

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO - PPGA
MESTRADO ACADÊMICO EM CONTABILIDADE E FINANÇAS

**A Previsão de Insolvência pelo Modelo de Cox:
Uma Contribuição para a Análise de Companhias
Abertas Brasileiras**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Administração.

MÁRCIO SEVERO MARTINS

Orientador: Prof. Dr. Oscar Claudino Galli

Porto Alegre, janeiro de 2003.

FOLHA DE APROVAÇÃO DA BANCA EXAMINADORA

TRABALHO APRESENTADO EM BANCA E APROVADO POR:

Prof. Dr. Eduardo Pontual Ribeiro

Prof. Dr. Gilberto de Oliveira Kloeckner

Prof. Dr. Jairo Laser Procianoy

Prof. Dr. Oscar Claudino Galli

Conceito Final:

Porto Alegre, 23 de janeiro de 2003.

Professor Orientador: Oscar Claudino Galli

Área de Concentração: Finanças

Aluno: Márcio Severo Martins

RESUMO

Os primeiros estudos sobre previsão de falência foram elaborados por volta da década de 30. Entretanto, o assunto só ganhou impulso a partir da utilização de técnicas estatísticas, ao longo dos anos 60.

No Brasil, os primeiros trabalhos sobre o assunto datam dos anos 70. A esse respeito, vale destacar que a técnica estatística empregada em grande parte destes estudos foi a análise discriminante linear multivariada.

Na tentativa de contribuir para o tema, este trabalho se propõe a testar um modelo de previsão de concordatas de empresas de capital aberto, a partir da modelagem desenvolvida por Cox (1972). Esse modelo se diferencia daqueles estimados a partir de técnicas *logit*, *probit* e análise discriminante na medida em que fornece não apenas a probabilidade de que um determinado evento ocorra no futuro, mas também uma estimativa do tempo até sua ocorrência.

A análise dos resultados demonstrou que é possível identificar, antecipadamente, o risco de concordata de uma empresa de capital aberto. Nesse sentido, acredita-se que o modelo de Cox possa ser utilizado como auxiliar na previsão de concordatas de companhias abertas operando na Bolsa de Valores de São Paulo – Bovespa.

Palavras-Chave: Modelo de Riscos Proporcionais de Cox, previsão de concordatas, empresas de capital aberto, Bovespa.

ABSTRACT

The first studies on failure prediction were developed in the 1930's. However, the subject gained impulse only in the 1960's, when statistical techniques started to be used.

In Brazil, the first works on the subject date from the 1970's. It is worth pointing out that the statistical technique used in the majority of these works was the multivariate linear discriminant analysis.

In an attempt to contribute to the theme, this work proposes to test a model of prediction of corporate bankruptcy based on the model developed by Cox (1972). This model differs from those based on logit, probit and discriminant analysis techniques, because it provides not only the probability of an event happening in the future, but also an estimate of the time until it occurs.

The analysis of the results demonstrated that it is possible to identify, in advance, whether or not a corporation is likely to go bankrupt and that the Cox Proportional Hazard Model can be used as a tool in the task of predicting the risks of bankruptcy faced by corporations operating at Bovespa.

Keywords: Cox Proportional Hazards Model, failure prediction, corporations, Bovespa.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho, com suas virtudes e defeitos, não seria uma realidade sem o auxílio inestimável de muitas pessoas. Na tentativa de fazer justiça a todos aqueles que contribuíram direta ou indiretamente, para a realização desse estudo, passo aos agradecimentos, desculpando-me, antecipadamente, por qualquer omissão.

Gostaria de agradecer, em primeiro lugar, ao conjunto da sociedade brasileira, na figura do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq. Não menos importante é o agradecimento ao Prof. Dr. Oscar Claudino Galli, meu orientador, por seu apoio incondicional ao projeto.

Agradeço, também, àquelas pessoas que contribuíram com as informações necessárias à realização da pesquisa. Nesse sentido, não poderia esquecer o Prof. Dr. Enrico Antônio Colosimo, do Departamento de Estatística da Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG; o Prof. Dr. Alberto Borges Matias, da Faculdade de Economia e Administração da Universidade de São Paulo – USP; o Mestre Márcio Magalhães Janot; a senhorita Marilena Coscia, da Biblioteca da Bovespa; o pessoal da Partner, proprietária da base de dados SABE; o colega Adalto Acyr Althaus Júnior, pelos arquivos da Comissão de Valores Mobiliários – CVM; o pessoal da Biblioteca da Escola de Administração, e todos aqueles que, pacientemente, atenderam (ou tentaram atender) às minhas inúmeras solicitações, dentre os quais cito o Prof. Dr. David Roxbee Cox, da Oxford University, criador do modelo utilizado neste trabalho; o também Prof. Dr. Carlos A. Molina, da University of Texas at Austin; e a Biblioteca do Federal Reserve Bank of Cleveland.

À minha família pelo apoio, incentivo e confiança. A meus pais, João Alfredo e Luceni, por terem lutado a vida inteira para que eu e meu irmão tivéssemos as chances que eles nunca tiveram. Por tudo isso: Muito Obrigado.

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	10
1. APRESENTAÇÃO	10
2. PROBLEMA DE PESQUISA	12
3. JUSTIFICATIVA	12
4. OBJETIVOS	14
5. ORGANIZAÇÃO DO ESTUDO	14
CAPÍTULO 1 – ESTUDOS SOBRE PREVISÃO DE FALÊNCIAS	15
1.1 ESTUDOS REALIZADOS NO EXTERIOR	15
1.2 ESTUDOS REALIZADOS NO BRASIL	22
CAPÍTULO 2 – A ANÁLISE DE SOBREVIVÊNCIA E O MODELO DE COX	32
2.1 CONCEITOS BÁSICOS.....	33
2.1.1 Tempo Inicial	33
2.1.2 Escala de Medida	33
2.1.3 Evento de Interesse (falha)	34
2.1.4 Censura	34
2.1.5 Especificação do Tempo de Falha	35
2.1.5.1. A função de sobrevivência.....	35
2.1.5.2. A função de taxa de falha (ou risco).....	36
2.2 DESCRIÇÃO DO MODELO DE RISCOS PROPORCIONAIS DE COX	36
CAPÍTULO 3 – MÉTODO E ANÁLISE DOS RESULTADOS	40
3.1. INDICADORES ECONÔMICO-FINANCEIROS.....	40
3.2 AMOSTRA.....	48
3.3 TRATAMENTO DOS DADOS	53
3.4 RESULTADOS.....	60
CONSIDERAÇÕES FINAIS	78
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	
ANEXOS	

LISTA DE ABREVIATURAS

AC = ativo circulante
AGR = equipamentos agrícolas (setor)
ALM = alimentos (setor)
AP = ativo permanente
APC = auto-peças (setor)
AT = ativo total
AUT = automóveis e carrocerias (setor)
BCD = bens de consumo duráveis (setor)
BCR = bens de consumo recreativo (setor)
BP = balanço patrimonial
CAL = calçados e couros (setor)
COM = comércio (setor)
CON = construção naval e serviços portuários (setor)
CS = capital social
DESPFIN = despesas financeiras (Lucro Bruto - DRE)
DISP = disponibilidades
DRE = demonstração de resultados do exercício
EFTCP = empréstimos e financiamentos totais a curto prazo (passivo circulante)
ELE = eletro-eletrônicos (setor)
ELP = exigível a longo prazo
EST = estoques (ativo circulante)
FER = ferroviário (setor)
FORNCP = fornecedores – curto prazo (passivo circulante)
FTZ = fertilizantes (setor)
HOL = holding (setor)
IL = imobilizado líquido (ativo permanente)
LB = lucro bruto (DRE)
LL = lucro líquido (DRE)
LO = lucro operacional (DRE)
MAD = madeira (setor)
MET = metalúrgico (setor)
PAC = papel e celulose (setor)
PC = passivo circulante
PL = patrimônio líquido
PT = passivo total
QUI = químico e petroquímico (setor)
RECFIN = receitas financeiras (Lucro Bruto - DRE)
RLP = realizável a longo prazo
ROL = receita operacional líquida (DRE)
SID = siderúrgico (setor)
TEX = têxtil e vestuário (setor)
VPD = vidros plásticos e derivados (setor)

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resultados do estudo de Matias e Almeida (s.d.).....	29
Tabela 2 – Amostra de empresas concordatárias (C), não-concordatárias (NC) e amostra total nas fases de estimação e validação do modelo	49
Tabela 3 – Indicadores, coeficiente B, erro-padrão, nível de significância, coeficiente de correlação parcial e risco relativo dos indicadores selecionados pelo modelo	55
Tabela 4 – Classificação das empresas concordatárias (C) e não-concordatárias (NC) segundo o modelo de Cox no período 1990-1994 (dados de 1989).....	58
Tabela 5 – Nível de acerto global do modelo de Cox no período 1990-1994 (dados de 1989).....	59
Tabela 6 – Classificação das empresas por porte	59
Tabela 7 – Classificação das empresas por porte – 11 meses	60
Tabela 8 – Classificação das empresas por porte – 14 meses	60
Tabela 9 – Classificação das empresas por porte – 24 meses	60
Tabela 10 – Falhas de 1990.....	61
Tabela 11 – Falhas de 1991.....	62
Tabela 12 – Falhas de 1992.....	63
Tabela 13 – Falhas de 1993.....	64
Tabela 14 – Falhas de 1994.....	66
Tabela 15 – Censuras.....	67
Tabela 16 – Falhas de 1995.....	69
Tabela 17 – Falhas de 1997.....	70
Tabela 18 – Falhas de 1998.....	71
Tabela 19 – Falhas de 1999.....	73
Tabela 20 – Falhas de 2000.....	74
Tabela 21 – Censuras.....	77

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Estudos sobre previsão de falência realizados no exterior	15
Figura 2 – Estudos sobre previsão de falência realizados no Brasil.....	22
Figura 3 – Empresas não-concordatárias utilizadas na complementação do grupo de controle	52
Figura 4 – Empresas concordatárias presentes no SABE (1990-2000).....	53
Figura 5 – Empresas, data da concordata, amostra e fonte da informação..	53
Figura 6 – Perfis de sobrevivência para empresas concordatárias (C) e não-concordatárias (NC).....	56

INTRODUÇÃO

1. APRESENTAÇÃO

Os primeiros estudos sobre a previsão de falência foram elaborados por volta da década de 30. Entretanto, o assunto só ganhou impulso a partir da utilização de técnicas estatísticas, ao longo dos anos 60.

Neste sentido, a publicação do artigo *“Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”*, de Edward Altman (1968), constitui um divisor de águas. De fato, os estudos sobre falência realizados até aquela data analisavam os diversos indicadores contábeis isoladamente. A utilização da análise discriminante permitiu que se avaliasse a importância de cada índice numa base multivariada¹.

Contraopondo-se a uma visão acadêmica que desprezava a análise baseada em índices contábeis, esse autor utilizou a previsão de falências como exemplo ilustrativo de sua importância. Ao demonstrar que a falência de uma companhia podia ser prevista a partir da análise de seus indicadores contábeis, Altman ajudou a expandir os limites da análise econômico-financeira.

Estudos realizados posteriormente se preocuparam em analisar o risco de falência de empresas financeiras e não-financeiras, por meio de técnicas estatísticas multivariadas. Neste sentido, destacam-se, cronologicamente, os trabalhos de Sinkey (análise discriminante), Lane, Looney e Wansley (modelo de risco proporcional de Cox), Thomson (*logit*), Whalen (modelo de risco proporcional de Cox), Morgado (análise discriminante), Lennox (análise discriminante, *logit* e *probit*), Shumway (modelo de risco proporcional), Rosillo C. (análise discriminante) e Molina (modelo de risco proporcional de Cox).

¹ “A estatística multivariada compreende um conjunto de técnicas que analisam simultaneamente um conjunto de variáveis que caracterizam os objetos ou indivíduos de uma amostra” (UERJ/IME).

No Brasil, os primeiros trabalhos sobre o assunto datam dos anos 70. A esse respeito, vale destacar que a técnica estatística empregada em grande parte destes estudos foi a análise discriminante linear multivariada.

De fato, um balanço dos estudos realizados ao longo do período 1976-1996 mostra que, à exceção de Carmo², os trabalhos de Elizabetsky, Kanitz, Matias, Altman-Baydia-Dias, Marques, Bragança-Bragança, Kasznar, Nunes e Santos empregaram a análise discriminante na estimação de modelos voltados à previsão de falência de empresas financeiras e não-financeiras.

A utilização de outras técnicas só ocorre, efetivamente, a partir de 1996, com os trabalhos de Matias e Siqueira, Minussi (regressão logística); Matias e Almeida, Lachtermacher e Espenchitt (redes neurais); Rocha, Janot (modelo de risco proporcional de Cox).

Na tentativa de contribuir para o tema, este trabalho se propôs a testar um modelo de previsão de insolvência³ de empresas de capital aberto a partir da modelagem desenvolvida por Cox (1972). Esse modelo se diferencia daqueles estimados a partir de técnicas *logit*, *probit* e análise discriminante na medida em que fornece não apenas a probabilidade de que um determinado evento ocorra no futuro, mas também uma estimativa do tempo até sua ocorrência.

Nesse sentido, a estimação das probabilidades de sobrevivência para diferentes horizontes de tempo permite obter o “perfil de sobrevivência” das empresas incluídas na amostra. Além disso, esse modelo possui a vantagem de não estabelecer hipótese sobre a forma de distribuição dos dados.

Embora tenha sido empregado na previsão de falência bancária por Rocha (1999) e Janot (1999), não se conhece, até o presente momento, qualquer iniciativa no sentido de adaptá-lo à previsão de insolvência de companhias abertas. De fato, essa é a principal contribuição do trabalho proposto.

A exemplo de outras técnicas estatísticas empregadas na previsão de falência, o modelo de risco proporcional exige dados anteriores ao evento

² A técnica utilizada por Carmo foi a análise fatorial.

sob análise. Tendo em vista que a obtenção de dados constitui a maior dificuldade para a realização de estudos desta natureza, optou-se por uma base de dados originalmente criada pelo IBMEC – Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, denominada SABE (Sistema de Análise de Balanços Empresariais).

Constituída a partir das informações que as empresas enviam à CVM, esta base abrange cerca de 400 empresas de capital aberto negociadas em bolsas de valores brasileiras desde 1987.

2. PROBLEMA DE PESQUISA

O presente trabalho de pesquisa visa responder à seguinte questão: A insolvência (concordata) de companhias abertas operando no mercado brasileiro pode ser prevista por meio de um sistema de *early warning* construído a partir do Modelo de Risco Proporcional de Cox ?

3. JUSTIFICATIVA

Em sua tese de doutorado, sobre o instituto jurídico da concordata, Matias (1992) observou que o perfil das empresas antes da concordata se caracterizava pelo endividamento histórico, imobilização contínua e deterioração do capital de giro. Nesse ambiente, uma queda nas vendas precipitava a insolvência da empresa pela incapacidade de cumprir suas obrigações.

De acordo com esse autor, a situação financeira das empresas não melhorava após a concordata. Embora a estrutura de capital apontasse uma redução do endividamento e das dívidas de curto prazo, muitas firmas se encontravam descapitalizadas ao final do processo. Além disso, o grau de imobilização, a liquidez e a rentabilidade não se modificavam

³ Para efeito de definição, conceitua-se insolvência como a data de requerimento da concordata (preventiva/suspensiva).

significativamente, de forma que muitas empresas continuavam insolventes após o encerramento da concordata.

Nesse sentido, um sistema de *early warning* capaz de identificar empresas insolventes com antecedência de alguns meses é uma ferramenta de grande utilidade para autoridades governamentais, instituições financeiras e investidores em geral. Com efeito, o esforço realizado no sentido de antecipar uma situação de insolvência se justifica em função de suas inúmeras aplicações, dentre as quais destacam-se:

- **Monitoração de empresas:** Um sistema de *early warning* permite que as autoridades governamentais fiscalizem as empresas de forma mais eficiente.
- **Redução do risco envolvido em operações de crédito (financiamento):** Um sistema de *early warning* atende às necessidades de instituições financeiras às voltas com o problema da análise de crédito, na medida em que auxilia a avaliar os riscos envolvidos em operações desta natureza. Neste sentido, se a probabilidade de insolvência do tomador de recursos exceder à probabilidade (risco) de insolvência admitida pelo agente financeiro, este pode negar a concessão do crédito (ou negociar as condições do contrato) baseado em critérios objetivos.
- **Redução do risco associado a operações de investimento (compra de títulos de dívida, ações, etc):** A determinação do risco de insolvência é conveniente para os investidores, pois permite classificar os diversos títulos negociados no mercado em função das condições financeiras da empresa que os emitiu, desconsiderando oscilações atípicas causadas por movimentos especulativos.

4. OBJETIVOS

4.1. OBJETIVO GERAL

Testar um modelo de previsão de insolvência de empresas de capital aberto, a partir da modelagem desenvolvida por Cox (*Cox Proportional Hazards Model*).

4.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Identificar o(s) indicador(es) financeiro(s) mais importante(s) na determinação do risco de insolvência segundo este modelo;
- Prever as concordatas das empresas de capital aberto ocorridas ao longo do período 1990-2000.

5. ORGANIZAÇÃO DO ESTUDO

O presente trabalho está estruturado em três capítulos. O primeiro capítulo apresenta uma revisão de literatura contendo uma síntese dos principais estudos realizados, em nível nacional e internacional, sobre a previsão de falências ao longo dos últimos 35 anos.

O segundo capítulo inicia apresentando uma breve explanação sobre Análise de Sobrevivência, área da Estatística na qual se insere o Modelo de Cox, destacando, logo a seguir, algumas aplicações, vantagens e desvantagens do referido modelo. Em seguida, discutem-se alguns conceitos básicos sobre o assunto. Subseqüentemente, o capítulo descreve o Modelo de Riscos Proporcionais de Cox.

O terceiro capítulo apresenta o método utilizado na análise, bem como os resultados decorrentes de sua aplicação. Concluindo, apresentam-se algumas considerações sobre os objetivos, potencialidades, limitações e resultados do estudo desenvolvido.

CAPÍTULO 1 – ESTUDOS SOBRE PREVISÃO DE FALÊNCIAS

Esse capítulo apresenta os principais estudos sobre a previsão de falências realizados no exterior ao longo dos últimos 35 anos. Os estudos realizados no Brasil são analisados a partir de meados dos anos 70, época em que surgiram os primeiros trabalhos enfocando o assunto.

1.1 ESTUDOS REALIZADOS NO EXTERIOR

Os primeiros estudos sobre a previsão de falência foram elaborados (nos Estados Unidos) por volta da década de 30. Entretanto, o assunto só ganhou impulso a partir da utilização de técnicas estatísticas, ao longo dos anos 60.

Ano	Local	Autor(es)	Técnica Estatística
1966	EUA	Beaver	teste de classificação dicotômica
1968	EUA	Altman	análise discriminante
1975	EUA	Sinkey	análise discriminante
1986	EUA	Lane, Looney e Wansley	modelo de risco proporcional de Cox
1991	EUA	Thomson	regressão logística
1991	EUA	Whalen	modelo de risco proporcional de Cox
1997	POR	Morgado	análise discriminante
1998	ING	Lennox	análise discriminante, "probit" e regressão logística
1999	EUA	Shumway	modelo "hazard"
2001	COL	Rosillo C.	análise discriminante
2002	VEN	Molina	modelo de risco proporcional de Cox

Figura 1 - Estudos sobre previsão de falência realizados no exterior.

Obs.: EUA = Estados Unidos, POR = Portugal, ING = Inglaterra, COL = Colômbia, VEN = Venezuela.

O estudo de Beaver, realizado em 1966, utilizou um teste de classificação dicotômica baseado num conjunto de 30 índices. Seus resultados demonstraram que os indicadores mais importantes para a determinação do risco de falência eram⁴:

- geração de caixa/dívida total (+)

⁴ De acordo com Minussi (2001; 29).

- lucro líquido/ativo total (+)
- exigível total/ativo total (-)
- capital de giro/ativo total (+)
- liquidez corrente (+)

Além disso, as evidências observadas nos 5 anos anteriores à falência reforçavam a idéia de que a análise de índices podia ser utilizada na previsão de dificuldades financeiras.

Em 1968, Altman publicou um artigo intitulado *“Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”*, contrapondo-se à visão acadêmica que desprezava a análise baseada em índices contábeis. Na tentativa de testar a qualidade dos indicadores financeiros, o autor desenvolveu um estudo sobre a previsão de falência de empresas por meio da análise discriminante.

Utilizando uma amostra de 66 firmas (33 solventes e 33 insolventes), estratificadas por setor e tamanho, o autor testou 22 variáveis relacionadas à liquidez, rentabilidade, alavancagem, solvência e atividade. Como resultado, Altman obteve a seguinte função discriminante:

$$Z = 0,012X1 + 0,014X2 + 0,033X3 + 0,006X4 + 0,999X5, \text{ onde:}$$

$$X1 = \text{working capital} / \text{total assets}$$

$$X2 = \text{retained earnings} / \text{total assets}$$

$$X3 = \text{earnings before interest and taxes} / \text{total assets}$$

$$X4 = \text{market value equity} / \text{book value of total debt}$$

$$X5 = \text{sales} / \text{total assets}$$

De acordo com o autor, o modelo atingiu um índice de acerto global de 95% na amostra de estimação. Testes de validação realizados posteriormente confirmaram as qualidades do modelo estimado. No geral, os resultados demonstraram ser possível prever falências com 2 anos de antecedência.

Na década de 70, Joseph Sinkey desenvolveu um estudo enfocando a previsão de insolvência de bancos norte-americanos. A amostra utilizada neste trabalho era composta por 220 bancos (110 solventes e 110 insolventes).

Partindo da hipótese de que os dois fatores mais importantes na explicação dos problemas de insolvência associados aos bancos eram a qualidade do gerenciamento e a honestidade dos empregados, e supondo que tais fatores se refletiam, indiretamente, nas demonstrações contábeis das instituições bancárias, Sinkey (1975) estimou uma função discriminante sobre um conjunto de 10 variáveis utilizadas como proxies do desempenho gerencial e operacional.

Os testes realizados pelo autor demonstraram que um banco solvente podia ser diferenciado de um banco insolvente a partir de informações contábeis acessíveis ao público em geral.

Lane, Looney e Wansley (1986) foram os primeiros a adaptar o Modelo de Riscos Proporcionais de Cox à previsão de falências. Utilizando as falências bancárias ocorridas ao longo do intervalo compreendido entre os meses de janeiro de 1979 e junho de 1984, os autores estimaram dois modelos segundo esse método: o primeiro modelo calculava a probabilidade de um banco falir nos 12 meses seguintes; o segundo modelo calculava a mesma probabilidade para os 24 meses seguintes.

A amostra utilizada nesse trabalho era composta por 130 bancos insolventes, e 334 bancos solventes. Para efeito de comparação, os autores utilizaram a mesma amostra para estimar um modelo de falência bancária por meio de análise discriminante linear multivariada.

De acordo com os autores, os resultados não apontaram o predomínio de um modelo sobre o outro, embora o modelo de Cox tenha apresentado melhores resultados num horizonte de tempo de 24 meses.

Thomson (1991) desenvolveu um estudo no sentido de avaliar a potencialidade de um modelo de previsão de falências bancárias baseado em regressão logística. De acordo com o autor, este tipo de estudo se justifica na medida em que possibilita uma maior compreensão dos fatores relacionados à falência das instituições. Além de capacitar o gerenciamento

e a regulação eficiente dos bancos, a habilidade para diferenciar uma instituição saudável de outra com problemas atua no sentido de reduzir o custo esperado das falências bancárias.

Utilizando uma amostra de 1.736 bancos solventes e 770 bancos insolventes (que faliram ao longo do período compreendido entre o primeiro semestre de 1984 e o primeiro semestre de 1989), o autor estimou um modelo usando regressão logística. Em seguida, testou a exatidão do modelo até 48 meses antes da falência.

Os resultados demonstraram que solvência e liquidez são os fatores mais importantes na previsão de falência até 30 meses antes do evento. Entretanto, à medida que o tempo para a falência aumenta, a qualidade dos ativos, os resultados operacionais e o desempenho gerencial adquirem grande importância.

Whalen (1991) construiu um sistema de alerta antecipado (*early warning system*) baseado no Modelo de Risco Proporcional de Cox. Utilizando uma amostra dos bancos que faliram entre o primeiro dia de janeiro de 1987 e último dia de outubro de 1990, e um grupo de 1.500 bancos que não faliram dentro deste período, o autor estimou o modelo para um pequeno grupo de variáveis explicativas. Seus resultados indicam que o modelo identificou os bancos solventes e insolventes com grande exatidão.

Adicionalmente, Whalen (1991) observa que uma grande proporção dos bancos que faliram subsequentemente apareciam como falências potenciais em períodos anteriores à concretização do evento. Neste sentido, o autor se mostra surpreso com o índice de acertos do modelo, uma vez que os coeficientes foram estimados com dados de 1986, e não foram atualizados posteriormente.

Morgado (1997) desenvolveu um estudo de previsão de insolvência de empresas portuguesas baseado no trabalho de Altman. Utilizando a técnica da análise discriminante multivariada, o autor estimou dois modelos para uma amostra composta por 18 empresas solventes e 27 empresas insolventes.

Seus resultados permitem concluir que o modelo baseado na análise discriminante pode ser utilizado para prever a falência de empresas com

uma antecedência de até 12 meses. Acima deste período, a precisão do modelo cai significativamente, reduzindo sua capacidade como sistema de alerta antecipado.

De acordo com o autor, a dimensão liquidez foi a que mais contribuiu para a falência das empresas no intervalo de 12 meses anteriores ao evento. Os modelos estimados por Morgado (1997) possuíam as seguintes funções discriminantes:

$$Z1 = -0,28057 + 5,60378X1 - 1,19643X2 + 3,44160X3 + 0,00088X4$$

$$Z2 = -1,62919 + 11,07914X5 + 1,78966X2 + 1,77455X4 - 0,39775X6$$

Onde:

Z1 = z score obtido a partir dos índices contábeis

Z2 = z score obtido a partir dos logaritmos dos índices contábeis

X1 = resultados operacionais / passivo total

X2 = ativo circulante / passivo de curto prazo

X3 = ativo circulante reduzido / passivo de curto prazo

X4 = *no credit interval*⁵

X5 = meios libertos brutos totais⁶ / encargos financeiros

X6 = disponível / passivo de curto prazo

Lennox (1998) examinou as causas da falência de companhias abertas inglesas, utilizando modelos *logit*, *probit* e de análise discriminante. A amostra utilizada nesse trabalho foi composta a partir dos dados existentes para 949 empresas britânicas (160 insolventes) ao longo do período 1987-1994.

Ao contrário de outros estudos, o autor evitou a composição de amostras emparelhadas, pois isso lhe permitiu avaliar os efeitos de tamanho,

⁵ De acordo com MORGADO (1997), o indicador *no credit interval* é obtido pela fórmula

$$NCI = \frac{(ativocirculante - estoques) - passivodecurtoprazo}{\left(\frac{custosoperacionaisdesembolsáveis}{365} \right)}$$

setor e ciclo econômico sobre a probabilidade de falência. As dimensões da amostra também evitaram os problemas associados à utilização de pequenos grupos.

Segundo Lennox (1998), os resultados indicam que a lucratividade, alavancagem, fluxo de caixa, tamanho da companhia, setor da economia e ciclo econômico influenciam a probabilidade de falência. De acordo com esse autor, testes para heterocedasticidade⁷ mostraram que o fluxo de caixa e a alavancagem possuem efeitos não-lineares muito significantivos que, levados em conta, ampliam a capacidade explicativa do modelo.

Contrariando estudos anteriores, os resultados demonstraram que modelos logit e probit possuem maior capacidade de previsão que modelos baseados em análise discriminante.

Shumway (1999) desenvolveu um modelo *hazard* para a previsão de falência de empresas. Segundo esse autor, tais modelos são mais apropriados à tarefa de prever a insolvência, pois produzem estimativas consistentes e não-viesadas, ao contrário dos modelos de um único período utilizados habitualmente.

De acordo com Shumway (1999), metade dos indicadores contábeis utilizados em estudos anteriores não se prestam à previsão de falência, uma vez que não apresentam significância estatística quando associados ao fenômeno da insolvência. Neste sentido, o autor destaca a importância de variáveis de mercado, tais como: retornos passados dos preços das ações, desvio-padrão idiossincrático dos retornos das ações e o tamanho do mercado.

Rosillo C. (2001) aplicou o modelo de Altman (1968) ao caso colombiano na tentativa de identificar os indicadores mais importantes na previsão de dificuldades financeiras. Seu trabalho se diferencia dos demais por não utilizar empresas insolventes na composição da amostra.

Utilizando indicadores de liquidez, endividamento e rentabilidade, o autor estabeleceu um ranking de empresas para cada uma destas dimensões. Em seguida, ponderou cada indicador pela posição da

⁶ $MLBT = \text{lajir} + \text{amortização} + \text{provisões} - \text{variação da produção}$ (no caso de empresas industriais)

respectiva empresa no ranking. A média obtida ao final do processo permitiu classificar as empresas em “fortes” ou “fracas”. Neste sentido, as empresas com menores valores de ponderação foram consideradas “fortes”, enquanto as empresas com maiores valores de ponderação foram consideradas “fracas”.

Obtida essa classificação, o autor selecionou 80 empresas (50 fortes e 30 fracas) para a estimação da função discriminante. As demais empresas (15 fortes e 11 fracas) foram reservadas para os testes de validação do modelo.

Trabalhando com um conjunto de 12 indicadores, obtidos a partir das demonstrações contábeis das empresas ao longo de um período de 4 anos, o autor estimou a seguinte função discriminante:

$$Z = -7,165X1 + 9,852X2 + 1,097X3 + 1,563, \text{ onde:}$$

$$X1 = \textit{debts}$$

$$X2 = \textit{patrimony income-yeld}$$

$$X3 = \textit{long term leverage}$$

Segundo Rosillo C. (2001), os resultados permitem concluir que o modelo pode ser utilizado para prever se uma empresa é “forte” ou “fraca”, por meio de indicadores financeiros obtidos através da análise discriminante.

Molina (2002) utilizou o modelo de risco proporcional de Cox para identificar os indicadores financeiros que poderiam ter predito as falências bancárias ocorridas durante a crise financeira ocorrida na Venezuela entre os anos de 1994 e 1995.

A amostra usada nesse trabalho era composta por 36 bancos (19 solventes e 17 insolventes), sobre os quais foram coletadas informações semestrais para o período compreendido entre junho de 1987 e junho de 1996. A probabilidade de falência foi calculada para um conjunto de 13

⁷ Heterocedasticidade é, em essência, a violação do pressuposto de que a variância dos resíduos gerados pela estimação de um modelo são constantes.

indicadores financeiros, englobando as dimensões liquidez, rentabilidade e endividamento.

Seus resultados demonstraram que a habilidade para gerar lucros expressivos e a garantia dos títulos governamentais de baixo risco foram determinantes para evitar a falência durante uma crise que arruinou mais da metade do sistema financeiro venezuelano. De fato, capitalização elevada e altas taxas de retorno sobre os investimentos ajudavam a reduzir o risco de falência. Nesse contexto, bancos com baixos custos operacionais e elevados custos financeiros apresentavam maior probabilidade de falência.

1.2 ESTUDOS REALIZADOS NO BRASIL

Os primeiros estudos sobre a previsão de falência realizados no Brasil datam dos anos 70. Como se pode verificar na figura 2, boa parte destes trabalhos utilizou a análise discriminante linear multivariada. A facilidade de aplicação e interpretação dos resultados obtidos com esta técnica explica, em boa medida, seu grau de utilização.

Ano	Autor(es)	Técnica Estatística
1976	Elizabetsky	análise discriminante
1978	Kanitz	análise discriminante
1978	Matias	análise discriminante
1979	Altman, Baydia e Dias	análise discriminante
1980	Marques	análise discriminante
1985	Bragança e Bragança	análise discriminante
1986	Kasznar	análise discriminante
1987	Carmo	análise fatorial
1988	Nunes	análise discriminante
1996	Santos	análise discriminante
1996	Matias e Siqueira	regressão logística
s.d.	Matias e Almeida	redes neurais
1997	Silva	análise discriminante
1997	Securato e Famá	cálculo do coeficiente de variação
1999	Rocha	modelo de risco proporcional de Cox
1999	Janot	modelo de risco proporcional de Cox e regressão logística
2001	Lachtermacher e Espenchitt	redes neurais
2001	Minussi	regressão logística

Figura 2 - Estudos sobre previsão de falência realizados no Brasil.

Roberto Elizabetsky⁸ *apud* Minussi (2001), construiu um modelo de previsão de insolvência analisando empresas do ramo de confecções. A amostra utilizada em seu trabalho continha 373 empresas, sendo 274 solventes e 99 insolventes.

De acordo com Minussi (2001, p.33), Elizabetsky *“iniciou o trabalho com 60 índices, tendo usado um processo de análise de correlação entre grupos de índices com o objetivo de reduzir a quantidade de variáveis”*. Ao final dessa etapa, o autor aplicou a análise discriminante sobre um conjunto de 38 variáveis (índices).

O modelo desenvolvido por Elizabetsky apresentava a seguinte função discriminante:

$$Y = 1,93X1 - 0,21X2 + 1,02X3 + 1,33X4 - 1,13X5$$

Nesse modelo, cujo ponto crítico era 0,5, os indicadores mais significativos para a previsão de falência eram:

X1 = Lucro Líquido / Vendas

X2 = Disponível / Ativo Permanente

X3 = Contas a Receber / Ativo Total

X4 = Estoques / Ativo Total

X5 = Passivo Circulante / Ativo Total

Abaixo do ponto crítico a empresa era classificada como “insolvente”, ocorrendo o contrário quando o fator de insolvência se localizasse acima daquele ponto.

Em 1978, Kanitz realizou um dos estudos mais conhecidos sobre a previsão de insolvência já feitos no Brasil. De acordo com Kassai *et al.* (2000), o referido autor utilizou a análise discriminante para construir um modelo de previsão de falências baseado em indicadores econômico-financeiros. Esse modelo classificava as empresas de acordo com uma

⁸ ELIZABETSKY, Roberto. Um Modelo Matemático para Decisão de Crédito no Banco Comercial. São Paulo, 1976.

escala numérica de -7 a $+7$ denominada “termômetro de insolvência”. O “fator de insolvência” era obtido a partir da seguinte função discriminante:

$$Y = 0,50X1 + 1,65X2 + 3,55X3 - 1,06X4 - 0,33X5, \text{ onde:}$$

Y = Fator de Insolvência

$X1$ = Lucro Líquido / Patrimônio Líquido

$X2$ = (Ativo Circulante + Realizável a Longo Prazo) / (Passivo Circulante + Exigível a Longo Prazo)

$X3$ = (Ativo Circulante - Estoques) / Passivo Circulante

$X4$ = Ativo Circulante / Passivo Circulante

$X5$ = (Passivo Circulante + Exigível a Longo Prazo) / Patrimônio Líquido

O resultado obtido através da equação permitia classificar uma empresa de acordo com sua solvabilidade. Assim, uma firma cujo fator se situasse entre 0 e 7 era considerada “solvente”. Por outro lado, se o fator estivesse contido no intervalo $[-4, -7]$ a firma era classificada como “insolvente”. Uma empresa com fator de insolvência pertencente ao intervalo $[-1, -3]$ se encontrava numa região do termômetro denominada “penumbra”. Nessa região, o modelo não conseguia discriminar, satisfatoriamente, a solvabilidade de uma empresa.

Outros autores desenvolveram modelos semelhantes, todos utilizando a mesma técnica. Matias⁹ *apud* Minussi (2001), por exemplo, empregou a análise discriminante para uma amostra de 100 empresas, sendo 50 solventes e 50 insolventes. A respeito desse trabalho, vale destacar o fato de que somente o índice de endividamento ($X2$) discriminava corretamente 93 das 100 empresas. De fato, o acréscimo de outras variáveis pouco acrescentava em termos de capacidade discriminatória¹⁰.

O modelo estimado por Matias, possuía a seguinte função:

⁹ MATIAS, Alberto Borges. Contribuição às Técnicas de Análise Financeira: Um Modelo de Concepção de Crédito Utilizando a Técnica Estatística de Análise Discriminante”. São Paulo, 1978.

¹⁰ Segundo MINUSSI (2000, p.33), “a utilização de 33 variáveis alocaria corretamente 95 das 100 empresas”.

$Y = 23,79X1 - 8,26X2 - 9,87X3 - 0,76X4 - 0,54X5 + 9,91X6$, no qual

X1 = Patrimônio Líquido / Ativo Total

X2 = Empréstimos Bancários / Ativo Circulante

X3 = Fornecedores / Ativo Total

X4 = Ativo Circulante / Passivo Circulante

X5 = Lucro Operacional / Lucro Bruto

X6 = Disponível / Ativo Total

O ponto crítico, nesse modelo, era igual a zero.

Altman, Baydia e Dias (1979, p.17) estimaram dois modelos com o objetivo de “*classificar e prever problemas financeiros nas empresas*”. As funções discriminantes destes modelos eram as seguintes:

$Y1 = -1,44 + 4,03X2 + 2,25X3 + 0,14X4 + 0,42X5$

$Y2 = -1,84 - 0,51X1 + 6,32X3 + 0,71X4 + 0,53X5$, onde:

Y1 = Fator de Insolvência do Modelo 1

Y2 = Fator de Insolvência do Modelo 2

X1 = (Ativo Circulante – Passivo Circulante) / Ativo Total

X2 = Reservas e Lucros Suspensos / Ativo Total

X3 = Ativo Total

X4 = Patrimônio Líquido / Ativo Total

X5 = Vendas / Ativo Total

Nestes modelos, o ponto “crítico” era igual a zero. Desta forma, empresas com fator de insolvência maior que zero eram classificadas como “solventes”. Caso contrário, eram classificadas como “insolventes”.

José Pereira da Silva¹¹ *apud* Minussi (2001), construiu um modelo de previsão de falência utilizando a análise discriminante. Trabalhando com

¹¹ SILVA, José Pereira da. *Análise Financeira das Empresas*. – São Paulo: Atlas, 1997.

uma amostra de 419 empresas industriais e comerciais (respectivamente, 337 e 82), o autor estimou a seguinte função discriminante:

$$Y = 0,72 - 5,12X1 + 11,02X2 - 0,34X3 - 0,05X4 + 8,61X5 - 0,004X6,$$

onde:

X1 = Duplicatas Descontadas / Duplicatas a Receber

X2 = Estoque Final / Custo das Vendas

X3 = Fornecedores / Vendas

X4 = Estoque Médio / Custo das Vendas

X5 = (Lucro Operacional + Despesas Financeiras) / (Ativo Total – Investimento Médio)

X6 = Exigível Total / (Lucro Líquido + 10% Imobilizado Médio + Saldo Devedor da Correção Monetária)

Em sua análise, Pereira considerava um ponto crítico igual a zero. A respeito desse trabalho, Minussi (2001) observa que os índices utilizados para classificar as empresas de acordo com o risco de insolvência eram diferentes para o primeiro e o segundo ano antes do evento da concordata.

Kassai *et al.* (2000) explica que todos estes modelos foram estimados com amostras obtidas à época de sua elaboração. Hoje, dificilmente alcançariam a precisão de resultados obtida quando de seu desenvolvimento.

Na década de 80, Minussi (2001) destaca os trabalhos de Marques (1980), Bragança e Bragança (1985), Kasznar (1986), Carmo (1987) e Nunes (1988). Segundo este autor, Marques utilizou a análise discriminante para avaliar o risco de falência de pequenas e médias empresas. Suas conclusões indicavam que a insolvência destas firmas podia ser explicada pelo *“desequilíbrio a longo prazo na estrutura de recursos permanentes das empresas”* (MINUSSI; 2001, p.34).

O estudo de Bragança e Bragança¹² merece destaque na medida em que os autores não selecionaram aprioristicamente os indicadores utilizados como variáveis explicativas do modelo.

De acordo com Minussi (2001, p.34), o trabalho de Kasznar¹³ “propôs um novo enfoque à teoria da falência”, pois introduziu “expectativas empresariais na geração e continuação de negócios ao longo do tempo”. Após testar um conjunto de 178 variáveis, Kasznar selecionou 5 índices significativos ao estudo de processos de falências e concordatas.

O estudo de Carmo¹⁴ utilizou a análise fatorial para modelar a previsão de insolvência de companhias abertas brasileiras.

Nunes¹⁵ empregou a análise discriminante para construir seu modelo de previsão de insolvência. Seu trabalho se diferencia por abordar questões específicas do mercado brasileiro, como as modificações introduzidas na Lei das Sociedades Anônimas à época de realização do estudo.

Subseqüentemente, Matias e Siqueira (1996) empregaram regressão logística para prever o risco de insolvência de bancos brasileiros. Utilizando uma amostra composta por 29 bancos que sofreram liquidação, intervenção ou incorporação no período compreendido entre julho de 1994 e abril de 1996, os autores estimaram seu modelo a partir de um conjunto de 26 indicadores de desempenho econômico-financeiro “comumente usados no Brasil para a análise de bancos”.

Segundo Matias e Siqueira (1996), a probabilidade de insolvência de um banco podia ser medida pela fórmula:

$$\text{Pr (insolvência)} = \frac{1}{1 + e^{(7,4506 - 0,5663\text{CustoAdm} - 0,3842\text{Comprom} - 0,0356\text{EvolCapt})}}$$

¹² BRAGANÇA, L.A.; BRAGANÇA, S.L. Rating, Previsão de Concordatas e Falências no Brasil. Revista Brasileira de Mercado de Capitais. – Rio de Janeiro, jan-mar/1985.

¹³ KASZNAR, Istvan K. Falências e Concordatas de Empresas – Modelos Teóricos e Estudos Empíricos (1978-1982). Dissertação de Mestrado, EPGE/FGV, 1986.

¹⁴ CARMO, M.E.M. A Concordata das Companhias de Capital Aberto – Um Estudo Preditivo Utilizando Modelos de Análise Fatorial. Dissertação de Mestrado, Departamento de Administração, PUC-RIO, 1987.

¹⁵ NUNES, V.M. Um Modelo de Previsão de Problemas Financeiros Graves em Empresas. Dissertação de Mestrado, Departamento de Administração, PUC-RIO, 1988.

Onde:

CustoAdm = custo administrativo

Comprom = comprometimento do patrimônio líquido com créditos em liquidação

EvolCapt = evolução da captação de recursos

Nestas condições, o modelo alcançou uma precisão global de classificação da ordem de 91 % (solventes e insolventes). De acordo com os autores, a insolvência bancária no Brasil se caracteriza:

- pela deterioração da qualidade do ativo;
- pela elevada relação entre custos administrativos e captação de recursos;
- pela alta taxa de crescimento da captação (em termos anuais)

Santos¹⁶ *apud* Minussi (2001) utilizou a análise discriminante para prever a inadimplência de empresas. Sua amostra continha 78 empresas, sendo 52 solventes e 26 insolventes. Seu modelo discriminou corretamente 93,59% dos casos um ano antes da concordata e 89,61% dos casos dois anos antes da mesma. O índice de acertos obtido com um modelo híbrido, formado a partir dos dados existentes para os dois anos anteriores à concordata, foi de 89,03%.

Securato e Famá (1997) analisaram o processo de concessão de crédito utilizado pelos bancos, procurando apreender aspectos subjetivos inerentes ao mesmo. Para tanto, desenvolveram uma metodologia na qual cada membro do comitê de crédito atribuía probabilidades aos possíveis resultados da operação de crédito em sua data de vencimento (eventos). Ao mesmo tempo, a análise de dados históricos do tomador de recursos permitia quantificar o valor de resgate esperado na data de vencimento do empréstimo. Utilizando o valor de resgate e as probabilidades (de cada

¹⁶ SANTOS, S.C. dos. Um Modelo de Análise Discriminante Múltipla para Previsão de Inadimplência em Empresas. Dissertação de Mestrado, Departamento de Administração, PUC-RIO, 1996.

evento), os autores calculavam um coeficiente de variação “crítico”, que determinava (ou não) a concessão do empréstimo.

Matias e Almeida (s.d.) avaliaram o risco de insolvência de bancos brasileiros por meio de redes neurais. Utilizando uma amostra de 45 bancos (18 solventes e 27 insolventes), os autores construíram 9 redes “*feed-forward*”¹⁷ com 3, 5 e 10 neurônios na camada intermediária, para 3 configurações da amostra de base (contendo 27 ou 29 variáveis/indicadores para dados do(s) último (três últimos) balanço(s) disponível(is)).

A capacidade de classificação das redes obtida no estudo de Matias e Almeida pode ser conferida na Tab. 1.

Tabela 1 - Resultados do estudo de Matias e Almeida.

Seleção da Amostra	Quantidade de Variáveis Utilizadas	Quantidade de Balanços Utilizados	Bancos Insolventes Corretamente Classificados	Bancos Solventes Corretamente Classificados	Índice de Acerto Global
1	27	3	93%	60%	68%
2	29	3	77%	50%	56%
3	29	1	70%	58%	61%

Fonte: Matias e Almeida (s.d.)

Na tentativa de obter um sistema de *early warning* capaz de identificar instituições bancárias em dificuldades, Rocha (1999) construiu um modelo de previsão de insolvência utilizando o Modelo de Risco Proporcional de Cox (Cox Proportional Hazards Model). Esse modelo, largamente utilizado na área médica, fornece os indicadores mais significativos para a previsão de insolvência. Além disso, tal modelo gera uma estimativa do tempo de sobrevivência de um indivíduo (no estudo de Rocha, o modelo fornece uma estimativa do tempo até a falência de um banco).

Utilizando um conjunto de 26 indicadores financeiros, fornecidos por uma empresa especializada na análise de risco bancário, a autora estimou o modelo a partir de uma amostra formada por 32 bancos (17 solventes e 15 insolventes). Os resultados de seu trabalho indicam que o modelo de risco proporcional pode ser utilizado como um sistema *de early warning*, uma vez

¹⁷ Este tipo de rede possui várias camadas organizadas horizontalmente, onde cada neurônio se conecta e envia informações para todos os neurônios da camada seguinte. Nesta configuração, os neurônios pertencentes à mesma camada não são interligados.

que apresenta elevado grau de precisão, identificando, com antecedência, boa parte das falências verificadas no período em estudo.

Janot (1999) desenvolveu trabalho semelhante em sua dissertação de mestrado, ao construir modelos de previsão de insolvência bancária utilizando regressão logística e o modelo de risco proporcional de Cox. Utilizando uma amostra composta por 40 bancos solventes e 21 insolventes (que sofreram intervenção e/ou liquidação por parte do Banco Central ao longo do período compreendido entre os anos de 1995 e 1998), o autor conclui que tanto a regressão logística quanto o modelo de risco proporcional de Cox podem ser usados como sistemas de *“early warning”*. Entretanto, seus resultados favorecem o modelo de Cox na medida em que apresenta maior capacidade de previsão, além de estimar o tempo restante até a falência.

Minussi (2001) construiu seu “modelo de previsão de solvência” por meio de regressão logística. A amostra utilizada nesse trabalho era composta, inicialmente, pelas 400 maiores empresas industriais (medidas pelo limite de crédito e montante da inadimplência com o banco fornecedor da amostra) que operaram no mercado de câmbio no período 1997-2000. Entretanto, a falta de informações restringiu o tamanho da amostra a 323 empresas (168 solventes e 155 insolventes).

Na tentativa de reduzir o grau de correlação entre as variáveis, o autor realizou um teste estatístico sobre um conjunto de 49 indicadores financeiros. Como resultado do teste, excluiu quatro indicadores cujos coeficientes de correlação apresentavam valores iguais ou superiores a 0,40: Liquidez Seca, Liquidez Geral, Lucro Bruto Operacional/Ativo Total, (Patrimônio Líquido-Ativo Permanente)/Ativo Total.

Seus resultados indicam que a regressão logística apresenta vantagens sobre a análise discriminante, quando aplicada à previsão de falência.

O modelo estimado por Minussi apresentava a seguinte função logística:

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

$$\text{Para: } g(x) = 3,9107 + 3,8481X1 + 0,1087X13 + 2,8201X16 - 4,4999X17 + 3,8189X19 - 8,7547X22 - 1,7607X26 - 24,9135X34 + 11,8657X36 - 3,1543X42 + 5,4430X45$$

Onde:

X1 = Liquidez Corrente

X13 = Rentabilidade dos Capitais Próprios

X16 = Capital Circulante Líquido / Vendas Líquidas

X17 = Investimento Operacional em Giro / Vendas Líquidas

X19 = Saldo de Tesouraria / Vendas Líquidas

X22 = Lucro Bruto Operacional / Ativo Operacional

X26 = Vendas / Ativo Total

X34 = Fornecedores / Vendas Líquidas

X36 = Estoques / (Vendas Líquidas – Lucro Bruto Operacional)

X42 = (Obrigações Fiscais Tributárias + Parcelamento de Tributos) / Venda Média Mensal

X45 = Dívidas Bancárias / Ativo Circulante

Lachtermacher e Espenchitt (2001) compararam a capacidade de previsão de insolvência de diversos modelos de redes neurais frente a um modelo de análise discriminante. Utilizando um conjunto de 24 indicadores financeiros para uma amostra de 32 empresas de construção civil, de projetos de engenharia e de montagem industrial do estado do Rio de Janeiro, os autores concluíram que os resultados obtidos pelos modelos de redes neurais superavam aqueles do modelo de análise discriminante, para um conjunto de teste fora da amostra.

CAPÍTULO 2 – A ANÁLISE DE SOBREVIVÊNCIA E O MODELO DE COX

O Modelo de Riscos Proporcionais de Cox pertence a uma área da estatística denominada Análise de Sobrevivência (*Survival Analysis*). Esse modelo, de larga aplicação na área biomédica, se diferencia daqueles estimados a partir de técnicas *logit*, *probit* e análise discriminante, uma vez que fornece não apenas a probabilidade de que um determinado evento ocorra no futuro, mas também uma estimativa do tempo até sua ocorrência.

Nesse sentido, a estimação da probabilidade de sobrevivência para diferentes horizontes de tempo permite obter o “perfil de sobrevivência” das empresas incluídas na amostra. Além disso, esse modelo possui a vantagem de não estabelecer qualquer hipótese sobre a forma de distribuição dos dados.

Entretanto, o modelo possui algumas limitações. Da mesma forma que outras técnicas estatísticas utilizadas na previsão de insolvência, o modelo de risco proporcional exige dados anteriores ao evento sob análise. Além disso, o modelo assume que os valores das variáveis independentes não se alteram ao longo do período de tempo no qual se desenvolve o estudo (suposição de proporcionalidade das taxas de falha). Segundo Whalen (1991), a violação desta hipótese pode reduzir a precisão do modelo.

O mesmo autor alerta para o fato de que existe uma distinção entre insolvência (um evento econômico) e falência (um evento regulamentar). De acordo com Whalen (1991), a falência de uma empresa representa uma decisão regulamentar, razão pela qual o pesquisador deve ter em mente que a modelagem de um evento dessa natureza pode interferir na precisão das estimativas¹⁸.

Antes de se passar à descrição do modelo, é conveniente abordar alguns conceitos básicos sobre Análise de Sobrevivência.

¹⁸ Ao modelar um evento econômico (a insolvência expressa através da concordata) tentou-se eliminar esse risco potencial.

2.1 CONCEITOS BÁSICOS

Segundo Colosimo (2001, p.1), “em análise de sobrevivência a variável resposta é, geralmente, o tempo até a ocorrência de um evento de interesse.” Por definição, o tempo decorrido até o evento de interesse é denominado *tempo de falha*, e pode representar o tempo até a morte de um indivíduo, o tempo até a cura (ou recidiva) de uma doença ou, no caso específico do presente trabalho, o tempo até a ocorrência da concordata.

O tempo de falha é constituído por três elementos: (1) o tempo inicial, (2) a escala de medida e, (3) o evento de interesse (falha).

2.1.1 Tempo Inicial

O tempo inicial representa o ponto a partir do qual se mede o tempo de falha de cada indivíduo. Para tanto, os indivíduos devem ser passíveis de comparação na origem do estudo, exceção feita às diferenças medidas pelas covariáveis¹⁹. No presente trabalho, o tempo de falha das empresas (concordatárias e não-concordatárias) presentes na amostra foi contado a partir de 31/12/1989²⁰.

2.1.2 Escala de Medida

Via de regra, a escala de medida representa o tempo real ou “de relógio”. Nesse sentido, cumpre observar que a utilização de uma determinada escala em detrimento das demais obedece, muitas vezes, a considerações de ordem prática, tendo em vista a qualidade dos dados à

¹⁹ Em análise de sobrevivência as variáveis explicativas são denominadas covariáveis.

²⁰ Para as empresas não-concordatárias o tempo de falha foi censurado em 24 meses, pois toda informação referente às mesmas se resume à constatação de que seu tempo de falha é superior àquele observado.

disposição do pesquisador. No presente trabalho, a escala foi medida em meses, contados a partir do tempo inicial (31/12/1989).

2.1.3 Evento de Interesse (falha)

Na maioria das vezes, o evento de interesse representa uma ocorrência indesejável, denominada “falha”. Colosimo (2001, p.7) destaca a importância de uma definição clara e precisa do evento de interesse ao observar que *“em algumas situações a definição de falha já é clara, tais como morte ou recidiva, mas em outras pode assumir termos ambíguos.”* Neste estudo, definiu-se a concordata como evento de interesse (falha).

2.1.4 Censura

Outra característica particularmente importante dos estudos de sobrevivência é a presença de *censura*. Compreendida como a observação parcial da resposta, a ocorrência de censura indica que toda informação referente a determinado indivíduo se resume à constatação de que seu tempo de falha é superior àquele observado.

Em análise de sobrevivência a presença de censura decorre, entre outras razões, do fato de que alguns indivíduos não apresentam o evento de interesse (falha) até o momento em que se encerra o estudo. Entretanto, tais informações não devem ser descartadas para efeito da análise estatística, pois, mesmo incompletas, fornecem dados importantes sobre o tempo de vida dos indivíduos; além do que, sua omissão redundaria em conclusões viciadas²¹.

Segundo Colosimo (2001), existem três tipos de censura:

- Censura do Tipo I: situação na qual o estudo termina após um período pré-estabelecido de tempo;

²¹ O presente trabalho apresenta censuras do tipo I, à direita.

- Censura do Tipo II: situação na qual o estudo termina após ter ocorrido o evento de interesse em um número pré-estabelecido de indivíduos;
- Censura do Tipo Aleatório: situação na qual um indivíduo é retirado do estudo sem que tenha ocorrido o evento de interesse. É o tipo que mais ocorre na prática médica (morte de um paciente por razão diferente da estudada).

O mesmo autor observa que, independente do tipo, a censura pode ocorrer sob três formas: (1) à direita, (2) à esquerda e, (3) intervalar.

- Censura à Direita: ocorre quando o evento de interesse se localiza à direita do tempo inicial. É a situação mais comum em estudos de sobrevivência;
- Censura à Esquerda: ocorre quando o evento de interesse é anterior ao tempo inicial, ou seja, está localizado à esquerda do tempo inicial. Em outras palavras, esse tipo de censura ocorre quando o tempo inicial é posterior ao tempo de falha;
- Censura Intervalar: ocorre quando a única informação disponível indica que o evento de interesse aconteceu em determinado intervalo de tempo.

2.1.5 Especificação do Tempo de Falha

Em análise de sobrevivência, o tempo de falha, representado pela variável aleatória não-negativa T , pode ser especificado tanto pela função de sobrevivência quanto pela função de taxa de falha (ou risco).

2.1.5.1 A função de sobrevivência

A função de sobrevivência é uma das funções probabilísticas mais utilizadas na descrição de estudos de sobrevivência. Podemos defini-la como a probabilidade de uma observação não falhar até um certo t , ou seja,

a probabilidade de um indivíduo sobreviver ao tempo t . Em termos probabilísticos, isso é descrito como $S(t) = P(T \geq t)$.

2.1.5.2 A função de taxa de falha (ou risco)

A função de taxa de falha é utilizada para descrever a distribuição do tempo de vida dos indivíduos, pois mostra de que forma a taxa instantânea de falha, expressa por $h(t)$, muda com o passar do tempo. Para obter a função de taxa de falha, é preciso expressar a probabilidade da falha ocorrer em um intervalo de tempo $[t_1, t_2)$ através da função de sobrevivência

$$S(t_1) - S(t_2). \quad (2.1)$$

Em seguida, deve-se definir a taxa de falha no intervalo $[t_1, t_2)$ dividindo a probabilidade de que a falha ocorra neste intervalo (uma vez que não ocorreu antes de t_1) pelo comprimento do mesmo. Desta forma, é possível expressar a taxa de falha no intervalo $[t_1, t_2)$ por

$$\frac{S(t_1) - S(t_2)}{(t_2 - t_1)S(t_1)} \quad (2.2)$$

Ao redefinir o intervalo $[t_1, t_2)$ como $[t, t + \Delta t)$, a expressão assume a seguinte forma

$$h(t) = \frac{S(t) - S(t + \Delta t)}{\Delta t S(t)}. \quad (2.3)$$

Assim, quando Δt tende a zero, $h(t)$ representa a taxa de falha instantânea no tempo t . Desta forma, define-se a função de taxa de falha de T como

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t / T \geq t)}{\Delta t}. \quad (2.4)$$

Deve se atentar para o fato de que as taxas de falha são números positivos, sem limite superior.

2.2 DESCRIÇÃO DO MODELO DE RISCOS PROPORCIONAIS DE COX

Dado que “ t ” representa o *tempo até a falha*, e “ T ” representa a variável aleatória *tempo de falha*, a função de sobrevivência $S(t)$ é definida como a probabilidade de uma empresa sobreviver mais do que “ t ” períodos, de acordo com a fórmula²²:

$$S(t) = \text{Prob}(T > t) = 1 - F(t). \quad (2.5)$$

Em outras palavras, a função de sobrevivência gera a probabilidade de que uma empresa sobreviva além de determinado intervalo de tempo arbitrado para a falha. Considerando que uma empresa qualquer não falhou dentro do período “ t ”, é possível especificar a probabilidade de que isto ocorra no instante “ $t+1$ ” pela função risco:

$$h(t) = \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{P(t < T < t + dt / T > t)}{dt} = \frac{-S'(t)}{S(t)}. \quad (2.6)$$

Embora a função de sobrevivência seja matematicamente equivalente²³ à função densidade de probabilidade e à função risco, na maioria das vezes a distribuição da variável aleatória *tempo de falha* é caracterizada pela última. Neste sentido, as estimativas de $h(t)$ permitem obter as estimativas de $S(t)$ pela fórmula:

$$S(t) = \exp\left[-\int_0^t h(u) du\right]. \quad (2.7)$$

A formulação de hipóteses sobre a forma da distribuição da variável aleatória *tempo de falha* possibilita a especificação de diferentes tipos de

²² $F(t)$ representa a função de distribuição cumulativa para a variável aleatória “tempo de falha”, e $f(t) = -S'(t)$ representa a função densidade de probabilidade de t .

²³ O termo “matematicamente equivalente” se refere ao fato de que uma função possibilita a derivação das demais, e vice-versa.

funções de risco. No modelo proposto, a função risco no tempo “t” é dada pela fórmula:

$$h(t / X, B) = h_0(t)g(X, B) \quad (2.8)$$

onde $h_0(t)$ representa a função risco de uma empresa com $X=0$, e $g(X,B)$ ²⁴ representa uma função de X para a qual $g(0) = 1$. Ao centrar as variáveis explicativas, de forma que uma empresa com $X = 0$ tenha valores iguais às médias populacionais, pode se interpretar $h_0(t)$ como a função risco de uma empresa média.

Nesse sentido, o modelo de risco proporcional pode ser entendido como o produto de uma função risco médio por uma função dos desvios das variáveis explicativas de seus valores médios. No presente trabalho, utiliza-se a função risco definida por:

$$h(t / X, B) = h_0(t) \exp(X' B) . \quad (2.9)$$

onde $g(X,B) = \exp(X'B)$, a exemplo de Rocha (1999) e Janot (1999).

Para efeito de tipificação, o modelo de Cox é considerado semi-paramétrico, pois é composto de uma parte paramétrica (vetor de parâmetros da regressão B) e outra não-paramétrica, chamada função de risco “baseline” $h_0(t)$. Considerando que $h_0(t)$ é arbitrária e só depende do tempo, a estimação de B , ou de $h(t)$, não exige hipóteses sobre a forma de distribuição da variável aleatória *tempo de falha*.

Dado que “t” representa o intervalo de tempo sobre o qual se deseja inferir a probabilidade de falha de uma empresa, e X representa um vetor de variáveis explicativas composto por um conjunto de indicadores econômico-financeiros, é possível estimar a função de sobrevivência pela fórmula:

$$S(t / X, B) = S_0(t) \exp(-X' B) \quad (2.10)$$

onde

$$S_0(t) = \exp\left[-\int_0^t h_0(u)du\right] \quad (2.11)$$

representa a função de sobrevivência *baseline*²⁵. Como $S_0(t)$ só depende do tempo, apresenta o mesmo valor para todas as empresas em cada horizonte de tempo calculado.

Dessa forma, o cálculo da probabilidade de sobrevivência exige que se especifique um horizonte de tempo para a determinação da probabilidade *baseline*. Em seguida, substituem-se os valores das variáveis explicativas na equação (2.10) de forma a se obter a função de sobrevivência para cada empresa da amostra. Como resultado, obtém-se a probabilidade de uma empresa sobreviver um determinado período de tempo “t” no futuro.

O próximo capítulo trata da metodologia utilizada para a realização do trabalho, bem como dos resultados decorrentes de sua aplicação. Nesse sentido, o capítulo inicia descrevendo os indicadores econômico-financeiros utilizados como possíveis previsores de insolvência. Na seqüência, o texto aborda o processo de constituição das amostras de estimação e validação. Em seguida, discute-se o tratamento de dados empregado ao longo do estudo. Subseqüentemente, o capítulo apresenta os resultados da aplicação do modelo às amostras de estimação e validação, divididos por ano de ocorrência das concordatas.

²⁴ X representa um vetor de variáveis explicativas, e B representa um vetor de coeficientes que descreve como cada variável afeta o risco de falha.

²⁵ Correspondente à função de risco *baseline* $h_0(t)$.

CAPÍTULO 3 – MÉTODO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

3.1 INDICADORES ECONÔMICO-FINANCEIROS

A literatura financeira não estabelece, de forma definitiva, quais indicadores são mais significativos para a previsão de insolvência. Embora muitos índices sejam utilizados de forma recorrente por vários pesquisadores, o processo de escolha depende, em grande parte, da disponibilidade de dados e da subjetividade do pesquisador. No presente trabalho, foram empregados índices tradicionalmente utilizados na análise de balanços²⁶, em conjunto com indicadores referenciados na literatura financeira (pesquisas anteriores).

Nesse sentido, elaborou-se o indicador “fornecedores e empréstimos de curto prazo/ativo circulante” (FORNCP+EFTCP)/AC. Da mesma forma, o indicador “disponibilidades/ativo circulante” (DISP/AC) foi calculado para todas as empresas da amostra com o objetivo de quantificar a relevância da conta “disponibilidades” sobre o conjunto do ativo circulante.

Deve-se ressaltar, contudo, que diferenças associadas à nomenclatura contábil exigiram que diversos indicadores fossem adaptados para se ajustar ao formato das demonstrações financeiras do SABE. Nesse sentido, cumpre observar que a inexistência de certas informações dificultou a obtenção de vários indicadores.

3.1.1 Indicadores de Liquidez

LIQ0001 = LIQUIDEZ IMEDIATA: O indicador de liquidez imediata é obtido através da divisão da conta “disponibilidades” pela conta “passivo circulante”. Informa o grau de cobertura das dívidas de curto prazo

²⁶ Os indicadores de liquidez, endividamento e rentabilidade utilizados neste trabalho foram extraídos de IUDÍCIBUS (1998).

proporcionado pelas disponibilidades de caixa da empresa. Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata, ou seja, quanto maior o indicador, menor o risco.

LIQ0002 = LIQUIDEZ CORRENTE: Esse indicador é obtido através da divisão da conta “ativo circulante” pela conta “passivo circulante”. Informa o grau de cobertura do passivo de curto prazo em função do ativo de curto prazo. O indicador de liquidez corrente se diferencia do indicador de liquidez imediata na medida em que a conta “ativo circulante” agrega disponibilidades, recebíveis de curto prazo, estoques e dívidas pagas antecipadamente. Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

LIQ0003 = LIQUIDEZ SECA: Para obter esse indicador deve-se, em primeiro lugar, subtrair o valor da conta “estoques (ativo – curto prazo)” da conta “ativo circulante”. Em seguida, divide-se o valor assim obtido pela conta “passivo circulante”. Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

LIQ0004 = LIQUIDEZ GERAL: O cálculo desse indicador é feito em três etapas. Em primeiro lugar, somam-se as contas “ativo circulante” e “realizável a longo prazo”. Em seguida, somam-se as contas “passivo circulante” e “exigível a longo prazo”. Por fim, divide-se o primeiro valor pelo segundo. A exemplo dos demais indicadores de liquidez, presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

3.1.2 Indicadores de Endividamento

END0001 = PARTICIPAÇÃO DE CAPITAIS DE TERCEIROS SOBRE OS RECURSOS

TOTAIS: Esse indicador mede o percentual de participação do capital de terceiros sobre os recursos totais, ou seja, informa o grau de comprometimento da empresa com os credores. Presume-se que esse indicador seja diretamente proporcional ao risco de concordata,

ou seja, quanto maior o indicador, maior o risco. Para obter esse indicador deve-se, em primeiro lugar, somar as contas “passivo circulante” e “passivo exigível a longo prazo”. Em seguida, somam-se as contas “passivo circulante”, “passivo exigível a longo prazo” e “patrimônio líquido”. Por fim, divide-se o primeiro valor pelo segundo.

END0002 = PARTICIPAÇÃO DE CAPITALS DE TERCEIROS SOBRE CAPITALS

PRÓPRIOS: Esse indicador mede o percentual de participação do capital de terceiros sobre os capitais próprios da empresa, ou seja, informa o percentual do patrimônio líquido comprometido com os credores. Para obter esse indicador deve-se, em primeiro lugar, somar as contas “passivo circulante” e “passivo exigível a longo prazo”. Em seguida, divide-se o valor assim obtido pela conta “patrimônio líquido”. Presume-se que esse indicador seja diretamente proporcional ao risco de concordata.

END0003 = PARTICIPAÇÃO DO ENDIVIDAMENTO DE CURTO PRAZO SOBRE O

ENDIVIDAMENTO TOTAL: Esse indicador mede o percentual de participação do endividamento de curto prazo sobre o endividamento total da empresa. Para obter esse indicador deve-se, em primeiro lugar, somar as contas “passivo circulante” e “passivo exigível a longo prazo”. Em seguida, divide-se a conta “passivo circulante” pelo valor anteriormente obtido. Presume-se que esse indicador seja diretamente proporcional ao risco de concordata.

3.1.3 Indicadores de Rentabilidade

RENT001 = MARGEM OPERACIONAL: Esse indicador, extraído de Ludícibus (1998), informa o percentual de lucro obtido sobre as vendas. Pode ser obtido dividindo-se a conta “lucro operacional” (dre) pela conta “vendas líquidas”. Tendo em vista que a conta “vendas líquidas” não figura nas demonstrações financeiras disponíveis no SABE, utilizou-se a conta “receita operacional líquida” (dre). Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

RENT002 = MARGEM LÍQUIDA: O indicador margem líquida constitui uma variação do indicador margem operacional. Para sua obtenção, divide-se a conta "lucro líquido" (dre) pela conta "vendas líquidas". Dado que a conta "vendas líquidas" não figura nas demonstrações financeiras disponíveis no SABE, empregou-se a conta "receita operacional líquida" (dre). Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

RENT003 = RETORNO SOBRE O INVESTIMENTO: Esse indicador mede a taxa de retorno (percentual) sobre o investimento. Nesse sentido, se assemelha ao método do *payback*, pois dá uma idéia acerca do prazo de recuperação do capital. Segundo Ludícibus (1998), esse indicador pode ser obtido dividindo-se a conta "lucro" pela conta "ativo". Para efeito de cálculo, dividiu-se a conta "lucro líquido" (dre) pela conta "ativo total". Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

RENT004 = RETORNO SOBRE O PATRIMÔNIO LÍQUIDO: Esse indicador mede a taxa de retorno (percentual) sobre o patrimônio líquido, ou seja, informa a taxa de remuneração sobre os capitais próprios. Para obter esse indicador, divide-se a conta "lucro líquido (dre)" pela conta "patrimônio líquido". Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

3.1.4 Indicadores de Alavancagem

ALAV001 = GRAU DE IMOBILIZAÇÃO DO PATRIMÔNIO LÍQUIDO: De acordo com Ludícibus (1998), esse indicador mostra o percentual dos capitais próprios que não está em "giro", ou seja, encontra-se imobilizado em plantas ou instalações. Para obter esse indicador, divide-se a conta "ativo imobilizado" pela conta "patrimônio líquido". Presume-se que esse indicador seja diretamente proporcional ao risco de concordata, ou seja, quanto maior o indicador, maior o risco.

3.1.5 Indicadores Referenciados na Literatura Financeira

ELI0001 = DISPONÍVEL/ATIVO PERMANENTE: Proposto por Elizabetsky, esse indicador expressa o percentual das disponibilidades em relação ao ativo permanente (provavelmente como medida da capacidade de reposição imediata dos ativos da empresa). Esse indicador é obtido dividindo-se a conta “disponibilidades” pela conta “ativo permanente”. Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

ELI0002 = ESTOQUES/ATIVO TOTAL: Esse indicador mede o grau de imobilização do ativo sob a forma de estoques, e é calculado dividindo-se a conta “estoques” pela conta “ativo total”. Presume-se que esse indicador seja diretamente proporcional ao risco de concordata, pois um grande volume de recursos em estoques pode dificultar o pagamento de compromissos de curto prazo, precipitando a insolvência da empresa.

ELI0003 = PASSIVO CIRCULANTE/ATIVO TOTAL: Esse indicador avalia o grau de comprometimento do ativo em relação às dívidas de curto prazo. Pode ser obtido dividindo-se a conta “passivo circulante” pela conta “ativo total”. Presume-se que esse indicador seja diretamente proporcional ao risco de concordata.

MAT0001 = PATRIMÔNIO LÍQUIDO/ATIVO TOTAL: Esse indicador mede a participação dos capitais próprios sobre o conjunto dos ativos, ou seja, informa quanto da empresa pertence, efetivamente, aos sócios. Para obter esse indicador, divide-se a conta “patrimônio líquido” pela conta “ativo total”. Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata, ou seja, quanto maior o indicador, menor o risco.

MAT0002 = EMPRÉSTIMOS BANCÁRIOS/ATIVO CIRCULANTE: Esse indicador, proposto por Matias, mede o comprometimento do ativo circulante em relação aos empréstimos bancários. Para efeito de cálculo, dividiu-se a conta “empréstimos e financiamentos totais a curto

prazo” pela conta “ativo circulante”. Presume-se que esse indicador seja diretamente proporcional ao risco de concordata.

MAT0003 = FORNECEDORES/ATIVO TOTAL: Esse indicador mede o percentual de gastos com fornecedores em termos do ativo total. Para obter esse indicador, deve-se dividir a conta “fornecedores” (passivo circulante - bp) pela conta “ativo total”. Presume-se que esse indicador seja diretamente proporcional ao risco de concordata, ou seja, quanto maior o indicador, maior o risco.

MAT0004 = LUCRO OPERACIONAL/LUCRO BRUTO: Segundo Minussi (2001), esse indicador permite que se avalie o grau de eficiência administrativa-operacional (e até mesmo financeira), pois representa um índice de margem operacional no qual se consideram os custos (estruturais) de transformação da matéria-prima em produtos acabados. Para obter esse indicador, divide-se a conta “lucro operacional líquido” (dre) pela conta “lucro bruto operacional” (dre). Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

MAT0005 = DISPONÍVEL/ATIVO TOTAL: Esse indicador mostra a importância do disponível em relação ao ativo total, ou seja, mostra, em termos percentuais, a participação do disponível sobre o total do ativo. Para obter esse indicador, divide-se a conta “disponibilidades” pela conta “ativo total”. Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

ALT0001 = ATIVO TOTAL: Proposto por Altman (1979), esse indicador informa o volume do ativo total (em R\$ mil). Presume-se que seja inversamente proporcional ao risco de concordata, embora algumas ocorrências não sustentem essa percepção.

ABD0001 = (ATIVO CIRCULANTE – PASSIVO CIRCULANTE)/ATIVO TOTAL: Esse indicador mostra a relação entre o capital circulante líquido de uma empresa e seu ativo total. De acordo com Minussi (2001, p.83), *“empresas com fragilidade financeira geralmente possuem uma relação negativa entre capital de giro e ativo total, enquanto as empresas em melhores condições financeiras já exibem um sinal*

positivo.” Pode ser obtido em duas etapas. Em primeiro lugar, subtrai-se a conta “passivo circulante” da conta “ativo circulante”. Em seguida, divide-se o resultado pela conta “ativo total”. Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

ABD0002 = VENDAS/ATIVO TOTAL: Obtém-se esse indicador dividindo-se a conta “receita operacional líquida” (dre) pela conta “ativo total”. Presume-se que seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

PER0001 = FORNECEDORES/VENDAS: Esse indicador, proposto por Pereira, mede o comprometimento da receita de vendas com os fornecedores. Para efeito de cálculo, divide-se a conta “fornecedores” (passivo circulante - bp) pela conta “receita operacional líquida” (dre). Presume-se que esse indicador seja diretamente proporcional ao risco de concordata.

SAN0001 = (ATIVO CIRCULANTE – PASSIVO TOTAL)/ATIVO TOTAL: Proposto por Sanvicente e Minardi (1998), o cálculo desse indicador se dá em duas (2) etapas. Em primeiro lugar, subtrai-se a conta “passivo total” da conta “ativo circulante”. Em seguida, divide-se o valor obtido pela conta “ativo total”. Dado que o passivo total tende a ser maior que o ativo circulante, espera-se um resultado negativo para esse indicador. Nesse sentido, presume-se que o indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata, ou seja, quanto mais próximo de zero o indicador, menor o risco.

SAN0002 = (PATRIMÔNIO LÍQUIDO – CAPITAL SOCIAL)/ATIVO TOTAL: Tendo em vista as diferentes práticas contábeis, a necessidade de ajuste do índice à variação inflacionária e a inexistência de uma medida equivalente a lucros retidos, Sanvicente e Minardi (1998) optaram por uma aproximação do indicador “*retained earnings/total assets*”, utilizado por Altman em trabalhos publicados nos anos de 1968 e 1977. Para obter esse indicador, deve-se, em primeiro lugar, subtrair a conta “capital social” da conta “patrimônio líquido”. Em seguida,

divide-se o valor obtido pela conta “ativo total”. Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

SAN0003 = (LUCRO OPERACIONAL – DESPESAS FINANCEIRAS + RECEITAS

FINANCEIRAS)/ATIVO TOTAL: O cálculo desse indicador, proposto por Sanvicente e Minardi (1998), exige que se subtraia a conta “despesas financeiras” da conta “lucro operacional líquido”. Em seguida, soma-se o resultado dessa operação com a conta “receitas financeiras”. Finalmente, divide-se o valor obtido pela conta “ativo total”. Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata.

MIN0001 = ESTOQUES/(VENDAS – LUCRO BRUTO): Minussi (2001) propôs a

utilização desse indicador que mede a relação entre os estoques e o custo das mercadorias vendidas. De acordo com esse autor, à medida que as empresas passam a ter problemas de crédito, os custos operacionais se elevam significativamente. Entretanto, mesmo nessa situação, Minussi observa que os estoques ainda representam uma parcela mais elevada que as despesas operacionais, onerando, ainda mais, as empresas insolventes. Para efeito de cálculo, subtraiu-se a conta “lucro bruto operacional” (dre) da conta “receita operacional líquida” (dre). Em seguida, dividiu-se a conta “estoques” (ativo circulante – bp), pelo valor anteriormente obtido. Presume-se que esse indicador seja diretamente proporcional ao risco de concordata, ou seja, quanto maior o indicador (mais próximo de zero), maior o risco.

MIN0002 = PASSIVO CIRCULANTE/PATRIMÔNIO LÍQUIDO: Relativamente a esse

indicador, Minussi (2001, p.72) observa que sua utilização ajuda a detectar *“equivocos de gestão cometidos em empresas de pequeno e médio porte, no qual ainda se confundem capital de sócios e de empresas.”* Isto ocorre quando uma empresa em expansão financia seus projetos de forma “descasada”, ou seja, inicia a amortização de suas dívidas antes que o ganho em capacidade operacional, proporcionado pelos novos equipamentos, gere recursos suficientes para tanto. Esse indicador é obtido dividindo-se a conta “passivo

circulante” pela conta “patrimônio líquido”. Presume-se que esse indicador seja diretamente proporcional ao risco de concordata.

MIN0003 = ATIVO PERMANENTE/PATRIMÔNIO LÍQUIDO: Minussi (2001) destaca a importância desse indicador na medida em que indica a política operacional adotada pela empresa. Nesse sentido, observa que, via de regra, as empresas solventes aplicam poucos recursos próprios em immobilizações. Para efeito de cálculo, divide-se a conta “ativo permanente” pela conta “patrimônio líquido”. Presume-se que esse indicador seja diretamente proporcional ao risco de concordata, ou seja, quanto maior o indicador, maior o risco.

3.1.6 Indicadores Propostos neste Trabalho

AUT0001 = (FORNCP+EFTCP)/AC: No intuito de avaliar o comprometimento do ativo circulante com fornecedores e empréstimos de curto prazo, elaborou-se o indicador $(FORNCP+EFTCP)/AC$. Para obter esse indicador, deve-se, em primeiro lugar, somar as contas “fornecedores” e “empréstimos e financiamentos totais a curto prazo”. Em seguida, divide-se o valor obtido pela conta “ativo circulante”. Presume-se que esse indicador seja diretamente proporcional ao risco de concordata.

AUT0002 = DISP/AC: Esse indicador avalia a importância das disponibilidades em relação ao ativo circulante. A obtenção desse indicador exige que se divida a conta “disponibilidades” pela conta “ativo circulante”. Presume-se que esse indicador seja inversamente proporcional ao risco de concordata, ou seja, quanto maior o indicador, menor o risco.

3.2 AMOSTRA

A exemplo de estudos anteriores, a amostra foi obtida a partir de dois grupos de empresas: concordatárias (C) e não-concordatárias (NC). A

seleção das empresas concordatárias utilizadas em cada etapa do processo foi feita de acordo com o método utilizado por Whalen (1991, p.24)²⁷. Nesse sentido, todas as empresas listadas como concordatárias ao longo do período compreendido entre os anos de 1990 e 1994 foram utilizadas na etapa de estimação do modelo. Para a etapa de validação utilizaram-se todas as empresas listadas como concordatárias ao longo do período 1995-2000.

O segundo grupo (ou grupo de controle) foi composto por empresas de atividade industrial e/ou comercial que não recorreram à concordata ao longo do período compreendido entre os anos de 1990 e 2000²⁸. Na composição do grupo de empresas não-concordatárias foram utilizadas empresas dos mesmos setores das concordatárias, segundo a classificação do SABE-PARTNER.

Ato contínuo, a amostra foi dividida em duas partes. A primeira parte foi utilizada para estimar o modelo (ao longo do período 1990-1994), enquanto a segunda parte foi utilizada em sua validação (ao longo do período 1995-2000), de acordo com a Tab. 2.

Tabela 2 - Amostra de empresas concordatárias (C), não-concordatárias (NC), e amostra total nas fases de estimação e validação do modelo.

Fase	Concordatárias (C)	Não-Concordatárias (NC)	Total
Estimação	19	29	48
Validação	15	61	76
Total	34	90	124

Nesse sentido, cumpre observar que a escolha dos períodos de estimação e validação foi motivada por razões de ordem prática. Em primeiro lugar, ainda que a escolha da base de dados tenha se mostrado adequada aos objetivos do presente trabalho (especialmente na fase de estimação do modelo), deve-se considerar o fato de que muitas empresas

²⁷ Ao estudar as falências bancárias ocorridas no período 1987-1990, Whalen optou por estimar seu modelo com dados relativos às falências do biênio 87-88, utilizando os dados do biênio 89-90 para a etapa de validação do mesmo.

(concordatárias, principalmente) não possuíam a totalidade das informações exigidas ao longo do período 1989-2000.

Por outro lado, o intervalo de tempo sob análise (1990-2000), excedia, e muito, aqueles utilizados em trabalhos semelhantes²⁹. Como havia o interesse (implícito) de estudar as concordatas sem perder de vista o contexto macroeconômico no qual as mesmas ocorreram, optou-se por estimar o modelo ao longo da administração Fernando Collor de Mello/Itamar Franco (1990-1994), e validá-lo ao longo dos primeiros seis anos de mandato de Fernando Henrique Cardoso (1995-2000).

O interesse por tais administrações decorre do fato de que a primeira rompeu com um modelo de economia fechada, promovendo a abertura de mercados sob uma ótica neoliberal, enquanto a segunda avançou sob esse mesmo enfoque, implementando uma política econômica preocupada em controlar a inflação e reduzir não somente os gastos governamentais, mas a própria participação do estado na economia. Sob a primeira administração de Fernando Henrique Cardoso, a fixação do câmbio estimulou o financiamento da atividade econômica via recursos externos, levando muitas empresas a se endividarem em moeda estrangeira (dólares, principalmente).

De qualquer modo, é sintomático que o maior número de concordatas do período tenha ocorrido ao longo do governo Collor (1990-1992). Nesse sentido, credita-se a insolvência de várias empresas a um contexto econômico desfavorável, caracterizado por baixa liquidez (confisco dos depósitos bancários), elevadas taxas de juros e descontrole inflacionário. Além disso, supõe-se que a abertura do mercado brasileiro às empresas estrangeiras impactou fortemente as empresas nacionais, em função da concorrência desigual gerada pelo relativo atraso da indústria brasileira.

Nesse sentido, acredita-se que a estabilidade monetária e o controle da inflação (obtidos a partir da implantação do Plano Real em julho de 1994), associados ao processo de modernização da indústria nacional, foram os grandes responsáveis pela redução do número de concordatas ao longo do primeiro governo Fernando Henrique Cardoso (1995-1998). Pelos motivos

²⁸ Na composição da lista de empresas concordatárias, utilizaram-se informações obtidas junto à BOVESPA, CVM, HERRERA e PROCIANOY (2000).

apresentados, e no intuito de avaliar a eficácia do modelo ao longo do tempo, optou-se pelo formato já referido.

A composição do grupo de empresas não-concordatárias, utilizado na etapa de estimação do modelo, obedeceu à divisão por setores verificada no grupo de empresas concordatárias ao longo do mesmo período. Nessa etapa do processo foram selecionadas as maiores empresas de cada setor. Não sendo possível encontrar uma ou mais empresas com estas características, buscou-se empresas de mesmo porte (e setor) das concordatárias. Cumpre observar que o critério adotado para porte foi o valor da conta “ativo total” em reais, corrigido pelos índices estabelecidos pela CVM até 1995³⁰.

Isso foi feito de forma a reduzir a ocorrência de *missing values* entre seus indicadores³¹. Por outro lado, tal escolha considerou, ainda que implicitamente, o fato de que boa parte das concordatárias eram relativamente pequenas quando comparadas a outras empresas do mesmo setor.

Embora tal critério possa ter reduzido o grau de precisão do modelo, preferiu-se testar a capacidade de discriminação do mesmo sob condições mais próximas da realidade, onde, não raro, se verifica grande disparidade de tamanho entre empresas de um mesmo setor. Outro problema associado à estimação do modelo se referia ao fato de que alguns setores não possuíam empresas solventes que pudessem ser utilizadas nas etapas de estimação e validação do mesmo.

Tal fato gerou o seguinte dilema: 1) excluir tais empresas (e setores) da análise; ou 2) utilizar empresas de outros setores em substituição. Deve-se observar que ambas as alternativas apresentavam desvantagens.

No primeiro caso, a simples exclusão das empresas (e setores) reduziria a amostra e, conseqüentemente, a representatividade do modelo.

²⁹ Vide Lane, Looney e Wansley (1986), Whalen (1991), Rocha (1999) e Janot (1999).

³⁰ As demonstrações contábeis obtidas através do SABE-PARTNER foram geradas em R\$ (mil) utilizando os índices de correção determinados pela CVM até 1995, e o IGP-M a partir de 1996.

³¹ A ocorrência de *missing values* durante a etapa de estimação do modelo foi contornada por meio da opção *Replace Missing Values*, disponível no SPSS. Nesse sentido, testaram-se dois métodos de substituição dos valores faltantes: *Series Mean* (os valores *missing* são substituídos pela média da série) e *Linear Trend at Point* (os valores *missing* são substituídos pelo valor da tendência linear naquele ponto). Após a análise dos resultados, optou-se pelo método *Series Mean*.

No segundo caso, a substituição por empresas de outros setores poderia reduzir a precisão do mesmo. Tendo em vista o reduzido grupo de empresas concordatárias disponíveis para análise, optou-se pela segunda alternativa, a exemplo de Sanvicente e Minardi (1998, p.5). Dessa forma, empresas cujo tamanho e atividade apresentassem alguma similaridade com as respectivas concordatárias foram agregadas ao grupo de controle, conforme demonstra a figura 3.

Setor	Concordatárias (C)	Não-Concordatárias (NC)	
		Estimação	Validação
CON	Verolme-Ishibrás	Mannesmann (SID)	Aços Villares (SID)
FER	Cobrasma	Metal Leve (APC)	Albarus (APC)

Figura 3 - Empresas não-concordatárias - complementação do grupo de controle.

Outro problema associado à amostra se referia ao fato de que o grupo de concordatárias utilizado na etapa de validação possuía empresas de setores que não constavam na etapa de estimação do modelo. Nesse caso, decidiu-se por considerar tais setores já na etapa de estimação³².

Na etapa de validação foram empregadas as empresas que recorreram à concordata entre os anos de 1995 e 2000. Entretanto, como o SABE não possuía informações contábeis para boa parte desse grupo de empresas no referido período, recorreu-se à fonte primária dessas informações, ou seja, os arquivos de demonstrações financeiras padronizadas (DFP) e informações trimestrais (ITR) que as empresas enviam à Comissão de Valores Mobiliários – CVM³³. O grupo de empresas não-concordatárias empregado na etapa de validação foi elaborado com empresas que não foram utilizadas na etapa de estimação do modelo. A adoção dessa sistemática visava maximizar o grau de utilização das informações disponíveis no SABE-PARTNER (tanto para as empresas concordatárias quanto para as não-concordatárias).

³² As empresas pertencentes a setores que foram adicionados à etapa de estimação do modelo são: Trombini (HOL), Ericsson (ELE), Vulcabrás (CAL), Recrusul (AUT), Estrela (BCR), Arno (BCD), Manah (FTZ) e Fertilizantes Serrana (FTZ).

³³ A pesquisa junto aos arquivos da CVM permitiu incluir no estudo duas empresas que recorreram à concordata no período 1995-2000, e que não estão presentes no SABE-PARTNER: Mesbla e Aquatec.

A lista de empresas concordatárias presentes no SABE pode ser conferida na figura 4.

Empresa	Setor	Empresa	Setor	Empresa	Setor
Transparaná	AGR	Inds. Verolme Ishibrás	CON	Celulose Irani	PAC
CTM Citrus	ALM	Inbrac	ELE	Propasa	PAC
Usina Costa Pinto	ALM	Cobrasma	FER	Cibran	QUI
Indústrias C. Fabrini	APC	Adubos Trevo	FTZ	EDN Estireno	QUI
Brasinca/SPSCS	AUT	Copas	FTZ	Cia. Pará de Minas	TEX
Sharp	BCD	Montreal Empreend.	HOL	Confecções Guararapes	TEX
Glasslite	BCR	Madeirit	MAD	Jaraquá Fabril	TEX
Tectoy	BCR	Electro Aço Altona	MET	Santaconstância	TEX
Corbetta	CAL	Ferro Ligas	MET	Staroup	TEX
Casa José Silva	COM	Liasa	MET	Trorion	VPD
Lojas Arapuã	COM	Persico Pizzamiglio	MET	-	-
Lojas Hering	COM	Sibra	MET	-	-

Figura 4 - Empresas concordatárias presentes no SABE (período 1990-2000).

A figura 5 apresenta as empresas, a data da concordata, a amostra em que cada empresa foi utilizada e a origem da informação³⁴.

Empresa	Data	Amostra	Fonte	Empresa	Data	Amostra	Fonte
USINA COSTA PINTO	16/07/90	EST	BE	SIBRA	01/12/93	EST	HE
VEROLME-ISHIBRÁS	30/08/90	EST	PI	PROPASA	21/11/94	EST	HE
JARAQUÁ FABRIL	04/10/90	EST	PI	CIBRAN	20/06/95	VAL	HE
PERSICO PIZZAMIGLIO	15/10/90	EST	PI	AQUATEC	26/06/95	VAL	HE
MADEIRIT	24/10/90	EST	BE	MONTREAL EMPREENDIMENTOS	12/07/95	VAL	HE
GUARARAPES	09/11/90	EST	PI	MESBLA	02/08/95	VAL	HE
TROSION	14/11/90	EST	BE	INBRAC	29/09/95	VAL	HE
CELULOSE IRANI	30/11/90	EST	BE	CASA JOSÉ SILVA	19/02/97	VAL	BDI
TRANSPARANÁ	28/01/91	EST	BE	PARÁ DE MINAS	17/03/97	VAL	BDI
COBRASMA	05/03/91	EST	PI	GLASSLITE	02/05/97	VAL	BDI
C. FABRINI	18/10/91	EST	PI	CORBETTA	06/05/97	VAL	BDI
EDN	20/12/91	EST	PI	BRASINCA/SPSCS	24/09/97	VAL	BDI
STAROUP	28/02/92	EST	PI	TECTOY	09/12/97	VAL	PI
LIASA	04/05/92	EST	GM	LOJAS ARAPUÃ	22/06/98	VAL	PI
LOJAS HERING	03/07/92	EST	PI	COPAS	13/11/98	VAL	PI
ELECTRO AÇO ALTONA	23/08/93	EST	HE	ADUBOS TREVO	27/09/99	VAL	BE
FERRO LIGAS	01/12/93	EST	HE	SHARP	24/03/00	VAL	PI

Figura 5 - Empresa, data da concordata, amostra e fonte da informação.

Obs.: EST (estimação), VAL (validação), BE (balanço especial), PI (petição inicial), GM (Gazeta Mercantil), HE (Herrera), BDI (boletim diário de informações - BOVESPA).

3.3 TRATAMENTO DOS DADOS

A exemplo de Janot (1999, p.52)³⁵, o modelo de Cox foi estimado através do pacote estatístico *SPSS for Windows*, utilizando o método

Stepwise Forward com a estatística *Wald*. Nesse método o modelo inicia em sua forma básica (*baseline*), ou seja, sem variáveis explicativas. Em seguida todas as variáveis são avaliadas individualmente, sendo adicionadas ao modelo se corresponderem a um critério de seleção baseado num valor p determinado *a priori*. O valor de inclusão (*default*) do SPSS é 0,05 (5%).

À medida que um novo indicador é adicionado, os indicadores já existentes no modelo são avaliados para exclusão. O valor p (nível de significância) utilizado para efeito de exclusão é 0,10 (10%). Quando nenhum outro indicador puder ser incluído ou excluído do modelo, ou quando o último modelo for idêntico ao anterior, o algoritmo pára.

O modelo de 24 meses foi estimado por meio de indicadores econômico-financeiros obtidos a partir das demonstrações contábeis referentes ao ano de 1989, para todas as empresas da amostra de estimação. Os resultados mostram que somente dois indicadores foram considerados relevantes para o cálculo do risco de concordata: **MAT0002** e **RENT0004**.

MAT0002 = EMPRÉSTIMOS BANCÁRIOS/ATIVO CIRCULANTE: Esse indicador, proposto por Matias (1978), mede o comprometimento do ativo circulante em relação aos empréstimos e financiamentos de curto prazo. O coeficiente estimado pelo modelo apresenta o sinal esperado, ou seja, um aumento do nível de empréstimos sobre o ativo circulante eleva a probabilidade de insolvência da empresa.

RENT004 = RETORNO SOBRE O PATRIMÔNIO LÍQUIDO: Esse indicador mede a taxa de retorno (percentual) sobre o patrimônio líquido, ou seja, informa a taxa de remuneração sobre os capitais próprios. A análise

³⁴ Embora presentes no SABE-PARTNER, as empresas Santaconstância (TEX) e CTM-Citrus (ALM) não possuíam os dados necessários para o cálculo dos indicadores, motivo pelo qual foram excluídas da análise.

³⁵ Inicialmente, pretendia-se empregar um teste de diferença de médias como critério de exclusão de indicadores. A utilização do teste se baseava na premissa de que a igualdade de médias apontaria aqueles indicadores incapazes de discriminar bem os dois grupos de empresas. Entretanto, a realização desse teste não alterou o resultado da estimação. De fato, o teste t apenas reduziu o número de indicadores (de 32 para 10) e os graus de liberdade (de 29 para 8). Considerando que isso demonstrava, ainda que indiretamente, a qualidade do modelo, optou-se pela não inclusão do referido teste no texto final.

do coeficiente estimado mostra que o mesmo apresenta o sinal esperado no contexto da função risco, ou seja, uma elevação da taxa de retorno (percentual) sobre o patrimônio líquido reduz o risco de insolvência da empresa.

A Tab. 3 apresenta os indicadores³⁶, coeficientes, erros-padrão, níveis de significância e riscos relativos estimados pelo modelo.

Tabela 3 - Indicadores, coeficientes, erro-padrão, nível de significância, coeficiente de correlação parcial e risco relativo dos indicadores selecionados pelo modelo.

<i>Indicador</i>	<i>Coeficiente B</i>	<i>Erro-Padrão</i>	<i>Nível de Significância (p-valor)</i>	<i>Coeficiente de Correlação Parcial (R)</i>	<i>Risco Relativo (I.C. 95%)</i>
RENT004	-2,5262	1,0700	0,0182	-0,1994	0,0800 (0,0098;0,6511)
MAT0002	1,1325	0,4029	0,0049	0,2562	3,1033 (1,4089;6,8356)

Lane, Looney e Wansley (1986, p.520) explicam que o coeficiente de correlação parcial (R) é uma versão generalizada da estatística r^2 na análise de regressão múltipla. Considerando os valores de R para os dois indicadores, observa-se que o poder explicativo do modelo estimado atinge 0,4556 (ou 45,56%).

O valor para o risco relativo é interpretado como a mudança percentual no risco, decorrente de uma variação unitária na covariável. Nesse sentido, uma variação unitária (positiva) no valor de RENT004 reduz em 8% o risco de concordata. Por outro lado, uma variação unitária (positiva) no valor de MAT0002 eleva o mesmo risco em 210%.

Na seqüência, calculou-se a probabilidade de sobrevivência para cada empresa contida na amostra a partir das informações contábeis disponíveis para os anos de 1990 a 1994. Para tanto, substituíram-se o(s) valor(es) do(s) indicador(es) relevante(s) (X), seu(s) respectivo(s) coeficiente(s) estimado(s) (B) e a probabilidade de sobrevivência *baseline*

³⁶ De acordo com VASCONCELLOS, ALVES (2000, p.142), um método para identificar a presença de multicolinearidade consiste no cálculo da correlação para cada par de variáveis explicativas. Se a correlação em algum dos pares for superior a 0,8, deve-se considerar a existência do problema. Apenas a título de informação, o coeficiente de correlação linear de Pearson, calculado para os indicadores selecionados pelo modelo, é igual a -0,422803.

$S_0(t)$ na equação $S(t/X, B) = S_0(t)^{\exp(X'B)}$. Ao calcular a probabilidade de sobrevivência para vários “t’s” dentro do intervalo [0,24), torna-se possível construir o perfil de sobrevivência para a(s) empresa(s) sob análise.

Neste sentido, deve-se esclarecer que a probabilidade de sobrevivência *baseline* $S_0(t)$ é obtida através da equação $S_0(t) = e^{(-H_0(t))}$, onde $H_0(t) = \int_0^t h_0(u)du$, ou seja, $H_0(t)$ representa a função de base de risco acumulado (*baseline accumulated hazard function*) gerada pelo modelo.

O perfil de sobrevivência de uma empresa pode ser descrito graficamente. A título de exemplo, a figura 6 traça o perfil de sobrevivência para uma empresa solvente (NC) e outra insolvente (C).

A curva superior mostra o perfil de sobrevivência de uma empresa “saudável”, e é obtida mediante a substituição dos valores médios dos indicadores³⁷ das empresas solventes que compõe a amostra, na função de sobrevivência estimada. A curva inferior descreve o perfil de sobrevivência para empresas insolventes, e é obtida da mesma forma que a primeira, ou seja, substituindo-se os valores médios dos indicadores das empresas insolventes que compõe a amostra, na função de sobrevivência estimada.

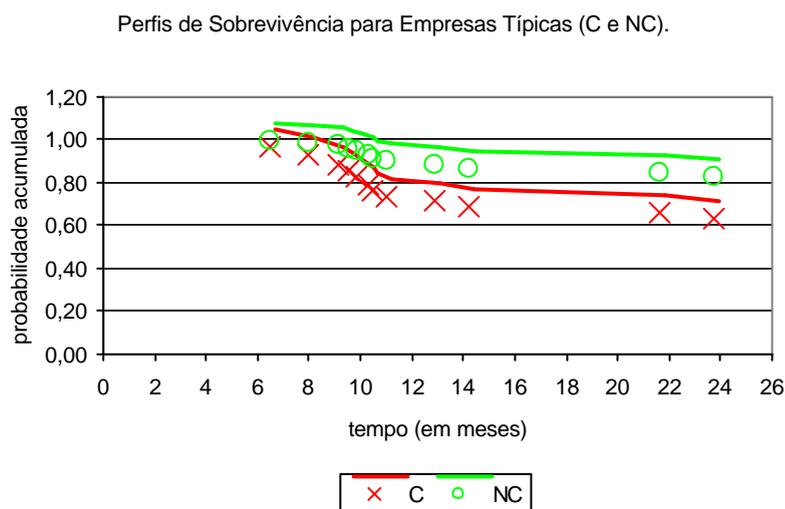


Figura 6 – Perfis de sobrevivência para empresas típicas (C e NC).

³⁷ Estimado o modelo, o perfil de sobrevivência “típico” de empresas concordatárias e não-concordatárias é obtido substituindo-se os valores médios dos indicadores selecionados pelo modelo para os vários horizontes de tempo existentes entre 0 e 24 meses.

De acordo com Janot (1999, p.54), a distância (vertical) entre as curvas mostra a redução estimada na probabilidade de sobrevivência de uma empresa. Nesse sentido, a análise do gráfico revela que a probabilidade de sobrevivência de uma empresa concordatária é bem menor que a mesma probabilidade para uma empresa não-concordatária, num dado horizonte de tempo.

Via de regra, a precisão de um modelo é medida em função de seus erros de classificação (erros tipo I e II). Um erro do tipo I ocorre quando uma empresa entra em concordata durante um intervalo de tempo no qual o modelo previa que isso não aconteceria. Por outro lado, um erro do tipo II ocorre quando uma empresa não entra em concordata durante um intervalo de tempo no qual o modelo previa que isso aconteceria.

De acordo com Whalen (1991, p.27), um bom modelo deve exibir baixos percentuais de erro tipo I, pois erros de classificação implicam atrasos na resolução de problemas, altos custos de resolução, ou ambos. Por outro lado, se o modelo estimado for razoavelmente preciso, deverá apresentar baixos percentuais de erro tipo II.

Entretanto, um erro tipo II deve ser criteriosamente analisado, pois pode representar uma empresa que efetivamente veio a falhar em algum momento no futuro. Nessa situação, um erro tipo II representa um sucesso, pois indica que o modelo sinalizava, antecipadamente, uma falha futura.

No presente trabalho, focou-se a análise nas probabilidades de sobrevivência previstas pelo modelo para 11, 14 e 24 meses³⁸. Nesse sentido, as probabilidades estimadas foram comparadas com valores de corte específicos para cada horizonte de tempo.

A exemplo de Lane, Looney e Wansley (1986, p.524), Whalen (1991, p.27) e Rocha (1999, p.148), os valores de corte foram obtidos a partir da proporção de empresas concordatárias e não-concordatárias presentes na

³⁸ Os horizontes de tempo são determinados em função do tempo de falha das empresas que compõem a amostra. Nesse sentido, o modelo estimado foi empregado para calcular a probabilidade de uma empresa sobreviver mais do que t meses, onde $0 < t \leq 11,0$, $11,0 < t \leq 14,2$ e $14,2 < t \leq 23,7$. No intuito de facilitar a leitura e compreensão do texto, os valores originais (11, 14,2 e 23,7) foram arredondados para 11, 14 e 24 meses. Esse arredondamento não influenciou na precisão do modelo, uma vez que a análise dos resultados foi feita sobre os horizontes de tempo originais.

amostra de estimação. Objetivamente, subtraiu-se da amostra o número de empresas concordatárias em cada horizonte de tempo. Em seguida, dividiu-se o valor resultante da subtração pelo número de empresas na amostra, obtendo os seguintes valores de corte: 0,8333 (11 meses), 0,7917 (14 meses) e 0,7500 (24 meses). Na seqüência, as probabilidades de sobrevivência de cada empresa foram comparadas com os valores de corte em cada horizonte de tempo.

Dessa forma, sempre que a probabilidade de sobrevivência de determinada empresa era inferior ao valor de corte, a mesma era classificada como uma possível concordata (C). Caso contrário, a empresa era classificada como uma não-concordata (NC).

A Tab. 4 apresenta a classificação das empresas presentes na amostra de estimação segundo o modelo de Cox para 24 meses.

Tabela 4 - Classificação das empresas concordatárias (C) e não-concordatárias (NC) segundo o Modelo de Cox no período 1990-1994 (dados de 1989).

<i>Meses</i>	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	86% (41)	4% (2)	10% (5)
14	84% (40)	6% (3)	10% (5)
24	79% (38)	8% (4)	13% (6)

Obs.: A freqüência das empresas está computada entre parênteses.

A título de exemplo, os resultados mostram que o modelo classificou corretamente 86% das empresas concordatárias e não-concordatárias num horizonte de 11 meses. O percentual de erro tipo I, no mesmo intervalo, foi de apenas 4%, indicando a qualidade do modelo. No mesmo período, o percentual de erro tipo II atingiu 10%.

Entretanto, considerando-se os erros de classificação associados a empresas que efetivamente falharam em determinado momento no futuro (erro tipo II), o percentual de acerto do modelo se eleva a 92% num intervalo de 11 meses. No mesmo horizonte de tempo, o percentual de erros do tipo II se iguala ao percentual de erros do tipo I (4%), conforme demonstra a Tab. 5.

Tabela 5 - Nível de acerto global do modelo de Cox no período 1990-1994 (dados de 1989).

<i>Meses</i>	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	92% (44)	4% (2)	4% (2)
14	88% (42)	6% (3)	6% (3)
24	84% (40)	8% (4)	8% (4)

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses.

Na tentativa de identificar o tipo de empresa ao qual o modelo se ajusta mais apropriadamente, segmentou-se a amostra de estimação pelo valor do ativo total (em R\$ mil), utilizando dados de dezembro de 1989 para as 48 empresas industriais ou comerciais, conforme demonstra a Tab. 6.

Tabela 6 - Classificação das empresas por porte.

<i>Tamanho</i>	<i>Ativo Total (R\$ mil)</i>
Pequena	de 0 a 99.999,99
Média	de 100.000,00 a 499.999,99
Grande	de 500.000,00 a 1.000.000,00

A análise das Tabs. 7, 8 e 9 sugere que o tamanho das empresas possui alguma relação com o percentual de acerto do modelo³⁹. De fato, os dados mostram que quanto maior a empresa, maior a precisão do modelo.

Nesse sentido, vale destacar que as grandes empresas foram corretamente classificadas a 11, 14 e 24 meses. As empresas médias, que constituem a maior parte da amostra, apresentaram elevados percentuais de erro tipo II, associados à redução gradativa no percentual de empresas corretamente classificadas. Tal fato sugere que essas empresas tendem a ser incorretamente classificadas como concordatárias, em horizontes de tempo nos quais deveriam ser classificadas como não-concordatárias.

As empresas pequenas apresentaram os mais altos percentuais de erro tipo I, sugerindo que tais companhias tendem a ser incorretamente classificadas como não-concordatárias em horizontes de tempo nos quais deveriam ser classificadas como concordatárias. Embora as empresas

³⁹ Inicialmente, pretendia-se segmentar a amostra por porte e setor. Entretanto, a segmentação por setor se mostrou impraticável devido ao grande número de setores envolvidos na análise (19 setores). Além disso, o pequeno número de empresas existentes em diversos setores contribuiu para dificultar essa segmentação. A tentativa de segmentar a amostra por ramo de atividade (industrial, comercial ou serviços) não foi levada a efeito uma vez que tais conclusões seriam distorcidas em função do grande número de empresas industriais, bem como pela inexistência de empresas de serviços.

pequenas tenham apresentado os mais baixos índices de acerto, cumpre destacar que os mesmos se mantiveram constantes para os horizontes de 11, 14 e 24 meses.

Tabela 7 - Classificação das empresas por porte - 11 meses

<i>Tamanho</i>	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>	<i>Total</i>
Pequena	75% (12)	19% (3)	6% (1)	100% (16)
Média	90% (26)	3% (1)	7% (2)	100% (29)
Grande	100% (3)	-	-	100% (3)
Total	85% (41)	8% (4)	6% (3)	100% (48)

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses. Diferenças percentuais são devidas a arredondamentos.

Tabela 8 - Classificação das empresas por porte - 14 meses

<i>Tamanho</i>	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>	<i>Total</i>
Pequena	75% (12)	19% (3)	6% (1)	100% (16)
Média	86% (25)	3% (1)	10% (3)	100% (29)
Grande	100% (3)	-	-	100% (3)
Total	84% (40)	8% (4)	8% (4)	100% (48)

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses. Diferenças percentuais são devidas a arredondamentos.

Tabela 9 - Classificação das empresas por porte - 24 meses

<i>Tamanho</i>	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>	<i>Total</i>
Pequena	75% (12)	19% (3)	6% (1)	100% (16)
Média	79% (23)	3% (1)	17% (5)	100% (29)
Grande	100% (3)	-	-	100% (3)
Total	79% (38)	8% (4)	13% (6)	100% (48)

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses. Diferenças percentuais são devidas a arredondamentos.

3.4 RESULTADOS

3.4.1 Aplicação do Modelo de Cox ao Período 1990-1994

A análise dos resultados obtidos com o modelo de Cox para as falhas (empresas que concordaram) e censuras (empresas que não recorreram à concordata) da amostra de estimação é apresentada abaixo, dividida por ano de ocorrência.

3.4.1.1 – Falhas de 1990

A análise dos resultados para o primeiro ano mostra que o modelo classificou corretamente 75% das concordatas verificadas ao longo de 1990 (6 casos em 8). As empresas Confecções Guararapes e Celulose Irani foram incorretamente classificadas como não-concordatárias (erro tipo I).

Vale destacar que a Celulose Irani foi classificada como empresa pequena, fato que reforça a idéia de que tais empresas tendem a ser classificadas como não-concordatárias em horizontes de tempo nos quais deveriam ser classificadas como concordatárias.

Por outro lado, cumpre observar que as probabilidades de sobrevivência dessas empresas, calculadas para 11, 14 e 24 meses, se situam bem acima dos pontos de corte utilizados em cada horizonte de tempo. Tal fato induz à percepção de que o erro de classificação pode ser consequência de manipulação das demonstrações contábeis (*window dressing*) ou adoção de uma estratégia empresarial voltada para o aproveitamento do benefício legal da concordata.

Tabela 10 - Falhas de 1990

Meses	Dados de 1989		
	Bem-Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II
11	75% (6)	25% (2)	-
14	75% (6)	25% (2)	-
24	75% (6)	25% (2)	-

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses.

3.4.1.2 – Falhas de 1991

As quatro concordatas ocorridas ao longo de 1991 foram analisadas a partir de informações existentes para os anos de 1989 e 1990.

Os resultados obtidos a partir dos dados de 1989 mostram que o modelo classificou corretamente 50% das concordatas a 11,14 e 24 meses. No período de 11 meses, o modelo classificou as empresas Cobrasma e

EDN como concordatárias (erro tipo II). Nesse caso, um erro tipo II representa um sucesso, pois indica que o modelo sinalizava, antecipadamente, concordatas que ocorreram, respectivamente, a 14 e 24 meses. Num horizonte de 14 meses, a empresa Transparaná foi classificada, incorretamente, como não-concordatária (erro tipo I), enquanto a empresa EDN foi novamente classificada como possível concordata (erro tipo II). A 24 meses, as empresas Transparaná e C.Fabrini foram classificadas como não-concordatárias. Novamente, a análise das probabilidades de sobrevivência dessas empresas, calculadas para 11, 14 e 24 meses, se situam bem acima dos pontos de corte utilizados em cada horizonte de tempo, o que explica o erro de classificação do modelo.

Tabela 11 - Falhas de 1991

Meses	Dados de 1989		
	Bem-Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II
11	50% (2)	-	50% (2)
14	50% (2)	25% (1)	25% (1)
24	50% (2)	50% (2)	-

Meses	Dados de 1990		
	Bem-Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II
11	50% (2)	25% (1)	25% (1)
14	75% (3)	25% (1)	-
24	75% (3)	25% (1)	-

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses.

Com respeito ao tamanho, cumpre observar que as empresas C.Fabrini e Transparaná foram classificadas como pequenas, enquanto as empresas Cobrasma e EDN foram classificadas como médias. A análise dos erros reforça, mais uma vez, a conclusão de que o tamanho das empresas possui alguma relação com o percentual de acerto do modelo.

Os resultados obtidos a partir dos dados de 1990 mostram que, a 11 meses, o modelo classificou corretamente 50% das concordatas de 1991. Nesse período, a empresa C. Fabrini foi classificada como não-concordatária (erro tipo I), enquanto a empresa EDN foi classificada como concordatária (erro tipo II). A 14 e 24 meses o modelo classificou corretamente 75% das concordatas. A exceção, nesses casos, foi a empresa C.Fabrini, novamente classificada como não-concordatária (erro tipo I).

3.4.1.3 – Falhas de 1992

As falhas ocorridas ao longo de 1992 (três concordatas) foram analisadas a partir de informações existentes para os anos de 1989, 1990 e 1991.

Os resultados obtidos a partir dos dados de 1989 mostram que o modelo classificou corretamente 67% das concordatas a 11,14 e 24 meses. Vale lembrar que as concordatárias de 1992 foram corretamente classificadas como não-concordatárias em 1989. A empresa Liasa foi classificada como possível concordata (erro tipo II) a 11, 14 e 24 meses.

No que se refere a tamanho, a empresa Liasa confirma a percepção de que empresas médias tendem a ser incorretamente classificadas como concordatárias (erro tipo II) em horizontes de tempo nos quais deveriam ser classificadas como não-concordatárias.

Tabela 12 - Falhas de 1992

Meses	Dados de 1989		
	Bem-Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II
11	67% (2)	-	33% (1)
14	67% (2)	-	33% (1)
24	67% (2)	-	33% (1)

Meses	Dados de 1990		
	Bem-Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II
11	33% (1)	-	67% (2)
14	-	33% (1)	67% (2)
24	67% (2)	33% (1)	-

Meses	Dados de 1991		
	Bem-Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II
11	100% (3)	-	-
14	100% (3)	-	-
24	100% (3)	-	-

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses.

Pelos dados de 1990, a empresa Staroup foi corretamente classificada como não-concordatária a 11 meses. No mesmo período, as empresas Liasa e Lojas Hering foram classificadas como possíveis

concordatas (erro tipo II). Entretanto, a 14 meses, a empresa Staroup foi incorretamente classificada como não-concordatária (erro tipo I). Como no período anterior, as empresas Liasa e Lojas Hering foram classificadas como possíveis concordatas (erro tipo II). A 24 meses, as empresas Liasa e Lojas Hering foram corretamente classificadas como concordatárias. Novamente, a empresa Staroup foi incorretamente classificada como não-concordatária (erro tipo I).

Os resultados obtidos a partir dos dados de 1991 mostram que o modelo classificou corretamente 100% das concordatas a 11, 14 e 24 meses.

3.4.1.4 – Falhas de 1993

As concordatas ocorridas ao longo de 1993 (três concordatas) foram analisadas a partir de informações existentes para os anos de 1989, 1990, 1991 e 1992.

Tabela 13 - Falhas de 1993

<i>Meses</i>	<i>Dados de 1989</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	100% (3)	-	-
14	100% (3)	-	-
24	67% (2)	-	33% (1)

<i>Meses</i>	<i>Dados de 1990</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	-	-	100% (3)
14	-	-	100% (3)
24	-	-	100% (3)

<i>Meses</i>	<i>Dados de 1991</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	-	-	100% (3)
14	-	-	100% (3)
24	100% (3)	-	-

<i>Meses</i>	<i>Dados de 1992</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	100% (3)	-	-
14	100% (3)	-	-
24	100% (3)	-	-

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses.

Pelos dados de 1989, o modelo classificou corretamente 100% das falhas de 1993 como não-concordatárias a 11 e 14 meses. A 24 meses, o modelo classificou a empresa Ferro-Ligas como possível concordata (erro tipo II), antecipando, em muito, o risco de falha.

Nesse sentido, vale destacar que a empresa Ferro-Ligas foi classificada como empresa de médio porte.

A análise dos dados de 1990 reforça a capacidade de sinalização do modelo, uma vez que todas as falhas de 1993 foram classificadas como possíveis concordatas (erro tipo II) a 11, 14 e 24 meses.

Os resultados obtidos a partir dos dados de 1991 mostram que o modelo classificou 100% das falhas de 1993 como possíveis concordatas a 11 e 14 meses (erro tipo II). A 24 meses, o modelo classificou corretamente 100% das concordatas de 1993.

3.4.1.5 – Falhas de 1994

A única concordata ocorrida ao longo de 1994 (Propasa) foi analisada a partir de informações existentes para os anos de 1989, 1990, 1991, 1992 e 1993.

Pelos dados de 1989, o modelo classificou corretamente a falha de 1994 como não-concordatária a 11, 14 e 24 meses. Entretanto, a análise dos dados de 1990 e 1991 mostra que o modelo sinalizou, com bastante antecedência, a possível concordata da empresa Propasa (erro tipo II) a 11, 14 e 24 meses.

Pelos dados de 1992, a Propasa foi novamente classificada como possível concordata (erro tipo II) a 11 e 14 meses. A 24 meses, essa empresa foi corretamente classificada como concordatária pelo modelo.

Os resultados obtidos a partir dos dados de 1993 mostram que o modelo classificou corretamente a concordata da Propasa a 11,14 e 24 meses.

Tabela 14 - Falhas de 1994

<i>Meses</i>	<i>Dados de 1989</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	100% (1)	-	-
14	100% (1)	-	-
24	100% (1)	-	-

	<i>Dados de 1990</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	-	-	100% (1)
14	-	-	100% (1)
24	-	-	100% (1)

	<i>Dados de 1991</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	-	-	100% (1)
14	-	-	100% (1)
24	-	-	100% (1)

	<i>Dados de 1992</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	-	-	100% (1)
14	-	-	100% (1)
24	100% (1)	-	-

	<i>Dados de 1993</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	100% (1)	-	-
14	100% (1)	-	-
24	100% (1)	-	-

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses.

3.4.1.6 – Censuras (Empresas Não-Concordatárias)

As empresas utilizadas como grupo de controle foram analisadas a partir de informações existentes para os anos de 1989, 1990, 1991, 1992 e 1993. Tendo em vista que nenhuma dessas empresas recorreu ao benefício legal da concordata, o único erro de classificação possível nesses casos seria o erro tipo II.

Pelos dados de 1989, o modelo classificou corretamente 93% das empresas a 11 meses, 90% a 14 meses e 86% a 24 meses. Os percentuais de erro tipo II foram, respectivamente, 7, 10 e 14 por cento.

A esse respeito, cumpre observar que 75% das empresas incorretamente classificadas como concordatárias (3 casos em 4) pelos dados de 1989 eram de porte médio.

Os resultados obtidos a partir dos dados de 1990 apontam uma elevação dos percentuais de erro. Nesse período, o modelo classificou corretamente 59% das empresas a 11, 14 e 24 meses. Os percentuais de erro tipo II atingiram 41% nos mesmos horizontes de tempo.

Tabela 15 - Censuras

<i>Meses</i>	<i>Dados de 1989</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	93% (27)	-	7% (2)
14	90% (26)	-	10% (3)
24	86% (25)	-	14% (4)

	<i>Dados de 1990</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	59% (17)	-	41% (12)
14	59% (17)	-	41% (12)
24	59% (17)	-	41% (12)

	<i>Dados de 1991</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	34% (10)	-	66% (19)
14	34% (10)	-	66% (19)
24	31% (9)	-	69% (20)

	<i>Dados de 1992</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	45% (13)	-	55% (16)
14	38% (11)	-	62% (18)
24	38% (11)	-	62% (18)

	<i>Dados de 1993</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	55% (16)	-	45% (13)
14	52% (15)	-	48% (14)
24	52% (15)	-	48% (14)

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses.

Os elevados percentuais de erro tipo II sugerem que 1991 foi um ano extremamente difícil para as empresas nacionais. A 11 e 14 meses, o modelo classificou corretamente 34% das empresas. A 24 meses, o percentual de empresas corretamente classificadas atingiu 31%. Os

percentuais de erro tipo II a 11, 14 e 24 meses foram, respectivamente, 66, 66 e 69 por cento.

Os resultados obtidos a partir dos dados de 1992 mostram uma redução dos percentuais de erro. A 11 meses, o modelo classificou corretamente 45% das empresas. A 14 e 24 meses, esse percentual caiu para 38%. No mesmo período, os percentuais de erro tipo II a 11, 14 e 24 meses foram, respectivamente, 55% e 62% (14 e 24 meses).

Pelos dados de 1993, o modelo classificou corretamente 55% das empresas a 11 meses, e 52% a 14 e 24 meses. Os percentuais de erro tipo II a 11, 14 e 24 meses foram, respectivamente, 45% e 48% (14 e 24 meses).

Embora tais resultados pareçam pouco promissores, creditamos o baixo desempenho do modelo à piora da situação econômico-financeira das empresas não-concordatárias ao longo do período 1990-1992. De fato, não se pode esquecer que o contexto econômico vigente no período sofreu as conseqüências do agravamento da crise político-institucional do governo Collor.

Tais fatos parecem ter levado muitas empresas à beira da insolvência. Entretanto, discutir as razões pelas quais tais empresas conseguiram evitar a concordata ultrapassa os limites do presente trabalho.

3.4.2 Aplicação do Modelo de Cox ao Período 1995-2000

Seguindo a mesma abordagem utilizada na amostra de estimação, aplicou-se o modelo de Cox a um grupo de empresas fora da amostra. Esse grupo, a exemplo do anterior, era formado por empresas concordatárias e não-concordatárias.

Na tentativa de avaliar a capacidade de previsão do modelo ao longo do período 1995-2000, calculou-se a probabilidade de sobrevivência das empresas, em função dos indicadores selecionados pelo modelo, para os anos de 1994, 1995, 1996, 1997 1998 e 1999. A análise dos resultados obtidos para as falhas (concordatas) da amostra de validação é apresentada abaixo, dividida por ano de ocorrência.

3.4.2.1 – Falhas de 1995

A análise dos resultados mostra que o modelo classificou corretamente 100% das concordatas verificadas ao longo de 1995 (5 casos), conforme demonstrado abaixo. As concordatas ocorridas ao longo de 1995 foram: Cibran, Aquatec, Montreal Empreendimentos, Mesbla e Inbrac.

Tabela 16 - Falhas de 1995

Meses	Dados de 1994		
	Bem-Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II
11	100% (5)	-	-
14	100% (5)	-	-
24	100% (5)	-	-

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses.

3.4.2.2 – Falhas de 1997

As seis concordatas ocorridas ao longo de 1997 foram analisadas a partir de informações existentes para os anos de 1994, 1995, 1996 e 1997. O lapso temporal entre 1995 e 1997 se deve ao fato de que o ano de 1996 não acusa a ocorrência de concordatas.

A análise dos dados de 1994 mostra que o modelo classificou corretamente – como não-concordatárias – 50% das empresas que recorreram à concordata no ano de 1997 (3 casos em 6). As empresas restantes – Casa José Silva, Corbetta e Tectoy – foram incorretamente classificadas como concordatárias, para os horizontes de 11,14 e 24 meses (erro tipo II).

Relativamente ao porte, Casa José Silva e Corbetta foram classificadas como pequenas, enquanto Tectoy foi classificada como média. Tal fato corrobora, apenas em parte, a percepção de que o tamanho da empresa desempenha um papel importante no (eventual) erro de classificação do modelo.

Pelos dados de 1995, a empresa Corbetta foi corretamente classificada como não-concordatária a 11 meses. No mesmo período, o modelo classificou as demais empresas como possíveis concordatas (erro tipo II), antecipando o risco de falha das mesmas. A 14 meses, a empresa Corbetta foi novamente classificada como não-concordatária. Entretanto, a Casa José Silva foi corretamente classificada como concordatária pelo modelo. As demais empresas (Pará de Minas, Glasslite, Brasinca e Tectoy) foram classificadas como possíveis concordatas (erro tipo II). Já no horizonte de 24 meses, a Corbetta foi incorretamente classificada como não-concordatária (erro tipo I), enquanto as demais foram classificadas, acertadamente, como concordatárias.

Os dados de 1996 indicam que o modelo classificou corretamente 50% das falhas de 1997 no horizonte de 11 meses. No mesmo período, a empresa Tectoy foi incorretamente classificada como possível concordata (erro tipo II). A 14 e 24 meses, o percentual de empresas bem-classificadas atingiu 67% das concordatas de 1997. Entretanto, as empresas Casa José Silva e Pará de Minas foram incorretamente classificadas como não-concordatárias ao longo dos três horizontes de tempo analisados, gerando um percentual de erro tipo I da ordem de 33%, conforme demonstra a Tab. 17.

Tabela 17 - Falhas de 1997

<i>Meses</i>	<i>Dados de 1994</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	50% (3)	-	50% (3)
14	50% (3)	-	50% (3)
24	50% (3)	-	50% (3)

<i>Meses</i>	<i>Dados de 1995</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	17% (1)	-	83% (5)
14	33% (2)	-	67% (4)
24	83% (5)	17% (1)	-

<i>Meses</i>	<i>Dados de 1996</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	50% (3)	33% (2)	17% (1)
14	67% (4)	33% (2)	-
24	67% (4)	33% (2)	-

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses.

3.4.2.3 – Falhas de 1998

As falhas de 1998 – duas concordatas – foram analisadas a partir de informações existentes para os anos de 1994, 1995, 1996 e 1997. A esse respeito, cumpre observar que o início do primeiro exercício social das Lojas Arapuã data de 01/01/1995, razão pela qual não foi possível levantar os indicadores selecionados pelo modelo para o ano de 1994.

De qualquer forma, os resultados obtidos a partir dos dados de 1994 mostram que o modelo classificou a empresa Copas como uma possível concordata (erro tipo II). A exemplo de outras empresas de mesmo porte (médio), a Copas reforça a percepção de que tais companhias tendem a ser incorretamente classificadas como concordatárias, em horizontes de tempo nos quais deveriam ser classificadas como não-concordatárias.

Tabela 18 - Falhas de 1998

<i>Meses</i>	<i>Dados de 1994</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	-	-	100% (1)
14	-	-	100% (1)
24	-	-	100% (1)
	<i>Dados de 1995</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	50% (1)	-	50% (1)
14	50% (1)	-	50% (1)
24	50% (1)	-	50% (1)
	<i>Dados de 1996</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	100% (2)	-	-
14	100% (2)	-	-
24	-	100% (2)	-
	<i>Dados de 1997</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	100% (2)	-	-
14	100% (2)	-	-
24	100% (2)	-	-

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses.

Os dados de 1995 mostram que o modelo classificou corretamente as Lojas Arapuã como não-concordatárias a 11, 14 e 24 meses. Por outro lado, a Copas foi classificada como possível concordata (erro tipo II) nos mesmos horizontes de tempo.

A análise dos resultados obtidos a partir dos dados de 1996 aponta uma situação interessante. De fato, as duas empresas são corretamente classificadas como não-concordatárias a 11 e 14 meses. Entretanto, a 24 meses ambas são incorretamente classificadas como não-concordatárias (erro tipo I). Como nesse horizonte de tempo ambas as empresas já se encontravam dentro do período no qual viriam a concordatar, investigou-se as possíveis razões para tal erro. Nesse sentido, a análise das probabilidades de sobrevivência das empresas mostrou que as mesmas estavam bem acima dos valores de corte utilizados em cada intervalo de tempo analisado, motivo pelo qual foram erroneamente classificadas como “saudáveis”.

Pelos dados de 1997, o modelo classificou corretamente as concordatas das Lojas Arapuã e Copas para os horizontes de 11, 14 e 24 meses.

3.4.2.4 – Falhas de 1999

A única concordata ocorrida ao longo de 1999 (Aubos Trevo) foi analisada a partir de informações existentes para os anos de 1994, 1995, 1996, 1997 e 1998.

Pelos dados de 1994, a Aubos Trevo foi corretamente classificada como não-concordatária nos três horizontes de tempo estudados no presente trabalho. Entretanto, pelos dados de 1995 e 1996 essa empresa foi classificada como possível concordata, caracterizando um erro do tipo II.

Contraditoriamente, os resultados obtidos pelo modelo a partir dos dados de 1997 classificam essa empresa como não-concordatária a 11, 14 e 24 meses. A esse respeito, cumpre destacar que a classificação a 11 e 14

meses é correta, pois a Adubos Trevo não recorreu à concordata antes de 1999. Entretanto, a 24 meses, tal empresa foi incorretamente classificada como não-concordatária (erro tipo I).

Pelos dados de 1998, o modelo classificou corretamente essa empresa como concordatária a 11, 14 e 24 meses.

Tabela 19 - Falhas de 1999

<i>Meses</i>	<i>Dados de 1994</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	100% (1)	-	-
14	100% (1)	-	-
24	100% (1)	-	-

	<i>Dados de 1995</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	-	-	100% (1)
14	-	-	100% (1)
24	-	-	100% (1)

	<i>Dados de 1996</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	-	-	100% (1)
14	-	-	100% (1)
24	-	-	100% (1)

	<i>Dados de 1997</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	100% (1)	-	-
14	100% (1)	-	-
24	-	100% (1)	-

	<i>Dados de 1998</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	100% (1)	-	-
14	100% (1)	-	-
24	100% (1)	-	-

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses.

3.4.2.5 – Falhas de 2000

A única concordata ocorrida ao longo de 2000 (Sharp) foi analisada a partir de informações existentes para os anos de 1994, 1995, 1996, 1997, 1998 e 1999.

Os dados de 1994, 1995 e 1996 classificam essa empresa como possível concordata (erro tipo II). Contraditoriamente, os resultados obtidos pelo modelo a partir dos dados de 1997 classificam – corretamente, diga-se de passagem – essa empresa como não-concordatária a 11, 14 e 24 meses.

Pelos dados de 1998, o modelo classificou incorretamente essa empresa como possível concordata a 11 e 14 meses (erro tipo II). A 24 meses, o modelo classificou (corretamente) a Sharp como concordatária. Os dados de 1999 repetem a classificação de concordatária para os horizontes de 11, 14 e 24 meses.

Tabela 20 - Falhas de 2000

<i>Meses</i>	<i>Dados de 1994</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	-	-	100% (1)
14	-	-	100% (1)
24	-	-	100% (1)
	<i>Dados de 1995</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	-	-	100% (1)
14	-	-	100% (1)
24	-	-	100% (1)
	<i>Dados de 1996</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	-	-	100% (1)
14	-	-	100% (1)
24	-	-	100% (1)
	<i>Dados de 1997</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	100% (1)	-	-
14	100% (1)	-	-
24	100% (1)	-	-
	<i>Dados de 1998</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	-	-	100% (1)
14	-	-	100% (1)
24	100% (1)	-	-
	<i>Dados de 1999</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	100% (1)	-	-
14	100% (1)	-	-
24	100% (1)	-	-

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses.

3.4.2.6 – Censuras (Empresas Não-Concordatárias)

O grupo de controle utilizado na amostra de validação – formado por 61 empresas que não fizeram parte da amostra de estimação – foi analisado a partir de informações (indicadores) contábeis disponíveis para os anos de 1994, 1995, 1996, 1997, 1998 e 1999. A exemplo da amostra de estimação, o único erro de classificação possível nesses casos seria o erro tipo II.

Os resultados obtidos a partir dos dados de 1994 mostram que o modelo classificou corretamente 79% das empresas a 11 e 14 meses. A 24 meses, o percentual de acerto do modelo foi de 74%. Os percentuais de erro tipo II a 11 e 14 meses atingiram 21 por cento das empresas. Para um horizonte de 24 meses, esse percentual de erro foi de 26%.

Analisando os erros em função do tamanho, percebe-se que a maior parte das empresas classificadas como possíveis concordatas a 11 e 14 meses eram companhias de médio porte. Entretanto, a 24 meses, o número de empresas grandes se igualou ao número de empresas médias, enfraquecendo a noção de que empresas médias tendem a ser incorretamente classificadas como possíveis concordatas.

Pelos dados de 1995, os percentuais de empresas corretamente classificadas a 11, 14 e 24 meses foram, respectivamente, 66, 62 e 59 por cento. Considerando os mesmos horizontes de tempo, os percentuais de erro tipo II atingiram 34, 38 e 41 por cento.

Os percentuais de acerto do modelo tornaram a subir em 1996, atingindo 69, 66 e 62 por cento para os horizontes de tempo analisados (11, 14 e 24 meses). Por via de consequência, os percentuais de erro tipo II se reduziram no mesmo período a 31, 34 e 38 por cento.

Os dados de 1997 mostram que o modelo classificou corretamente 59% das empresas a 11 meses, 57% a 14 meses, e 56% a 24 meses. No mesmo período, os percentuais de erro foram, respectivamente, 41, 43 e 44 por cento.

Em 1998, os percentuais de acerto (56%) e de erro (44%) se mantiveram absolutamente estáveis ao longo dos três horizontes sob estudo. Contudo, a análise dos resultados para 1999 mostra que os percentuais de acerto tornaram a subir, atingindo 66% a 11 meses, e 61% a 14 e 24 meses. No mesmo período, os percentuais de erro tipo II se reduziram a 34% em 11 meses, e a 39% para 14 e 24 meses.

Tabela 21 - Censuras

<i>Meses</i>	<i>Dados de 1994</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	79% (48)	-	21% (13)
14	79% (48)	-	21% (13)
24	74% (45)	-	26% (16)

	<i>Dados de 1995</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	66% (40)	-	34% (21)
14	62% (38)	-	38% (23)
24	59% (36)	-	41% (25)

	<i>Dados de 1996</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	69% (42)	-	31% (19)
14	66% (40)	-	34% (21)
24	62% (38)	-	38% (23)

	<i>Dados de 1997</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	59% (36)	-	41% (25)
14	57% (35)	-	43% (26)
24	56% (34)	-	44% (27)

	<i>Dados de 1998</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	56% (34)	-	44% (27)
14	56% (34)	-	44% (27)
24	56% (34)	-	44% (27)

	<i>Dados de 1999</i>		
	<i>Bem-Classificado</i>	<i>Erro Tipo I</i>	<i>Erro Tipo II</i>
11	66% (40)	-	34% (21)
14	61% (37)	-	39% (24)
24	61% (37)	-	39% (24)

Obs.: A frequência das empresas está computada entre parênteses.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O modelo de 24 meses foi estimado por meio de indicadores econômico-financeiros obtidos a partir das demonstrações contábeis referentes ao ano de 1989, para todas as empresas da amostra de estimação. Os resultados mostram que somente dois indicadores foram considerados relevantes para o cálculo do risco de concordata: EMPRÉSTIMOS BANCÁRIOS/ATIVO CIRCULANTE – MAT0002 e RETORNO SOBRE O PATRIMÔNIO LÍQUIDO – RENT0004. Considerando os valores de R para os dois indicadores, observa-se que o poder explicativo do modelo estimado atinge 0,4556 (ou 45,56%).

A análise do risco relativo (tabela 3) indica que uma variação unitária (positiva) no valor de RENT0004 reduz em 8% o risco de concordata. Por outro lado, uma variação unitária (positiva) no valor de MAT0002 eleva o mesmo risco em 210%.

O modelo demonstrou que é possível identificar, antecipadamente, o risco de concordata de uma empresa de capital aberto. Por esta razão, acredita-se que o modelo de Cox possa ser utilizado como auxiliar na previsão de concordatas de companhias abertas operando na Bolsa de Valores de São Paulo – Bovespa.

De fato, o modelo apresentou elevados percentuais de acerto, tanto dentro quanto fora da amostra, identificando – algumas vezes com bastante antecedência – o risco de concordata das companhias envolvidas no estudo. Da mesma forma, o modelo se mostrou válido ao longo do tempo, tendo antecipado a insolvência da maior parte das empresas ao longo do período 1990-2000.

Além disso, a segmentação das amostras (de estimação e validação) por porte sinalizou a tendência de que pequenas empresas tendem a ser incorretamente classificadas como não-concordatárias em horizontes de tempo nos quais deveriam ser classificadas como concordatárias (erro tipo I). Por outro lado, empresas de médio porte tendem a ser incorretamente

classificadas como concordatárias em horizontes de tempo nos quais deveriam ser classificadas como não-concordatárias (erro tipo II).

Os elevados percentuais de erro tipo II entre as censuras (empresas não-concordatárias), tanto na amostra de estimação quanto na amostra de validação, sugerem que o modelo é bastante sensível. Entretanto, como nenhuma dessas empresas recorreu à concordata, recomenda-se cautela na aplicação de resultados gerados a partir do modelo.

De fato, amostras pequenas e heterogêneas, associadas à falta de dados e às dificuldades inerentes à aplicação do modelo a situações específicas, podem contribuir no sentido de reduzir o grau de precisão do mesmo. Ao apontar o risco de concordata de muitas empresas não-concordatárias, o modelo pode influir na alocação eficiente de recursos, inviabilizando um estudo mais elaborado de empresas com riscos reais de insolvência.

Considerando os dados utilizados na etapa de estimação (período 1990-1994, dados de 1989), os resultados mostram que o modelo classificou corretamente 86% das empresas concordatárias e não-concordatárias num horizonte de 11 meses. O percentual de erros tipo I no mesmo intervalo foi de apenas 4%, enquanto o percentual de erros tipo II atingiu 10%.

A 14 meses, o modelo classificou corretamente 84% das empresas. No mesmo período, o percentual de erros tipo I foi de 6% e o percentual de erros tipo II se manteve em 10%.

No horizonte de 24 meses, o percentual de acerto do modelo caiu para 79%, enquanto o percentual de erros tipo I se elevou a 8%, e o percentual de erros tipo II subiu a 13%.

Entretanto, considerando-se os erros de classificação associados a empresas que efetivamente falharam em determinado momento no futuro (erro tipo II), o percentual de acerto do modelo se eleva a 92% num intervalo de 11 meses, 88% a 14 meses, e 84% a 24 meses. Nessas condições, o percentual de erros tipo I não sofre alteração, permanecendo em 4% a 11 meses, 6% a 14 meses, e 8% a 24 meses. Nos mesmos horizontes de tempo, o percentual de erros do tipo II cai, respectivamente, para 4, 6 e 8 por cento.

A aplicação do modelo de Cox ao conjunto de empresas fora da amostra (período 1995-2000, dados de 1994) acusou um percentual de acerto da ordem de 76% a 11 e 14 meses, e de 72% a 24 meses. No mesmo período, o percentual de erros tipo II foi de 24% a 11 e 14 meses, e de 28% a 24 meses.

Considerando as empresas que efetivamente falharam num momento futuro, o percentual de acerto obtido pelo modelo se eleva a 83% para 11 e 14 meses, e 79% a 24 meses. Por decorrência, os percentuais de erro tipo II se reduzem a 17% (11 e 14 meses) e 21% (24 meses).

Esses resultados são significativos quando se considera que o modelo foi estimado com dados de 1989. De fato, o modelo não foi reestimado, e os pontos de corte não sofreram alterações, ao longo do período 1990-2000.

Além disso, os resultados sugerem que as demonstrações contábeis, que as empresas de capital aberto enviam regularmente à CVM, podem ser utilizadas como fonte de dados para a construção de modelos voltados à previsão de concordatas.

Por fim, vale lembrar que o método utilizado na composição da amostra de empresas não-concordatárias visava reduzir a ocorrência de *missing values* entre seus indicadores. Além disso, tal escolha considerou, ainda que implicitamente, o fato de que boa parte das concordatárias eram relativamente pequenas quando comparadas a outras empresas do mesmo setor. Embora tal critério possa ter reduzido o grau de precisão do modelo, preferiu-se testar a capacidade de discriminação do mesmo sob condições mais próximas da realidade, onde, não raro, se verifica grande disparidade de tamanho entre empresas de um mesmo setor.

Como sugestão para estudos futuros, considera-se interessante a realização de estudos setoriais que contemplem a estimação de modelos de previsão de insolvência para empresas de mesma atividade econômica. A justificativa para tais estudos se baseia na percepção de que o desempenho do modelo tende a aumentar sob tais condições.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALTMAN, Edward I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and Fite Prediction Of Corporate Bankruptcy, **Journal of Finance**, v.23, n. 4, Set/68.
- ALTMAN, Edward I.; BAIDYA, Tara K. N.; DIAS, Luiz Manoel Ribeiro. Previsão de Problemas Financeiros Em Empresas, In **Revista de Administração de Empresas**, Jan-Mar. 1979.
- BRAULE, Ricardo. **Estatística Aplicada com Excel - Para Cursos de Administração e Economia**. - Rio de Janeiro: Campus, 2001.
- COLOSIMO, Enrico Antônio; **Análise de Sobrevivência Aplicada**. 46ª Reunião Anual da RBRAS e 9º SEAGRO – ESALQ/USP, Piracicaba, SP – 7 a 13/07/2001.
- COX, David Roxbee. Regression Models And Life-Tables. **Journal of The Royal Statistic Society**. “B” Series, n.34, p.187-220, 1972.
- ECHEVESTE, Simone Soares. **Análise de Sobrevivência: Um Estudo na Área Educacional**. Orientada por Dinara W. Xavier Fernandez. Porto Alegre, 1997, 69 p. Monografia. Departamento de Estatística, UFRS, 1997.
- FREUND, John E.; SIMON, Gary. **Estatística Aplicada: Economia, Administração e Contabilidade**, 9. ed. – Porto Alegre: Bookman, 2000.
- GUJARATI, Damodar N. **Econometria Básica**. - São Paulo: Makron Books, 2000.
- HAIR, Joseph; [et. al.]. **Analisis Multivariante**, 5. ed. – Prentice Hall, 1999.
- HERRERA, Patrícia Isabel Bravo; PROCIANOY, Jairo Laser. Avaliação dos Retornos das Ações de Empresas Concordatárias. **Revista de Administração**. São Paulo, v. 35, n. 1, p. 86-97, janeiro/março 2000.
- IUDÍCIBUS, Sérgio de. **Análise de Balanços**. – São Paulo: Atlas, 1998.
- JANOT, Márcio Magalhães. **Previsão de Insolvência Bancária no Brasil: Aplicação de Diferentes Modelos entre 1995 e 1998**. Orientado por

- Márcio Gomes Pinto Garcia. Rio de Janeiro, 1999. 100p. Dissertação (Mestrado em Economia) - Departamento de Economia, PUC-RJ, 1999.
- KASSAI, José Roberto; [et. al]. **Retorno de Investimento - Abordagem Matemática e Contábil do Lucro Empresarial**. - São Paulo: Atlas, 2000.
- LACHTERMACHER, Gerson; ESPENCHITT, Dilson Godoi. **Previsão de Falência de Empresas: Estudo de Generalização de Redes Neurais**. - In: XXII Encontro Anual da Anpad. Foz do Iguaçu: Anpad, 1998, p.178-179.
- LANE, W. R.; LOONEY S. W.; WANSLEY, James. W. An Application of the Cox Proportional Hazards Model to Bank Failure. **Journal of Banking and Finance**, n.10, p.511-531, 1986.
- LENNOX, Clive. Identifying Failing Companies: A Re-evaluation of the Logit, Probit and DA approaches. – <http://www.ssrn.com> 18 fev 2002.
- MATIAS, Alberto Borges. **O Instituto da Concordata como Instrumento de Recuperação Econômica e Financeira das Empresas**. Orientado por Keyler Carvalho Rocha. São Paulo, 1992. 98p. Tese (Doutorado em Administração) – Departamento de Administração da FEA/USP, 1992.
- MATIAS, Alberto Borges; ALMEIDA, Fernando C. de. **Avaliação de Insolvência de Bancos Brasileiros por Meio de Redes Neurais**. – s.d.
- MATIAS, Alberto Borges; SIQUEIRA, José de Oliveira. Risco Bancário: Modelo de Previsão de Insolvência de Bancos no Brasil. - **Revista de Administração**, São Paulo v.31, n.2, p.19-28, abril-junho 1996.
- MINUSSI, João Alberto. **Modelo Preditivo de Solvência Utilizando Regressão Logística**. Orientado por Walter Lee Ness Jr. Rio de Janeiro, 2001. 150p. Dissertação (Mestrado em Administração) - Departamento de Administração de Empresas da PUC/RJ, PUC-RJ, 2001.
- MOLINA, Carlos. Predicting Bank Failures Using a Hazard Model: The Venezuelan Banking Crisis (2002), **The Emerging Markets Review**. vol.3(1), p. 31-50.
- MORGADO, Artur Jorge P. C. **Análise Z-score – Estudo Teórico e Prático no Âmbito do Enquadramento e Características das Empresas Portuguesas**.1997.

- ROCHA, Fabiana. Previsão de Falência Bancária: Um Modelo de Risco Proporcional. - **Pesquisa e Planejamento Econômico**, Rio de Janeiro, v.29, n.1, p137-152, abril 1999.
- ROSILLO C., Jorge S.; **Model of Prediction of Bankruptcies of Colombian Enterprises**. – <http://www.ssrn.com> . 16 fev 2002.
- SANVICENTE, Antônio Zoratto; MINARDI, Andrea Maria A. F. **Determinação de Indicadores Contábeis Significativos para Previsão de Falência de Empresas**. – <http://www.risktech.com.br>. 20 fev 2002.
- SECURATO, J.R.; FAMÁ, Rubens. Um Procedimento para Decisão de Crédito pelos Bancos. **Revista de Administração Contemporânea**, vol. 1, n.1, p. 101-119, jan./abr. 1997.
- SHUMWAY, Tyler. **Forecasting Bankruptcy More Efficiently: A Simple Hazard Model**. Michigan, University Of Michigan Business School, Sep. 1996. 18 p.
- SINKEY, J. A Multivariate Statistical Analysis of the Characteristics of Problem Bank. **Journal of Finance**, v.30, p.21-36, Mar. 1975.
- SPSS. **SPSS 7.5 Advanced Statistics – User’s Guide**. SPSS Inc., 1997, 579 p.
- STATSOFT. **Survival/Failure Time Analysis**.
<http://www.statsoft.com/textbook/stsurvan.html>. 02 mar 2002.
- VASCONCELLOS, Marco Antônio Sandoval de; ALVES, Denisard (coord.). **Manual de Econometria**. – São Paulo: Atlas, 2000, 308 p.
- VERGARA, Sylvia Constant. **Projetos e Relatórios de Pesquisa em Administração**. - São Paulo: Atlas, 2000.
- WHALEN, Gary. A Proportional Hazards Model of Bank Failure: An Examination of its Usefulness as an Early Warning Tool. **Economic Review**, Federal Reserve Bank of Cleveland, First Quarter, p.21-31, 1991.

ANEXOS

ANEXO A - Empresas concordatárias (C) e data da concordata

Nº	EMPRESA	DATA APROX. CONCORD.	Nº	EMPRESA	DATA APROX. CONCORD.
1	SIDERÚRGICA J. ALIPERTI	20/03/89	31	MERIDIONAL	17/12/91
2	QUIMISINOS	24/06/89	32	EDN	20/12/91
3	CEMAG	24/08/89	33	STAROUP	28/02/92
4	CAFÉ BRASÍLIA	31/08/89	34	LIASA	04/05/92
5	FERRAGENS HAGA	05/12/89	35	LOJAS HERING	03/07/92
6	CIA. INDI. BELO HORIZONTE	23/01/90	36	MENEGAZ	23/07/92
7	ENGESA	21/03/90	37	LUM'S/CNV	16/10/92
8	CECASA	09/04/90	38	GURGEL MOTORES	09/06/93
9	IND. ÓLEOS PACAEMBÚ	16/04/90	39	ELECTRO AÇO ALTONA	23/08/93
10	USINA COSTA PINTO	16/07/90	40	FERRO-LIGAS	01/12/93
11	VEROLME-ISHIBRÁS	30/08/90	41	SIBRA	01/12/93
12	JARAGUÁ FABRIL	04/10/90	42	CETENCO ENGENHARIA	14/06/94
13	CITROPECTINA	15/10/90	43	PROPASA	21/11/94
14	PERSICO PIZZAMIGLIO	15/10/90	44	CIBRAN	20/06/95
15	IND. MADEIRIT	24/10/90	45	AQUATEC	26/06/95
16	CURT	26/10/90	46	RIMA IMPRESSORAS	07/07/95
17	HERING BRINQ. INSTR. MÚSICAIS	07/11/90	47	MONTREAL EMPREENDIMENTOS	12/07/95
18	CONFECÇÕES GUARARAPES	09/11/90	48	MESBLA	02/08/95
19	MICROLAB	13/11/90	49	INBRAC	29/09/95
20	TRORION	14/11/90	50	TRUFANA TÊXTIL	25/11/96
21	TROL	19/11/90	51	CASA JOSÉ SILVA	19/02/97
22	SANTACONSTÂNCIA TECELAGEM	20/11/90	52	CIA. FIAÇÃO TEC. PARÁ DE MINAS	17/03/97
23	MANUF. BORRACHAS NOGAN	28/11/90	53	GLASSLITE	02/05/97
24	CELULOSE IRANI	30/11/90	54	CORBETTA	06/05/97
25	IMCOSUL	26/12/90	55	BRASINCA/SPSCS	24/09/97
26	TRANSPARANÁ	28/01/91	56	TECTOY	09/12/97
27	COBRASMA	05/03/91	57	LOJAS ARAPUÁ	22/06/98
28	CONFORJA	24/07/91	58	COPAS	13/11/98
29	C. FABRINI	18/10/91	59	ADUBOS TREVO	27/09/99
30	IDEROL	20/11/91	60	SHARP	24/03/00

ANEXO B - Empresas não-concordatárias (NC), amostra e situação atual junto à Bovespa.

<i>Empresa</i>	<i>Amostra</i>	<i>Situação</i>	<i>Empresa</i>	<i>Amostra</i>	<i>Situação</i>
lochpe-Maxion	EST	ATIVO	Aços Villares	VAL	ATIVO
Santista Alimentos	EST	CANC.	Inepar	VAL	ATIVO
Cofap	EST	CANC.	Trafo	VAL	ATIVO
Recrusul	EST	ATIVO	Pirelli Cabos	VAL	CANC.
Arno	EST	CANC.	Sam Inds (Ficap Marvin)	VAL	ATIVO
Estrela	EST	ATIVO	Albarus	VAL	ATIVO
Vulcabrás	EST	ATIVO	Solorrico	VAL	OPER.CVM
Loias Americanas	EST	ATIVO	Fertibrás	VAL	ATIVO
Grazziotin	EST	ATIVO	Fertiza	VAL	CANC.
Mannesmann	EST	CANC.	Fosfértil	VAL	ATIVO
Ericsson	EST	CANC.	Randon Part	VAL	ATIVO
Metal I eve	EST	ATIVO	Fucatex	VAL	ATIVO
Manah (Bunge Fertilizantes)	EST	CANC.	Eluma	VAL	ATIVO
Fert Serrana	EST	CANC.	Paraibuna	VAL	ATIVO
Trombini	EST	CANC.	Ferbasa	VAL	ATIVO
Duratex	EST	ATIVO	Wetzel	VAL	ATIVO
Confab	EST	ATIVO	Fechaduras Brasil	VAL	OPER.CVM
Rimet (Rheem)	EST	ATIVO	Fibam	VAL	ATIVO
LNM	EST	CANC.	Aracruz	VAL	ATIVO
Eberle	EST	ATIVO	Suzano Papel	VAL	ATIVO
Nordon	EST	ATIVO	VCP - Votorantim	VAL	ATIVO
Klabin	EST	ATIVO	Bahia Sul	VAL	ATIVO
Ripasa	EST	ATIVO	Ciquine Petroquímica	VAL	ATIVO
Trikem	EST	ATIVO	Politeno	VAL	ATIVO
Oxitenio	EST	ATIVO	Polialden	VAL	ATIVO
Alparqatas	EST	ATIVO	Millennium	VAL	ATIVO
Teka	EST	ATIVO	Elekeiroz	VAL	OPER.CVM
Kuala (Ex Artex)	EST	ATIVO	Copene	VAL	OPER.CVM
Sansuy	EST	CANC.	Pronor	VAL	ATIVO
Kepler Weber	VAL	ATIVO	Petroflex	VAL	ATIVO
Agrale	VAL	CANC.	Copesul	VAL	ATIVO
Lark Maquinas	VAL	OPER.CVM	Fibrasil Textil (Hering NE)	VAL	CANC.
Vigor	VAL	ATIVO	Cremer	VAL	ATIVO
Parmalat (Lacesa)	VAL	ATIVO	Santanense	VAL	ATIVO
Sifco	VAL	ATIVO	Karsten	VAL	ATIVO
Marcopolo	VAL	ATIVO	Tecel São Jose	VAL	ATIVO
Maio Gallo	VAL	ATIVO	Ferreira Guimaraes	VAL	ATIVO
Pirelli Pneus	VAL	CANC.	Marisol	VAL	ATIVO
Fras-Le	VAL	ATIVO	Fábrica Renaux	VAL	ATIVO
Gradiente	VAL	ATIVO	Schlosser	VAL	ATIVO
Calói	VAL	ATIVO	Buettner	VAL	ATIVO
Arthur Lange	VAL	ATIVO	Texteis Renaux	VAL	ATIVO
Loias Renner	VAL	ATIVO	Linhas Círculo	VAL	ATIVO
Pão de Açucar	VAL	ATIVO	Cambuci	VAL	ATIVO
Ponto Frio (Globex Utilidades)	VAL	ATIVO	Vidr.Santa Marina (S.Gobain Vidro)	VAL	CANC.

ANEXO C - Setores, empresas concordatárias e não-concordatárias, data da concordata e amostras.

Setor	Empresa	Data da Concordata	Amostra	Setor	Empresa	Data da Concordata	Amostra
ALM	Usina Costa Pinto	16/07/90	EST	BCD	Sharp	24/03/00	VAL
CON	Verolme Ishibrás (IVI)	30/08/90	EST	AGR	Kepler Weber	CENS	VAL
TEX	Jaraquá Fabril	04/10/90	EST	AGR	Agrale	CENS	VAL
MET	Persico Pizzamiglio	15/10/90	EST	AGR	Lark Maquinas	CENS	VAL
MAD	Indústrias Madeirit	24/10/90	EST	ALM	Vigor	CENS	VAL
TEX	Confecções Guararapes	09/11/90	EST	ALM	Parmalat (Lacesa)	CENS	VAL
VPD	Trorion	14/11/90	EST	APC	Sifco	CENS	VAL
PAC	Celulose Irani	30/11/90	EST	APC	Marcopolo	CENS	VAL
FER	Cobrasma	05/03/91	EST	APC	Maio Gallo	CENS	VAL
AGR	Transparaná	26/04/91	EST	APC	Pirelli Pneus	CENS	VAL
APC	Indústrias C. Fabrini	18/10/91	EST	AUT	Fras-Le (APC)	CENS	VAL
QUI	EDN Estireno	20/12/91	EST	BCD	Gradiente (ELE)	CENS	VAL
TEX	Staroup	28/02/92	EST	BCR	Calói	CENS	VAL
MET	Liasa	04/05/92	EST	CAL	Arthur Lange	CENS	VAL
COM	Lojas Hering	03/07/92	EST	COM	Lojas Renner	CENS	VAL
MET	Electro Aço Altona	23/08/93	EST	COM	Pão de Açucar	CENS	VAL
MET	Ferro Ligas	01/12/93	EST	COM	Ponto Frio	CENS	VAL
MET	Sibra	01/12/93	EST	CON	Aços Villares (SID)	CENS	VAL
PAC	Propasa	21/11/94	EST	ELE	Inepar	CENS	VAL
AGR	lochpe-Maxion	CENS	EST	ELE	Trafo	CENS	VAL
ALM	Santista Alimentos	CENS	EST	ELE	Pirelli Cabos	CENS	VAL
APC	Cofap	CENS	EST	ELE	Sam Inds (Ficap Marvin)	CENS	VAL
AUT	Recrusul	CENS	EST	FER	Albarus (APC)	CENS	VAL
BCD	Arno	CENS	EST	FTZ	Solorrigo	CENS	VAL
BCR	Estrela	CENS	EST	FTZ	Fertibrás	CENS	VAL
CAL	Vulcabrás	CENS	EST	FTZ	Fertiza	CENS	VAL
COM	Lojas Americanas	CENS	EST	FTZ	Fosfertil	CENS	VAL
COM	Grazziotin	CENS	EST	HOL	Randon Part	CENS	VAL
CON	Mannesmann (SID)	CENS	EST	MAD	Eucatex	CENS	VAL
ELE	Ericsson	CENS	EST	MET	Eluma	CENS	VAL
FER	Metal Leve (APC)	CENS	EST	MET	Paraibuna	CENS	VAL
FTZ	Manah	CENS	EST	MET	Ferbasa	CENS	VAL
FTZ	Fertilizantes Serrana	CENS	EST	MET	Wetzel	CENS	VAL
HOL	Trombini	CENS	EST	MET	Fechaduras Brasil	CENS	VAL
MAD	Duratex	CENS	EST	MET	Fibam	CENS	VAL
MET	Confab	CENS	EST	PAC	Aracruz	CENS	VAL
MET	Rimet (Rheem)	CENS	EST	PAC	Suzano Papel	CENS	VAL
MET	LNM	CENS	EST	PAC	VCP - Votorantim	CENS	VAL
MET	Eberle	CENS	EST	PAC	Bahia Sul	CENS	VAL
MET	Nordon	CENS	EST	QUI	Ciquine Petroquímica	CENS	VAL
PAC	Klabin	CENS	EST	QUI	Politeno	CENS	VAL
PAC	Ripasa	CENS	EST	QUI	Polialden	CENS	VAL
QUI	Trikem	CENS	EST	QUI	Millennium	CENS	VAL
QUI	Oxiteno	CENS	EST	QUI	Elekeiroz	CENS	VAL
TEX	Alpargatas	CENS	EST	QUI	Copene	CENS	VAL
TEX	Teka	CENS	EST	QUI	Pronor	CENS	VAL
TEX	Kuala (Ex-Artex)	CENS	EST	QUI	Petroflex	CENS	VAL
VPD	Sansuy S/A	CENS	EST	QUI	Copesul	CENS	VAL
QUI	Cibrán	20/06/95	VAL	TEX	Fibrasil Textil (Hering NE)	CENS	VAL
QUI	Aquatec	26/06/95	VAL	TEX	Cremer	CENS	VAL
HOL	Montreal	12/07/95	VAL	TEX	Santanense	CENS	VAL
COM	Mesbla	02/08/95	VAL	TEX	Karsten	CENS	VAL
ELE	Inbrac	29/09/95	VAL	TEX	Tecel São Jose	CENS	VAL
COM	Casa José Silva	19/02/97	VAL	TEX	Ferreira Guimaraes	CENS	VAL
TEX	Pará de Minas	17/03/97	VAL	TEX	Marisol	CENS	VAL
BCR	Glasslite	02/05/97	VAL	TEX	Fábrica Renaux	CENS	VAL
CAL	Corbetta	06/05/97	VAL	TEX	Schlosser	CENS	VAL
AUT	Brasinca/SPSCS	24/09/97	VAL	TEX	Buettner	CENS	VAL
BCR	TecToy	09/12/97	VAL	TEX	Texteis Renaux	CENS	VAL
COM	Lojas Arapuã	22/06/98	VAL	TEX	Linhas Circulo	CENS	VAL
FTZ	Copas	13/11/98	VAL	TEX	Cambuci	CENS	VAL
FTZ	Aubos Trevo	27/09/99	VAL	VPD	Vidr Santa Marina	CENS	VAL

Obs.: EST = estimacão, VAL = validacão, CENS = censura.

ANEXO D - Indicadores, fórmulas, relação presumida quanto ao risco de concordata e origem dos indicadores.

Nº	INDICADOR	FÓRMULA	RELAÇÃO PRESUMIDA	ORIGEM
1	Liquidez Imediata (LI)	DISP/PC	INVERSA	LIQ0001
2	Liquidez Corrente (LC)	AC/PC	INVERSA	LIQ0002
3	Liquidez Seca (LS)	(AC-EST)/PC	INVERSA	LIQ0003
4	Liquidez Geral (LG)	(AC+RLP)/(PC+ELP)	INVERSA	LIQ0004
5	Participação de Capitais de Terceiros sobre Recursos Totais	(PC+ELP)/(PC+ELP+PL)	DIRETA	END0001
6	Participação de Capitais de Terceiros sobre Capitais Próprios	(PC+ELP)/PL	DIRETA	END0002
7	Participação das Dívidas de Curto Prazo sobre o Endividamento Total	PC/(PC+ELP)	DIRETA	END0003
8	Margem Operacional (MO)	LO/ROL	INVERSA	RENT001
9	Margem Líquida (ML)	LL/ROL	INVERSA	RENT002
10	Retorno sobre o Investimento Total (RETINV)	LL/AT	INVERSA	RENT003
11	Retorno sobre o Patrimônio Líquido (RETPL)	LL/PL	INVERSA	RENT004
12	Grau de Imobilização do Patrimônio Líquido (GIPL)	IL/PL	DIRETA	ALAV001
13	Disponível / Ativo Permanente	DISP/AP	INVERSA	ELI0001
14	Estoques / Ativo Total	EST/AT	DIRETA	ELI0002
15	Passivo Circulante / Ativo Total	PC/AT	DIRETA	ELI0003
16	Patrimônio Líquido / Ativo Total	PL/AT	INVERSA	MAT0001
17	Empréstimos Bancários / Ativo Circulante	EFTCP/AC	DIRETA	MAT0002
18	Fornecedores / Ativo Total	FORNCP/AT	DIRETA	MAT0003
19	Lucro Operacional / Lucro Bruto	LO/LB	INVERSA	MAT0004
20	Disponível / Ativo Total	DISP/AT	INVERSA	MAT0005
21	Ativo Total	AT	INVERSA	ALT0001
22	(Ativo Circulante - Passivo Circulante) / Ativo Total	(AC-PC)/AT	INVERSA	ABD0001
23	Vendas / Ativo Total	ROL/AT	INVERSA	ABD0002
24	Fornecedores / Vendas	FORNCP/ROL	DIRETA	PER0001
25	(Ativo Circulante - Passivo Total) / Ativo Total	(AC-PT)/AT	INVERSA	SAN0001
26	(Patrimônio Líquido - Capital Social) / Ativo Total	(PL-CS)/AT	INVERSA	SAN0002
27	(Lucro Op. - Desp. Fin. + Rec. Fin.) / Ativo Total	(LO-DESPFIN+RECFIN)/AT	INVERSA	SAN0003
28	Estoques / (Vendas - Lucro Bruto)	EST/(ROL-LB)	DIRETA	MIN0001
29	Passivo Circulante / Patrimônio Líquido	PC/PL	DIRETA	MIN0002
30	Ativo Permanente / Patrimônio Líquido	AP/PL	DIRETA	MIN0003
31	(Fornecedores + Empr. e Financ. Totais a CP) / Ativo Circulante	(FORNCP+EFTCP)/AC	DIRETA	AUT0001
32	Disponibilidades / Ativo Circulante	DISP/AC	INVERSA	AUT0002

Obs.: LIQ = LIQUIDEZ; END = ENDIVIDAMENTO; RENT = RENTABILIDADE; ALAV = ALAVANCAGEM; ELI = ELIZABETSKY; MAT = MATIAS; ALT = ALTMAN; ABD = ALTMAN, BAYDIA e DIAS; PER = PEREIRA; SAN = SANVICENTE e MINARDI; MIN = MINUSSI; AUT = PROPOSTO NO TRABALHO

ANEXO E - Estatísticas descritivas por grupo de empresas (dados de 1989).

<i>Indicador</i>	<i>Grupo</i>	<i>N</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio-Padrão</i>	<i>Erro-Padrão Médio</i>
LIQ0001	C	19	0,1054	0,1667	0,0383
	NC	29	0,2124	0,2536	0,0471
LIQ0002	C	19	1,3879	1,0822	0,2483
	NC	29	1,8262	1,7917	0,3327
LIQ0003	C	19	0,5781	0,4235	0,0972
	NC	29	0,9171	0,5642	0,1048
RENT001	C	19	-0,0259	0,3960	0,0908
	NC	29	0,7872	3,2906	0,6110
RENT002	C	19	-0,0368	0,3926	0,0901
	NC	29	0,7352	3,1765	0,5899
RENT003	C	19	0,0281	0,1316	0,0302
	NC	29	0,0918	0,0658	0,0122
RENT004	C	19	0,0150	0,2861	0,0656
	NC	29	0,1410	0,1026	0,0190
ALAV001	C	19	0,7855	0,4467	0,1025
	NC	29	0,4370	0,2609	0,0484
ELI0001	C	19	0,0415	0,0642	0,0147
	NC	29	0,1918	0,2802	0,0520
ELI0002	C	19	0,1981	0,1591	0,0365
	NC	29	0,1770	0,1253	0,0233
ELI0003	C	19	0,3031	0,1620	0,0372
	NC	29	0,2464	0,1278	0,0237
MAT0001	C	19	0,6254	0,1711	0,0393
	NC	29	0,6654	0,1615	0,0300
MAT0004	C	19	0,4284	1,7262	0,3960
	NC	29	1,5970	5,5884	1,0377
MAT0005	C	19	0,0202	0,0288	0,0066
	NC	29	0,0621	0,0879	0,0163
ALT0001	C	19	124258,89	127246,45	29192,34
	NC	29	275566,83	204732,49	38017,87
ABD0001	C	19	0,0351	0,2606	0,0598
	NC	29	0,1619	0,1896	0,0352
ABD0002	C	19	0,8001	0,3821	0,0877
	NC	29	0,9298	0,5172	0,0960
SAN0001	C	19	-0,6619	0,2176	0,0499
	NC	29	-0,5917	0,2528	0,0469
SAN0002	C	19	0,3106	0,2902	0,0666
	NC	29	0,3469	0,1756	0,0326
MIN0001	C	19	0,5716	0,9964	0,2286
	NC	29	0,2999	0,2686	0,0499
MIN0002	C	19	0,6270	0,6137	0,1408
	NC	29	0,4374	0,3055	0,0567
MIN0003	C	19	1,0701	0,4546	0,1043
	NC	29	0,8148	0,2875	0,0534
AUT0002	C	19	0,0618	0,0743	0,0170
	NC	29	0,1273	0,1483	0,0275
SMEAN (LIQ0004)	C	19	1,1342	0,7015	0,1609
	NC	29	1,3612	0,5462	0,1014
SMEAN (END0001)	C	19	0,3879	0,1582	0,0363
	NC	29	0,3319	0,1592	0,0296
SMEAN (END0002)	C	19	0,7856	0,6235	0,1430
	NC	29	0,5893	0,4150	0,0771
SMEAN (END0003)	C	19	0,7953	0,1376	0,0316
	NC	29	0,7416	0,1740	0,0323
SMEAN (MAT0002)	C	19	0,6721	0,8444	0,1937
	NC	29	0,2155	0,2437	0,0453
SMEAN (MAT0003)	C	19	0,0539	0,0410	0,0094
	NC	29	0,0613	0,0698	0,0130
SMEAN (PER0001)	C	19	0,0801	0,0661	0,0152
	NC	29	0,0597	0,0421	0,0078
SMEAN (SAN0003)	C	19	0,0254	0,1636	0,0375
	NC	29	0,1098	0,1095	0,0203
SMEAN (AUT0001)	C	19	0,8644	0,9305	0,2135
	NC	29	0,3836	0,2913	0,0541

Obs.: C = concordatárias, NC = não-concordatárias.

ANEXO H – TESTE DA SUPOSIÇÃO DE RISCOS PROPORCIONAIS

De acordo com o manual de estatística avançada do SPSS, o modelo de riscos proporcionais assume que a função risco $h(t)$ para o modelo que inclui uma covariável particular é proporcionalmente relacionada à função risco de base $h_0(t)$. Essa expectativa está implícita na equação

$$\frac{h(t)}{h_0(t)} = e^{(BX)}$$

onde $h(t)$ e $h_0(t)$ estão em constante proporção uma para a outra, isto é, estão relacionadas entre si como uma potência de e .

Para testar a suposição de riscos proporcionais, plotam-se as funções de risco de base num gráfico *log minus log* (LML). Se os riscos forem proporcionais, as curvas geradas devem ser paralelas. Nas palavras de Colosimo (2001, p.56), “*é razoável construir este gráfico para cada covariável incluída no estudo*”.

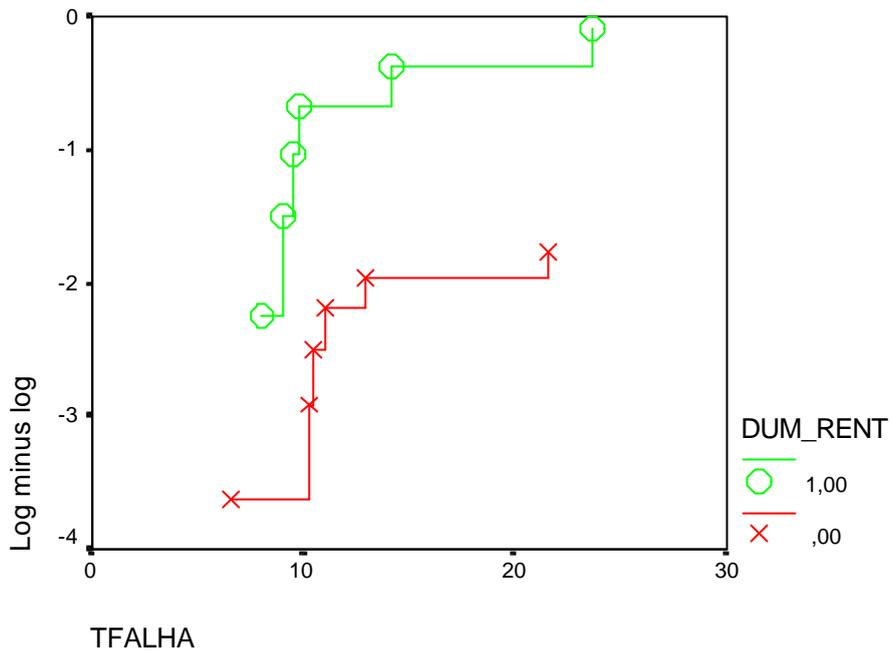
A primeira providência – no caso de variáveis contínuas – é a conversão dos indicadores em variáveis *dummies*. Nesse sentido, criamos as variáveis DUM_RENT e DUM_MAT2.

No presente trabalho, atribuiu-se o valor 1 para os casos compreendidos abaixo da mediana do grupo de empresas insolventes que concordatou nos primeiros 24 meses. O valor 0 foi atribuído para os casos acima da mediana do mesmo grupo de empresas.

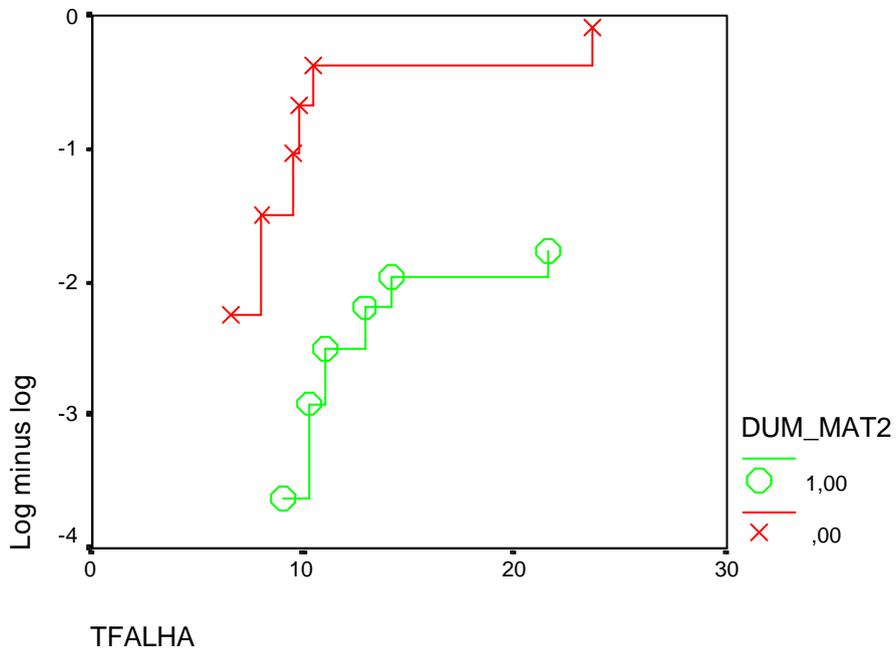
A utilização da mediana do grupo de empresas insolventes que concordatou nos primeiros 24 meses, se explica na medida em que o SPSS gera os gráficos LML empregando os indivíduos (empresas) nos quais se verifica a ocorrência de falha dentro do mesmo período.

A análise das curvas nos gráficos parece confirmar a hipótese de riscos proporcionais.

LML Function at mean of covariates



LML Function at mean of covariates



ANEXO I – ESTIMAÇÃO DO MODELO DE COX (COMENTADA)

Result Variable	Missing Values Replaced	First Non-Miss	Last Non-Miss	Valid Cases	Creating Function
LIQ000_1	1	1	48	48	SMEAN(LIQ0004)
END000_1	1	1	48	48	SMEAN(END0001)
END000_2	1	1	48	48	SMEAN(END0002)
END000_3	1	1	48	48	SMEAN(END0003)
MAT000_1	3	1	48	48	SMEAN(MAT0002)
MAT000_2	1	1	48	48	SMEAN(MAT0003)
PER000_1	1	1	48	48	SMEAN(PER0001)
SAN000_1	7	1	48	48	SMEAN(SAN0003)
AUT000_1	3	1	48	48	SMEAN(AUT0001)

Cox Regression

48 Total cases read
 0 Cases with missing values
 0 Valid cases with non-positive times
 0 Censored cases before the earliest event in a stratum
 0 Total cases dropped
 48 Cases available for the analysis

Dependent Variable: TFAILHA

Events Censored
 12 36 (75%)

Beginning Block Number 0. Initial Log Likelihood Function

-2 Log Likelihood 89,908

Beginning Block Number 1. Method: Forward Stepwise (Wald)

Step	Step Change			Block Change			Variable
	Chi-Sq.	df	Sig	Chi-Sq.	df	Sig	
1	11,568	1	,001	11,568	1	,001	IN: MAT000_1
2	4,049	1	,044	15,617	2	,000	IN: RENT004

No more variables can be added or deleted.

-2 Log Likelihood 74,291

	Chi-Square	df	Sig
Overall (score)	27,137	2	,0000
Change (-2LL) from Previous Block	15,617	2	,0004

Na regressão de Cox, os coeficientes são estimados pela maximização da função de verossimilhança parcial, L (*likelihood*). A verossimilhança parcial é determinada encontrando-se o risco de falha em cada ponto, e tirando-se o produto de todos esses riscos. O logaritmo natural de L é chamado logaritmo da verossimilhança, LL (*log likelihood*).

Para testar se todos os B's da população são iguais a zero, comparamos os valores de $(-2LL)$ para o modelo de interesse e o modelo *baseline*. Dessa forma, se *Change (-2LL) from Previous Block* apresentar um valor $p < 0,0001$, a inferência sugere que pelo menos um B na população é diferente de zero, e deve ser adicionado ao modelo.

O valor de $(-2LL)$ também pode ser utilizado como medida de ajuste do modelo (*goodness of fit*). Nesse sentido, quanto mais baixo o valor de $(-2LL)$, mais ajustado o modelo. Apenas a título de comparação, Janot (1999) obteve um valor de 164,491 para o modelo *baseline* e 116,340 para o modelo com três covariáveis.

Os resultados gerados pelo modelo apresentam as seguintes informações:

- **Block Number 0** se refere ao modelo de base no qual todos os B's assumem o valor 0.
- **Block Number 1** se refere ao modelo com as variáveis explicativa incluídas. O SPSS gera uma lista das variáveis e o valor de $-2LL$.
- **Change (-2LL) from Previous Block** é a diferença entre $-2LL$ para *Block 0* e $-2LL$ para *Block 1*. Esse é o chamado teste da razão de verossimilhança (RV), ou *likelihood-ratio* (LR).
- **Change (-2LL) from Previous Step** se refere ao procedimento *stepwise* utilizado na regressão.
- **Overall (score)** é outro teste utilizado para verificar se todos os coeficientes (B) no modelo são iguais a zero na população. Possui distribuição qui-quadrado e é uma aproximação do teste RV (LR). Esse teste também é denominado *global chi-square* ou *overall chi-square*.
- **df** é o número de variáveis no presente modelo menos o número de variáveis no modelo anterior.
- **Sig** é baseado no teste qui-quadrado. Tanto o teste score quanto o teste $-2LL$ são distribuídos como qui-quadrado para grandes amostras. SE $p < 0,0001$, a inferência sugere que pelo menos um B da população é diferente de zero.

----- Variables in the Equation -----

Variable	B	S.E.	Wald	df	Sig	R
RENT004	-2,5262	1,0700	5,5743	1	,0182	-,1994
MAT000_1	1,1325	,4029	7,9005	1	,0049	,2562

Variable	Exp(B)	95% CI for Exp(B)	
		Lower	Upper
RENT004	,0800	,0098	,6511
MAT000_1	3,1033	1,4089	6,8356

Os resultados gerados pelo modelo apresentam as seguintes informações:

- **B** é o coeficiente estimado. É interpretado como a mudança prevista no logaritmo do risco para uma variação unitária na variável independente.
- **S.E.** é o erro-padrão do coeficiente estimado, B.
- **Wald** é a estatística Wald. Se $df=1$, a estatística Wald pode ser calculada como $(B/S.E.)$. Essa estatística possui distribuição qui-quadrado e é utilizada para testar se o coeficiente estimado B é diferente de 0 na população.
- **df** são os graus de liberdade para a estatística Wald. Os graus de liberdade para a estatística Wald são iguais a 1, exceto para variáveis categóricas. Enquanto os graus de liberdade para cada categoria são iguais a 1, os graus de liberdade para o teste global da variável categórica é igual ao número de categorias menos 1.
- **Sig** é o nível de significância para a estatística Wald.
- **R** é uma estimativa da correlação parcial da variável dependente com a covariável. R é calculado da estatística Wald de acordo com a equação

$$R = \sqrt{\frac{Wald - (2 \times df)}{-2LL_0}}$$

onde $-2LL_0$ é igual a menos duas vezes o logaritmo da verossimilhança para o modelo de base. R assume o valor 0 se $2 \times df \geq Wald$.

- **Exp(B)** é $e^{(B)}$ como na equação $\frac{h(t)}{h_0(t)} = e^{(BX)}$.

Para uma variável dicotômica na qual existem dois níveis, 0 e 1, **Exp(B)** é o risco relativo, ou seja, é a taxa de risco com X igual a 0 comparada ao risco com X igual a 1.

----- Variables not in the Equation -----
 Residual Chi Square = 69,75 with 29 df Sig = ,0000

Variable	Score	df	Sig	R
LIQ0001	,1145	1	,7350	,0000
LIQ0002	,0538	1	,8166	,0000
LIQ0003	,7171	1	,3971	,0000
RENT001	,3189	1	,5723	,0000
RENT002	,2881	1	,5914	,0000
RENT003	1,2651	1	,2607	,0000
ALAV001	,2697	1	,6036	,0000
ELI0001	,5189	1	,4713	,0000
ELI0002	,2527	1	,6152	,0000
ELI0003	,4344	1	,5099	,0000
MAT0001	,0499	1	,8233	,0000
MAT0004	,4701	1	,4930	,0000
MAT0005	,1196	1	,7294	,0000
ALT0001	2,6453	1	,1039	,0847
ABD0001	1,3164	1	,2512	,0000
ABD0002	,6104	1	,4346	,0000
SAN0001	,2507	1	,6166	,0000
SAN0002	,4287	1	,5126	,0000
MIN0001	,0526	1	,8186	,0000
MIN0002	,4740	1	,4911	,0000
MIN0003	,1163	1	,7331	,0000
AUT0002	,0300	1	,8625	,0000
LIQ000_1	,0010	1	,9746	,0000
END000_1	,0919	1	,7618	,0000
END000_2	,2011	1	,6539	,0000
END000_3	1,8325	1	,1758	,0000
MAT000_2	,2786	1	,5976	,0000
PER000_1	,4860	1	,4857	,0000
SAN000_1	,3696	1	,5432	,0000
AUT000_1	,2875	1	,5918	,0000

Correlation Matrix of Regression Coefficients (B)

	RENT004
MAT000_1	,21453

A adição de determinado coeficiente ao modelo pode não contribuir significativamente para a previsão do risco de falha. Isso ocorre porque a contribuição de qualquer variável é determinada no contexto da contribuição de todas as outras variáveis existentes no modelo. Nesse sentido, o pesquisador tem à sua disposição uma série de métodos utilizados para incluir/excluir variáveis do modelo. O método mais utilizado é a entrada forçada (*forced entry*). Por esse método, todas as variáveis são forçadas para dentro do modelo em um passo. O SPSS disponibiliza dois métodos *stepwise: forward selection e backward selection*, através dos quais as variáveis são incluídas/excluídas de acordo com critérios específicos.

Na seleção *forward*, o modelo começa como um modelo de base, sem qualquer variável. Dessa forma, as variáveis são consideradas uma de cada

vez, sendo adicionadas ao modelo se atingirem um critério de seleção baseado num p valor para a estatística *score*. O valor *default* para inclusão é 0,05. À medida que cada nova variável é adicionada, as variáveis presentes no modelo são avaliadas para efeito de exclusão.

O SPSS possui três critérios de exclusão que podem ser utilizados nessa situação: a estatística da razão de verossimilhança, baseada na estimativa de máxima verossimilhança parcial ($-2LL$), a estatística da razão de verossimilhança, baseada na estimativa condicional dos parâmetros, e a estatística Wald. O valor *default* para exclusão do modelo se baseia num valor p igual a 0,10 para a estatística selecionada. Quando nenhuma outra variável atinge o critério de inclusão e/ou exclusão, ou quando o último modelo é idêntico ao anterior, o algoritmo pára.

A estatística da seleção *forward* gera as seguintes informações:

- **Block Number 0** é o modelo de base com todas as variáveis excluídas
- **Variables not in the equation** inclui todas as variáveis utilizadas na estimação do modelo, pois a seleção *forward* começa com todas as variáveis excluídas.
- **Residual Chi-Square** testa se todos os coeficientes das variáveis que não estão na equação possuem valor igual a zero.
- **Score statistic** é usada para determinar a inclusão no modelo. Para variáveis categóricas, a *overall score statistic* e a *score statistic* para cada variável são geradas pelo modelo. A significância da *overall score statistic* determina a inclusão da variável.
- **df** para a estatística *score* é 1, exceto para variáveis categóricas e termos de interação com dois ou mais componentes. Nesse caso, os graus de liberdade são iguais ao número de componentes. Numa variável categórica, esse valor é igual a 1 menos o número de níveis.
- **Sig** da estatística *score* é o critério para inclusão no modelo. O valor *default* para inclusão é 0,05.
- **R** é calculado como descrito previamente, mas a estatística *score* substitui a estatística Wald no cálculo.

Toda vez que *residual chi-square* for significativa ($p < 0,0001$), pelo menos um coeficiente será diferente de zero na população. As variáveis com os menores níveis de significância serão adicionadas ao modelo no passo seguinte. Cada vez que uma variável é incluída no modelo, $-2LL$ é calculado e comparado com o valor $-2LL$ para o modelo de base.

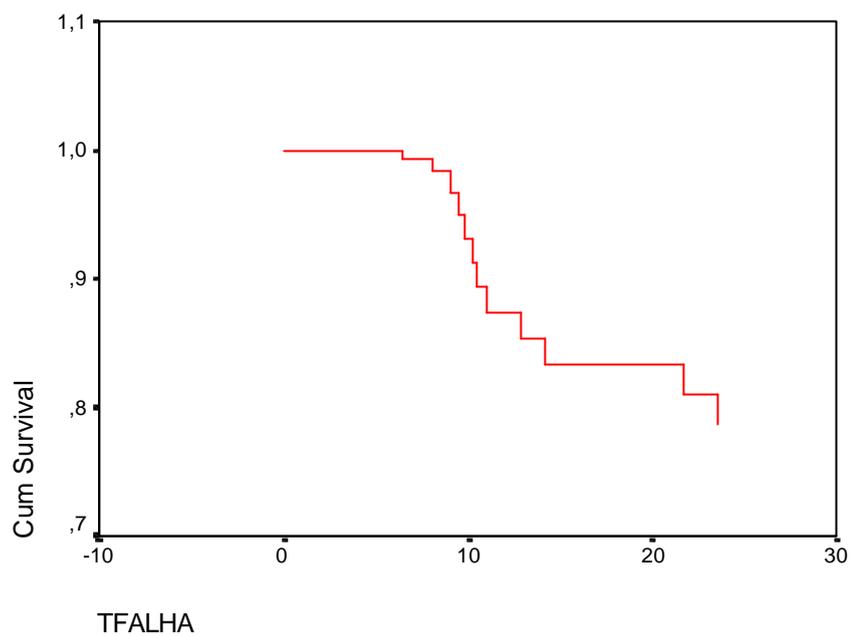
Se uma variável apresentar um coeficiente (B) positivo, quanto maior a variável, maior o risco. Por outro lado, um coeficiente (B) negativo indica que um aumento unitário na variável selecionada reduz o risco de falha. Ao examinar o valor $Exp(B)$ percebe-se o acréscimo/decréscimo (percentual) no risco para cada aumento unitário na variável.

Time	Baseline	---- At mean of covariates ----		
	Cum Hazard	Survival	SE	Cum Hazard
6,50	,0051	,9937	,0079	,0063
8,00	,0131	,9839	,0131	,0162
9,10	,0268	,9672	,0220	,0333
9,50	,0408	,9505	,0285	,0508
9,80	,0562	,9325	,0339	,0699
10,30	,0729	,9133	,0394	,0907
10,50	,0902	,8938	,0441	,1122
11,00	,1081	,8742	,0485	,1345
12,90	,1262	,8547	,0524	,1570
14,20	,1463	,8336	,0559	,1820
21,60	,1686	,8108	,0592	,2098
23,70	,1927	,7868	,0619	,2398

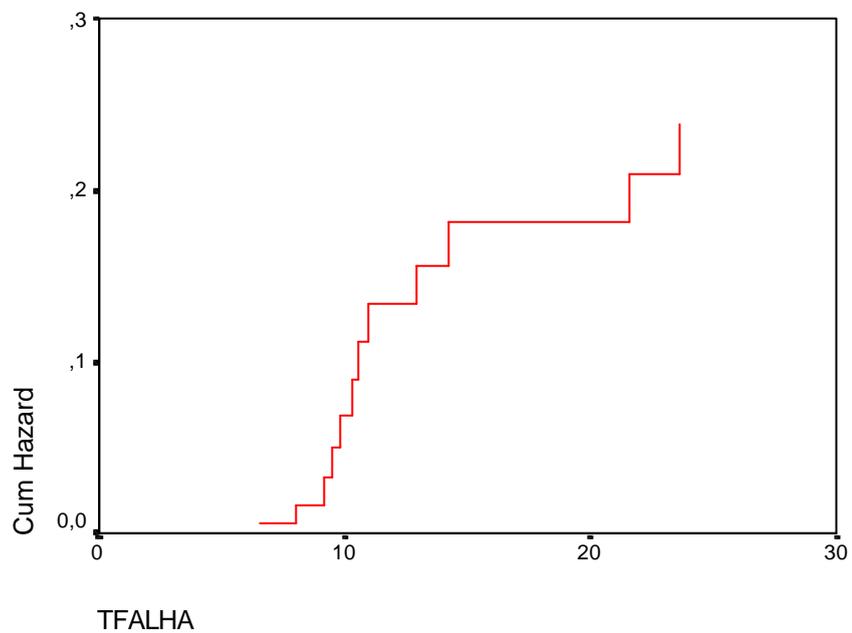
Covariate Means

Variable	Mean
LIQ0001	,1700
LIQ0002	1,6527
LIQ0003	,7829
RENT001	,4654
RENT002	,4296
RENT003	,0666
RENT004	,0911
ALAV001	,5750
ELI0001	,1323
ELI0002	,1853
ELI0003	,2688
MAT0001	,6495
MAT0004	1,1344
MAT0005	,0455
ALT0001	215674,1042
ABD0001	,1117
ABD0002	,8785
SAN0001	-,6195
SAN0002	,3325
MIN0001	,4075
MIN0002	,5124
MIN0003	,9159
AUT0002	,1014
LIQ000_1	1,2714
END000_1	,3541
END000_2	,6670
END000_3	,7628
MAT000_1	,3962
MAT000_2	,0584
PER000_1	,0678
SAN000_1	,0764
AUT000_1	,5739

Survival Function at mean of covariates



Hazard Function at mean of covariates



ANEXO J - Desempenho do modelo de Cox ao longo da etapa de estimação.

Período	Falhas + Censuras				Nível de Acerto Global			
	Tempo (meses)	Dados de 1989			Tempo (meses)	Dados de 1989		
		BC	Tipo I	Tipo II		BC+T2F	Tipo I	Tipo II
1990-1994	11,0	86% (41)	4% (2)	10% (5)	11,0	92% (44)	4% (2)	4% (2)
	14,2	84% (40)	6% (3)	10% (5)	14,2	88% (42)	6% (3)	6% (3)
	23,7	79% (38)	8% (4)	13% (6)	23,7	84% (40)	8% (4)	8% (4)
1991-1994	Tempo (meses)	Dados de 1990			Tempo (meses)	Dados de 1990		
		BC	Tipo I	Tipo II		BC+T2F	Tipo I	Tipo II
	11,0	50% (20)	3% (1)	47% (19)	11,0	67% (27)	3% (1)	30% (12)
	14,2	50% (20)	5% (2)	45% (18)	14,2	65% (26)	5% (2)	30%(12)
	23,7	55% (22)	5% (2)	40% (16)	23,7	65% (26)	5% (2)	30%(12)
1992-1994	Tempo (meses)	Dados de 1991			Tempo (meses)	Dados de 1991		
		BC	Tipo I	Tipo II		BC+T2F	Tipo I	Tipo II
	11,0	36% (13)	-	64% (23)	11,0	47% (17)	-	53% (19)
	14,2	36% (13)	-	64% (23)	14,2	47% (17)	-	53% (19)
	23,7	42% (15)	-	58% (21)	23,7	44% (16)	-	56% (20)
1993-1994	Tempo (meses)	Dados de 1992			Tempo (meses)	Dados de 1992		
		BC	Tipo I	Tipo II		BC+T2F	Tipo I	Tipo II
	11,0	48% (16)	-	52% (17)	11,0	52% (17)	-	48% (16)
	14,2	42% (14)	-	58% (19)	14,2	45% (15)	-	55% (18)
	23,7	45% (15)	-	55% (18)	23,7	45% (15)	-	55% (18)
1994	Tempo (meses)	Dados de 1993			Tempo (meses)	Dados de 1993		
		BC	Tipo I	Tipo II		BC+T2F	Tipo I	Tipo II
	11,0	57% (17)	-	43% (13)	11,0	57% (17)	-	43% (13)
	14,2	53% (16)	-	47% (14)	14,2	53% (16)	-	47% (14)
	23,7	53% (16)	-	47% (14)	23,7	53% (16)	-	47% (14)

Obs.1: A frequência está computada entre parênteses.

Obs.2: Número de falhas no período 1990-1994 = 19

Obs.3: T2F = Empresas que efetivamente falharam em algum momento no futuro.

ANEXO K - Desempenho do modelo de Cox ao longo da etapa de validação.

Período	Falhas + Censuras				Classificação Global			
	Tempo (meses)	Dados de 1994			Tempo (meses)	Dados de 1994		
		BC	Tipo I	Tipo II		BC+T2F	Tipo I	Tipo II
1995-2000	11,0	76% (57)	-	24% (18)	11,0	83% (62)	-	17% (13)
	14,2	76% (57)	-	24% (18)	14,2	83% (62)	-	17% (13)
	23,7	72% (54)	-	28% (21)	23,7	79% (59)	-	21% (16)
1997-2000	Tempo (meses)	Dados de 1995			Tempo (meses)	Dados de 1995		
		BC	Tipo I	Tipo II		BC+T2F	Tipo I	Tipo II
	11,0	59% (42)	-	41% (29)	11,0	70% (50)	-	30% (21)
	14,2	58% (41)	-	42% (30)	14,2	68% (48)	-	32% (23)
	23,7	59% (42)	1% (1)	40% (28)	23,7	64% (45)	1% (1)	35% (25)
1997-2000	Tempo (meses)	Dados de 1996			Tempo (meses)	Dados de 1996		
		BC	Tipo I	Tipo II		BC+T2F	Tipo I	Tipo II
	11,0	66% (47)	3% (2)	31% (22)	11,0	70% (50)	3% (2)	27% (19)
	14,2	65% (46)	3% (2)	32% (23)	14,2	68% (48)	3% (2)	30% (21)
	23,7	59% (42)	6% (4)	35% (25)	23,7	62% (44)	6% (4)	32% (23)
1998-2000	Tempo (meses)	Dados de 1997			Tempo (meses)	Dados de 1997		
		BC	Tipo I	Tipo II		BC+T2F	Tipo I	Tipo II
	11,0	62% (40)	-	38% (25)	11,0	62% (40)	-	38% (25)
	14,2	60% (39)	-	40% (26)	14,2	60% (39)	-	40% (26)
	23,7	57% (37)	2% (1)	41% (27)	23,7	56% (37)	2% (1)	42% (27)
1999-2000	Tempo (meses)	Dados de 1998			Tempo (meses)	Dados de 1998		
		BC	Tipo I	Tipo II		BC+T2F	Tipo I	Tipo II
	11,0	56% (35)	-	44% (28)	11,0	57% (36)	-	43% (27)
	14,2	56% (35)	-	44% (28)	14,2	57% (36)	-	43% (27)
	23,7	57% (36)	-	43% (27)	23,7	57% (36)	-	43% (27)
2000	Tempo (meses)	Dados de 1999			Tempo (meses)	Dados de 1999		
		BC	Tipo I	Tipo II		BC+T2F	Tipo I	Tipo II
	11,0	66% (41)	-	34% (21)	11,0	66% (41)	-	34% (21)
	14,2	61% (38)	-	39% (24)	14,2	61% (38)	-	39% (24)
	23,7	61% (38)	-	39% (24)	23,7	61% (38)	-	39% (24)

Obs.1: A frequência está computada entre parênteses.

Obs.2: Número de falhas no período 1995-2000 = 15

Obs.3: T2F = Empresas que efetivamente falharam em algum momento no futuro.

