PUC RIO

MARCIO MAGALHÃES JANOT

PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA BANCÁRIA NO BRASIL
APLICAÇÃO DE DIFERENTES MODELOS ENTRE 1995 E 1998

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Departamento de Economia

Rio de janeiro, 30 de março de 1999

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO

Rua Marquês de São Vicente, 225 - Gávea

CEP 22453-900 Rio de Janeiro RJ Brasil

<http://www.puc-rio.br>

N.Cham. 330 J34 TESE UC
Título Previsão de insolvência bancária no Brasil

Ex.2 PUCB

0138923

MARCIO MAGALHÃES JANOT

**PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA BANCÁRIA NO BRASIL :
APLICAÇÃO DE DIFERENTES MODELOS ENTRE 1995 E 1998**

Dissertação apresentada ao Departamento de
Economia da PUC/RJ como parte dos
requisitos para obtenção do título de Mestre
em Economia.

Orientador: Márcio Gomes Pinto Garcia

Co-orientador: Cristiano Fernandes

Departamento de Economia
Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro

Rio de Janeiro, 30 de março de 1999.

94587

BC/d

330
y 34
TESE UC

A minha família

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador prof. Márcio Garcia, que além da decisiva participação na escolha do tema, esteve sempre atento a qualidade desta dissertação, com sugestões e críticas pertinentes.

Ao meu co-orientador prof. Cristiano Fernandes, pela sua dedicação, tendo fundamental importância no entendimento e aplicação empírica dos modelos utilizados no trabalho.

Ao prof. Dionísio Carneiro Dias, pelas sugestões feitas em sua exposição na defesa de tese.

A colega Mayte, que me deu uma ajuda imprescindível no aprendizado dos pacotes estatísticos, o que me permitiu construir os modelos.

Ao Banco Central do Brasil, que me forneceu todos os dados primários necessários a elaboração desta dissertação, possibilitando, inclusive, sua divulgação em um congresso voltado para a supervisão bancária, realizado em Brasília.

Finalmente, agradeço ao meu pai, meu grande incentivador, a Cristina e a todos os amigos que sempre estão presentes quando é preciso.

RESUMO

O objetivo principal dessa dissertação é identificar, com antecedência, as instituições financeiras mais propensas a se tornarem insolventes, propiciando a implementação de medidas corretivas em tempo hábil e uma alocação mais eficiente dos recursos disponíveis para o acompanhamento direto (*on-site*) das instituições por parte do Banco Central. Para isso é necessário a utilização de algum tipo de modelo estatístico, convencionalmente chamado de modelo de *early warning*, que traduza as características dos bancos em estimativas de risco.

Este estudo examina a eficácia de dois tipos de modelos de *early warning* - o modelo de regressão logística e o modelo de risco proporcional de Cox - em prever o fenômeno de insolvência bancária no Brasil durante o período 1995/1998. Estes modelos basicamente produzem estimativas da probabilidade de um banco, com um dado conjunto de características, sobreviver mais que um determinado intervalo de tempo no futuro, classificando-o como solvente ou insolvente. Apontam também quais as características que mais contribuíram para a insolvência das instituições financeiras.

O alto percentual de acerto de classificação dos bancos pelos dois modelos estimados, com a identificação de uma proporção considerável das insolvências com antecedência, indicam que a insolvência bancária é passível de ser prevista no Brasil, sendo recomendável a utilização destes como um instrumento adicional de supervisão do sistema financeiro pelo Banco Central.

ABSTRACT

The purpose of this study is to identify "problem" banks and to predict bankruptcies with sufficient lead time for regulators to institute remedial action at these banks. It requires the use of some sort of statistical model, conventionally labeled an "early warning model", to translate bank characteristics into estimates of risk.

This dissertation presents a pair of early warning models – the logistic regression and the Cox proportional hazards model – and applies them to the prediction of bank failures in Brazil between 1995 and 1998. These models basically produce estimates of the probability that a bank with a given set of characteristics will survive longer than some specified length of time into the future. In addition, these models point out which were the characteristics that most contributed to the bank insolvency.

The models identify both failed and healthy banks with a high degree of accuracy. Furthermore, a large proportion of banks that subsequently failed are flagged as potential failures in periods prior to their actual demise. This results demonstrate that reasonably accurate early warning models can be built and maintained at relatively low cost. The use of these models could be of great benefit as an additional instrument to the banking supervision activity.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
2. A REESTRUTURAÇÃO DO SISTEMA FINANCEIRO NO BRASIL	07
2.1. Primeira fase.....	08
2.2. Segunda fase.....	12
3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	14
3.1. O modelo Logit	14
3.2. O modelo de risco proporcional de Cox.....	21
3.2.1. o modelo	21
3.2.2. amostragem	26
4. METODOLOGIA	29
4.1. Seleção das Instituições Financeiras	29
4.2. Indicadores Econômico-Financeiros.....	33
4.3. Tratamento Estatístico	37
4.4. Limitações dos modelos	38
5. ESTIMAÇÃO DOS MODELOS E RESULTADOS	39
5.1. Teste t.	39
5.2. Modelo Logit.....	40
5.3. Modelo de Risco Proporcional de Cox	52
6. CONCLUSÃO	67
ANEXOS	
1. Teste t.	72
2. <i>Output</i> do Modelo Logit.....	77
3. <i>Output</i> do Modelo de Risco Proporcional de Cox	80
4. Teste da proporcionalidade da função risco	83
5. Diagnóstico das estimações.....	85
6. Modelos de Ajuste.....	90
BIBLIOGRAFIA.....	92

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

1. Perfis de Sobrevivência para Bancos Solventes e Insolventes.....	55
---	----

LISTA DE TABELAS

1. Regimes Especiais	10
2. Transferência de Controle Acionário	11
3. Amostra de Bancos Insolventes.....	30
4. Amostra de Bancos Solventes	31
5. Indicadores Econômico-Financeiros Significantes	39
6. Resultados da Estimação do Modelo Logit	43
7. Classificação dos Bancos pelo Modelo Logit	44
8. Classificação dos Bancos fora da Amostra.....	45
9. Percentual de Acerto de Classificação por Origem de Capital.....	47
10. Percentual de Acerto de Classificação por Porte	48
11. Classificação dos bancos fora da amostra pelo modelo logit (exclusive todos os bancos públicos e os privados de porte micro).....	49
12. Classificação dos Bancos em 1995	50
13. Classificação dos Bancos em 1996	51
14. Resultado da estimação do Modelo de Cox	54
15. Classificação dos Bancos pelo Modelo de Cox.	57
16. Classificação dos Bancos fora da Amostra pelo Modelo de Cox	59
17. Classificação dos Bancos por porte - 6 meses.....	60
18. Classificação dos Bancos por porte - 12 meses.....	60
19. Classificação dos Bancos por porte - 18 meses.....	61
20. Classificação dos Bancos por porte - 24 meses.....	61
21. Classificação dos Bancos por segmento - 6 meses	62
22. Classificação dos Bancos por segmento - 12 meses	63
23. Classificação dos Bancos por segmento - 18 meses	63
24. Classificação dos Bancos por segmento - 24 meses	64
25. Classificação dos Bancos fora da Amostra pelo Modelo de Cox (exclusive todos os bancos públicos e os privados de porte micro).....	65
26. Classificação dos Bancos pelo Modelo de Cox em 1995.....	66
27. Classificação dos Bancos pelo Modelo de Cox em 1996.....	67

1. INTRODUÇÃO

O sistema financeiro brasileiro vem passando por uma profunda transformação desde a implantação do Real como a nova moeda nacional em 1º de julho de 1994. Com a redução significativa da inflação, os bancos não tinham mais como contar com as receitas provenientes do *floating*. Para sobreviver, os bancos passaram a buscar fontes alternativas de receitas. O acirramento da concorrência, inclusive com a entrada de grandes bancos estrangeiros no país, fizeram com que muitos bancos tivessem que passar por algum tipo de ajuste como transferência de controle acionário, intervenção e/ou liquidação por parte do Banco Central.

Com essa mudança de ambiente macroeconômico cresceu a preocupação dos agentes econômicos em mensurar a solidez das instituições financeiras individualmente e em conjunto. Grandes depositantes e outros credores estão interessados em mensurar o risco de perda do capital aplicado, enquanto o agente regulador e supervisor, em antecipar problemas, evitando crises sistêmicas e grandes prejuízos aos credores e ao país. Embora ainda exista alguma controvérsia sobre quais os fatores que predominam na causalidade das crises bancárias, há um consenso na literatura de que ambos os desequilíbrios macroeconômicos e as deficiências a nível microeconômico, como gerenciamento bancário deficiente e falhas na legislação estão no centro das crises bancárias.

A evidência empírica de crises bancárias nos países desenvolvidos e emergentes tem mostrado que nem todos os bancos se tornaram insolventes ou ao menos passaram por dificuldades. Realmente, a experiência latino americana conta muitos casos de bancos grandes que ficaram ainda mais fortes após a crise sistêmica¹. Portanto, embora os fatores

¹ Rojas-Suarez and Weisbrod (1996) retratam períodos de crise bancária em países da América Latina.

macroeconômicos permaneçam importantes em antecipar crises bancárias sistêmicas, é também crucial identificar quais bancos ou grupo de bancos são mais propensos a crise².

Nesse contexto, é de suma importância para os órgãos governamentais responsáveis pela formulação de políticas e supervisão do sistema financeiro que se crie um “sistema de alerta” baseado em variáveis microeconômicas que deixe o governo em uma melhor posição para prever a ocorrência de uma crise bancária ao menor custo possível, combinando políticas macroeconômicas com outras designadas a afetar somente aquelas instituições julgadas mais frágeis e propensas a se tornarem insolventes. Para enfatizar esse ponto, considere uma situação onde o governo não tenha tal sistema e tome decisões baseado somente em indicadores macroeconômicos. Assuma que estes indicadores estejam sinalizando uma alta probabilidade de uma crise num futuro próximo. Sem saber quais instituições estão mais frágeis, as opções de política ficam limitadas aquelas que corrijam problemas a nível agregado, afetando tanto os bancos fracos como os saudáveis. Isso talvez imponha restrições desnecessárias nas fontes de financiamento da atividade econômica.

Esse trabalho apresenta dois “sistemas de alerta” construídos a partir da aplicação de técnicas estatísticas para analisar os demonstrativos financeiros dos bancos. Esses sistemas baseados em variáveis microeconômicas tem por objetivo mensurar o risco de insolvência de cada banco individualmente. O objetivo é construir um modelo de previsão de insolvência bancária - chamado na literatura internacional de *early warning model* - que expresse a probabilidade do banco se tornar insolvente no futuro como uma função das variáveis obtidas do balanço patrimonial e do demonstrativo de resultado do corrente período.

² Demirguç-Kunt e Detragiache (1997) estudam os fatores macroeconômicos causadores de crises bancárias sistêmicas em uma larga amostra de países desenvolvidos e em desenvolvimento no período 1980/1994. Kaminsky e Reinhart (1998) analisam a relação entre crise bancária e crise cambial.

O primeiro passo a ser dado na construção do modelo é definir o que constitui uma insolvência bancária. Como qualquer outra empresa, um banco se torna insolvente quando seu patrimônio líquido se torna negativo ou se for impossível continuar suas operações sem incorrer em perdas que resultariam em patrimônio líquido negativo. No entanto, muitos casos de insolvência bancária são resolvidos através de fusões supervisionadas entre o banco insolvente e uma instituição saudável, não havendo uma falência no sentido legal. Assim, podemos definir insolvência de diferentes maneiras. O critério adotado na maioria dos estudos, inclusive o presente, é classificar como insolventes os bancos que sofreram intervenção ou liquidação extrajudicial por parte do Banco Central. Neste caso, identificamos este grupo de bancos e suas características um ou mais anos anteriores à liquidação e comparamos com um grupo de bancos solventes. Outra forma de definir insolvência seria quando o banco é colocado em evidência pelo supervisor responsável. Este tipo de abordagem apresenta a desvantagem de depender de critérios subjetivos de julgamento. Por outro lado, como a colocação de um banco em evidência precede sua liquidação, um modelo que preveja esta classificação provê um tempo maior para ações corretivas.

A literatura empírica sobre insolvência bancária teve seu início na década de 70 com os artigos de Sinkey (1975), Altman (1977) e Martin (1977). Estes estudos buscavam desenvolver modelos que pudessem apontar com antecedência instituições insolventes. Estes modelos analisavam estatisticamente indicadores econômico-financeiros construídos com os dados extraídos dos demonstrativos financeiros que as instituições financeiras regularmente informam as instituições supervisoras. A hipótese por detrás destes estudos é que os indicadores selecionados apropriadamente para mensurar o risco devem ser capazes de discriminar estatisticamente entre instituições com problemas e sadias.

Um segundo grupo de estudos empíricos foram publicados na década de 80, com o objetivo de explicar estatisticamente falências *de jure* (ou seja, quando o capital é julgado inadequado pelos reguladores e a instituição é liquidada), analisando o mesmo tipo de indicadores financeiros utilizados na década anterior. No entanto, ao invés de analisar somente a situação financeira das instituições, os autores tentam identificar quais são os fatores financeiros que afetam a probabilidade de liquidação de uma instituição. Eles reconhecem a distinção conceitual entre insolvência econômica e falência no sentido legal³.

As técnicas estatísticas utilizadas nestes estudos diferem. Os artigos mais antigos usavam análise discriminante, enquanto os pesquisadores mais recentes preferem modelos de resposta qualitativa como a regressão logística⁴.

Em 1986, um novo modelo foi testado para prever insolvências bancárias nos Estados Unidos. Trata-se do modelo de risco proporcional de Cox. O modelo de Cox, que tem sido utilizado extensivamente na área de pesquisa biomédica, foi empregado na literatura financeira pela primeira vez com o estudo feito por Lane, Looney and Wansley (1986). A utilidade deste modelo como uma ferramenta de previsão de insolvência bancária com antecedência também foi testada para os bancos americanos por Whalen(1991). A principal vantagem do modelo de Cox sobre outras técnicas de classificação é a previsão do tempo esperado para a insolvência. Os resultados destes estudos indicaram um elevado percentual de acerto de classificação e na comparação do tempo atual e previsto de insolvência, o modelo de Cox tendeu a identificar a insolvência dos bancos antes da atual data da liquidação.

O primeiro estudo relacionado a previsão de insolvência bancária publicado no Brasil utiliza o modelo de regressão logística para prever as insolvências bancárias ocorridas no

³ Para uma revisão da literatura empírica sobre insolvência bancária, ver Demirguc-Kunt (1989).

período de julho de 1994 a março de 1995 na economia brasileira [Matias e Siqueira (1996)]. O modelo de risco proporcional de Cox foi testado para o sistema financeiro brasileiro para o período de julho de 1994 a dezembro de 1995 em outro estudo [Rocha (1998)]. Ambos os estudos apresentaram resultados extremamente satisfatórios, identificando com antecedência uma proporção substantiva das insolvências ocorridas no período analisado.

Este estudo tem como principal objetivo testar a eficácia de duas técnicas estatísticas distintas - o modelo de regressão logística e o modelo de risco proporcional de Cox - na previsão de insolvência bancária no Brasil durante o período 1995/1998, bem como a identificação dos indicadores econômico-financeiros que mais contribuíram para a quebra dos bancos no período.

A principal contribuição desta dissertação para a literatura de insolvência bancária no Brasil é a metodologia. O critério inicial de seleção dos indicadores econômico-financeiros foi a aplicação do teste t sobre cada indicador, sendo selecionados os indicadores significantes ao nível de 5%. Além disso, é testada a validade dos modelos tanto para os bancos que compõe as amostras quanto para os demais bancos do sistema financeiro, de forma segmentada por origem do capital e por porte. A estabilidade dos modelos estimados também é testada ao utilizarmos, como variáveis independentes, indicadores econômico-financeiros coletados de anos subsequentes ao ano em que o modelo foi estimado.

Outra contribuição é a existência de um anexo estatístico onde são reportados os resultados dos diagnósticos das estimações dos modelos de Cox e logit.

O capítulo seguinte expõe o processo de reestruturação do sistema financeiro nacional a partir da implementação do Plano Real, que resultou na liquidação de diversas instituições

⁴ Ver Amemiya (1981) para uma discussão dessas duas técnicas. Judge et al. (1985) descreve de forma

financeiras pelo Banco Central do Brasil e na fusão e transferência de controle acionário entre outras dezenas de bancos. No capítulo III, é feita a descrição conceitual dos modelos logit (ou regressão logística) e de risco proporcional de Cox aplicados a previsão de insolvência bancária. O capítulo IV aborda a metodologia adotada na seleção das instituições financeiras e dos indicadores econômico-financeiros utilizados no trabalho, assim como o tratamento estatístico adotado e as limitações dos modelos de previsão de insolvência bancária. O capítulo V é destinado a apresentação e análise dos resultados da estimação dos modelos. O último capítulo destina-se a um resumo das principais conclusões a respeito da eficácia dos modelos em identificar com antecedência as insolvências bancárias.

2. A REESTRUTURAÇÃO DO SISTEMA FINANCEIRO NO BRASIL

Ao longo dos anos 90, e principalmente, a partir do segundo semestre de 1994, o Sistema Financeiro Nacional vem passando por uma profunda reestruturação, tendo sua participação no PIB reduzida significativamente e de forma rápida, passando de 15,61% do PIB em 1993 para 4,69% em 1996, segundo dados do IBGE. Este novo patamar de participação da atividade financeira no PIB, enquadra-se dentro do intervalo de 2 a 6,5% que caracteriza as principais economias com estabilidade de preços. Podemos classificar as mudanças ocorridas, a grosso modo, em três fases. A primeira destas fases caracteriza-se pela diminuição do número de bancos na economia brasileira em decorrência da liquidação, incorporação, fusão e transferência de controle acionário de várias instituições bancárias; e pela implementação do Programa de Estímulo à Reestruturação e ao Fortalecimento do Sistema Financeiro (PROER) em conjunto com as modificações adotadas pelo Banco Central referentes à legislação e à supervisão bancária. Esta fase teve como principal objetivo evitar que problemas localizados gerassem uma crise sistêmica que afetasse todo o sistema bancário. Esta fase vai do início do Plano Real até meados de 1996, quando, crê-se já ter sido superado o risco de uma quebra generalizada.

A segunda fase, iniciada em meados de 1996, é caracterizada pelo aumento da participação dos bancos estrangeiros em nossa economia e pelo início dos ajustes dos bancos públicos.

A última fase do processo deverá refletir uma mudança no modelo operacional. A receita derivada do *float* está sendo substituída pelo crescimento da receita proveniente da intermediação financeira (*spread*) e pela receita de serviços via cobrança de tarifas.

2.1. Primeira fase

Os anos de 1995 e 1996 foram marcados pela difícil adaptação das instituições financeiras ao novo ambiente de inflação baixa, ocorrendo cerca de 33 liquidações extrajudiciais, entre bancos, corretoras e distribuidoras. Após a intervenção no Banco Econômico, em agosto de 1995, iniciou-se um temor de uma crise generalizada no país, o que levou a concentração da liquidez nas instituições mais estáveis e de maior porte, prejudicando ainda mais as instituições menores. Um dos fatores que contribuíram para essa concentração de liquidez foi a ausência de um mecanismo que garantisse os depósitos bancários.

Diante deste quadro adverso, o Governo adotou uma série de medidas voltadas à reestruturação e ao fortalecimento do sistema financeiro nacional. Dentre elas, destacam-se:

- A instituição do PROER (Resolução nº 2.208 de 03/11/95) - consiste em uma linha de crédito especial às instituições participantes, condicionada a mudança no controle acionário; deferimento em até dez meses dos gastos com a reestruturação, reorganização e modernização e, poderiam ficar temporariamente fora das exigências do limite operacional referendado na Resolução 2.099/94.
- O estabelecimento de incentivos fiscais para a incorporação de instituições financeiras (M.P. nº 1.179 de 03/11/95).
- A aprovação do estatuto e regulamento do FGC - Fundo Garantidor de Créditos (Resolução nº 2.211 de 16/11/95), que estabeleceu garantia de até R\$ 20 mil para o total de créditos de cada depositante contra um mesmo conglomerado financeiro, nas hipóteses de decretação de intervenção, liquidação extrajudicial ou falência, bem como do reconhecimento pelo

Banco Central do estado de insolvência da instituição que, nos termos da legislação em vigor, não estiver sujeita aos regimes citados. O fundo conta com a contribuição mensal de 0,025% do montante dos saldos das contas seguradas e é administrado pelos próprios bancos, constituindo uma associação civil sem fins lucrativos.

- A imposição de restrições à constituição de novas instituições financeiras e a criação de incentivo para os processos de fusão, incorporação e transferência de controle acionário (Resolução nº 2.212 de 16/11/95).

Faziam-se necessárias mudanças na legislação que permitissem ao Banco Central agir de forma preventiva quando os bancos não estivessem cumprindo as normas exigidas ou estivessem com sérios problemas financeiros. Assim, foram adotadas uma série de medidas com o intuito de melhorar a fiscalização bancária, destacando-se:

- o aumento do poder de intervenção do Banco Central nas instituições financeiras (M.P. nº 1.182 de 17/11/95).
- a instituição da responsabilidade das empresas de auditoria contábil ou dos auditores contábeis independentes em casos de irregularidades na instituição financeira (M.P. nº 1.334 de 13/03/96).
- o estabelecimento de limite mínimo de capital para a constituição de um banco e de limites adicionais dependendo do grau de risco de seus ativos (Resolução 2.099 de 17/08/94).
- A alteração da legislação que trata da abertura de dependências dos bancos no exterior e a consolidação das demonstrações financeiras dos bancos no Brasil com suas participações no exterior (Resolução nº 2.302 de 25/07/96).
- a criação da Central de Risco de Crédito (Resolução nº 2.390 de 22/05/97).

O Processo de Fusões, Liquidações, Intervenções e Transferências de Controle Acionário

Do início do Plano Real até junho de 1998, o Banco Central interveio em 47 bancos, sendo 8 estaduais e 39 privados, conforme mostra a tabela abaixo:

TABELA 1
REGIMES ESPECIAIS

TIPO DE BANCO	número de instituições financeiras liquidadas, sob intervenção ou RAET
Banco de Investimento	1
Banco Comercial Privado Nacional	6
Banco Comercial Público Estadual	3
Banco de Desenvolvimento Estadual	1
Banco Múltiplo Nac. com Part. Estrang.	2
Banco Múltiplo Privado Nacional	30
Banco Múltiplo Público Estadual	4
TOTAL	47

Fonte: Banco Central / DEPAD.

Uma grande parte dos bancos em que o Banco Central interveio contava com uma grande quantidade de depositantes e um número elevado de agências, o que indicava que esses bancos tinham um valor de “*franchising*” em decorrência de sua longa atuação no mercado e de uma rede de distribuição bem estruturada. Nesses casos, o Banco Central, após a intervenção e antes da liquidação, encontrou compradores para essas instituições financeiras. Em alguns casos, foram utilizados recursos do PROER para viabilizar a venda de parcela dos ativos e passivos.

Além da participação do Banco Central, uma boa parte do processo de ajuste do sistema financeiro foi gerido pelo próprio setor privado sem a utilização de qualquer recurso

público através da transferência de controle acionário. A Tabela 2 a seguir lista as 27 instituições que foram transferidas desde o início do Plano Real até o final de 1997.

TABELA 2
Transferência de Controle Acionário

Instituição	Instituição que Assumiu o Controle	D.O.U.
Bco. Ourinvest S/A	Ourinvest Participações S/A	11/10/94
Bco. de Financ. Internacional S/A	Barba Agrícola e Com. S/A	14/12/94
Bco. Boreal S/A	Boreal Empreend. e Participações	31/01/95
Bco. Industrial do Brasil S/A	Carlos Alberto Mansur	03/03/95
Bco. BCN Barclays S/A	Barclays Bank/BCN/Esteve Irmãos	15/12/95
Bco. Digibanco S/A	Bco. Pontual S/A	26/12/95
Bco. Crefisul S/A	Bco. Itamarati S/A	25/01/96
Bco. AGF Brasil S/A	Embu-guaçu Com. Part. Ltda.	07/02/96
Bco. Financ. e Ind. de Invest. S/A	One-Day Part./Bco. Sudameris Brasil	25/03/96
Bco. de Invest. Planibanc S/A	Bco. Itaú S/A/ Bankers Trust	09/04/96
Bco. Francês e Brasileiro S/A	Bco. Itaú S/A	15/04/96
BFB Bco. de Investimento S/A	Bco. Itaú S/A	15/04/96
Bco. Martinelli S/A	Bco. Pontual S/A	23/08/96
Bco. Grande Rio S/A	Bco. Deutsche Sudamerikanische (1)	25/10/96
Bco. BGN S/A	Antônio Queiroz Galvão	16/04/97
Bco. Banerj S/A	Bco. Itaú S/A	15/07/97
Bco. Maxi-Divisa S/A	Roberto Sampaio Corrêa	13/08/97
Bco. de Crédito Real de MG S/A	Cia. de Investimentos Latinoamericana (2)	15/08/97
Bco. Geral do Comércio S/A	Bco. Santander	22/08/97
Bco. Fininvest S/A	50% Unibanco + 50% Holding Icatu	16/09/97
Bco. SRL S/A e suas controladas	Amex Holding/Gr. American Express (3)	20/11/97
Bco. Português do Atlântico-Brasil	WSH Holding/Gr Wachovia (4)	24/11/97
Bco. Boavista S/A	Bco. Interatlântico S/A (5)	04/12/97
Bco. BMD S/A e suas controladas	Modificação interna comp. acionária	08/12/97
Bco. Meridional, <i>leasing</i> e CCTV	Bco. Bozano, Simonsen S/A	11/12/97
Bco. Exprinter Losan S/A	Júlio Superville	17/12/97
Bco. ABC-Roma S/A	Arab Banking Co. (6)	30/12/97

(1) Mudou a denominação social para Dresdner Bank. (2) BCN. (3) Mudou a denominação Social para Banco InterAmerican Express. (4) Mudou a denominação social para Bco. Wachovia S/A. (5) Mudou a denominação para Bco. Boavista Interatlântico. (6) Mudou a denominação social para Bco. ABC Brasil S/A.

Fonte: Banco Central do Brasil.

Elaboração: Andima.

2.2. Segunda fase

A partir de meados de 1996, inicia-se uma nova etapa do processo de ajuste do sistema financeiro brasileiro, caracterizada pelo ajuste dos bancos públicos e pela entrada e aumento da participação de bancos estrangeiros no sistema financeiro nacional.

As instituições financeiras públicas que já apresentavam um baixo desempenho antes do Plano Real, se fragilizaram ainda mais com a perda das receitas inflacionárias. Nesse contexto, o governo estimulou a diminuição da presença estatal na atividade bancária com a criação, pelo Conselho Monetário Nacional, do PROES - Programa de Incentivo à Redução do Setor Público Estadual na Atividade Bancária, em 28/02/97 (Resolução 2.365). Este programa compreende linhas especiais de assistência financeira vinculadas a títulos ou direitos relativos a operações de responsabilidade do Tesouro Nacional ou de entidades da administração pública federal indireta; reestruturação da carteira de ativos e/ou do passivo de bancos estaduais; e, assunção, por instituições financeiras federais, de passivos de instituições bancárias estaduais junto ao público. A redução da presença do setor público estadual na atividade financeira bancária deverá se dar por meio de privatização ou transformação em agências de fomento.

A entrada de instituições estrangeiras no Brasil vem sendo estimulada pelo Governo, com o objetivo de aumentar a competição entre instituições financeiras, ocasionando uma redução dos *spreads* e das taxas dos serviços bancários; fortalecer o sistema financeiro doméstico, dada a premissa de que quanto mais fortes forem as instituições financeiras em uma economia, maior será a capacidade do sistema financeiro em absorver choques macroeconômicos; e ajudar na reestruturação do sistema financeiro nacional por meio da

compra de ativos financeiros de bancos em liquidação e/ou de bancos com desequilíbrio patrimonial. Além disso, espera-se que os bancos estrangeiros venham participar ativamente do processo de privatização de alguns bancos públicos.

Por outro lado, é importante considerar os riscos inerentes à internacionalização, entre eles o aumento da velocidade e da volatilidade do fluxo financeiro para o país, já que os recursos passam a ser direcionados sob uma dinâmica própria, que independe das condições internas da economia.

Existem indicadores do Banco Central que mostram que a participação do patrimônio líquido das instituições estrangeiras no total do segmento bancário passou de 10,5% em dezembro de 93 para 14,7% em dezembro de 1996, atingindo o patamar de 16% em junho de 1997, o que indica o aprofundamento do processo de abertura.

O estudo de insolvência bancária no Brasil estava prejudicado pela quase inexistência de bancos múltiplos e comerciais liquidados pelo Banco Central, em razão de sua política de sustentação do Sistema Financeiro. A reestruturação atual que vem provocando a diminuição de instituições financeiras e o acirramento da concorrência gerou dados para pesquisa, tornando o estudo de insolvência bancária no Brasil viável.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1. O Modelo Logit

Seja N o tamanho da amostra de bancos a serem analisados; M o número de indicadores econômico-financeiros selecionados como variáveis explicativas; i indexa os bancos, $i \in (1, N)$; j indexa as variáveis, $j \in (1, M)$; x_{ij} o valor da variável j para o banco i ; e $Y = Y_1, \dots, Y_n$ variável dependente dicotômica: $Y_i = 1$ para os bancos que faliram e $Y_i = 0$ para os não falidos.

Como o objetivo do modelo é detectar problemas em instituições financeiras com antecedência, possibilitando a instituição supervisora a tomada de medidas corretivas que evitem a falência ou pelo menos reduzam o seu custo, as variáveis explicativas são construídas a partir de uma base de dados de um período anterior àquele da variável dependente Y . Este período é escolhido de acordo com uma série de critérios como, por exemplo, disponibilidade de dados e existência de uma amostra de bancos insolventes.

O modelo empírico de previsão de falência bancária *ex-post* pode ser escrito na sua forma mais genérica como

$$\Pr(Y_i = 1) = F(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iM}, b_1, b_2, \dots, b_m). \quad (3.1)$$

ou seja, a probabilidade de falência do banco i ($Y_i = 1$) é função dos indicadores x_{ij} 's coletados das demonstrações financeiras de uma data anterior a efetiva falência e dos coeficientes $b_1, b_2, \dots, b_m$ que são constantes estimadas a partir dos dados amostrais. A forma da função de

distribuição de probabilidade F não é um resultado empírico e sim uma suposição, embora especificações alternativas de F deveriam ser testadas nos dados para a seleção da forma mais apropriada.

Uma variedade de técnicas estatísticas multivariadas podem ser utilizadas para prever uma variável dependente dicotômica a partir de um conjunto de variáveis independentes como, por exemplo, a análise de regressão múltipla e a análise discriminante. Quando a variável dependente pode assumir apenas dois valores, as suposições necessárias para testar hipóteses na análise de regressão múltipla são violadas. Por exemplo, não é razoável assumir que a distribuição dos erros seja normal. Outra dificuldade na análise da regressão múltipla é que os valores previstos não podem diretamente ser interpretados como probabilidades por não estarem restritos a ficar dentro do intervalo entre 0 e 1.

A análise discriminante linear permite uma previsão direta do grupo que a variável pertence. No nosso trabalho, isso corresponde a classificar os bancos como pertencendo ao grupo de bancos solventes ou ao de bancos insolventes. No entanto, esta técnica requer a suposição de normalidade multivariada das variáveis independentes e matrizes de variância-covariância iguais nos dois grupos para que a regra de previsão seja ótima.

O modelo de regressão logística, ou modelo logit, requer bem menos suposições que a análise discriminante e, mesmo quando as suposições requeridas para a análise discriminante são satisfeitas, a regressão logística continua apresentando bons resultados⁵. O modelo logit é um modelo de resposta qualitativa, pois é utilizado com o propósito de modelar o comportamento de um tomador de decisão que deve escolher entre um conjunto finito de alternativas. Estes modelos são aplicáveis a um conjunto mais extenso de situações de

⁵ Norius (1993).

pesquisa que a análise discriminante⁶. Exemplos de situações na qual estes modelos tem sido usados incluem a decisão de um indivíduo entre comprar ou alugar uma casa, a decisão de um senador se vota sim ou não na votação de uma determinada lei, a decisão da instituição supervisora se liquida ou não um banco. Em geral, apenas duas alternativas são consideradas, como em uma decisão em que o indivíduo só possa dizer sim ou não.

Embora a análise discriminante e os modelos de resposta qualitativa possam ser utilizados de modo trocável, as motivações no uso dos dois modelos são bem diferentes. O modelo de análise discriminante especifica uma distribuição conjunta da variável dependente (Y_i) e das variáveis independentes (x_i), não apenas a distribuição condicional de Y_i dado x_i . Nos modelos de resposta qualitativa, a determinação de x_i (características dos bancos) claramente precede a de Y_i (insolvência); dessa forma, é importante especificar $\Pr(Y_i = 1 / X)$, enquanto a especificação da distribuição de X pode ser ignorada. Ao contrário, no modelo de análise discriminante, a afirmativa Y_i precede a determinação de X . Em síntese, a análise discriminante é meramente uma técnica de classificação, enquanto o modelo logit analisa uma relação causal. Como não estamos interessados apenas numa classificação dicotômica dos bancos, mas também na estimação dos coeficientes das variáveis independentes e, conseqüentemente, na determinação da probabilidade de ocorrência de insolvência bancária, o modelo logit é o mais apropriado ao nosso estudo.

A forma funcional assumida da equação (3.1) no modelo logit é a função logística dada por

$$\Pr(Y_i = 1) = P_i = \frac{1}{1 + e^{-W_i}}, i = 1, \dots, N. \quad (3.2)$$

⁶ Judge et al.(1985).

onde $W_i = b_0 + \sum_{j=1}^M b_j x_{ij}$ é uma combinação linear das variáveis independentes com o conjunto de coeficientes $B = (b_0, b_1, \dots, b_M)$ que serão estimados.

Esta especificação pode ser derivada de um modelo de falência bancária, onde as variáveis independentes são indicadores econômico-financeiros ou outros dados supostamente relevantes para determinar o risco de falência de uma instituição financeira. A relação entre os indicadores e a probabilidade estimada é não linear. A probabilidade estimada vai estar sempre entre 0 e 1, independentemente do valor de W . Assume-se que exista uma combinação linear W destas variáveis independentes que é positivamente relacionada com a probabilidade de falência. Ou seja, quanto maior o valor de W_i , maior a probabilidade de falência do banco i , condicional aos valores dos indicadores do banco. Assim, podemos dizer que W é um índice da propensão a falir de um banco. No entanto, não é realista esperar que qualquer conjunto selecionado de variáveis independentes possa prover com exatidão a condição econômico-financeira dos bancos e que possamos prever com certeza se a instituição financeira vai falir ou não. Existem incontáveis influências no resultado que somente são observadas *ex-post* como a qualidade da carteira de empréstimos e eventos puramente aleatórios que determinam, em termos das variáveis incluídas, qual a propensão a falir que um banco deve ter para realmente falir. Ou seja, cada banco tem uma “tolerância para vulnerabilidade” $\bar{W}_i$ de tal modo que se $W_i \geq \bar{W}_i$ então o banco irá falir, caso contrário não. $\bar{W}_i$ é uma função das variáveis excluídas, e por definição é não observável. Nós só sabemos *ex-post* se o valor de W_i de cada banco era maior ou menor que o respectivo $\bar{W}_i$.

Supondo que $\bar{W}$ é uma variável aleatória com função de distribuição de probabilidade $G(w)$, podemos escrever a probabilidade de falência *ex-ante* como uma função de W_i da seguinte forma:

$$\Pr(Y_i = 1) = \Pr(W_i \geq \bar{W}_i) = G(W_i) \quad (3.3)$$

A hipótese feita acima é justificável, já que $\bar{W}$ é uma combinação de varias variáveis sendo muitas delas desconhecidas e aleatórias. Usando a distribuição normal padrão na especificação de G para estimar os coeficientes de W_i estaríamos utilizando um modelo conhecido como *probit*. Em muitas aplicações práticas torna-se desejável o uso de uma aproximação da distribuição normal ao invés da normal propriamente dita. A distribuição logística descrita na equação (3.2) fornece esta aproximação, distinguindo-se da normal somente nos extremos da cauda⁷.

Para melhor interpretação dos coeficientes logísticos, rescrevemos a regressão logística em termos de *odds*⁸ de um evento. O *odds* de um evento é definido como o quociente entre a probabilidade que o evento ocorra e seu complementar. Por exemplo, o *odds* de obter uma cara no lançamento de uma moeda é $0,5 / 0,5 = 1$. O modelo logístico em termos do log de *odds* é chamado de logit e pode ser escrito como:

$$\log\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = b_0 + b_1 x_{i1} + \dots + b_M x_{iM} = W_i. \quad (3.4)$$

⁷ Martin (1977).

⁸ Como ainda não se encontrou uma tradução apropriada em português, usaremos o termo original do inglês.

Pela equação (3.4), nota-se que os coeficientes da regressão logística podem ser interpretados como a mudança no log de *odds* associado com uma mudança unitária na variável independente. Como é mais fácil a interpretação de *odds* do que de log de *odds*, a equação logística pode ser escrita em termos de *odds* como:

$$\frac{P_i}{1 - P_i} = e^{b_0 + b_1 x_{i1} + \dots + b_M x_{iM}} = e^{W_i}, \quad (3.5)$$

onde e elevado a potência b_i é o fator no qual o *odds* muda quando a i -ésima variável independente aumenta em uma unidade. Se b_i é positivo, esse fator vai ser maior que 1, o que significa que o *odds* cresceu; se b_i é negativo, o fator vai ser inferior a 1, o que significa que o *odds* decresceu. Quando b_i é 0, o fator iguala 1, deixando o *odds* inalterado. Este fato pode ser observado no anexo 2 e 4, que mostram os coeficientes estimados das variáveis na equação estimada e também o $\exp(B)$ para cada indicador. Ou seja, quando o indicador econômico-financeiro apresenta um coeficiente negativo (positivo), significa que qualquer acréscimo no indicador vai representar um decréscimo (aumento) relativo na probabilidade de insolvência.

Essencialmente o que estamos querendo obter ao estimar os coeficientes do modelo logit é produzir um conjunto de estimativas de probabilidade, tendo sido assinalada alta probabilidade *ex-ante* de falência aos bancos que faliram, e aqueles que não faliram baixa probabilidade. Um “bom ajuste” é um conjunto de coeficientes que mais se aproxima deste objetivo.

A técnica utilizada para estimar a equação (3.2) é o método de estimação de máxima verossimilhança. Dado o vetor $Y = Y_1, \dots, Y_n$ de resultados, e o vetor de coeficientes $B = b_0, b_1, \dots, b_M$, a função de máxima verossimilhança da amostra de N bancos é dada por:

$$L(Y, B) = \prod_{i=1}^N P_i^{Y_i} (1 - P_i)^{1-Y_i} \quad (3.6)$$

onde $L(Y, B)$ é escrito como uma função dos coeficientes B e dos resultados atuais Y , já que as probabilidades P_i são determinadas pelos coeficientes. O processo de estimação consiste em encontrar o conjunto de coeficientes que maximize $L(Y, B)$.

A função de máxima verossimilhança, em muitos casos, é altamente não linear nos parâmetros, o que exige a aplicação de algum método de iteração para a obtenção de uma solução. O método de iteração mais comum é o método de Newton-Raphson, que pode ser utilizado para maximizar ou minimizar uma função genérica, não apenas a função de máxima verossimilhança, e é baseado em uma aproximação quadrática da função que desejamos maximizar ou minimizar. Em cada iteração, um conjunto inicial de coeficientes é revisado até o processo convergir para a solução de máxima verossimilhança.

O estimador de máxima verossimilhança possui determinadas propriedades ótimas que o torna o melhor estimador dentre todos os estimadores não viesados sob certas condições. Algumas destas propriedades são a consistência e a normalidade assintótica⁹.

3.2. O Modelo de Risco Proporcional de Cox

A principal vantagem deste modelo em relação aos outros métodos estatísticos utilizados em modelos de previsão de falência é que este modelo não produz somente as estimativas da probabilidade de falência ou, alternativamente, de sobrevivência em um determinado período, mas também prevê o tempo esperado para a quebra. Em outras palavras, os modelos de previsão de falência baseados em técnicas logit/probit ou análise discriminante nos dá somente a probabilidade estimada de um banco falir em algum ponto no tempo dentro de um intervalo especificado previamente, não provendo nenhuma informação sobre quando a falência vai ocorrer ao longo deste período. Já o modelo de risco proporcional pode ser utilizado para traçar o perfil de sobrevivência para qualquer banco incluído na amostra, ao gerar a probabilidade de sobrevivência estimada para períodos maiores que o especificado como função do tempo. Adicionalmente, este modelo não requer qualquer hipótese sobre as propriedades distributivas dos dados, que talvez pudessem ser violadas. Por exemplo, ao contrário da análise discriminante múltipla, o modelo de risco proporcional não assume a hipótese de normalidade multivariada.

3.2.1. O modelo

O modelo pode ser descrito da seguinte forma. Seja T o tempo até a falência de um determinado banco. Podemos então definir a função de sobrevivência (*survivor function*) dada por $S(t)$ como a probabilidade de um banco sobreviver mais do que t períodos:

⁹ Para uma descrição mais detalhada do método Newton-Raphson de iteração e das propriedades dos estimadores

$$S(t) = \text{Prob}(T > t) = 1 - F(t). \quad (3.7)$$

onde $F(t)$ é a função de distribuição cumulativa para a variável aleatória tempo de falência. A função de densidade de probabilidade de t é $f(t) = -S'(t)$. Dadas estas definições, podemos especificar a probabilidade de falência no próximo instante, dado que o banco não faliu no período t , como a função risco (*hazard function*):

$$h(t) = \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{P(t < T < t + dt / T > t)}{dt} = \frac{-S'(t)}{S(t)}. \quad (3.8)$$

A função de sobrevivência, a função de densidade de probabilidade e a função risco são matematicamente equivalentes, isto é, se uma função é dada, as outras duas podem ser derivadas. No entanto, a distribuição do tempo de falência é mais frequentemente caracterizada pela função risco. Assim, a partir das estimativas de $h(t)$ podemos obter prontamente as estimativas de $S(t)$ através de:

$$S(t) = \exp\left[-\int_0^t h(u) du\right]. \quad (3.9)$$

Diferentes tipos de funções risco podem ser especificadas, dependendo das hipóteses feitas sobre a distribuição do tempo de falência¹⁰. No modelo de risco proporcional, assume-se

de máxima verossimilhança, ver Amemiya (1994).

¹⁰ Ver Kiefer (1988) para uma resenha de diferentes tipos de funções de risco.

que a função risco no tempo t para um banco com um vetor de variáveis explicativas X seja dado por $h(t / X, B) = h_0(t)g(X, B)$, onde os coeficientes B são estimados e descrevem como cada variável explicativa afeta a probabilidade de falência. A função $g(.)$ é alguma função de X tal que $g(0) = 1$ e $h_0(t)$ é a função risco de um banco com $X = 0$. Se centralizarmos as variáveis explicativas de tal modo que um banco com $X = 0$ tenha valores iguais às médias populacionais, podemos pensar em $h_0(t)$ como uma função risco para um banco “médio” na população. Assim sendo, a principal suposição na qual se baseia o modelo de risco proporcional é que o efeito das variáveis independentes é multiplicar a função de um banco médio, $h_0(t)$, por alguma função $g(.)$ dos desvios das variáveis explicativas de seus valores médios¹¹.

O caso especial dos modelos de risco proporcional que foi utilizado nos trabalhos anteriores sobre o tema é o modelo proposto por Cox (1972). Aplicado extensivamente em estudos na área biomédica, este modelo é particularmente interessante no contexto de prever falências bancárias por causa de sua habilidade em prover estimativas do tempo provável de falência e também pela ausência de qualquer hipótese a respeito dos dados. No modelo de Cox, que vai ser usado neste trabalho, temos a função $g(X, B) = \exp(X'B)$. Ou seja, a função risco é dada por:

$$h(t / X, B) = h_0(t) \exp(X' B) . \quad (3.10)$$

¹¹ O teste desta suposição de proporcionalidade da função risco está descrito no anexo 4.

A principal razão para a escolha de uma função exponencial para $g(\cdot)$ é que tal escolha simplifica imensamente a estimação dos coeficientes B da regressão¹².

O modelo de risco proporcional de Cox não pode verdadeiramente ser chamado de não paramétrico já que ele depende do vetor de parâmetros da regressão B . Entretanto, a primeira parte da expressão, $h_0(t)$, é o termo não paramétrico denominado função de risco "*baseline*". Assume-se que $h_0(t)$ é arbitrária e dependente somente do tempo, não sendo necessárias suposições distributivas para realizar a estimação de B ou de $h(t)$.

No presente trabalho o vetor X corresponde a um conjunto de indicadores econômico-financeiros e t corresponde ao tempo de sobrevivência de um banco. A função de sobrevivência a ser estimada aqui é

$$S(t / X, B) = S_0(t)^{\exp(X'B)} \quad , \quad (3.11)$$

onde

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

é a função de sobrevivência *baseline* correspondente à função de risco *baseline* $h_0(t)$.

Como depende somente do tempo, $S_0(t)$ é igual para todos os bancos. Para calcular a probabilidade de sobrevivência de qualquer banco, é necessário escolher o horizonte temporal que determine a probabilidade *baseline* relevante e então substitui-se os valores das variáveis explicativas na equação (3.11) descrita acima. A função de sobrevivência encontrada nos dará a probabilidade de um banco com certas características sobreviver por t períodos no futuro.

¹² Cox and Oakes (1984).

Alguns dos problemas encontrados nos outros modelos de previsão de falência, como o modelo logit, são também encontrados neste modelo. Uma importante dificuldade é que a estimação requer dados do tempo de falência. Existe uma distinção entre insolvência (um evento econômico) e falência (um evento regulamentar)¹³. Ou seja, a falência de um banco representa uma decisão regulamentar. Assim, ao usar um modelo de risco proporcional ou um modelo logit, estamos modelando a regra de fechamento regulamentar. Este problema pode afetar os coeficientes e a precisão da classificação de um modelo quando, por exemplo, existem problemas concentrados em alguns, mas não todos os bancos de um determinado conglomerado. Empiricamente, alguns autores têm lidado com este problema de diferentes formas¹⁴.

Outro ponto a ser questionado no modelo de risco proporcional de Cox é a hipótese de que os valores das variáveis explicativas permanecem constante ao longo do horizonte de tempo especificado na análise. Como, geralmente, os indicadores econômico- financeiros mudam a cada balancete enviado para a instituição reguladora, esta hipótese pode gerar problemas de precisão na classificação. No entanto, o modelo de Cox permite uma generalização onde os indicadores são atualizados ao longo do tempo. Esta generalização deve ser objeto de estudo futuro dado a sua maior complexidade na montagem do banco de dados.

¹³ Neste capítulo, chamamos de falência o evento regulamentar de intervenção ou liquidação extrajudicial da instituição financeira pelo Banco Central.

3.2.2. Amostragem

Em países onde o número de bancos existentes é muito elevado, como nos Estados Unidos, a utilização da população inteira de bancos para a geração de um modelo de previsão bancária é muito custoso e requer substancial tempo computacional. Portanto, adota-se uma amostra de bancos, que geram modelos de comparável precisão e de muito mais fácil manutenção. Em estudos de falência bancária, a amostragem é uma importante etapa, já que pode significativamente alterar os resultados estimados.

O procedimento adotado por Lane, Looney and Wansley (1986) foi o uso de uma amostra casada. Neste caso, a amostra inicialmente consiste de um conjunto de bancos que faliram. Então, para cada banco falido na amostra, são adicionados um ou mais bancos que não quebraram para servir de base de comparação com os bancos falidos. Os critérios utilizados pelos autores para servir de base de comparação foram localização geográfica, tamanho, filial, estadual ou federal e idade. Sendo o total de ativos usado como *proxy* para tamanho. Este método de amostragem casada é inferior a técnica de amostragem aleatória, como os próprios autores advertem. No entanto, ele foi utilizado no estudo porque uma amostra aleatória de bancos poderia conter um número muito pequeno de bancos falidos para aplicar o modelo de risco proporcional de Cox.

Um estudo posterior feito por Whalen (1991) faz outras críticas ao método de amostra casada como a dificuldade de atualização/reestimação para preservar a precisão do modelo, e também a subjetividade nos critérios de escolha da amostra por parte dos pesquisadores. O método adotado por ele foi incluir todos os bancos que quebraram dentro de um intervalo de

¹⁴ Whalen (1991) descreve como o problema foi tratado por outros autores e adota, em seu estudo aplicado ao

tempo cujos dados pudessem ser obtidos e selecionar aleatoriamente entre aqueles que não faliram.

Após a definição da amostra de bancos falidos e da identificação dos bancos que não quebraram para servir de base de comparação e de posse dos indicadores econômico-financeiros que serão testados como possíveis previsores de falência, podemos desenvolver o modelo estatístico.

O modelo desenvolvido por Lane, Looney and Wansley (1986) consiste na estimação de duas versões do modelo de risco proporcional de Cox. Uma versão, denominada "conjunto de dados um ano atrás", é designada para gerar a função sobrevivência que permite a previsão da probabilidade que um banco com um determinado conjunto de características vai sobreviver além de um período que varia de zero a 12 meses no futuro. São utilizados o conjunto de indicadores para cada banco relativos a 31 de dezembro do ano anterior à falência do banco quebrado. A outra versão, "o modelo de dois anos", permite prever a probabilidade de sobrevivência dentro de 12 a 24 meses no futuro. Neste caso, o conjunto de dados é composto pelos valores dos mesmos indicadores relativos à 31 de dezembro dois anos antes da quebra.

Ao contrário de Lane, Looney and Wansley, o modelo designado por Whalen (1991) não agrupa falências de diferentes anos. Ele estima um único modelo com um horizonte temporal de 24 meses. Assim, mensura todas as variáveis explicativas para todos os bancos em uma determinada data e a variável dependente, o tempo de falência, é o tempo em meses desta data até a falência para cada banco falido na amostra. Esta abordagem é factível quando há um número relativamente grande de falências no período de dois anos após a data

estipulada. O modelo incorpora a suposição implícita de que as probabilidades de sobrevivência dependem somente de um único conjunto de variáveis explicativas.

É comum ao estudar a distribuição do tempo de falência, que a amostra consista não somente dos elementos onde o tempo até a falência é conhecido, mas também dos itens para os quais somente um limite inferior para o tempo até a falência seja observado, como é o caso da parte da amostra dos bancos que não faliram. A solução para estes casos é censurar o tempo de sobrevivência destes elementos. Por exemplo, se o período amostral analisado for de 24 meses, o tempo de sobrevivência dos bancos que não quebraram é censurado em 24 meses, já que tudo o que podemos afirmar é que eles sobreviveram no mínimo este tempo no futuro. A possibilidade de censurar tempo de falência é outra vantagem do modelo de risco proporcional.

4. METODOLOGIA

Este capítulo tem por objetivo explicitar a metodologia utilizada neste trabalho. Conforme mencionado anteriormente, o desenvolvimento de um modelo estatístico de falência bancária requer uma seleção prévia de instituições financeiras solventes e insolventes e dos dados contábeis dos bancos selecionados para a construção de indicadores que identifiquem suas características econômico-financeiras. Este capítulo divide-se em quatro seções. A primeira trata da seleção das instituições financeiras que compõe a amostra. A segunda faz a descrição dos indicadores econômico-financeiros utilizados como possíveis previsores de falência. A terceira seção é destinada a descrição do tratamento estatístico empregado. A última aborda as limitações dos modelos de previsão de insolvência bancária.

4.1. Seleção de Instituições Financeiras

A amostra de Instituições Financeiras é composta por um grupo de bancos insolventes, composto pelos 21 bancos que sofreram intervenção ou foram liquidados pelo Banco Central nos anos de 1995 e 1996 e por um grupo de bancos solventes como base de comparação. Foram selecionados para compor a amostra de bancos solventes 40 bancos não-públicos de grande porte que detinham uma participação de seus ativos no total dos ativos do sistema bancário superior a 0,2% em 31.12.1994¹⁵. A relação dos bancos incluídos nas duas amostras está descrita nas tabelas 3 e 4 abaixo.

¹⁵ A participação dos ativos das instituições financeiras no total dos ativos do sistema bancário foi extraído da revista Conjuntura Econômica da FGV.

Este critério de seleção da amostra do grupo de controle, formado pelas instituições solventes, foi escolhido por se tratar dos bancos de maior porte de nossa economia, sendo considerados os mais estáveis, tradicionais, de maior solidez, com maior diversificação de captação e melhor estrutura operacional no mercado. Este critério possibilita uma direta atualização do modelo ao longo do tempo.

TABELA 3

Amostra de bancos insolventes

Instituição Financeira	Regime Especial decretado em:
Banco do Estado de Alagoas	23/01/95
Banco Open	23/01/95
Banco do Estado do Mato Grosso	02/02/95
Banco Com. Bancesa	13/02/95
Banco do Estado de Rondônia	20/02/95
Banco São Jorge	01/03/95
Banco Rosa	03/03/95
Banco Agrimisa	12/04/95
Banco Mercantil	11/08/95
Banco Comercial de São Paulo	11/08/95
Banco Econômico	11/08/95
Big - Banco Irmãos Guimarães	25/08/95
Banco Nacional	18/11/95
Banco BFC	04/12/95
Banco GNPP	05/12/95
Banco Investcorp	05/12/95
Banco Dracma	21/03/96
BFI - Banco de Financiamento Internacional	17/04/96
Banco Banorte	24/05/96
Banco Universal	20/06/96
Banco Interunion	30/12/96

TABELA 4**Amostra de bancos solventes**

Banco Safra
Banco Santander Noroeste
Banco Itaú
Banco Bradesco
Banco Crédito Nacional
Banco Mercantil de São Paulo - Finasa
Banco Pontual
Banco BMC
Banco Industrial e Comercial
Banco Mercantil do Brasil
Banco Pactual
Banco Icatu
Banco Excel Econômico
Banco Bandeirantes
Banco Real
Citibank
Bankboston
Lloyds Bank
Banco ABN AMRO
Banco Bozano, Simonsen
Unibanco
Banco Francês e Brasileiro
Banco Sudameris Brasil
Banco Rural
Banco Boavista Interatlântico
Banco Stock
Banco Votorantim
Banco Dibens
Banco Itamarati
Banco BBA-Creditanstalt
Banco Multiplic
Banco Norchem
Banco Sogeral
Banco Chase Manhattan
Banco CCF Brasil
Deutsche Bank
Banco Garantia
Banco BMG
Banco Credibanco
Banco América do Sul

Outros critérios de amostragem poderiam ter sido adotados na seleção das instituições solventes. A utilização da inteira população de bancos, a amostragem aleatória e o uso de uma amostra casada seriam critérios alternativos ao utilizado neste trabalho.

A utilização da população de bancos para gerar um modelo de previsão de falência bancária não é tipicamente feita, já que este método apresenta um custo elevado em sua atualização para preservar a precisão do modelo e dependendo do tamanho da população requer substancial tempo computacional. Outra desvantagem deste critério seria a pequena proporção de bancos quebrados na amostra. Este critério não foi utilizado neste trabalho por acharmos que ao reunir os bancos públicos e privados de diferentes portes numa mesma amostra de bancos solventes, estaríamos gerando um modelo estimado com reduzido poder preditivo e não poderíamos validá-lo fora da amostra, dado que todos os bancos teriam sido incluídos na estimação do modelo.

O critério de amostragem aleatória é superior estatisticamente ao critério adotado neste trabalho, no entanto, optou-se pela não utilização deste método por um motivo essencial. A população de bancos existente em nossa economia é bastante heterogênea e pequena, o que poderia gerar resultados completamente diferentes de uma amostra para outra, prejudicando uma atualização futura do modelo.

O critério de amostra casada consiste na inclusão, para cada banco falido na amostra, de um ou mais bancos que não quebraram para servir de base de comparação com os bancos falidos. A dificuldade de atualização e também a subjetividade nos critérios de escolha da amostra são as principais desvantagens deste método.

4.2. Indicadores Econômico-Financeiros

O acompanhamento indireto (*off-site*) da situação financeira dos bancos geralmente é restrito a análise dos dados contábeis, o que pode ser alvo de críticas tanto pelo questionamento da veracidade dos valores informados como pelo fato de não refletir com exatidão os valores aceitos pelo mercado. No entanto, dados de mercado como preço de ações não estão disponíveis para a totalidade das instituições e, além disso, podem estar associados as companhias *holding* ao invés dos bancos. Portanto, para ser aplicável para a população de bancos e não somente a uma amostra, os sistemas de acompanhamento indireto (*early warning systems*), que tem por objetivo detectar com antecedência instituições com problemas, devem contar com os dados contábeis.

Os órgãos fiscalizadores dos Estados Unidos (*FDIC*, o *Federal Reserve Board* e o *OCC*) desenvolveram um sistema de classificação de bancos implantado em 1978 com a construção de indicadores econômico-financeiros que enfocavam cinco áreas genéricas: capital, qualidade dos ativos, gerenciamento, qualidade e montante de rentabilidade e liquidez. Estas áreas são identificadas pela palavra *CAMEL*¹⁶. Com o mesmo propósito do sistema *CAMEL*, de viabilizar avaliações da situação econômico-financeira das instituições e do seu conjunto, o Banco Central do Brasil também desenvolveu um sistema de acompanhamento das instituições financeiras sob seu controle, o sistema “*TNDCON - Indicadores Econômico-Financeiros de Instituições sob Acompanhamento e Controle do Banco Central do Brasil*”. Este sistema está apoiado numa estrutura de avaliação formada por 68 indicadores econômico-financeiros, classificados em 5 grupos gerais, estabelecidos em função da estrutura de capital,

¹⁶ CAMEL é uma sigla cujas letras significam Capital, Asset quality, Management, Earnings e Liquidity.

dos ativos, da rentabilidade, da eficiência gerencial e da liquidez, o que deu origem à sigla “CAREL”. Estes grupos subdividem-se da seguinte forma:

a) Capital:

- Estrutura das Origens de Recursos - agrupa os indicadores que procuram identificar a estrutura de captações das instituições, medindo a participação do capital próprio nos recursos totais e em relação aos capitais de terceiros, a captação no mercado interno, a parcela deste captada livre de remuneração (depósitos à vista e “float”), os recursos captados em moeda estrangeira, os recursos de origem pública captados por repasses junto a instituições oficiais de fomento e outras captações/obrigações.
- Comprometimento Patrimonial - agrupa os indicadores que medem o comprometimento do capital próprio com imobilizações, operações ativas com características de anormalidade ainda não provisionadas e aplicações não usuais, fora dos objetivos sociais das instituições. Medem ainda sua alavancagem, ou seja, quantas vezes assumiu obrigações em relação à sua base patrimonial.

b) Ativos:

- Estrutura das Aplicações - agrupa os indicadores que procuram identificar o direcionamento dos recursos captados a nível de aplicações em ativos de liquidez imediata, carteira ativa, operações não usuais e direcionamento dos créditos para o setor público, atividades privadas e pessoas físicas (crédito comercial e ao consumidor), habitação, atividades rurais e operações de câmbio.

- Comprometimento das Aplicações - agrupa os indicadores que medem, em relação às aplicações, o nível de inadimplência e o de provisionamento de ativos financeiros e operações de crédito.
- Política Operacional - agrupa os indicadores que, através de relações entre itens de captação e de aplicação, procuram verificar o equilíbrio da política operacional, comparando as captações totais com as operações usuais, a parcela das operações usuais financiada por recursos sem remuneração e a aplicação em operações ativas de recursos competitivos captados no mercado.

c) Rentabilidade:

- Rentabilidade dos Recursos Próprios - agrupam os indicadores que medem a rentabilidade ou retorno sobre o patrimônio líquido, mês a mês e ao longo do semestre.
- Rentabilidade Operacional - agrupa os indicadores que comparam o lucro líquido com o total de receitas, avaliam a participação do resultado não operacional, da carteira de câmbio e das rendas de prestação de serviços, além de calcular as taxas de retorno dos ativos.
- Remuneração das Aplicações - agrupa os indicadores que apuram a margem operacional (*spread*) praticada pela instituição mediante a relação entre a taxa média de aplicação e a taxa média de captação. Calculam as taxas das principais operações: operações ativas usuais, títulos de renda fixa e ativo operacional.
- Encargos e Custos - agrupa os indicadores que informam sobre o comportamento dos encargos das captações: recursos a prazo, em moeda estrangeira e captação total. Inferem a influência dos custos fixos (administrativos, com ênfase às despesas de pessoal) relacionando-os com as receitas operacionais e com o ativo envolvido).

d) Eficiência Gerencial:

- Desempenho das Dependências - agrupa os indicadores que medem os níveis de captação, aplicação e custos administrativos por agência ou dependência mantida. Acompanham o esforço para recuperação de créditos levados a prejuízo.
- Indicadores de Evolução - agrupa os indicadores que medem a evolução real do patrimônio líquido e das operações ativas usuais. Avaliam a participação da empresa no mercado mediante a variação de sua participação nas captações e aplicações em operações ativas usuais, ou seja, se ganhou ou perdeu *market share*.

e) Liquidez:

- agrupa os indicadores que medem a situação financeira da instituição por meio dos índices tradicionais de liquidez (geral e solvência) e, também, a à obtenção de assistência financeira junto ao Banco Central.

Os dados que foram utilizados na construção destes indicadores provêm fundamentalmente dos balancetes mensais das instituições financeiras que são elaboradas com base no Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional - COSIF, da posição de reserva bancária e da estatística econômico-financeira (Sistema ESTFIN).

Os 68 indicadores econômico-financeiros que compõe a base de dados mantida pelo Banco Central do Brasil foram testados como possíveis previsores de falência. Ao selecionar indicadores utilizados pelo Departamento de Fiscalização do Banco Central, poderemos concluir se o modelo construído é uma ferramenta eficaz de previsão de insolvência de bancos no Brasil. Caso positivo, o modelo pode ser sugerido como um instrumento adicional à supervisão prudencial do sistema financeiro nacional.

4.3. Tratamento Estatístico

Como o tamanho da amostra de bancos é muito pequeno em comparação com o número de variáveis explicativas, torna-se necessário fazer uma seleção prévia dos 68 indicadores econômico-financeiros, antes de incluí-los no modelo, com o intuito de aumentar os graus de liberdade, gerando assim um modelo mais parcimonioso.

O critério de exclusão de indicadores como possíveis previsores de falência utilizado foi a aplicação do teste t sobre cada indicador. Primeiramente, calcula-se separadamente os valores médios dos indicadores econômico-financeiros das amostras de bancos solventes e insolventes. O teste t verifica se as médias dos indicadores das duas amostras são estatisticamente iguais, ao nível de significância de 5%, assumindo que ambas as amostras possuem a mesma variância. Ou seja, testamos $H_0 : \mu_1 = \mu_2$ versus $H_A : \mu_1 \neq \mu_2$, onde μ_1, μ_2 são as médias dos indicadores econômico-financeiros das amostras de bancos solventes e insolventes respectivamente. Se o nível de significância do teste é menor que 0.05, indica que as médias não são iguais e devemos rejeitar H_0 . Este teste é feito para cada indicador. Quando o teste indica igualdade entre as médias é sinal de que o indicador não discrimina bem os dois grupos de bancos e, portanto, deve ser excluído da seleção.

Os indicadores selecionados no teste t entraram nos modelos como as variáveis explicativas. O procedimento "Stepwise" dentro da regressão logística e da regressão de Cox seleciona dentre os indicadores aqueles que mais contribuíram para a insolvência das instituições financeiras no período da análise e calcula a probabilidade de insolvência de cada banco. Caso esta probabilidade seja superior a 0,5, o modelo classifica o banco como insolvente, caso contrário como solvente. Comparamos esta classificação com a situação real

do banco. Dois tipos de erros são possíveis. Como nos estudos anteriores sobre previsão de insolvência bancária, um **Erro Tipo I** é definido como a classificação errada pelo modelo de um banco que se tornou insolvente no período como sendo solvente. Um **Erro Tipo II** ocorre quando o banco é solvente e o modelo o classifica como insolvente. Quanto maior o percentual de acerto de classificação do modelo, maior a eficácia do modelo em prever o fenômeno de insolvência bancária.

4.4. Limitações dos Modelos

Os modelos de previsão de insolvência bancária desenvolvidos neste trabalho utilizaram-se de dados referentes à data-base de dezembro de 1994. A aplicabilidade destes modelos para outras datas-base precisará ser analisada em estudos futuros, já que existe a possibilidade de inclusão/exclusão de indicadores no modelo ou de mudança nos coeficientes dos indicadores estimados, devido à mudanças no ambiente econômico ao longo do tempo. Por se tratar de modelos *ex-post*, que necessitam da existência de um grupo de bancos solventes e outro de bancos insolventes, somente poderão ser recalculados para períodos mais recentes caso haja uma nova amostra de bancos insolventes.

5. ESTIMAÇÃO DOS MODELOS E RESULTADOS

5.1. Teste t

O teste t para igualdade de médias entre os grupos de bancos solventes e insolventes foi aplicado aos 68 indicadores econômico-financeiros e está descrito no anexo 1. Os 29 indicadores listados abaixo apresentaram níveis de significância inferiores a 5%. Alguns destes indicadores apresentam alta correlação entre si e, portanto, excluiu-se um deles do modelo, já que a inclusão de ambos representaria “mais do mesmo”.

Tabela 5

Indicadores Econômico-Financeiros Significantes

Capital

Participação dos recursos próprios nos recursos totais
 Participação das captações no mercado interno nas exigibilidades
 Participação das captações em moeda estrangeira nas exigibilidades
 Participação de outros recursos nas exigibilidades
 Comprometimento com operações ilíquidas

Ativos

Participação de ativos de realização imediata nas operações ativas usuais
 Participação da carteira ativa no ativo total ajustado
 Participação das operações ativas não usuais na carteira ativa
 Participação das captações totais nas operações ativas usuais
 Participação dos recursos sem remuneração nas operações ativas usuais
 Participação dos recursos remunerados nas operações ativas usuais
 Participação da carteira de câmbio
 Taxa de inadimplência das operações de crédito
 Nível de provisionamento dos ativos financeiros
 Nível de provisionamento das operações de crédito

Rentabilidade

Rentabilidade mensal dos recursos próprios

Rentabilidade dos recursos próprios

Margem líquida

Taxa de retorno do ativo total ajustado

Margem operacional

Margem operacional média mensal no semestre

Remuneração média mensal do ativo operacional no semestre

Rentabilidade média mensal no semestre

Custo administrativo do ativo total ajustado

Custo administrativo médio mensal do ativo total no semestre

Eficiência Gerencial

Nível de captação

Nível de aplicação

Nível de custo administrativo

Liquidez

Solvência geral

5.2. Modelo Logit

O modelo resultante da Análise de Regressão Logística, utilizando o método *Backward Stepwise* com a estatística *Wald*, obtido pela aplicação do pacote estatístico *SPSS for Windows 7.0*, selecionou apenas três entre os 26 indicadores utilizados na estimação como preditores de insolvência bancária, que são apresentados a seguir.

- **Participação das captações em moeda estrangeira nas exigibilidades (CAPDOLAR)**

Este indicador mensura a participação das captações em moedas estrangeiras em relação às exigibilidades. Uma tendência crescente indica um aumento do passivo em moeda estrangeira em relação às demais fontes de captação. A maior ou menor relevância deste indicador deve ser vista à luz de fatores conjunturais que recomendem ou não a concentração nas captações

dessa modalidade. Como indica o resultado do modelo estimado, em dezembro de 1994, quanto maior a participação das captações em moeda estrangeira em relação as demais, menor a probabilidade de insolvência da instituição financeira. Este resultado é intuitivo, dado a conjuntura econômica vigente na época, onde vigorava um amplo diferencial entre as taxas de juros praticadas internamente e no exterior e uma desvalorização lenta e gradual da taxa de câmbio durante os dois anos subsequentes (prazo utilizado na classificação da amostra de bancos em solventes e insolventes).

- **Participação das operações ativas não usuais na carteira ativa (PARTNUSU)**

Este indicador apura a participação das operações ativas não usuais na carteira ativa. São consideradas não usuais aquelas operações não ligadas diretamente aos objetivos sociais da instituição, sendo que, uma tendência crescente revela maior direcionamento de recursos para essas aplicações. Podemos citar como operações ativas não usuais a aplicação de recursos em bens não destinados a uso, certificados de privatização, despesas antecipadas e outros créditos. O sinal positivo do coeficiente estimado pelo modelo é intuitivo, demonstrando que quanto mais os bancos aplicarem em ativos não usuais, maior será a probabilidade de se tornarem insolventes. Em outras palavras, aplicações não previstas no objetivo social e nos regulamentos que regem as atividades do tipo da instituição representam riscos desaconselháveis.

- **Participação de ativos de realização imediata nas operações ativas usuais (PARTATIM)**

Este indicador mensura a participação dos ativos de realização imediata no total das operações ativas diretamente ligadas aos objetivos sociais da instituição. Uma tendência crescente indica

uma concentração em ativos de liquidez imediata, o que diminui a probabilidade de insolvência. Este resultado foi encontrado pelo modelo, conforme esperado.

É interessante observar que nenhum indicador de rentabilidade, de eficiência gerencial e de liquidez foi considerado como bom preditor de falência pelo modelo. Dos três indicadores selecionados pelo modelo, dois estão relacionados a estrutura das aplicações (ativo) e um deles com a estrutura das origens de recursos (capital). Indicadores usualmente relevantes em estudos de falência bancária como custo administrativo e aqueles ligados ao comprometimento das aplicações, como taxa de inadimplência e nível de provisionamento das operações de crédito, não foram indicados pelo modelo como significantes na previsão de insolvência bancária na conjuntura econômica brasileira do final de 1994.

O método *stepwise* adotado na estimação do modelo de regressão logística foi o de *backward selection*. Neste critério, todos os 26 indicadores selecionados como possíveis previsores de falência entram no modelo na primeira etapa. Cada indicador é então analisado. Todos os que não atenderem ao critério de exclusão baseado em um *p-valor* (nível de significância) de 10% para a estatística selecionada são removidos. O próximo passo é reconsiderar as variáveis excluídas para inclusão. Quando nenhum indicador puder mais entrar ou ser removido do modelo, o algoritmo para.

A tabela 6 contém uma síntese dos resultados da estimação do modelo logit, contendo os três indicadores selecionados pelo modelo com seus respectivos coeficientes estimados, desvios padrões e níveis de significância. O *output* completo do modelo logit, com todas os passos do método *Backward Stepwise*, está descrito no anexo 2.

TABELA 6

Resultados da Estimação do Modelo Logit

Indicador	Coefficiente	Desvio Padrão	Nível de Significância (p-valor)
CAPDOLAR	- 0,1897	0,0590	0,0013
PARTATIM	- 0,1071	0,0453	0,0181
PARTNUSU	0,4423	0,2058	0,0316
CONSTANTE	3,6200	1,6948	0,0327

A expressão do estimador da probabilidade de insolvência bancária com base nos dados de dezembro de 1994, resultante do modelo logit, é:

$$\Pr(\text{insolvencia}) = \frac{1}{1 + e^{(-3,62 + 0,1897 \text{CAPDOLAR} - 0,4423 \text{PARTNUSU} + 0,1071 \text{PARTATIM})}}$$

O modelo de previsão de insolvência bancária construído classificou corretamente 91,8% dos bancos, correspondendo a 95% dos solventes e 85,71% dos insolventes, conforme mostra a tabela abaixo. A classificação correta ocorreu quando o banco era insolvente e tal fato foi previsto pelo modelo e quando o banco era solvente e o modelo o apontou como tal. O modelo classifica um banco como insolvente quando a probabilidade estimada de insolvência é maior do que 0,5.

TABELA 7

Classificação dos Bancos pelo Modelo Logit

Situação Real do Banco	Situação Estimada do Banco			Percentual de acerto de classificação
	Solvente	Insolvente	I	
Solvente	I 38	I 2	I	95,00%
Insolvente	I 3	I 18	I	85,71%
Percentual total de acerto de classificação pelo Modelo 91,80%				

Dos três bancos insolventes classificados como solventes, dois deles - Banco Dracma e BFI - se encontravam em uma faixa intermediária de insolvência (acima de 25%) e o outro, o Banco Nacional, reconhecidamente fraudou seus demonstrativos financeiros. Observe também que o Banco Dracma ficou insolvente em março de 1996 e o BFI em abril de 1996, ou seja, 15 e 16 meses após a data analisada, respectivamente. Geralmente, quando o banco se torna insolvente, a probabilidade de sobrevivência dele vai diminuindo a medida que a data de liquidação da instituição vai se aproximando¹⁷. Para verificar esta afirmativa, apliquei o modelo estimado acima aos indicadores extraídos dos demonstrativos financeiros de dezembro de 1995 destes 2 bancos. O modelo acertou ao classificar o Banco Dracma como insolvente com probabilidade estimada de insolvência igual a 1 e errou novamente com o Banco BFI, cuja probabilidade estimada de reduziu-se para 0,4. Olhando mais detalhadamente os dados deste banco, notou-se uma elevação expressiva da captação em moeda estrangeira e da participação das operações ativas não-usuais.

¹⁷ Este fato pode ser observado melhor no modelo de risco proporcional de Cox, no qual a probabilidade de sobrevivência é uma função do tempo.

Aplicação do modelo logit ao sistema bancário brasileiro

Como o modelo preditor de insolvência bancária apresentou um elevado percentual de acerto de classificação dentro da amostra, é necessário agora testar sua eficácia nos demais bancos do sistema financeiro. Efetuou-se sua aplicação aos dados de dezembro de 1994 de 159 bancos solventes, obtendo-se o seguinte resultado:

TABELA 8

Classificação dos bancos fora da amostra

	Frequência	Percentual	Percentual acumulado
Bem Classificado	87	54,7	54,7
Erro Tipo II	72	45,3	100,0
Total	159	100,0	
Total	159	100,0	

Dado que a aplicação do modelo estimado aos bancos fora da amostra apresentou um elevado percentual de erro tipo II, torna-se necessário fazer um exame mais detalhado destes erros. Note que como estamos classificando somente bancos solventes, não existe a possibilidade de se cometer erro tipo I.

A metodologia utilizada foi segmentar todos os bancos por porte e por origem de capital para verificar se a incidência dos erros tipo II estava concentrada em bancos com características homogêneas. O critério adotado na segmentação é o utilizado pelo Banco

Central no sistema INDCON¹⁸. A instituição pode ser enquadrada em grande, médio, pequeno e micro porte. Para apuração do porte é utilizada a percentagem de participação do ativo total ajustado médio da instituição objeto de análise em relação ao total dos ativos totais ajustados médios de todas as instituições avaliadas. Classifica-se as instituições em ordem decrescente de participação e obtém-se a participação acumulada das instituições. As instituições cuja percentagem de participação individual for superior a 15% são consideradas “hiper bancos” e, portanto, desconsideradas na apuração da participação acumulada. Essas instituições são classificadas diretamente como de grande porte. As instituições que compõe a faixa de 0 a 70%, inclusive, do montante de participação acumulada são consideradas de grande porte. As instituições que compõe a faixa acima de 70% até 95% são consideradas de médio porte. Entre 95% e 99%, são consideradas de pequeno porte. As demais instituições, que compõe a faixa acima de 99% até 100%, são consideradas de micro porte. Segmentei as instituições financeiras também pelo tipo e pela origem dos seus capitais, se públicos ou privados, nacionais ou estrangeiros, com participação ou com controle estrangeiro.

Feito isso, aplicou-se o modelo novamente aos dados contábeis de dezembro de 1994 de 220 bancos múltiplos ou comerciais, obtendo-se os seguintes resultados:

- **Origem do capital**

O modelo classificou corretamente apenas 32% dos bancos estaduais e nenhum banco federal. Como esperado, a grande maioria dos bancos públicos encontrava-se na zona de

¹⁸ Vide Manual INDCON- Sistema de Indicadores Econômico-Financeiros de Instituições e Entidades sob Acompanhamento do Banco Central (1995).

insolvência, mas não faliram por estarem sob a tutela dos governos estaduais e federal.

Portanto, não é recomendável utilizar bancos públicos na validação do modelo.

Com relação aos demais tipos de banco, o modelo apresentou um elevado grau de acerto, principalmente os estrangeiros (94,1%) e os privados nacionais com controle estrangeiro (92,9%). Os únicos erros tipo I foram os três listados acima na estimação do modelo dentro da amostra.

TABELA 9

Percentual de acerto de classificação por origem do capital

			Erro de Classificação			Total
			Bem Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II	
Origem do capital	federal	%			100,0%	100,0%
		% Total			2,3%	2,3%
	estadual	%	32,0%		68,0%	100,0%
		% Total	3,6%		7,7%	11,4%
	privado nacional	%	63,6%	1,5%	34,8%	100,0%
		% Total	38,2%	,9%	20,9%	60,0%
	priv. nacional part.estrangeiro	%	81,5%	3,7%	14,8%	100,0%
		% Total	10,0%	,5%	1,8%	12,3%
	priv.nacional controle estrangeiro	%	92,9%		7,1%	100,0%
		% Total	5,9%		,5%	6,4%
	estrangeiro	%	94,1%		5,9%	100,0%
		% Total	7,3%		,5%	7,7%
Total		%	65,0%	1,4%	33,6%	100,0%
		% Total	65,0%	1,4%	33,6%	100,0%

• **Porte**

A tabela 10 nos mostra que quanto maior o porte da instituição maior o percentual de acerto do modelo. O único banco grande que foi classificado erroneamente como solvente no

período foi o Banco Nacional, no qual, como já foi mencionado anteriormente, houve fraude nos demonstrativos financeiros, impedindo que os indicadores funcionassem.

TABELA 10

Percentual de acerto de classificação por porte

			Erro de Classificação			Total
			Bem Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II	
PORTE	Grande	%	75,0%	3,6%	21,4%	100,0%
		% Total	9,5%	,5%	2,7%	12,7%
	Médio	%	73,8%		26,2%	100,0%
		% Total	21,8%		7,7%	29,5%
	Pequeno	%	69,4%		30,6%	100,0%
		% Total	15,5%		6,8%	22,3%
	Micro	%	51,3%	2,6%	46,2%	100,0%
		% Total	18,2%	,9%	16,4%	35,5%
Total		%	65,0%	1,4%	33,6%	100,0%
		% Total	65,0%	1,4%	33,6%	100,0%

Podemos concluir, pelos resultados obtidos, que o modelo melhor se aplica as instituições financeiras privadas nacionais e estrangeiras de grande e médio porte. Não é recomendável sua aplicação ao bancos de porte micro e aos bancos públicos, dado o alto grau de erro de classificação.

Esta conclusão nos leva a crer que a maior parte dos erros tipo II encontrados referiam-se a bancos públicos e/ou de porte micro. Portanto, aplicamos novamente o modelo aos bancos fora da amostra, excluindo todos os bancos federais e estaduais e também os bancos privados de porte micro, obtendo-se um aceitável grau de acerto de classificação (75%). Este percentual subiria ainda mais se considerarmos que três dos 16 bancos classificados como insolventes vieram a ser liquidados posteriormente e outros três passaram por transferência de

controle acionário. Esta é uma consideração importante, dado que existe uma defasagem temporal entre a insolvência econômica e a liquidação extrajudicial da instituição por parte do Banco Central. Portanto, a precisão do modelo é ainda melhor do que o indicado pelos resultados de classificação descritos na tabela 11 abaixo.

TABELA 11

Classificação dos bancos fora da amostra pelo modelo logit
(exclusive todos os bancos públicos e os privados de porte micro)

	Frequência	Percentual	Percentual acumulado
Bem Classificado	48	75,0	75,0
Erro Tipo II	16	25,0	100,0
Total	64	100,0	

Validação do modelo ao longo do tempo

O grau de precisão resultante da aplicação do modelo estimado a todos os bancos, tanto os que compõe a amostra quanto os que não fazem parte dela, utilizando-se dados de dezembro de 1995 e dezembro de 1996 nos fornece uma importante medida do sucesso de um modelo de previsão de insolvência bancária. Como o modelo é construído com base em uma data passada e o seu objetivo é prever insolvências futuras, um elevado percentual de acerto na classificação dos bancos ao longo do tempo justificaria ainda mais sua adoção como um instrumento de supervisão do sistema financeiro nacional.

A tabela 12 mostra os resultados obtidos da aplicação do modelo logit para calcular a probabilidade de insolvência de 231 bancos em dezembro de 1995. Se a probabilidade estimada de insolvência de um determinado banco superar 0,5, o modelo está dizendo que o banco vai se tornar insolvente nos próximos dois anos a partir da data no qual os indicadores foram coletados.

TABELA 12

Classificação dos bancos em 1995

	Frequência	Percentual	Percentual Acumulado
Bem Classificado	188	81,4	81,4
Erro Tipo I	8	3,5	84,8
Erro Tipo II	35	15,2	100,0
Total	231	100,0	

O alto percentual de acerto de classificação dos bancos em 1995 seria ainda maior se excluíssemos os bancos públicos e os privados de porte micro. Uma análise mais detalhada dos erros cometidos nos mostra que dentre os erros tipo II temos 17 bancos privados de porte micro, 7 bancos públicos, 2 bancos que faliram em 1998 e dois bancos que tiveram o controle acionário transferido. Portanto, somente 7 bancos entre os 35 listados como erro tipo II não se enquadravam nestes perfis. Com relação ao erro tipo I, dois dos 8 oito bancos classificados como solventes pelo modelo - Banco Vetor e Banco Sheck - foram liquidados pelo Banco Central por prática de graves irregularidades na intermediação de compra e venda de títulos públicos de renda fixa e não por estarem com a situação financeira abalada, o que eleva ainda mais o percentual de acerto do modelo em 1995.

Os resultados obtidos da aplicação do modelo estimado, com base nos dados de 1994, para os indicadores econômico-financeiros de 223 bancos em dezembro de 1996 nos mostra que apesar de o percentual de acerto ter diminuído com relação ao ano anterior, ele ainda é expressivo. Analogamente aos resultados referentes ao ano de 1995, o alto percentual de erro tipo II está contaminado pelos bancos públicos (14 erros), pelos privados de porte micro (24 erros) e pelos bancos que transferiram o controle acionário (3 erros). Portanto, uma análise mais criteriosa dos erros nos mostra que o modelo pode ser aplicado até dois anos para frente de forma confiável. Entre os bancos classificados como erros tipo I encontravam-se novamente o Banco Votorantim e o Banco Sicoob, o que não caracteriza erro de classificação do modelo.

TABELA 13

Classificação dos bancos em 1996

	Frequência	Percentual	Percentual Acumulado
Bem Classificado	157	70,4	70,4
Erro Tipo I	11	4,9	75,3
Erro Tipo II	55	24,7	100,0
Total	223	100,0	

O fato que o percentual de precisão não diminuiu muito ao longo do tempo mesmo sem a reestimação dos coeficientes do modelo é extremamente positivo. Isso indica que a relação entre as variáveis explicativas e as probabilidades de sobrevivência dos bancos, representados pelo modelo estimado, se mostrou relativamente estável no período. Esta é uma característica desejável de um modelo de previsão de insolvência bancária, já que isso previne

a necessidade de atualizar os coeficientes do modelo ou mudar sua especificação freqüentemente. Cabe a ressalva de que mesmo com esta relativa estabilidade é importante ter sensibilidade econômica para saber quando houve uma mudança na conjuntura econômica que afete diretamente as variáveis preditoras de insolvência. Neste caso, é necessário a reestimação do modelo, para que este espelhe a nova realidade.

Este resultado demonstrou que a aplicação do modelo logit aos dados de balanço de dezembro de 1994, referentes aos bancos insolventes em comparação aos maiores bancos brasileiros solventes não-públicos, indicou elevado grau de classificação correta. Além desse critério de ajustamento, outras técnicas de avaliar a eficiência do ajuste (*goodness of fit*) do modelo estão descritas no anexo 6, confirmando o bom ajustamento. Portanto, é recomendável sua aplicação como uma ferramenta adicional na seleção das instituições financeiras que devem ser supervisionadas pelo órgão fiscalizador responsável.

5.3. Modelo de risco proporcional de Cox

O modelo de risco proporcional de Cox obtido pela aplicação do pacote estatístico *SPSS for Windows 7.0*, utilizando o método *Forward Stepwise* com a estatística *Wald*, selecionou apenas três indicadores como os mais relevantes na previsão de insolvência bancária, que são apresentados a seguir:

- **Custo administrativo médio mensal do ativo total no semestre (CUSADMED)**

Este indicador mensura a participação do custo administrativo, inclusive encargos com pessoal, em relação ao ativo total médio da instituição, em termos de média mensal no

semestre. O coeficiente estimado pelo modelo apresenta o sinal esperado, ou seja, um aumento dos encargos administrativos eleva a probabilidade de insolvência da instituição. Este indicador impacta diretamente na rentabilidade da instituição, pois representa um custo fixo que deverá ser acrescido à taxa de captação. Quanto maior for o indicador, maior será a taxa de aplicação viável para que o banco continue operando. No entanto, somente clientes de maior risco estarão dispostos a tomar emprestado a tais taxas.

- **Participação de ativos de realização imediata nas operações ativas usuais (PARTATIM)**
- **Participação das captações em moeda estrangeira nas exigibilidades (CAPDOLAR)**

Estes dois últimos indicadores também foram selecionados pelo modelo logit e, portanto, já foram analisados anteriormente.

O método *stepwise* adotado na estimação do modelo de regressão de Cox foi o de *forward selection*. Neste critério, o modelo começa como um modelo *baseline* sem qualquer variável nele. Os 26 indicadores são considerados um de cada vez e adicionados ao modelo se passarem no critério de seleção baseado em um *p-valor* de 5%. A medida que uma nova variável é adicionada ao modelo, as variáveis anteriormente incluídas são avaliadas para exclusão. As que não forem significantes ao nível de significância de 10% são excluídas. Quando nenhum indicador puder mais ser adicionado ou removido, o algoritmo para.

A tabela 14 contém uma síntese dos resultados da estimação do modelo de Cox listando os três indicadores selecionados pelo modelo com seus respectivos coeficientes estimados, desvios padrões e níveis de significância. O anexo 3 apresenta o *output* do modelo

de risco proporcional de Cox, indicando todas as etapas do método *Forward Stepwise* e outras estatísticas.

TABELA 14

Resultados da Estimação do Modelo de Cox

Indicador	Coefficiente	Desvio Padrão	Nível de Significância (p-valor)
CAPDOLAR	- 0,0788	0,0306	0,0099
PARTATIM	- 0,0372	0,0156	0,0173
CUSADMED	0,6929	0,2125	0,0011

O modelo estimado acima pode ser usado para gerar a probabilidade que um banco sobreviva mais que t meses, aonde t pode variar de zero a 24 meses. Isso é feito pela substituição do valor do indicador econômico-financeiro relevante X do banco em análise, seu respectivo coeficiente estimado (B) e a probabilidade de sobrevivência *baseline* na equação $S(t / X, B) = S_0(t)^{\exp(X'B)}$. Ao permitir t variar dentro de um intervalo, construímos o perfil de sobrevivência para o banco analisado.

O gráfico a seguir apresenta duas curvas que descrevem diferentes perfis de sobrevivência para bancos. A curva superior descreve o perfil de sobrevivência de um banco saudável. Este perfil é derivado da substituição dos valores médios dos indicadores Participação das captações em moeda estrangeira nas exigibilidades, Participação de ativos de realização imediata nas operações ativas usuais e Custo administrativo médio mensal do ativo total no semestre, para os bancos solventes que compuseram a amostra, na função de sobrevivência estimada. A curva inferior descreve o perfil para os bancos que quebraram. A distância vertical entre as duas curvas representa a redução estimada na probabilidade de

sobrevivência de um banco com problema com relação a um banco saudável a cada horizonte de tempo.

A obtenção de um baixo percentual dos dois tipos de erros de classificação é o teste decisivo na validação de um potencial modelo de previsão de insolvência bancária. Portanto, a utilidade do modelo de risco proporcional de Cox como um bom sistema de *early warning* será testada utilizando-se o seguinte procedimento de classificação. A probabilidade estimada de que um banco irá sobreviver mais do que t meses será comparada com o valor de corte 0,5. Se esta probabilidade for inferior a 0,5 o banco é classificado como insolvente pelo modelo. Caso contrário, o modelo o classifica como solvente.

GRÁFICO 1

Perfis de Sobrevivência para Bancos Solventes e Insolventes

A análise apresentada aqui é centrada nas probabilidades de sobrevivência previstas para 6, 12, 18 e 24 meses. Pelo gráfico 1, observamos que a probabilidade de sobrevivência

decrece com o tempo. Desta forma, quando ela for inferior a 0,5 o modelo classificará o banco como insolvente. Por exemplo, um banco pode ter uma probabilidade estimada de sobreviver mais do que 6 meses igual a 0,7 e de sobreviver mais do que 12 meses igual a 0,4. Neste caso o modelo o classificará como solvente nos primeiros seis meses e como insolvente nos seis meses subsequentes.

Conforme definido no capítulo anterior, um erro tipo I é a classificação errada de um banco que ficou insolvente dentro de algum intervalo específico de tempo durante o qual o modelo previu que não haveria a quebra e um erro tipo II é definido como a classificação errada de um banco que sobreviveu além do horizonte de tempo especificado e o modelo apontou a insolvência. Os dois tipos de erros são importantes na avaliação da potencial utilidade de um modelo de *early warning*, no entanto, um bom modelo deveria exibir baixas taxas de erro tipo I. Não apontar uma insolvência com antecedência implica em altos custos, dado que inviabiliza qualquer medida corretiva por parte da instituição reguladora no sentido de evitar a liquidação e minimizar os custos. Entretanto, se o objetivo do modelo de previsão é ser útil na alocação de recursos escassos na fiscalização de bancos, as taxas de erro tipo II também devem ser relativamente baixas. Existe uma exceção a esta regra geral. Como as previsões estão relacionadas ao horizonte de tempo especificado, alguns erros tipo II podem estar indicando bancos que vieram a quebrar em algum período de tempo futuro. Desta forma, um erro tipo II pode representar um sucesso do modelo, a medida que identifica um banco insolvente com uma antecedência ainda maior. Portanto, é de suma importância na avaliação da precisão do modelo que se identifiquem quais dentre os bancos classificados como insolventes pelo modelo foram liquidados pelo Banco Central posteriormente.

O modelo de Cox apresentou resultados satisfatórios com relação a classificação dos bancos dentro da amostra, conforme mostra a tabela 15. Na análise apresentada aqui, eu considero somente as probabilidades de sobrevivência previstas para 6, 12, 18 e 24 meses.

TABELA 15

Classificação dos bancos pelo modelo de Cox

Meses	Bem classificado	Erro tipo I	Erro tipo II
6	78,3% (47)	1,7% (1)	20% (12)
12	73,3% (44)	-	26,7% (16)
18	68,3% (41)	-	31,7% (19)
24	66,7% (40)	-	33,3% (20)

* A frequência dos bancos está computada entre parênteses.

O Banco Agrimisa foi o único erro tipo I. O modelo o classificou como insolvente entre o sexto e o décimo segundo mês e sua liquidação ocorreu quatro meses após a data base de dezembro de 1994. Ou seja, o modelo errou o *timing* da insolvência, mas o classificou corretamente dentro do horizonte de tempo de 24 meses.

Com relação aos doze bancos classificados como insolventes em seis meses pelo modelo, dez deles faliram entre o sexto e o décimo oitavo mês e os outros dois são os mesmos bancos classificados como erro tipo II pelo modelo logit dentro da amostra. Portanto, o resultado obtido para os primeiros seis meses é um sucesso, tendo classificado corretamente 95% dos bancos, já que o modelo previu com uma antecedência ainda maior a falência de 10 instituições.

O resultado para os primeiros doze meses também são bastante satisfatórios, dado que dos 16 bancos listados como erro tipo II, seis deles faliram posteriormente, o que elevaria o percentual de acerto na classificação para 83,3%. No entanto, o grau de precisão do modelo decresce substancialmente quando o horizonte de tempo passa a ser 18 ou 24 meses.

Aplicação do modelo de risco proporcional de Cox ao sistema bancário brasileiro

O teste da eficácia do modelo aos demais bancos do sistema financeiro é necessário para validar o modelo. Efetuou-se sua aplicação aos dados de dezembro de 1994 de 159 bancos solventes cujos resultados estão descritos na tabela 16 a seguir.

Assim como na análise dentro da amostra, os resultados obtidos pelo modelo na classificação dos bancos fora da amostra são satisfatórios para 6 e 12 meses. O grau de precisão do modelo, mesmo sendo aceitável, pode estar sendo comprometido por bancos com determinadas características que fazem com que o percentual de erro de classificação aumente. Com o intuito de verificar em que tipo de banco o modelo se aplica mais apropriadamente aplicou-se o modelo de risco proporcional de Cox aos dados de dezembro de 1994 para 220 bancos múltiplos ou comerciais de forma segmentada por porte e por origem de capital.

TABELA 16**Classificação dos bancos fora da amostra pelo modelo de Cox**

Meses	Bem classificado	Erro tipo I	Erro tipo II
6	86,2% (137)	-	13,8% (22)
12	72,3% (115)	-	27,7% (44)
18	58,5% (93)	-	41,5% (66)
24	56,6% (90)	-	43,4% (69)

* A frequência dos bancos está computada entre parênteses.

- **Porte**

As tabelas 17, 18, 19 e 20 nos mostram que quanto maior o porte da instituição maior o percentual de acerto do modelo. Todos os bancos grandes foram bem classificados no horizonte de tempo de 6 meses de antecedência. O baixo percentual de erro tipo I em todo o intervalo de tempo mostra a qualidade do modelo. Os dois bancos grandes insolventes considerados como solventes pelo modelo a partir do décimo segundo mês foram o Banco Nacional e o Banco Econômico. Assim como no modelo logit, os baixos percentuais de acerto de classificação dos bancos de porte micro pelo modelo levam a conclusão de que o modelo não deve ser aplicável para este tipo de banco.

TABELA 17

Classificação dos bancos por porte - 6 meses

			Classificação			Total
			Bem Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II	
PORTE	Grande	frequência	28			28
		%	100,0%			100,0%
	Médio	frequência	62	1	2	65
		%	95,4%	1,5%	3,1%	100,0%
	Pequeno	frequência	42	2	5	49
		%	85,7%	4,1%	10,2%	100,0%
	Micro	frequência	63		15	78
		%	80,8%		19,2%	100,0%
Total		frequência	195	3	22	220
		%	88,6%	1,4%	10,0%	100,0%

TABELA 18

Classificação dos bancos por porte - 12 meses

			Classificação			Total
			Bem Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II	
PORTE	Grande	frequência	25	2	1	28
		%	89,3%	7,1%	3,6%	100,0%
	Médio	frequência	54		11	65
		%	83,1%		16,9%	100,0%
	Pequeno	frequência	40	3	6	49
		%	81,6%	6,1%	12,2%	100,0%
	Micro	frequência	48	1	29	78
		%	61,5%	1,3%	37,2%	100,0%
Total		frequência	167	6	47	220
		%	75,9%	2,7%	21,4%	100,0%

TABELA 19

Classificação dos bancos por porte - 18 meses

			Classificação			Total
			Bem Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II	
PORTE	Grande	frequência	22	2	4	28
		%	78,6%	7,1%	14,3%	100,0%
	Médio	frequência	47	1	17	65
		%	72,3%	1,5%	26,2%	100,0%
	Pequeno	frequência	36	1	12	49
		%	73,5%	2,0%	24,5%	100,0%
	Micro	frequência	42	1	35	78
		%	53,8%	1,3%	44,9%	100,0%
Total		frequência	147	5	68	220
		%	66,8%	2,3%	30,9%	100,0%

TABELA 20

Classificação dos bancos por porte - 24 meses

			Classificação			Total
			Bem Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II	
PORTE	Grande	frequência	22	2	4	28
		%	78,6%	7,1%	14,3%	100,0%
	Médio	frequência	48		17	65
		%	73,8%		26,2%	100,0%
	Pequeno	frequência	35	2	12	49
		%	71,4%	4,1%	24,5%	100,0%
	Micro	frequência	39	1	38	78
		%	50,0%	1,3%	48,7%	100,0%
Total		frequência	144	5	71	220
		%	65,5%	2,3%	32,3%	100,0%

- **Origem de capital**

Conforme já era esperado, assim como no modelo logit, o modelo de Cox também não é recomendável para bancos públicos. Apesar dos bancos federais terem sido classificados corretamente nos primeiros doze meses, o percentual de acerto decresce para 20% nos meses subsequentes, enquanto que os bancos estaduais tiveram percentual de acerto inferior a 50% a partir do 6 mês. As tabelas 21, 22, 23 e 24 mostram os percentuais de classificação dos bancos obtidos para diferentes intervalos de tempo por origem de capital.

O modelo é um excelente indicador da situação patrimonial dos bancos estrangeiros - 100% de acerto de classificação dentro dos 24 meses - e dos bancos pertencentes aos segmentos privado nacional com participação estrangeira e privado nacional com controle estrangeiro - 100% de acerto nos primeiros seis meses e percentual de acerto superior a 85% em todo o intervalo de tempo. O percentual de acerto de classificação dos bancos privados nacionais é aceitável, já que a maior parte dos erros obtidos neste segmento referem-se a bancos de porte micro.

TABELA 21
Classificação dos bancos por segmento - 6 meses

			Classificação			Total
			Bem Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II	
SEGMENTO	federal	frequência	5			5
		%	100,0%			100,0%
	estadual	frequência	16		9	25
		%	64,0%		36,0%	100,0%
	privado nacional	frequência	116	3	13	132
		%	87,9%	2,3%	9,8%	100,0%
	priv. nacional part.estrangeiro	frequência	27			27
		%	100,0%			100,0%
	priv.nacional controle estrangeiro	frequência	14			14
		%	100,0%			100,0%
	estrangeiro	frequência	17			17
		%	100,0%			100,0%
Total		frequência	195	3	22	220
		%	88,6%	1,4%	10,0%	100,0%

TABELA 22**Classificação dos bancos por segmento - 12 meses**

			Classificação			Total
			Bem Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II	
SEGMENTO	federal	frequência	5			5
		%	100,0%			100,0%
	estadual	frequência	10		15	25
		%	40,0%		60,0%	100,0%
	privado nacional	frequência	96	6	30	132
		%	72,7%	4,5%	22,7%	100,0%
	priv. nacional part.estrangeiro	frequência	26		1	27
		%	96,3%		3,7%	100,0%
	priv.nacional controle estrangeiro	frequência	13		1	14
		%	92,9%		7,1%	100,0%
	estrangeiro	frequência	17			17
		%	100,0%			100,0%
Total		frequência	167	6	47	220
		%	75,9%	2,7%	21,4%	100,0%

TABELA 23**Classificação dos bancos por segmento - 18 meses**

			Classificação			Total
			Bem Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II	
SEGMENTO	federal	frequência	1		4	5
		%	20,0%		80,0%	100,0%
	estadual	frequência	7		18	25
		%	28,0%		72,0%	100,0%
	privado nacional	frequência	85	4	43	132
		%	64,4%	3,0%	32,6%	100,0%
	priv. nacional part.estrangeiro	frequência	24	1	2	27
		%	88,9%	3,7%	7,4%	100,0%
	priv.nacional controle estrangeiro	frequência	13		1	14
		%	92,9%		7,1%	100,0%
	estrangeiro	frequência	17			17
		%	100,0%			100,0%
Total		frequência	147	5	68	220
		%	66,8%	2,3%	30,9%	100,0%

TABELA 24

Classificação dos bancos por segmento - 24 meses

			Classificação			Total
			Bem Classificado	Erro Tipo I	Erro Tipo II	
SEGMENTO	federal	frequência	1		4	5
		%	20,0%		80,0%	100,0%
	estadual	frequência	7		18	25
		%	28,0%		72,0%	100,0%
	privado nacional	frequência	83	4	45	132
		%	62,9%	3,0%	34,1%	100,0%
	priv. nacional part. estrangeiro	frequência	23	1	3	27
		%	85,2%	3,7%	11,1%	100,0%
	priv. nacional controle estrangeiro	frequência	13		1	14
		%	92,9%		7,1%	100,0%
Total		frequência	144	5	71	220
		%	65,5%	2,3%	32,3%	100,0%

Seguindo a mesma metodologia adotada em relação ao modelo logit, aplicamos novamente o modelo aos bancos fora da amostra, excluindo todos os bancos federais e estaduais e também os bancos privados de porte micro, obtendo-se um percentual de acerto de classificação superior ao modelo logit, conforme é ilustrado na tabela 24. Este elevado percentual de acerto sobe para 100% nos primeiros seis meses, considerando que o único erro tipo II foi o Banco Martinelli, que passou por transferência de controle acionário em agosto de 1996 e sofreu intervenção em 1998. Com relação aos doze erros tipo II obtidos para 24 meses, cinco deles ficaram insolventes nos dois anos subsequentes e dois deles transferiram seu controle acionário, o que eleva o percentual de acerto para 92,2%.

TABELA 25

Classificação dos bancos fora da amostra pelo modelo de Cox
(exclusive todos os bancos públicos e os privados de porte micro)

Meses	Bem classificado	Erro tipo I	Erro tipo II
6	98,4% (63)	-	1,6% (1)
12	92,2% (59)	-	7,8% (5)
18	81,3% (52)	-	18,8% (12)
24	81,3% (52)	-	18,8% (12)

* A frequência dos bancos está computada entre parênteses.

Validação do modelo ao longo do tempo

A aplicação do modelo estimado para 231 bancos, utilizando-se os dados dos bancos 1 ano a frente (dezembro de 1995), produziu resultados extremamente positivos para os primeiros seis meses de previsão, onde 2 dos três bancos classificados como solventes em seis meses pelo modelo e sofreram intervenção pelo Banco Central, foram classificados como insolventes em 12 meses e, apenas 2 dentre os 11 erros tipo II não eram bancos de micro porte nem públicos. Bancos com estas características representam a maior parte dos erros tipo II cometidos para os outros meses analisados. Por exemplo, para os 24 meses temos 31 bancos micro, 21 públicos e 7 que faliram ou perderam o controle acionário entre os erros tipo II. Além disso, o Banco Votorantim e o Banco Sheikha estão entre os erros tipo I como já era esperado.

TABELA 26**Classificação dos bancos pelo modelo de Cox em 1995**

Meses	Bem classificado	Erro tipo I	Erro tipo II
6	93,9% (217)	1,3% (3)	4,8% (11)
12	76,2% (176)	1,3% (3)	22,5% (52)
18	67,5% (156)	2,2% (5)	30,3% (70)
24	65,4% (151)	2,6% (6)	32% (74)

* A frequência dos bancos está computada entre parênteses.

A aplicação do modelo aos dados de dezembro de 1996 manteve os elevados percentuais de acerto, mostrando que o modelo é estável e válido ao longo do tempo.

TABELA 27**Classificação dos bancos pelo modelo de Cox em 1996**

Meses	Bem classificado	Erro tipo I	Erro tipo II
6	95,1% (212)	3,1% (7)	1,8% (4)
12	75,3% (168)	3,1% (3)	21,5% (48)
18	66,4% (148)	2,2% (5)	31,4% (70)
24	65,5% (146)	3,1% (7)	31,4% (70)

* A frequência dos bancos está computada entre parênteses.

Após se ter ajustado o modelo de Cox e a regressão logística a um conjunto de dados, o interesse que se tem é de avaliar se os modelos estão adequados. O diagnóstico dos modelos não apontou observações problemáticas indicando que ambos os modelos estão adequados. O procedimento adotado para fazer um diagnóstico é apresentado no anexo 5.

6. CONCLUSÃO

Essa dissertação mostrou que é possível identificar com antecedência as instituições financeiras mais propensas a se tornarem insolventes no Brasil, propiciando ao Departamento de Fiscalização do Banco Central a adoção de medidas corretivas em tempo hábil e uma alocação mais eficiente de seu quadro funcional para o acompanhamento direto das instituições.

Os dois modelos estatísticos analisados apresentaram percentuais elevados de acerto de classificação dos bancos, tanto dentro quanto fora da amostra, e mostraram-se válidos ao longo do tempo, tendo previsto a insolvência da maior parte das instituições financeiras que foram liquidadas no período 1995/1998. Todavia, não é recomendável a aplicação dos modelos para prever a insolvência de bancos públicos e de bancos de porte micro. Ambos os modelos não foram adequados na classificação da situação real desses bancos, apresentando percentuais expressivos de erro tipo II, ou seja, classificaram como insolventes um percentual elevado de bancos que não sofreram intervenção e nem foram liquidados pelo Banco Central. Ao apontar a insolvência da maior parte dos bancos públicos, os modelos estão mostrando que este tipo de banco segue uma lógica diferente dos bancos privados, no qual o fator político tem maior peso que a situação econômico-financeira na decisão de liquidar ou intervir na instituição. Com relação aos bancos de porte micro, estes possuem certas especificidades que, dependendo do indicador selecionado como previsor de falência, podem vir a deturpar a probabilidade estimada de insolvência.

A insolvência bancária no Brasil ocorrida nos primeiros anos do Plano Real pode ser caracterizada por bancos com o seguinte perfil:

- baixa captação em moeda estrangeira em relação às demais fontes de captação;
- baixa participação de ativos de liquidez imediata no total das operações ativas usuais;

Estas características foram apontadas pelos dois modelos como fatores determinantes da insolvência bancária no período de 1995/1996. Além destes, o modelo logit apontou uma elevada aplicação de recursos em ativos que não estão diretamente ligados aos objetivos sociais da instituição como perfil de um banco insolvente. Já o modelo de risco proporcional de Cox indicou um custo administrativo elevado, inclusive encargos com pessoal, como fator relevante.

O modelo logit classificou corretamente 91,8% dos bancos inseridos na amostra e previu a insolvência de dezoito entre as 21 instituições financeiras que compõe a amostra de bancos insolventes. Ao aplicar o modelo estimado aos demais bancos do sistema financeiro excluindo os bancos públicos e de porte micro, o modelo teve um percentual de acerto de classificação igual a 75%. O modelo mostrou-se relativamente estável ao longo dos dois anos subsequentes a sua estimação, classificando corretamente mais de 70% da população de bancos. Este percentual se elevaria substancialmente se excluíssemos da análise todos os bancos públicos e os privados de porte micro, assim como foi feito na classificação dos bancos com base em dezembro de 1994.

O modelo de risco proporcional de Cox também apresentou elevados percentuais de acerto de classificação dos bancos, tendo ainda a vantagem, em relação ao modelo logit, de produzir não somente a probabilidade estimada de insolvência como também o tempo esperado para a quebra. A classificação dos bancos pelo modelo de Cox, neste estudo, é feita para horizontes de tempo de 6, 12, 18 e 24 meses. A não observância de erro tipo I a partir do sexto mês valida o modelo de Cox como um bom modelo de previsão de insolvência bancária.

No horizonte de seis meses, apenas 1 banco foi classificado como solvente e foi liquidado, o que indica um percentual de erro tipo I de 1,7%. Ao apontar corretamente vinte das 21 instituições financeiras insolventes com antecedência, indicando ainda o período no qual a insolvência ocorreu, o modelo cumpre o papel de alertar o Banco Central sobre as futuras insolvências possibilitando ao mesmo a adoção de medidas saneadoras e corretivas que minimizem os custos ou até mesmo que evitem a liquidação das instituições debilitadas.

O modelo de Cox apresentou percentuais mais elevados de erro tipo II que o modelo logit na análise dos bancos dentro da amostra, resultando na classificação correta de 78,3% dos bancos em seis meses; 73,3% em doze meses; 68,3% em dezoito meses; e, por último, 66,7% em vinte e quatro meses. Estes percentuais de acerto são inferiores ao obtido pelo modelo logit, mas devemos fazer uma ressalva. Como as previsões estão relacionadas ao horizonte de tempo especificado, alguns erros tipo II referem-se a bancos que vieram a ser liquidados em algum período de tempo futuro, o que resulta na previsão de insolvência destas instituições com uma antecedência superior a seis meses, dando mais tempo para o Banco Central solucionar os problemas. Portanto, o erro tipo II representa um sucesso nesses casos. Considerando estes casos como acerto, o percentual de bancos bem classificados eleva-se substancialmente nos horizontes de tempo de seis meses (95%) e de doze meses (83,3%).

Os resultados obtidos da aplicação do modelo de risco proporcional de Cox aos demais bancos do sistema financeiro excluindo todos os bancos públicos e os privados de porte micro, mostrou que o modelo estimado é válido na classificação dos bancos fora da amostra, classificando corretamente 98,4% dos bancos em seis meses; 92,2% em doze meses e 81,3% em dezoito e vinte e quatro meses. Estes percentuais são bem superiores ao obtido na aplicação do modelo logit.

Com relação a estabilidade do modelo de Cox estimado, observamos percentuais de acerto de classificação dos bancos superiores a 90% para o horizonte de seis meses, superiores a 75% para doze meses e superiores a 65% para dezoito e vinte quatro meses utilizando-se os dados contábeis dos bancos de dezembro de 1995 e 1996. Assim como no modelo logit, estes percentuais se elevariam significativamente caso tivessem sido excluídos os bancos públicos e os bancos de porte micro.

Em lato senso, uma comparação dos resultados descritos acima indica que o modelo de risco proporcional de Cox é a técnica estatística mais adequada para prever o fenômeno de insolvência bancária no horizonte de um ano de antecedência, com níveis de acerto superiores a 90%. O modelo logit deve ser utilizado como um instrumento de supervisão no sentido de confirmar a classificação dos bancos pelo modelo de Cox, pois apesar de ter identificado uma proporção considerável das insolvências bancárias ocorridas no Brasil no período 1995/1998, não provê informação a respeito de quando dentro dos próximos dois anos a insolvência vai ocorrer.

Os resultados obtidos neste estudo demonstram que os demonstrativos financeiros dos bancos podem ser utilizados como fonte primária de dados na construção de modelos de previsão de insolvência bancária no Brasil.

Outros critérios de amostragem das instituições financeiras devem ser objeto de estudos futuros. A robustez do procedimento metodológico deve ser testada na construção de um modelo com um horizonte temporal de 12 meses. Nesse caso, teríamos uma amostra de bancos insolventes menor, mas, por outro lado, o modelo apresentaria uma defasagem temporal de apenas 1 ano, o que é um benefício na utilização prática dos modelos como instrumentos de supervisão prudencial do sistema financeiro. Também é possível estimar o

modelo de risco proporcional de Cox desconsiderando a suposição de que os indicadores econômico-financeiros dos bancos permanecem constantes ao longo do período de análise¹⁹. No entanto, isto tornaria a análise bem mais complexa, devendo ser um tema de pesquisa adicional para a melhoria da precisão e confiabilidade dos modelos de previsão de insolvência bancária.

Além disso, é importante reafirmar que os modelos estimados neste estudo devem ser testados novamente para diferentes períodos, caso ocorra uma mudança estrutural na economia.

¹⁹ Na literatura internacional, este método é chamado de “Cox Regression with time-varying covariates”. Ver Norius (1993).

ANEXOS

ANEXO 1: TESTE T

Independent Samples Test

		t-test for Equality of Means						
		t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Mean	
							Lower	Upper
alavancagem rec.prop. com cap. terceiros	Equal variances assumed	1,391	58	,170	340,2558	244,6789	-149,5223	830,0338
assistência financeira	Equal variances assumed	-2,644	59	,010	-5,2523	1,9862	-9,2267	-1,2779
participação das captações em moeda estrangeira nas	Equal variances assumed	5,488	59	,000	19,6427	3,5792	12,4808	26,8046
part. captações merc.int. nas exigib.	Equal variances assumed	-4,417	59	,000	-24,3424	5,5116	-35,3711	-13,3137
part.cap.sem remuneração nas cap. merc. interno	Equal variances assumed	,384	59	,703	1,3652	3,5587	-5,7558	8,4862
participação dos recursos públicos remunerados nas exigibilidades	Equal variances assumed	-1,391	59	,169	-2,8484	2,0471	-6,9446	1,2477
comprometimento com op.at.não usuais	Equal variances assumed	-2,609	59	,012	-130,3663	49,9761	-230,3683	-30,3642
comprometimento total rec. próprios	Equal variances assumed	-2,602	59	,012	-218,0644	83,8074	-385,7626	-50,3662
custo adm.méd.mensal at.total ajust.	Equal variances assumed	-4,993	59	,000	-1,2092	,2422	-1,6938	-,7245
custo adm.res.op.ajust.	Equal variances assumed	-1,677	53	,099	-69,1410	41,2266	-151,8310	13,5490
custo administrativo do ativo total ajustado	Equal variances assumed	-5,255	59	,000	-1,6063	,3057	-2,2180	-,9947
custo da captação total	Equal variances assumed	,865	59	,390	,7602	,8785	-,9977	2,5182
participação do custo de pessoal nas despesas administrativas	Equal variances assumed	-,765	59	,447	-3,1425	4,1058	-11,3581	5,0731
variação do encaixe financeiro	Equal variances assumed	,331	59	,742	3,3072	10,0056	-16,7140	23,3284

Independent Samples Test

		t-test for Equality of Means						
		t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Mean	
							Lower	Upper
enc.med.men.rec.moeda est.sem.	Equal variances assumed	-1,202	59	,234	-35,7127	29,7011	-95,1444	23,7191
encargos méd.men.rec.cap.prazo sem.	Equal variances assumed	-,625	59	,535	-,3476	,5565	-1,4611	,7659
encargos recursos moeda estrangeira	Equal variances assumed	1,707	59	,093	3,0546	1,7899	-,5270	6,6362
encargos de recursos captados a prazo	Equal variances assumed	-,017	59	,986	-1,86E-02	1,0765	-2,1726	2,1354
evolução das operações ativas usuais	Equal variances assumed	1,333	59	,188	14,5013	10,8815	-7,2725	36,2750
comportamento dos recursos próprios	Equal variances assumed	,522	59	,604	5,3184	10,1974	-15,0866	25,7234
imobilização do capital próprio	Equal variances assumed	-1,798	59	,077	-63,2258	35,1604	-133,5817	7,1301
taxa de inadimplência	Equal variances assumed	-4,656	59	,000	-12,2754	2,6363	-17,5506	-7,0001
liquidez geral	Equal variances assumed	-1,229	59	,224	-2,4416	1,9868	-6,4173	1,5340
margem líquida	Equal variances assumed	3,363	58	,001	51,6486	15,3592	20,9037	82,3934
margem operacional	Equal variances assumed	-2,176	59	,034	-1,3295	,6111	-2,5522	-,1068
margem op.média men. no sem.	Equal variances assumed	-4,028	59	,000	-1,9102	,4742	-2,8590	-,9613

Independent Samples Test

		t-test for Equality of Means						
		t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Mean	
							Lower	Upper
med.men.custo adm.result.op.no sem.	Equal variances assumed	-2,262	48	,028	-56,8834	25,1450	-107,4408	-6,3260
méd.men.part.custo pes. desp. adm.sem.	Equal variances assumed	-,752	59	,455	-5,1625	6,8680	-18,9053	8,5804
méd.men.custo captação total no sem.	Equal variances assumed	1,666	59	,101	1,6949	1,0176	-,3414	3,7312
nível de captação sem remuneração	Equal variances assumed	,795	59	,430	1,0332	1,2989	-1,5660	3,6324
nível de custo administrativo	Equal variances assumed	2,218	59	,030	,4075	,1837	3,990E-02	,7751
nível de aplicação	Equal variances assumed	3,935	59	,000	189,0932	48,0552	92,9351	285,2514
nível de captação	Equal variances assumed	2,923	59	,005	79,6040	27,2307	25,1153	134,0926
comprometimento com oper. ilíquidas	Equal variances assumed	-4,833	59	,000	-24,4728	5,0635	-34,6049	-14,3407
part. at. realização imediate	Equal variances assumed	4,297	59	,000	20,3367	4,7327	10,8666	29,8068
participação da carteira ativa no ativo total ajustado	Equal variances assumed	3,229	59	,002	5,1473	1,5940	1,9578	8,3368
participação da carteira de câmbio	Equal variances assumed	4,211	59	,000	13,5881	3,2266	7,1316	20,0446
part. captações totais nas oper. ativas usuais	Equal variances assumed	-2,731	59	,008	-22,5417	8,2546	-39,0591	-6,0243
part. oper. ativas não usuais na carteira ativa	Equal variances assumed	-3,311	59	,002	-8,7186	2,6331	-13,9874	-3,4498
part.outros recursos nas exigib.	Equal variances assumed	2,030	59	,047	7,5498	3,7198	,1065	14,9931

Independent Samples Test

		t-test for Equality of Means						
		t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Mean	
							Lower	Upper
participação dos recursos próprios nos recursos totais	Equal variances assumed	-3,276	59	,002	-6,4589	1,9719	-10,4047	-2,5132
part. recursos remunerados em op. at.	Equal variances assumed	-2,471	59	,016	-89,4570	36,2022	-161,8974	-17,0167
part. recursos sem remuneração nas oper. at. usuais	Equal variances assumed	-2,867	59	,006	-11,6165	4,0521	-19,7248	-3,5083
provisionamento das op. de crédito	Equal variances assumed	-2,659	59	,010	-7,5343	2,8336	-13,2043	-1,8643
provisionamento dos at. financ.	Equal variances assumed	-2,214	59	,031	-4,0067	1,8098	-7,6281	-,3852
recup.méd.mens.sem.rend. prest.serv.	Equal variances assumed	1,486	59	,143	17,0017	11,4444	-5,8985	39,9019
recuperação créditos baixados prejuízo	Equal variances assumed	,689	46	,494	157,9259	229,1513	-303,3317	619,1835
recuperação desp. adm. pelas rendas de prest. serv.	Equal variances assumed	,843	59	,402	17,7812	21,0847	-24,4092	59,9715
remuneração das operações ativas usuais	Equal variances assumed	-,611	59	,543	-,6086	,9955	-2,6007	1,3835
remuneração do ativo operacional	Equal variances assumed	-1,314	59	,194	-1,3402	1,0203	-3,3818	,7014
rem.méd.men.cart.próp.trf sem.	Equal variances assumed	,646	59	,521	12,3915	19,1691	-25,9658	50,7489
rem.méd.men.op.at.usuais no sem.	Equal variances assumed	-,354	59	,725	-,2843	,8031	-1,8913	1,3227
rem. da cart. própria de TRF	Equal variances assumed	1,500	59	,139	22,8857	15,2591	-7,6477	53,4192
rent. média mensal no semestre	Equal variances assumed	2,379	59	,021	4,1414	1,7406	,6584	7,6244

Independent Samples Test

		t-test for Equality of Means						
		t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Mean	
							Lower	Upper
rent. mensal recursos próprios	Equal variances assumed	2,923	59	,005	25,6251	8,7670	8,0823	43,1679
rentabilidade dos recursos próprios	Equal variances assumed	2,891	59	,005	28,6132	9,8966	8,8101	48,4162
cont. res. câmbio médio mensal no sem.	Equal variances assumed	1,014	59	,315	,2864	,2825	-,2788	,8517
resultado nao operacional	Equal variances assumed	-1,127	59	,264	-,7668	,6805	-2,1285	,5949
cont. result. não op. médio mensal no sem.	Equal variances assumed	-,842	59	,403	-,1222	,1451	-,4126	,1681
cont. resultado cart. câmbio	Equal variances assumed	,063	59	,950	2,337E-02	,3717	-,7205	,7672
taxa de retorno do ativo total ajustado	Equal variances assumed	3,161	59	,002	1,7852	,5648	,6551	2,9153
retorno financ. dos rec. próprios	Equal variances assumed	1,246	59	,218	9,4266	7,5641	-5,7090	24,5623
rem.méd.men.at.oper.no sem.	Equal variances assumed	,311	59	,757	,3139	1,0096	-1,7062	2,3340
operações com o setor habitacional	Equal variances assumed	-,834	59	,408	-2,2721	2,7241	-7,7231	3,1789
operações com o setor privado	Equal variances assumed	1,997	59	,050	7,8846	3,9486	-1,66E-02	15,7858
operações com o setor público	Equal variances assumed	-1,627	59	,109	-3,6125	2,2202	-8,0551	,8301
operações com o setor rural	Equal variances assumed	-1,291	59	,202	-1,9997	1,5495	-5,1002	1,1008
solvência geral	Equal variances assumed	-3,312	59	,002	-10,2068	3,0822	-16,3742	-4,0393

ANEXO 2: OUTPUT DO MODELO LOGIT

Total number of cases: 61 (Unweighted)
 Number of selected cases: 61
 Number of unselected cases: 0

Number of selected cases: 61
 Number rejected because of missing data: 0
 Number of cases included in the analysis: 61

Dependent Variable Encoding:

Original Value	Internal Value
,00	0
1,00	1

Dependent Variable.. INSOLV Insolvencia Bancária

Beginning Block Number 0. Initial Log Likelihood Function

-2 Log Likelihood 78,546313

* Constant is included in the model.

Beginning Block Number 1. Method: Backward Stepwise (WALD)

Variable(s) Entered on Step Number

1..	CAPDOLAR	participação das captações em moeda estrangeira nas exigibilidades
	PARTNUSU	part. oper. ativas não usuais na carteira ativa
	OPERILIQ	comprometimento com oper. ilíquidas
	PARTATIM	part. at. realização imediata
	NÍVELAPL	nível de aplicação

Estimation terminated at iteration number 10 because Log Likelihood decreased by less than ,01 percent.

-2 Log Likelihood	17,493
Goodness of Fit	23,505
Cox & Snell - R ²	,632
Nagelkerke - R ²	,873

	Chi-Square	df	Significance
Model	61,053	5	,0000
Block	61,053	5	,0000
Step	61,053	5	,0000

Classification Table for INSOLV
The Cut Value is ,50

Observed		Predicted			Percent Correct
		Solvente S	Insolvente I	Insolvente I	
Solvente	S	39	1	I	97,50%
Insolvente	I	2	19	I	90,48%
Overall					95,08%

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

Variable	B	S.E.	Wald	df	Sig	R
CAPDOLAR	-,1113	,1265	,7742	1	,3789	,0000
PARTNUSU	,6173	,3715	2,7608	1	,0966	,0984
OPERILIQ	,1195	,1906	,3929	1	,5308	,0000
PARTATIM	-,1487	,0787	3,5718	1	,0588	-,1415
NÍVELAPL	-,0443	,0652	,4606	1	,4973	,0000
Constant	4,3481	2,5860	2,8271	1	,0927	

Variable	Exp(B)	95% CI for Exp(B)	
		Lower	Upper
CAPDOLAR	,8946	,6981	1,1465
PARTNUSU	1,8540	,8951	3,8401
OPERILIQ	1,1269	,7757	1,6372
PARTATIM	,8618	,7387	1,0055
NÍVELAPL	,9567	,8419	1,0872

Step	Improv.	Model	Correct	Variable
	Chi-Sq.	Chi-Sq.	Class %	
2	-3,223	57,830	93,44	OUT: OPERILIQ
3	-3,288	54,542	91,80	OUT: NÍVELAPL

No more variables can be deleted or added.

End Block Number 1 PIN = ,0500 Limits reached.

Final Equation for Block 1

Estimation terminated at iteration number 7 because
Log Likelihood decreased by less than ,01 percent.

-2 Log Likelihood	24,004
Goodness of Fit	30,809
Cox & Snell - R ²	,591
Nagelkerke - R ²	,816

Chi-Square df Significance

Model	54,542	3	,0000
Block	54,542	3	,0000
Step	-3,288	1	,0698

Note: A negative Chi-Square value indicates that the Chi-Square value has decreased from the previous step.

-

Classification Table for INSOLV
The Cut Value is ,50

		Predicted					
		Solvente		Insolvente			Percent Correct
		S	I	I			
Observed		+-----+					
Solvente	S	I	38	I	2	I	95,00%
		+-----+					
Insolvente	I	I	3	I	18	I	85,71%
		+-----+					
						Overall	91,80%

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

Variable	B	S.E.	Wald	df	Sig	R
CAPDOLAR	-,1897	,0590	10,3324	1	,0013	-,3257
PARTNUSU	,4423	,2058	4,6197	1	,0316	,1826
PARTATIM	-,1071	,0453	5,5908	1	,0181	-,2138
Constant	3,6200	1,6948	4,5624	1	,0327	

Variable	Exp(B)	95% CI for Exp(B)	
		Lower	Upper
CAPDOLAR	,8272	,7368	,9286
PARTNUSU	1,5563	1,0397	2,3296
PARTATIM	,8984	,8221	,9818

ANEXO 3: OUTPUT DO MODELO DE RISCO PROPORCIONAL DE COX

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

Dependent Variable: MESES DATA

Events Censored

21 39 (65%)

Beginning Block Number 0. Initial Log Likelihood Function

-2 Log Likelihood 164,491

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

Step	Step Change				Block Change				Variable
	Chi-Sq.	df	Sig		Chi-Sq.	df	Sig		
1	25,710	1	,000		25,710	1	,000	IN: CUSADMED	
2	13,241	1	,000		38,951	2	,000	IN: PARTATIM	
3	9,200	1	,002		48,151	3	,000	IN: CAPDOLAR	

No more variables can be added or deleted.

-2 Log Likelihood 116,340

	Chi-Square	df	Sig
Overall (score)	62,522	3	,0000
Change (-2LL) from Previous Block	48,151	3	,0000

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

Variable	B	S.E.	Wald	df	Sig	R
CAPDOLAR	-,0788	,0306	6,6456	1	,0099	-,1681
PARTATIM	-,0372	,0156	5,6662	1	,0173	-,1493
CUSADMED	,6929	,2125	10,6350	1	,0011	,2291

Variable	Exp(B)	95% CI for Exp(B)	
		Lower	Upper
CAPDOLAR	,9242	,8705	,9813
PARTATIM	,9635	,9345	,9935
CUSADMED	1,9995	1,3185	3,0324

----- Variables not in the Equation -----
 Residual Chi Square = 63,53 with 23 df Sig = ,0000

Variable	Score	df	Sig	R
PARTCÂMB	,5492	1	,4586	,0000
INADIMP	,0382	1	,8451	,0000
PROVFINA	,0208	1	,8852	,0000
PROVCRED	,1639	1	,6856	,0000
RENTPROP	,5772	1	,4474	,0000
RETATIVO	,5594	1	,4545	,0000
MARGOPER	,1302	1	,7182	,0000
CUSTOADM	,1113	1	,7387	,0000
NÍVELCAP	,7135	1	,3983	,0000
NÍVELAPL	1,7591	1	,1847	,0000
NÍVELADM	,6084	1	,4354	,0000
SOLGERAL	,0046	1	,9458	,0000
PARTATIV	,6284	1	,4279	,0000
PARTNUSU	,1389	1	,7093	,0000
PARTCAPT	,0266	1	,8703	,0000
PARTSREM	2,8730	1	,0901	,0728
RENTMENS	1,0358	1	,3088	,0000
RENTMED	,2391	1	,6249	,0000
MARGLIQU	,0219	1	,8824	,0000
MAROPMÉD	,0008	1	,9769	,0000
CAPINTER	,9475	1	,3304	,0000
PARTOUTR	,8773	1	,3489	,0000
OPERILIQ	,5056	1	,4771	,0000

Correlation Matrix of Regression Coefficients (B)

CAPDOLAR PARTATIM

PARTATIM -,31256
 CUSADMED ,31569 -,21111

Time	Baseline	---- At mean of covariates ----		
	Cum Hazard	Survival	SE	Cum Hazard
1	,0187	,9977	,0026	,0023
2	,1038	,9876	,0075	,0125
3	,2029	,9758	,0129	,0245
4	,2623	,9689	,0163	,0316
8	,5398	,9370	,0281	,0651
11	,6209	,9279	,0320	,0748
12	,9122	,8959	,0426	,1100
13	1,0434	,8818	,0470	,1258
15	1,2015	,8652	,0519	,1448
16	1,3733	,8474	,0570	,1656
17	1,5541	,8292	,0620	,1874
18	1,7804	,8068	,0666	,2146
24	2,0644	,7797	,0722	,2489

Covariate Means

Variable	Mean
PARTCÂMB	12,6110
INADIMP	7,7902
PROVFINA	2,4950
PROVCRED	4,6375
RENTPROP	6,0973
RETATIVO	- ,2473
MARGOPER	,6557
CUSTOADM	1,1118
NÍVELCAP	66,3852
NÍVELAPL	143,4452
NÍVELADM	,6042
SOLGERAL	116,4678
CAPDOLAR	17,5145
PARTATIM	36,6730
PARTATIV	90,6953
PARTNUSU	5,4207
PARTCAPT	88,6525
PARTSREM	6,6047
RENTMENS	-3,9910
RENTMED	1,2797
MARGLIQU	-3,6103
MAROPMÉD	,4152
CUSADMED	,9060
CAPINTER	62,8728
PARTOUTR	15,3648
OPERILIQ	8,8380

ANEXO 4: TESTE DA PROPORCIONALIDADE DA FUNÇÃO RISCO

O modelo de risco proporcional de Cox assume que a função risco $h(t)$ em um modelo que inclui determinadas variáveis explicativas (covariadas) é proporcionalmente relacionada a função risco *baseline* $h_0(t)$ como uma potência de e , como pode ser observado na equação (3.10). Para checar se esta hipótese é válida, recorreremos aos gráficos abaixo. Se os riscos são proporcionais, as curvas geradas pelo **log minus log (LML)** devem ser paralelas. Como os indicadores econômico-financeiros que fazem parte do modelo - CAPDOLAR, CUSAMED e PARTATIM - são variáveis contínuas, transformei-os em variáveis *dummies* atribuindo o valor 1 para os casos compreendidos abaixo da mediana e 0 para os casos acima da mediana, para poder desenhar o gráfico com linhas separadas. As curvas nas figuras a seguir aparentam ser suficientemente paralelas para confirmar que a hipótese do risco proporcional é apropriada.

LML Function for patterns 1 - 2

LML Function for patterns 1 - 2

ANEXO 5: DIAGNÓSTICO DAS ESTIMAÇÕES

Após se ter ajustado um modelo a um conjunto de dados, o interesse que se tem é de avaliar se este modelo está adequado. Basicamente, podem ocorrer dois problemas: podem existir observações que são muito mal ajustadas, isto é, o valor observado está distante do ajustado, ou podem existir observações que, sozinhas, influenciam o ajuste de forma radical. Para o primeiro caso, denominamos estas observações de **pontos aberrantes**. Para o segundo caso, chamamos as observações de **pontos influentes**. Para se detectar pontos aberrantes usam-se, basicamente, os resíduos. Grandes resíduos indicam observações aberrantes, que, em geral, não têm grande influência sobre o ajuste. Os pontos influentes têm a característica de trazerem os valores ajustados para a sua vizinhança, de forma que, as estimativas dos coeficientes da regressão são substancialmente diferentes quando tais observações são incluídas ou removidas do modelo.

O procedimento adotado para identificar os pontos influentes é o **DfBeta**, que é a mudança ocorrida em um determinado coeficiente quando um caso é excluído do modelo. Podemos computar esta mudança para cada coeficiente, incluindo a constante, rodando a regressão incluindo todos os casos e excluindo cada um deles individualmente. Por exemplo, a mudança no primeiro coeficiente quando o caso i é excluído é dado por:

$$DfBeta(B_1^{(i)}) = B_1 - B_1^{(i)}$$

onde B_i é o valor do coeficiente quando todos os casos são incluídos e $B_i^{(i)}$ é o valor do coeficiente quando o i -ésimo caso é excluído. Grandes valores para o DfBeta identificam observações que devem ser examinadas com mais detalhes.

Os gráficos abaixo demonstram a não existência de pontos influentes, dado os Dfbetas bem próximos de zero.

a) Modelo de risco proporcional de Cox

b) Modelo logit

ANEXO 6: MODELOS DE AJUSTE

Sempre que um modelo é ajustado aos dados, procura-se verificar se o modelo ajusta bem não somente a amostra de dados a partir da qual ele foi derivado, mas também à população da qual a amostra foi extraída. Uma maneira de avaliar se o modelo está bem ajustado é comparar os resultados previstos pelo modelo com os resultados observados. As tabelas de classificação apresentadas no capítulo V comparam a situação estimada com a situação real dos bancos tanto dentro quanto fora da amostra, apresentando elevados percentuais de acerto de classificação.

Outra forma de avaliar a eficiência do ajuste (*goodness of fit*) de um modelo é examinar o quanto verossímil os resultados amostrais são, dadas as estimativas dos parâmetros. A probabilidade dos resultados observados ocorrerem, dadas as estimativas dos parâmetros, é conhecido como *likelihood*. Já que a *likelihood* é um número inferior a 1, é comum usar -2 vezes o log da *likelihood* (-2LL) como uma medida de ajuste do modelo. Um bom modelo é aquele que resulta em uma alta *likelihood* dos resultados esperados. Isso traduz em um baixo valor para -2LL. (Se um modelo ajusta perfeitamente, a *likelihood* é 1 e -2LL é 0.)

Na regressão logística, outras medidas que são utilizadas para testar a eficiência do ajuste com todas as variáveis independentes incluídas no modelo são o *Cox & Snell R^2* e o *Nagelkerke R^2* . Estas medidas são estatísticas que quantificam a proporção da variação explicada na regressão logística. Elas são similares em intenção ao R^2 em uma regressão linear, embora a variação em uma regressão logística deva ser definida diferentemente. O R^2 de Nagelkerke é uma modificação do *Cox & Snell R^2* de modo que o valor máximo 1 possa ser

alcançado. Conforme descrito no *output* do modelo logit (anexo 6.3), o modelo estimado se mostrou bem ajustado também sob este critério com um *Nagelkerke R²* de 0,816.

BIBLIOGRAFIA

Altman, E. (1977) "Predicting Performance in the Savings and Loan Association Industry", *Journal of Monetary Economics*, October, 3, 443-66.

Amemiya, T. (1981) "Qualitative Response Models: A Survey", *Journal of Economic Literature*, 19: 1483-1536.

Amemiya, T. (1994). *Introduction to statistics and econometrics*. Harvard University Press.

Andima (1997) "Reestruturação do SFN: uma análise do período 1994/1997" in *Retrospectiva 1997*.

Banco Central do Brasil (1995) "Manual INDCON - Sistema de Indicadores Econômico-Financeiros de Instituições e Entidades sob Acompanhamento do Banco Central".

Banco Central do Brasil (1994) "Sistema INDCON - Indicadores Econômico-Financeiros de Instituições sob Acompanhamento e controle do Banco Central do Brasil".

Barros, J. R.M. de e Mansueto F. de A. Jr. (1997) "Análise do Ajuste do Sistema Financeiro no Brasil", Ministério da Fazenda, Secretaria de Política Econômica.

Cox, D.R. (1972) "Regression models and life-tables", *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 187-220.

Capelletto, L.(1995) "Contribuição à Avaliação do Desempenho Operacional de Bancos, Antes e Depois da Implantação do Plano Real". Dissertação de Mestrado em Administração, Universidade de Brasília.

Cox, D.R. e D. Oakes (1984). *Analysis of survival data* (Chapman and Hall, London).

- Demirguç-Kunt, A. (1989) "Deposit-Institution Failures: A Review of the Empirical Literature", Federal Reserve Bank of Cleveland Economic Review, Fourth Quarter, 2-18.
- Demirguç-Kunt, A. e E. Detragiache (1997) " The Determinants of Banking Crises: Evidence from Developing and Developed Countries" ", IMF Working Paper, WP/97/106 (Washington: International Monetary Fund).
- Greene, W.H. (1993) *Econometric Analysis*, Prentice Hall, Third Edition.
- González-Hermosillo, B. (1996) "Banking Sector Fragility and Systemic Sources of Fragility", IMF Working Paper, WP/96/12 (Washington: International Monetary Fund).
- González-Hermosillo, B. (1996) "Banking System Fragility: Likelihood Versus Timing of Failure - An Application to the Mexican Financial Crisis", IMF Working Paper, WP/96/142 (Washington: International Monetary Fund).
- Judge, G. G., Griffiths, W.E., Hill, C. Carter, Lutkepohl, Helmut, and Lee, Tsoung-Chao (1985) *The Theory and Practice of Econometrics*, New york: John Wiley & Sons, Inc.
- Kiefer, N.M. (1988) "Economic Duration Data and Hazard Functions", *Journal of Economic Literature*, 26: 646-79.
- Lane, W.R., S.W. Looney, and J. W. Wansley (1986) "An Application of the Cox Proportional Hazards Model to Bank Failure", *Journal of Banking and Finance*, 10: 511-31.
- Lee, E. (1992) *Statistical Methods for Survival Data Analysis*, John Wiley & Sons, Inc..

- Martin, D. (1977) "Early Warning of Banking Failure: A Logit Regression Approach", *Journal of Banking and Finance*, 1: 249-76.
- Matias, A.B. and J.O. Siqueira (1996) "Risco Bancário: Modelo de Previsão de Insolvência de Bancos no Brasil", *Revista de Administração*, Abril/junho, 19-28.
- Norius, M.J. (1993) "SPSS for Windows: advanced statistics", release 6.0. Chicago. SPSS INC..
- Rocha, Fabiana. (1998) "Falência Bancária no Brasil: um modelo de risco proporcional". Seminário n.7/98 - abril 1998 - FEA/USP.
- Rojas-Suárez, L. and Steven R. Weisbrod (1996) "Banking Crises in Latin America: Experiences and Issues." In Hausmann, R. and Rojas-Suárez, L., eds., *Banking Crises in Latin America*, Inter-American Development Bank.
- Rojas-Suárez, L. and Steven R. Weisbrod (1995) "Financial Market Fragilities in Latin America: the 1980s and 1990s, IMF Occasional Paper, No. 132 (Washington: International Monetary Fund).
- Rojas-Suárez, L. (1998) "Early Warning Indicators of Banking Crises: What Works For Emerging Markets?", Inter-American Development Bank.
- Sinkey, J. (1975) "A Multivariate Statistical Analysis of the Characteristics of Problem Banks", *Journal of Finance*, march, 30, 21-36.
- Whalen, Gary (1991) "A Proportional Hazards Model of Bank Failure: An examination of Its Usefulness as an Early Warning Tool", *Federal Reserve Bank of Cleveland Economic Review*, First Quarter, 21-31.

Dissertação apresentada ao Departamento de ECONOMIA da PUC/RJ, e aprovada pela Comissão Julgadora, formada pelos seguintes professores:

PROF. MÁRCIO GOMES PINTO GARCIA
(ORIENTADOR)
DEPTº ECONOMIA – PUC/RJ

PROF. CRISTIANO FERNANDES
(CO-ORIENTADOR)
DEPTº ENGENHARIA ELÉTRICA – PUC/RJ

PROF. DIONÍSIO CARNEIRO DIAS
DEPTº ECONOMIA – PUC/RJ

Visto e permitida a impressão

Rio de Janeiro, 27/10/99

PROF. ZÉLIA MILANEZ DE LOSSIO E SEIBLITZ
Coordenadora do Programa de Pós-Graduação
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO

DIVISÃO DE
BIBLIOTECAS E
DOCUMENTAÇÃO

Prove que sabe honrar seus compromissos
devolvendo com pontualidade este livro à Biblioteca

DBD 105

DBD 106

BIBLIOTECA

PUC/RIO