19,5711	-
Índices de Rentabilidade					
X2	-0,0145	0,3209	0,1478	0,2791	+
X3	-0,0741	0,1505	0,0597	0,1312	+
X5	1,0028	0,6379	0,9755	0,5643	+
X11	-0,2246	0,2208	0,0408	0,3923	+
X12	-0,2215	0,2188	0,0185	0,3614	+
X13	0,2132	0,1424	0,2836	0,2484	+
X14	-0,1945	0,2026	0,0043	0,1163	+
X15	-9,3431	32,8109	-0,0342	0,3481	+
Índices de Capitalização					
X4	0,9154	0,9529	1,5688	1,9213	+
X8	20,6480	72,8231	2,0662	4,0718	-
X9	0,6141	0,2404	0,4717	0,2149	-
X18	0,3255	0,1650	0,1913	0,1531	-
X19	12,5298	46,5700	0,6296	0,7491	-
Variáveis de Tamanho					
X16	11,5481	3,4095	10,6708	3,4926	+
X17	9,8705	3,6123	9,8248	3,3073	+

Fonte: a autora.

Tabela 4: Estatística descritiva – Período de 1988 a 1993

Indicador Contábil	Empresas Concordatárias		Empresas Não Concordatárias		Expectativa de Sinal da Diferença de Média Amostra Não Concordatária - Concordatária
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão	
Índices de Cobertura					
X1	-0,2232	0,2175	-0,0630	0,2360	+
X6	0,0275	1,4540	2,5516	7,8569	+
X7	0,8185	0,4443	1,3356	0,7502	+
X10	4,0127	19,3197	6,0993	25,5167	-
Índices de Rentabilidade					
X2	0,1136	0,2724	0,2081	0,3191	+
X3	-0,0288	0,1349	0,0544	0,1256	+
X5	0,9736	0,7734	0,8658	0,5245	+
X11	-0,2039	0,2550	0,0544	0,5095	+
X12	-0,2084	0,2370	0,0196	0,4728	+
X13	0,2416	0,1406	0,2884	0,3150	+
X14	-0,1647	0,2102	-0,0086	0,1163	+
X15	-9,2745	33,3980	-0,0692	0,2854	+
Índices de Capitalização					
X4	1,2952	1,0340	2,0398	2,3308	+
X8	14,8084	47,9916	1,2538	1,7195	-
X9	0,5160	0,2340	0,4026	0,2101	-
X18	0,3021	0,1659	0,1631	0,1495	-
X19	7,9957	24,1759	0,4848	0,7388	-
Variáveis de Tamanho					
X16	10,9949	3,8991	9,1539	3,8839	+
X17	9,8491	3,6206	8,4787	3,7154	+

Fonte: a autora.

Tabela 5: Estatística descritiva – Período de 1994 a 2006

Indicador Contábil	Empresas Concordatárias		Empresas Não Concordatárias		Expectativa de Sinal da Diferença de Média Amostra Não Concordatária - Concordatária
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão	
Índices de Cobertura					
X1	-0,4205	0,1594	-0,0947	0,2766	+
X6	-0,6765	0,8884	0,0324	4,4655	+
X7	0,6571	0,2239	1,4876	0,4656	+
X10	1,9558	18,6229	3,6813	6,5856	-
Índices de Rentabilidade					
X2	-0,2194	0,2906	0,0685	0,1963	+
X3	-0,1465	0,1497	0,0667	0,1413	+
X5	1,0495	0,3433	1,1197	0,5960	+
X11	-0,2578	0,1535	0,0230	0,1447	+
X12	-0,2425	0,1920	0,0171	0,1179	+
X13	0,1676	0,1375	0,2773	0,1227	+
X14	-0,2422	0,1869	0,0213	0,1171	+
X15	-9,4527	33,0087	0,0119	0,4206	+
Índices de Capitalização					
X4	0,3076	0,2554	0,9489	0,9278	+
X8	29,9914	102,2673	3,1352	5,7915	-
X9	0,7710	0,1551	0,5627	0,1900	-
X18	0,3630	0,1620	0,2285	0,1537	-
X19	19,7844	69,5328	0,8202	0,7386	-
Variáveis de Tamanho					
X16	12,4332	2,2831	12,6666	1,2761	+
X17	9,9049	3,7257	11,5959	1,3773	+

Fonte: a autora.

A tabela 6 contém o resultado de um teste t para verificar se as diferenças entre as médias das empresas concordatárias e das empresas não concordatárias são estatisticamente significantes. Foi rejeitada a hipótese nula de igualdade das médias para as variáveis X₁, X₂ (período inteiro e depois do Real), X₃, X₄ (depois do Real), X₇, X₉ (período inteiro e depois do Real), X₁₁, X₁₂, X₁₃ (depois do Real), X₁₄, e X₁₈, ao nível de significância de 5%. Esses indicadores contábeis apresentam diferenças estatisticamente significativas de suas médias. Os demais indicadores contábeis não apresentam diferenças estatisticamente significativas de suas médias e não devem ser utilizados no modelo.

Tabela 6: Teste t para avaliar a igualdade das médias (Valor p)

Indicador Contábil	Período de 1988 a 2006	Período de 1988 a 1993	Período de 1994 a 2006
Índices de Cobertura			
X1	0,000	0,017	0,000
X6	0,120	0,128	0,550
X7	0,000	0,005	0,000
X10	0,666	0,749	0,709
Índices de Rentabilidade			
X2	0,016	0,272	0,002
X3	0,000	0,030	0,000
X5	0,836	0,569	0,688
X11	0,000	0,031	0,000
X12	0,001	0,039	0,000
X13	0,123	0,509	0,020
X14	0,000	0,002	0,000
X15	0,063	0,175	0,219
Índices de Capitalização			
X4	0,058	0,158	0,014
X8	0,095	0,165	0,260
X9	0,006	0,080	0,002
X18	0,000	0,003	0,019
X19	0,094	0,127	0,241
Variáveis de Tamanho			
X16	0,252	0,104	0,708
X17	0,952	0,198	0,076

Fonte: a autora.

Ao utilizar uma lista extensa de indicadores financeiros, deve-se observar a possibilidade de existência de correlação entre as variáveis. Apesar desse aspecto não ser sério no caso de um modelo de análise discriminante, a existência de correlação entre as variáveis motiva uma cuidadosa seleção dos índices. Além disso, a seleção de indicadores contábeis tem a vantagem de construir um modelo com um número reduzido de variáveis independentes e com elevado poder de predição.

Como esperado, a matriz de correlação dos indicadores contábeis revela um elevado nível de correlação entre algumas variáveis. Foi observada uma elevada correlação entre as variáveis X_{11} e X_{12} (medidas de rentabilidade), entre X_8 , X_{15} e X_{19} (medidas de alavancagem financeira sobre patrimônio líquido e rentabilidade sobre patrimônio líquido), e entre X_{16} e X_{17} (medidas de tamanho). A tabela 7 apresenta a matriz de correlação para o período de 1988 a 2006, para um ano antes do evento de concordata.

Tabela 7: Matriz de Correlação

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17	x18	x19
x1	1	0,432	0,403	0,426	0,068	0,151	0,643	-0,238	-0,728	-0,229	0,17	0,133	0,027	0,478	0,224	-0,229	0,021	-0,473	-0,221
x2	0,432	1	0,437	0,572	-0,185	0,283	0,394	-0,1	-0,681	-0,124	0,203	0,171	-0,021	0,456	0,078	-0,268	-0,08	-0,351	-0,089
x3	0,403	0,437	1	0,154	-0,117	0,366	0,103	-0,095	-0,478	0,078	0,369	0,353	0,404	0,642	0,054	-0,071	0,112	-0,331	-0,129
x4	0,426	0,572	0,154	1	-0,287	0,083	0,596	-0,128	-0,703	-0,098	-0,144	-0,194	-0,386	0,119	0,115	-0,369	-0,209	-0,469	-0,114
x5	0,068	-0,185	-0,117	-0,287	1	-0,102	-0,028	0,258	0,351	-0,147	0,013	0,032	-0,048	-0,242	-0,378	0,13	0,019	0,204	0,236
x6	0,151	0,283	0,366	0,083	-0,102	1	0,023	-0,029	-0,233	0,001	0,251	0,229	0,183	0,317	0,03	0,105	0,167	-0,135	-0,031
x7	0,643	0,394	0,103	0,596	-0,028	0,023	1	-0,086	-0,475	-0,234	-0,199	-0,228	-0,367	0,197	0,091	-0,158	-0,042	-0,374	-0,083
x8	-0,238	-0,1	-0,095	-0,128	0,258	-0,029	-0,086	1	0,309	-0,023	-0,047	-0,026	0,025	-0,307	-0,924	0,147	-0,052	0,335	0,986
x9	-0,728	-0,681	-0,478	-0,703	0,351	-0,233	-0,475	0,309	1	0,123	-0,21	-0,161	-0,005	-0,518	-0,288	0,353	0,053	0,604	0,287
x10	-0,229	-0,124	0,078	-0,098	-0,147	0,001	-0,234	-0,023	0,123	1	0,015	0,027	0,061	0,109	0,024	0,191	0,17	0,236	-0,028
x11	0,17	0,203	0,369	-0,144	0,013	0,251	-0,199	-0,047	-0,21	0,015	1	0,982	0,673	0,503	0,046	0,057	0,135	-0,121	-0,043
x12	0,133	0,171	0,353	-0,194	0,032	0,229	-0,228	-0,026	-0,161	0,027	0,982	1	0,685	0,53	0,027	0,073	0,145	-0,103	-0,025
x13	0,027	-0,021	0,404	-0,386	-0,048	0,183	-0,367	0,025	-0,005	0,061	0,673	0,685	1	0,337	-0,044	0,064	0,112	-0,029	-0,005
x14	0,478	0,456	0,642	0,119	-0,242	0,317	0,197	-0,307	-0,518	0,109	0,503	0,53	0,337	1	0,41	0,022	0,262	-0,392	-0,275
x15	0,224	0,078	0,054	0,115	-0,378	0,03	0,091	-0,924	-0,288	0,024	0,046	0,027	-0,044	0,41	1	-0,147	0,049	-0,317	-0,861
x16	-0,229	-0,268	-0,071	-0,369	0,13	0,105	-0,158	0,147	0,353	0,191	0,057	0,073	0,064	0,022	-0,147	1	0,906	0,23	0,135
x17	0,021	-0,08	0,112	-0,209	0,019	0,167	-0,042	-0,052	0,053	0,17	0,135	0,145	0,112	0,262	0,049	0,906	1	0,084	-0,059
x18	-0,473	-0,351	-0,331	-0,469	0,204	-0,135	-0,374	0,335	0,604	0,236	-0,121	-0,103	-0,029	-0,392	-0,317	0,23	0,084	1	0,355
x19	-0,221	-0,089	-0,129	-0,114	0,236	-0,031	-0,083	0,986	0,287	-0,028	-0,043	-0,025	-0,005	-0,275	-0,861	0,135	-0,059	0,355	1

Fonte: a autora.

IV. Resultados

IV.1) Capacidade de previsão do modelo de Altman adaptado ao Brasil

Inicialmente foi testado o modelo desenvolvido por Altman (1968a) adaptado ao Brasil, com 5 variáveis independentes: X_1 (capital circulante líquido sobre ativo), X_2 (lucros retidos sobre ativo), X_3 (retorno operacional sobre ativo), X_4 (quociente entre capital próprio e endividamento total) e X_5 (giro do ativo). O modelo análogo desenvolvido por Altman, Baidya e Dias (1979) classificou corretamente 88% da amostra e Sanvicente e Bader (1996) 77,4%.

Determinou-se um modelo de análise discriminante, com dados do período de 1988 a 2006. Somente a variável X_5 foi não significativa. O modelo classificou corretamente 78,1% da amostra com dados de um ano antes do evento de concordata, ou seja, um resultado similar ao de Sanvicente e Bader (1996). Quando se faz a validação cruzada, ou seja, classifica-se cada empresa da amostra com o modelo gerado pelos dados das outras observações da amostra (método *leave-one-out*), o modelo classifica corretamente apenas 70,8%². O erro tipo I (classificar incorretamente uma empresa concordatária como não concordatária) foi de 29,7% e o erro tipo II (classificar incorretamente uma empresa não concordatária como concordatária) foi de 29,7%.

O modelo também foi testado para períodos anteriores e posteriores ao Real com dados referentes a um ano antes do evento de concordata. Para o período de 1988 a 1993, o modelo classificou corretamente 71,4% das observações, e, quando se faz a validação cruzada, o índice de acerto cai para 60,7%. Já para o período de 1994 a 2006, o modelo classificou corretamente 77,5% das empresas, e, quando se faz a validação cruzada, o índice de acerto caiu para 72,5%.

² *Cross-validated*: Este método está baseado no princípio *leave-one-out* e consiste em separar uma observação da amostra original, estimar os coeficientes do modelo com base no restante da amostra e classificar a observação separada utilizando a nova equação. O procedimento é repetido para toda a amostra, de modo que todas as observações sejam classificadas por modelos cujos parâmetros foram estimados com base nas demais.

Considerando as estatísticas de classificação após a classificação cruzada, o modelo teve desempenho satisfatório, mas pior do que o obtido em períodos diferentes por Altman, Baidya e Dias (1979) e Sanvicente e Bader (1996).

IV.2) Análise da alteração da capacidade de explicação das concordatas das variáveis explicativas

Para o presente estudo, utilizou-se o método de *stepwise* em análise discriminante para a seleção dos indicadores contábeis. Esse método é baseado em um algoritmo estatístico que avalia a importância de cada variável independente e as inclui/exclui do modelo de acordo com uma determinada regra. Os parâmetros utilizados foram 5% de significância para a entrada das variáveis e 10% de significância para a saída das variáveis.

A base de dados utilizada abrange o período de 1988 a 2006. Com a implementação do Plano Real, em julho de 1994, o desempenho das empresas e a relevância dos indicadores contábeis sofreram alterações significativas. Desta forma, foi necessário efetuar neste estudo uma análise para os períodos anteriores e posteriores ao Real, além da análise para a amostra inteira. Todos os modelos a seguir foram estimados com dados referentes a um ano antes do evento de concordata.

Período 1988 a 2006

Das 19 variáveis independentes utilizadas, três foram selecionadas para o modelo: X_7 (liquidez corrente), X_{11} (margem operacional) e X_{14} (ROA). A função discriminante encontrada foi:

$$Z = -1,203 + 1,377X_7 + 1,412X_{11} + 2,147X_{14}$$

As três variáveis são significantes, indicando diferenças significativas dessas variáveis entre os dois grupos preestabelecidos. Os coeficientes apresentaram sinal conforme o esperado, indicando que quanto maior os valores dos indicadores contábeis, menor a probabilidade de inadimplência. O modelo classificou corretamente 82,3% das observações, e o mesmo resultado foi obtido pela validação cruzada. O erro tipo I foi de 14,6% e o erro tipo II foi de 20,8%.

Período 1988 a 1993

Para o período anterior à implementação do Plano Real, o modelo escolhido consistiu de 2 variáveis: X_7 (liquidez corrente) e X_{14} (ROA). A função discriminante encontrada foi:

$$Z = -0,708 + 0,980X_7 + 4,147X_{14}$$

As duas variáveis são significantes e seus coeficientes apresentaram sinal conforme o esperado. O modelo classificou corretamente 71,4% das observações, e, quando se fez a validação cruzada, o índice de acerto diminuiu para 67,9%. O erro tipo I foi de 35,7% e o erro tipo II foi de 28,6%.

Período 1994 a 2006

O resultado para o período posterior ao Real apresentou uma evolução significativa. Para esse modelo, quatro variáveis foram selecionadas: X_6 (lucro operacional antes de juros e imposto de renda / despesas financeiras), X_7 (liquidez corrente), X_{14} (ROA) e X_{17} (ln(patrimônio líquido)). A função discriminante encontrada foi:

$$Z = 0,975 - 0,195X_6 + 1,828X_7 + 7,842X_{14} - 0,215X_{17}$$

As variáveis X_7 e X_{14} são significantes, ao nível de significância de 5%. No entanto, a variável X_6 não foi significativa e a variável X_{17} é significativa somente ao nível de significância de 7,6%. Os coeficientes dos indicadores contábeis X_7 e X_{14} apresentaram sinal conforme o esperado. No entanto, os coeficientes das variáveis X_6 e X_{17} apresentaram sinal contrário ao esperado. O teste t para avaliar a igualdade das médias dessas variáveis não rejeitou a hipótese nula de igualdade das médias ao nível de significância de 5%. Possível interpretação para os coeficientes dos índices de cobertura de juros e tamanho do patrimônio líquido apresentarem sinal contrário ao esperado são: (i) algumas empresas apresentaram patrimônio líquido negativo um ano antes do evento de concordata, e (ii) algumas empresas apresentaram prejuízo operacional um ano antes do evento de concordata.

O modelo classificou corretamente 97,1% das observações, e, quando foi feita a validação cruzada, o índice de acerto caiu para 94,1%, resultado bem superior ao índice de acerto dos modelos desenvolvidos para o período de 1988 a 2006 e 1988 a 1993. O erro tipo I foi de 6,7% e o erro tipo II foi de 5,3%.

O indicador contábil que apresentou maior correlação com a função discriminante, ou seja, maior poder de previsão de concordata, foi X_7 (liquidez corrente). O indicador que apresentou a segunda maior correlação foi X_{14} , retorno sobre ativo. Esses dois indicadores também foram selecionados pelo método *stepwise* para os modelos nos períodos de 1988 a 2006 e 1988 a 1993.

Utilizou-se o teste estatístico Kolmogorov-Smirnov (KS) para avaliar o desempenho do modelo apresentado, ou seja, a qualidade do modelo de escoragem. Esse teste mede a máxima distância entre a distribuição de frequência acumulada das empresas não concordatárias e a distribuição de frequência acumulada das empresas concordatárias (Lecumberri e Duarte, 2003). A distância de K-S pode ser comparada com a tabela 8, que apresenta uma regra de bolso utilizada por praticantes nacionais e internacionais.

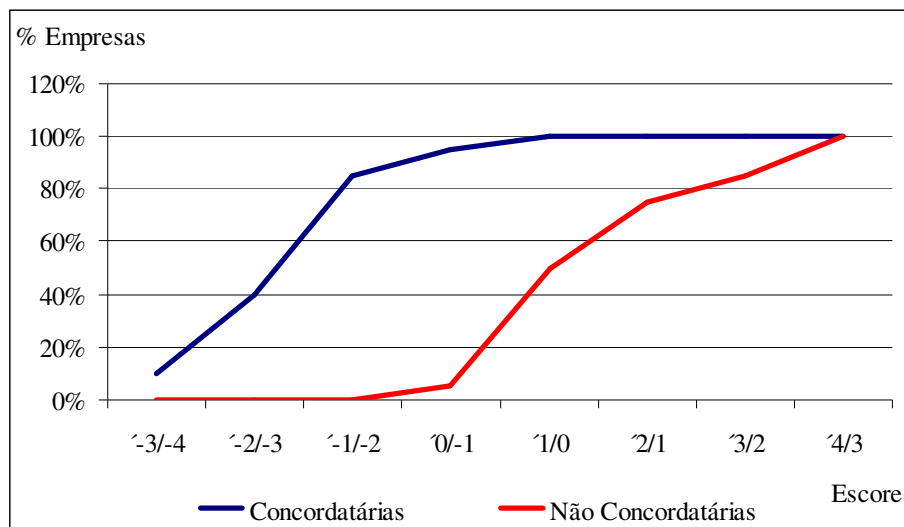
Tabela 8: Valores Críticos da Distância de K-S

K-S	Discriminação <i>Credit Scoring</i>
< 15%	Muito Baixa
15% a 25%	Baixa
25% a 35%	Aceitável
35% a 45%	Boa
45% a 55%	Excelente
55% a 65%	Excelente
65% a 75%	Excelente
> 75%	Excelente

Fonte: Lecumberri e Duarte, 2003

No caso do modelo de análise discriminante para o período após a implementação do Real, a distância de K-S encontrada foi de 90%, indicando uma discriminação excelente. A figura 1 ilustra graficamente o resultado encontrado.

Figura 1: Kolmogorov-Smirnov



Fonte: a autora.

Pode-se concluir que as variáveis mais significativas durante todo o período analisado, e segmentando o período anterior e posterior ao Plano Real, foram os índices de liquidez corrente (X_7) e de retorno sobre ativo (X_{14}). É interessante observar que essas não são as variáveis observadas no modelo de Altman, Baidya e Dias (1979), embora o índice de liquidez corrente seja bastante correlacionado com a variável X_1 (ativo circulante – passivo circulante sobre ativo total). Índices de endividamento não foram relevantes para prever concordatas no período analisado, conforme seria esperado pelo modelo de Altman, Baidya e Dias (1979) e pela literatura.

A tabela 9 resume os resultados obtidos utilizando o modelo de análise discriminante para um ano antes do evento de concordata durante todo o período analisado (1988-2006), antes do Plano Real (1988-1993) e após Plano Real (1994-2006). Conforme pode ser esperado, o modelo para o período posterior à implementação do Real apresentou um maior índice de classificações corretas, evidenciando uma evolução na qualidade dos indicadores contábeis para explicar eventos de inadimplência.

Tabela 9: Análise Discriminante - Matriz de Classificação do Modelo

Cross-validated	Observado	Estimado			Classificações Corretas
		Concordatárias	Não Concordatárias	Total	
Período de 1988 a 2006	Concordatárias	41	7	48	85,4%
	Não Concordatárias	10	38	48	79,2%
	Total	51	45	96	82,3%
Período de 1988 a 1993	Concordatárias	18	10	28	64,3%
	Não Concordatárias	8	20	28	71,4%
	Total	26	30	56	67,9%
Período de 1994 a 2006	Concordatárias	14	1	15	93,3%
	Não Concordatárias	1	18	19	94,7%
	Total	15	19	34	94,1%

Fonte: a autora.

IV.3) Comparação das técnicas estatísticas: análise discriminante e regressão logística

Utilizou-se também o procedimento de *stepwise* para a seleção de variáveis no caso do modelo de regressão logística. A variável dependente assume o valor igual a zero, se concordatária; e igual a um, se saudável. O ponto de corte assumido neste estudo é de 0,5, de forma que empresas com resultado acima de 0,5 são classificadas como não concordatárias e empresas com resultado abaixo de 0,5 são classificadas como concordatárias. Também foram utilizados os parâmetros de 5% de significância para a entrada das variáveis e 10% de significância para a saída das variáveis.

Período 1988 a 2006

Utilizando o período inteiro da amostra, o modelo selecionado consistiu de duas variáveis: X_7 (liquidez corrente) e X_{14} (ROA), de maneira análoga ao modelo de análise discriminante. A variável X_{11} foi incluída no modelo de análise discriminante, mas não no modelo de regressão logística. A função matemática do modelo encontrada foi:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(1,791 + 6,929X_7 - 1,196X_{14})}}$$

As duas variáveis são significantes. O coeficiente da variável X_7 apresentou sinal conforme o esperado, indicando que quanto maior a liquidez corrente, menor a probabilidade de a empresa entrar em concordata. No entanto, era esperado sinal positivo para a variável X_{14} . O modelo classificou corretamente 77,1% das observações para um ano antes do evento de concordata. O erro tipo I foi de 28,2% e o erro tipo II foi de 18,2%. Esse resultado foi inferior ao índice de acerto da análise discriminante, que foi de 82,3%.

Período 1988 a 1993

Foram selecionadas as mesmas variáveis escolhidas para a análise discriminante: X_7 (liquidez corrente) e X_{14} (ROA). A função matemática do modelo encontrada foi:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(1,045 + 5,934X_7 - 0,662X_{14})}}$$

As duas variáveis são significantes. Os coeficientes apresentaram o mesmo comportamento da análise do período inteiro, ou seja, somente a variável X_7 apresentou sinal conforme o esperado. O modelo classificou corretamente 65,3% das observações para um ano antes do evento de concordata. O erro tipo I foi de 37,5% e o erro tipo II foi de 32,0%. O acerto do modelo com regressão logística também foi inferior ao acerto da análise discriminante.

Período 1994 a 2006

Não foi possível aplicar o método de *stepwise* para selecionar variáveis para o modelo de regressão logística nesse período, e, quando se utilizaram as variáveis X_7 (liquidez corrente) e X_{14} (ROA), significativas em todos os modelos, o método de máxima verossimilhança utilizado para estimar os coeficientes indicou que havia mais de uma solução e não foi obtido um resultado confiável.

Visando uma melhor comparação entre os modelos, foi testado, utilizando o modelo de regressão logística, o modelo com as quatro variáveis selecionadas pelo modelo de análise discriminante *stepwise* posterior à implementação do Real. As seguintes variáveis foram utilizadas: X_6 (lucro operacional antes de juros e imposto de renda / despesas financeiras), X_7 (liquidez corrente), X_{14} (ROA) e X_{17} (ln(patrimônio líquido)).

Primeiramente, foi testado o modelo com as quatro variáveis por meio da utilização do método de regressão logística para o período posterior à implementação do Real. Porém, devido ao insuficiente número de variáveis na amostra, não foi possível encontrar uma solução.

Foi testado então o modelo com as quatro variáveis por meio da utilização do método de regressão logística para o período inteiro, ou seja, de 1988 a 2006. A função matemática do modelo encontrada foi:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(0,330 - 0,008X_6 + 1,759X_7 + 7,469X_{14} - 0,077X_{17})}}$$

Como no caso de análise discriminante, as variáveis X_7 e X_{14} são significantes. No entanto, as variáveis X_6 e X_{17} não foram significantes. Os coeficientes dos indicadores contábeis X_7 e X_{14} apresentaram sinal conforme o esperado. Porém, os coeficientes das variáveis X_6 e X_{17} apresentaram sinal contrário ao esperado. O modelo classificou corretamente 82,3% das observações para um ano antes do evento de concordata. O erro tipo I foi de 18,8% e o erro tipo II foi de 16,7%.

Pode-se observar dessa comparação que tanto o modelo de regressão logística quanto o de análise discriminante selecionam como melhores as variáveis X_7 e X_{14} . Porém, o índice de acerto do modelo de análise discriminante foi superior em todos os casos. A Tabela 10 resume os resultados de todos os modelos testados.

Tabela 10: Comparação entre Modelos

	Análise Discriminante <i>Stepwise</i>			Regressão Logística <i>Stepwise</i>			Regressão Logística *
	Período de 1988 a 2006	Período de 1988 a 1993	Período de 1994 a 2006	Período de 1988 a 2006	Período de 1988 a 1993	Período de 1994 a 2006	Período de 1988 a 2006
Total Classificações Corretas	82,3%	67,9%	94,1%	77,1%	65,3%	N/A	82,3%
Erro Tipo I	14,6%	35,7%	6,7%	28,2%	37,5%	N/A	18,8%
Erro Tipo II	20,8%	28,6%	5,3%	18,2%	32,0%	N/A	16,7%

Fonte: a autora.

* Foram utilizadas as mesmas quatro variáveis selecionadas pelo modelo de análise discriminante *stepwise* para o período posterior à implementação do Real.

IV.4) Comparação do poder de previsão do modelo para 1, 2 e 3 anos antes do evento de concordata

Após o teste dos modelos de análise discriminante *stepwise* e regressão logística *stepwise* para dados de um ano antes do evento de concordata, procedeu-se uma verificação do modelo de análise discriminante *stepwise* para dois e três anos antes do evento de concordata. As quatro variáveis selecionadas pelo modelo de análise discriminante *stepwise* após a implementação do Real foram utilizadas para o desenvolvimento desta análise: X_6 (lucro operacional antes de juros e imposto de renda / despesas financeiras), X_7 (liquidez corrente), X_{14} (ROA) e X_{17} ($\ln(\text{patrimônio líquido})$). A utilização das mesmas variáveis e do mesmo período de tempo (após a implementação do Plano Real) foi fundamental para viabilizar a melhor comparação entre os resultados encontrados.

Para dois anos anteriores ao evento de concordata, a função discriminante encontrada foi:

$$Z = 0,268 - 0,119X_6 + 1,393X_7 + 3,473X_{14} - 0,174X_{17}$$

As variáveis X_7 e X_{14} são significantes. No entanto, as variáveis X_6 e X_{17} não foram significantes. Os coeficientes apresentaram o mesmo comportamento do modelo de análise discriminante *stepwise* para um ano antes do evento de concordata. Os coeficientes dos indicadores contábeis X_7 e X_{14} apresentaram sinal conforme o esperado. No entanto, os coeficientes das variáveis X_6 e X_{17} apresentaram sinal contrário ao esperado. O modelo classificou corretamente 81,1% da amostra, e, quando foi feita a validação cruzada, o índice de acerto caiu para 70,3%. O erro tipo I foi de 29,4% e o erro tipo II foi de 30,0%.

Para três anos anteriores ao evento de concordata, a função discriminante encontrada foi:

$$Z = -1,597 + 0,003X_6 + 1,541X_7 + 0,900X_{14} - 0,051X_{17}$$

As variáveis X_7 e X_{14} são significantes. No entanto, as variáveis X_6 e X_{17} não foram significantes. Os coeficientes das variáveis X_6 , X_7 e X_{14} apresentaram sinal conforme o esperado. No entanto, a variável X_{17} apresentou sinal contrário ao esperado. O modelo

classificou corretamente 81,3% da amostra, e, quando foi feita a validação cruzada, o índice de acerto caiu para 75,0%. O erro tipo I foi de 17,4% e o erro tipo II foi de 32,0%.

Apesar da perda de previsão para dados referentes a dois e três anos antes do evento de concordata, os resultados encontrados foram satisfatórios, com uma classificação correta do modelo acima de 70%.

De acordo com Ohlson (1980), a utilização de dados para dois anos anteriores ao evento de concordata assegura uma antecedência ao evento de inadimplência, suficiente para uma eventual ação dos credores. Assaf Neto e Brito (2005) defendem a utilização de demonstrativos contábeis referentes ao período de dois anos antes do evento de concordata, uma vez que dados para o período de um ano antes do evento de concordata já poderiam estar refletindo a situação concordatária da empresa.

V. Conclusão

O objetivo deste estudo foi desenvolver modelos de classificação de risco de crédito utilizando indicadores contábeis para empresas brasileiras, por meio da utilização das técnicas de análise discriminante e regressão logística. Observou-se que a utilização de indicadores contábeis em modelos de classificação de risco de crédito permite classificar empresas como concordatárias e não concordatárias, com um nível de acerto acima de 90% se forem utilizados dados contábeis divulgados após o Plano Real.

O resultado da comparação entre os modelos de análise discriminante e regressão logística demonstrou que o método de análise discriminante continua sendo uma ferramenta útil para a previsão de inadimplência. Apesar de seus rígidos pressupostos, este modelo obteve uma boa discriminação entre as empresas concordatárias e não concordatárias, e o índice de acerto do modelo de análise discriminante foi superior ao de regressão logística.

Constatou-se uma melhora significativa do modelo no período após a implementação do Plano Real. Com o novo cenário macroeconômico após 1994, as variáveis independentes selecionadas mudaram, aumentando o poder de previsão de inadimplência.

A seleção de variáveis pelo método análise discriminante *stepwise* gerou modelos com capacidade de previsão superior ao modelo de Altman (1968a), adaptado ao Brasil por Altman, Baidya e Dias (1979), Sanvicente e Bader (1996) e Sanvicente e Minardi (1998).

As variáveis com maior poder explicativo em todo o período analisado, e segmentando a amostra nos períodos anteriores e posteriores ao Plano Real, foram X_7 (liquidez corrente) e X_{14} (ROA).

O modelo que apresentou o maior poder explicativo foi o modelo de análise discriminante para o período posterior ao Real. Os indicadores contábeis selecionados neste modelo foram X_6 (lucro operacional antes de juros e imposto de renda / despesas financeiras), X_7 (liquidez corrente), X_{14} (ROA) e X_{17} ($\ln(\text{patrimônio líquido})$).

$$Z = 0,975 - 0,195X_6 + 1,828X_7 + 7,842X_{14} - 0,215X_{17}$$

Conforme esperado, foi observada uma perda de previsão do modelo utilizando dados referentes ao período de dois e três anos antes do evento de concordata. No entanto, os resultados encontrados foram satisfatórios, com uma classificação correta do modelo acima de 70%.

Os resultados encontrados neste estudo indicam que a análise discriminante é uma metodologia adequada para a construção de modelos de escoragem, e que a utilização de dados contábeis de empresas abertas e auditadas tem uma boa capacidade preditiva. No entanto, este modelo pode não ser adequado para empresas não auditadas, dado que seus indicadores contábeis podem não representar a verdadeira situação financeira da empresa.

Referências bibliográficas

ALTMAN, E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, v. 23, n. 4, pp. 586-609, Sept.1968a.

ALTMAN, E.I. The Prediction of Corporate Bankruptcy: A Discriminant Analysis. *The Journal of Finance*, v. 23, n. 1, pp. 193-194, Mar. 1968b.

ALTMAN, E.I.; HALDEMAN, R.G.; NARAYANAN, P. Zeta analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, pp. 29-54, 1977.

ALTMAN, E.I., BAIDYA, T.K.N.; DIAS, L.M.R. Assessing Potential Financial Problems for Firms in Brazil. *Journal of International Business Studies*, v. 10, n. 2, pp. 9-24, 1979.

ALTMAN, E.I.; EISENBEIS, R.A. Financial Applications of Discriminant Analysis: A Clarification. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, v. 13, n. 1, pp. 185-195, Mar. 1978.

ALTMAN, E.I.; MARCO, G.; VARETTO, F. Corporate Distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking and Finance*, pp. 505-529, 1994.

ALTMAN, E.I.; SAUNDERS, A. Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of Banking and Finance*, pp. 1721-1742, 1998.

ASSAF NETO, A.; TIBÚRCIO SILVA, C.A. *Administração do Capital de Giro*. São Paulo. Editora Atlas, 1995.

ASSAF NETO, A.; BRITO, G.A.S. *Modelo de Classificação de Risco de Crédito de Grandes Empresas*, 2005.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. Studies on the Validation of Internal Rating Systems. *Working Paper*, n. 14, May 2005.

BEAVER, W.H. Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, v. 4, pp. 71-111, 1966.

BEAVER, W.H. Market Prices, Financial Ratios, and the Prediction of Failure. *Journal of Accounting Research*, n.2, v. 6, pp. 179-192, 1968.

BLISS, J.H. Financial and Operating Ratios in Management. *The Ronald Press*, pp. 59, 1923.

DAMBOLENA, I.G.; KHOURY, S.J. Ratio Stability and Corporate Failure. *The Journal of Finance*, v. 35, n. 4, pp. 1017-1026, Sept.1980.

HAIR, J.F.; BLACK, W.C.; BABIN, B.J.; ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L. *Multivariate Data Analysis*, 6.ed., 2005.

KANITZ, S.C. *Indicadores Contábeis e Financeiros de Previsão de Insolvência: a experiência na pequena e média empresa brasileira*. São Paulo, 1976 - Tese (Livre Docência). Faculdade de Economia Administração e Contabilidade.

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

LECUMBERRI, L.F.L.; DUARTE, A.M. Uma metodologia para o gerenciamento de modelos de escoragem em operações de crédito de varejo no Brasil. *Revista de Economia Aplicada*, São Paulo, v. 7, n. 4, pp. 795-818, 2003.

MOSSMAN, C.E.; BELL, G.C.; SWARTZ, L.M.; TURTLE, H. An empirical comparison of bankruptcy models. *The Financial Review*, n.33, pp.35-54, 1998.

OHLSON, J.A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, v. 18, n. 1, pp. 109-131, 1980.

SANVICENTE, A.Z.; BADER, F.L.C. Filing for Financial Reorganization in Brazil: Event Prediction with Accounting and Financial Variables and the Information Content of the Filing Announcement. Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, São Paulo, Brasil. *Working Paper*, Mar.1996.

SANVICENTE, A.Z.; MINARDI, A. Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas, Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, São Paulo, Brasil, *Working Paper*, Out. 1998.

SERVIGNY, A.; RENAULT, O. *Measuring and Managing Credit Risk*. 1.ed. Nova Iorque: McGraw-Hill, 2004.