

KARINA LUMENA DE FREITAS ALVES

ANÁLISE DE SOBREVIVÊNCIA DE BANCOS PRIVADOS NO BRASIL

Dissertação apresentada ao Departamento de Engenharia de Produção da Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, como requisito à obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção.

Área de Concentração: Economia, Organizações e Gestão do Conhecimento

Orientador: Prof. Assoc. Aquiles Elie Guimarães Kalatzis

SÃO CARLOS

2009

AUTORIZO A REPRODUÇÃO E DIVULGAÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTA
TRABALHO, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO,
PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Tratamento
da Informação do Serviço de Biblioteca – EESC/USP

A474a Alves, Karina Lumena de Freitas
Análise de sobrevivência de bancos privados no Brasil
/ Karina Lumena de Freitas Alves ; orientador Aquiles
Elie Guimarães Kalatzis. -- São Carlos, 2009.

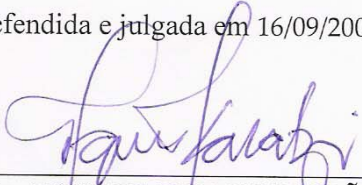
Dissertação (Mestrado-Programa de Pós-Graduação em
Engenharia de Produção e Área de Concentração em
Economia, Organizações e Gestão do Conhecimento) --
Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São
Paulo, 2009.

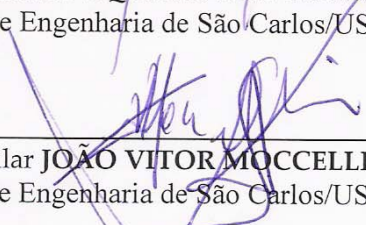
1. Finanças privadas. 3. Previsão de insolvência.
3. Análise de sobrevivência. 4. Modelo de riscos
proporcionais de Cox. I. Título.

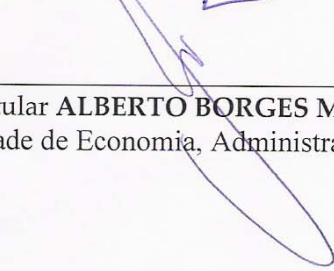
FOLHA DE JULGAMENTO

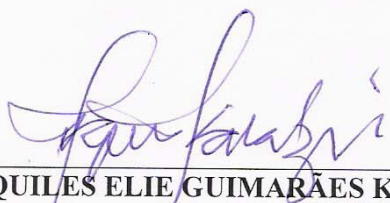
Candidata: Engenheira **KARINA LUMENA DE FREITAS ALVES**.

Dissertação defendida e julgada em 16/09/2009 perante a Comissão Julgadora:

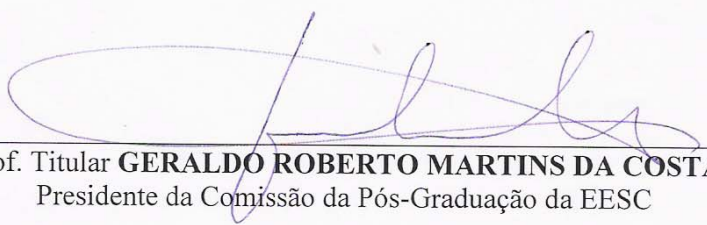

 _____ **APROVADO**
 Prof. Associado **AQUILES ELIE GUIMARÃES KALATZIS (Orientador)**
 (Escola de Engenharia de São Carlos/USP)


 _____ **APROVADA**
 Prof. Titular **JOÃO VITOR MOCCELLIN**
 (Escola de Engenharia de São Carlos/USP)


 _____ **APROVADO**
 Prof. Titular **ALBERTO BORGES MATIAS**
 (Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto/USP)



 Prof. Associado **AQUILES ELIE GUIMARÃES KALATZIS**
 Coordenador do Programa de Pós-Graduação em
 Engenharia de Produção



 Prof. Titular **GERALDO ROBERTO MARTINS DA COSTA**
 Presidente da Comissão da Pós-Graduação da EESC

Dedico este trabalho ...

A Deus, fonte da minha energia...

A meus pais, minhas eternas alegrias, pelo amor incondicional e ajuda sempre.

A Rafael de Almeida, meu companheiro, minha vida, pela ajuda constante, crescimento e pelo seu amor.

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Assoc. Aquiles Elie Guimarães Kalatzis, meu orientador, pela oportunidade e ajuda durante o mestrado, que contribuíram para o meu crescimento.

Ao Prof. Dr. Alberto Borges Matias, pelo incentivo e colaboração à minha pesquisa que foram cruciais para a elaboração deste trabalho e por todos os ensinamentos didáticos e financeiros, imprescindíveis para a minha formação.

Ao INEPAD (Instituto de Ensino e Pesquisa e Administração) pela ajuda referente ao banco de dados e a bolsa de estudos concedida para que a finalização deste trabalho fosse possível.

A minha grande amiga e sócia incondicional, Débora Valente, por toda sua ajuda e amizade, pelos incentivos e empurrões, pelas constantes discussões que nos levavam a trabalhar intensamente nos mais variados momentos e nos faziam crescer em conhecimento e em espírito, a quem devo muito.

As minhas grandes amigas e colegas de pesquisa, Patrícia Benites e Camila Bassetto, que estiveram presentes nesta etapa da minha vida, pela ajuda e amizade, e principalmente, por toda a diversão que foi trabalhar até tarde em suas companhias no departamento de economia.

A meus pais, José Arivaldo Alves e Zilá Aparecida de Freitas Alves, e meus queridos irmãos Thiago Freitas Alves e Milena Freitas Alves, pelo incentivo em buscar a minha felicidade, pelo suporte espiritual, pelo carinho, amor incondicional, e principalmente por serem meus alicerces nessa vida.

A meu companheiro, Rafael de Almeida M. B. Pardal, que de todas as formas me ajudou a seguir em frente e dar valor a tudo o que se tem de bom e que se consegue nesta vida, pelo seu otimismo, bom-humor, pelo seu carinho e pelo seu amor, tão importantes pra mim.

A todos os meus amigos e familiares que de uma forma, ou de outra, me ajudaram a chegar até aqui.

Aos funcionários do Departamento de Produção, pelo empenho e ajuda.

RESUMO

ALVES, K.L.F **Análise de sobrevivência de bancos privados no Brasil**. 2009. 83f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2009.

Diante da importância do sistema financeiro para a economia de um país, faz-se necessária sua constante fiscalização. Nesse sentido, a identificação de problemas existentes no cenário bancário apresenta-se fundamental, visto que as crises bancárias ocorridas mundialmente ao longo da história mostraram que a falta de credibilidade bancária e a instabilidade do sistema financeiro geram enormes custos financeiros e sociais. Os modelos de previsão de insolvência bancária são capazes de identificar a condição financeira de um banco devido ao valor correspondente da sua probabilidade de insolvência. Dessa forma, o presente trabalho teve como objetivo identificar os principais indicadores característicos da insolvência de bancos privados no Brasil. Para isso, foi utilizada a técnica de análise de sobrevivência em uma amostra de 70 bancos privados no Brasil, sendo 33 bancos insolventes e 37 bancos solventes. Foi possível identificar os principais indicadores financeiros que apresentaram-se significativos para explicar a insolvência de bancos privados no Brasil e analisar a relação existente entre estes indicadores e esta probabilidade. O resultado deste trabalho permitiu a realização de importantes constatações para explicar o fenômeno da insolvência de bancos privados no Brasil, bem como, permitiu constatar alguns aspectos característicos de bancos em momentos anteriores à sua insolvência.

Palavras-chave: Previsão de Insolvência Bancária, Análise de Sobrevivência, Modelo de Riscos Proporcionais de Cox.

ABSTRACT

ALVES, K.L.F **Survival analysis of private Banks in Brazil.** 2009. 83f. Dissertation (Master's degree in Production Engineer) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2009.

The financial system is very important to the economy of a country, than its supervision is necessary. Accordingly, the identification of problems in the banking scenario is fundamental, since the banking crisis occurring worldwide throughout history have shown that and instability of the financial system generates huge financial and social costs. The banking failure prediction models are able to identify the financial condition of a bank based on the value of its probability of insolvency. Thus, this study aimed to identify the main financial ratios that can explain the insolvency of private banks in Brazil. For this, it was used the survival analysis to analyze a sample of 70 private banks in Brazil, with 33 solvent banks and 37 insolvent banks. It was possible to identify the key financial indicators that were significantly to explain the bankruptcy of private banks in Brazil and it was possible to examine the relationship between these financial ratios and the probability of bank failure. The result of this work has enabled the achievement of important findings to explain the phenomenon of the bankruptcy of private banks in Brazil, and has seen some characteristic of banks in times prior to its insolvency.

Keywords: Banking Failure Prediction Models, Survival Analysis, Cox Proportional Hazards Model.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Quadro 1 - Estudos sobre modelos de previsão de insolvência bancária.....	27
Quadro 2 – Indicadores financeiros utilizados para elaboração do modelo	59
Figura 1 - Curva de resíduos de Cox-Snell elaboradas para cada tipo de modelo.....	65
Quadro 3 - Correlações das variáveis explicativas dos modelos A e B.....	83
Quadro 4 - Correlações das variáveis explicativas dos modelos C, D e E	83
Quadro 5 - Correlações das variáveis explicativas dos modelos F e G	83

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Valores Médios e Desvio-Padrão.....	61
Tabela 2. Modelo de previsão de insolvência para bancos privados no Brasil.....	68
Tabela 3. Valores médios de todos os indicadores financeiros utilizados	79
Tabela 4. Seleção do modelo de previsão de insolvência bancária.....	80

LISTA DE SIGLAS

t	Tempo de sobrevivência
$S(t)$	Função de Sobrevivência
$F(t)$	Função acumulada de probabilidade
$f(t)$	Função densidade de probabilidade
$\lambda(t)$	Função de risco ou função <i>hazard</i>
$\Lambda(t)$	Função de risco acumulada
$\lambda_0(t)$	Função de risco básica
$x's$	Variáveis explicativas (indicadores financeiros)
$\beta's$	Parâmetros das variáveis explicativas
Y	Variável dependente dos modelos paramétricos

SUMÁRIO

1	Introdução.....	13
1.1	Material e Métodos.....	16
1.2	Coleta de Dados.....	17
1.3	Estrutura da Dissertação.....	18
2	Modelos de Previsão de Insolvência.....	19
2.1	Previsão de Insolvência de Empresas.....	21
2.2	Previsão de Insolvência Bancária.....	26
3	Análise de Sobrevivência: Aspectos Conceituais.....	47
3.1	Conceitos Principais.....	49
3.2	Modelo Não-Paramétrico.....	53
3.3	Modelos Paramétricos.....	54
3.4	Modelo Semi-Paramétrico.....	55
4	Análise de Sobrevivência Aplicada.....	58
4.1	Análise Descritiva dos Dados.....	59
4.2	Especificação do Modelo.....	64
4.3	Resultados.....	66
	Conclusões.....	73

1 INTRODUÇÃO

As crises bancárias ocorridas mundialmente ao longo da história mostraram que a instabilidade do sistema financeiro gera enormes custos financeiros e sociais. De fato, quando bancos se tornam insolventes¹ seus impactos geram dificuldades financeiras em toda a população, visto que pessoas físicas e pessoas jurídicas confiam seus recursos a estas instituições. Dessa forma, a situação de insolvência bancária afeta não somente o sistema financeiro, impactando nos diversos setores da economia, mas a população como um todo.

No Brasil, o cenário bancário foi marcado por fortes mudanças no período entre 1994 e 1999. Segundo Matias (1999), onze dos dezessete grandes bancos privados nacionais de

¹ Entende-se como insolventes, bancos que não conseguem quitar com as suas captações e demais obrigações.

varejo existentes no período desapareceram. Sales (2005) apontou que no período de julho de 1994 a dezembro de 1998, 83 instituições bancárias, dentre elas, bancos comerciais, bancos múltiplos e caixas econômicas, sofreram algum tipo de intervenção. O principal motivo destas intervenções, que podem ser entendidas como fusões, aquisições ou liquidações de bancos, foi a implementação do Plano Real, em 30 de junho de 1994, um programa de estabilidade econômica que reduziu os altos índices de inflação ocorridos anteriormente. Frente às mudanças ocorridas no sistema financeiro brasileiro após adoção do Plano Real, o Banco Central implementou, em 1995, o Programa de Estímulo à Reestruturação e ao Fortalecimento do Sistema Financeiro Nacional (PROER). Com a finalidade de fortalecer o sistema financeiro nacional, o programa, de caráter preventivo, ordenou a fusão e aquisição de bancos no Brasil através de regras ditadas pelo Banco Central. Dessa forma, diante de uma situação de insuficiência patrimonial ou financeira de um banco, o Banco Central poderia determinar sua capitalização, transferência de controle acionário, fusão, aquisição ou cisão.

Dessa forma, tendo em vista as graves consequências causadas pela ocorrência de crises financeiras têm-se a importância do bom funcionamento do sistema financeiro de um país para a sua economia e para a economia global. Nesse sentido, a identificação de problemas existentes no cenário bancário é fundamental para controle e supervisão desta estabilidade. Janot (2001) mencionou ser possível identificar com antecedência as instituições financeiras com maior probabilidade de insolvência no Brasil e, dessa forma, fiscalizar o sistema financeiro nacional. Em seu trabalho realizado ao Banco Central do Brasil, o autor elaborou um modelo de previsão de insolvência de bancos baseado em indicadores financeiros e acrescenta que tal ferramenta propicia a adoção de medidas corretivas em tempo hábil pelo Departamento de Fiscalização do Banco Central. Os modelos de previsão de insolvência, em geral, conhecidos na literatura internacional pelas denominações “*failure prediction models*” ou “*early warning models*”, são denominados modelos de aviso prévio por

antever o fenômeno de insolvência. Estes modelos são compostos por variáveis explicativas representadas por indicadores financeiros e por seus coeficientes, que representam seus impactos à variável resposta, normalmente denominada probabilidade de insolvência.

Segundo Altman (1968) estudos preocupados com sinais de insolvência eram evidentes na década de 30. O autor apontou que um estudo da época, e mais tarde outros estudos, concluíram que as empresas falidas apresentavam medidas de indicadores diferentes de entidades que não haviam falido. De forma análoga, é plausível que bancos em boas condições financeiras apresentem indicadores financeiros diferentes de bancos em situação de fragilidade financeira.

Neste sentido, o presente trabalho tem como objetivo analisar a sobrevivência de bancos privados no Brasil a fim de identificar os principais indicadores financeiros que possam explicar a insolvência destes bancos. Visando atingir o objetivo, a técnica estatística conhecida como análise de sobrevivência foi utilizada.

A identificação do conjunto de indicadores financeiros mais adequado para explicar a insolvência dos bancos privados no Brasil consiste na elaboração do modelo de previsão de insolvência. A utilização deste modelo é de suma importância à medida que os resultados encontrados, correspondente à variável resposta e às variáveis explicativas, são capazes de auxiliar nas tomadas de decisão visando o aumento da probabilidade de sobrevivência. Bancos privados podem utilizar os resultados da análise como conhecimento do atual estado financeiro em que se encontram e tomar medidas preventivas que evitem uma real situação de insolvência. Por outro lado, empresas e instituições financeiras podem tomar conhecimento do atual estado financeiro dos bancos em que se pretendam aplicar seus recursos através da utilização do modelo de previsão de insolvência para bancos privados no Brasil.

Por fim, vale ressaltar, que a terminologia “previsão” utilizada para nomear o modelo de previsão de insolvência elaborado foi fundamentada em sua extensa utilização na literatura

nacional. No entanto, com intuito de evitar errôneas interpretações sobre o modelo aqui elaborado, ressalta-se que este modelo não prevê um valor futuro para determinada variável como no caso de previsão de séries temporais, mas estima um valor atual para a variável resposta, probabilidade de insolvência, que pode representar uma situação de insolvência futura. Além disso, em âmbito internacional o termo *prediction* utilizado em *failure prediction models* poderia ser traduzido pela terminologia “predição”, mais conveniente em termos probabilísticos. Entretanto, como dito anteriormente, optou-se pelo termo “previsão” devido a sua maior utilização em âmbito nacional.

1.1 MATERIAL E MÉTODOS

Segundo Gil (2007) o planejamento da pesquisa concretiza-se através da elaboração de um projeto que deve conter diversos elementos. No entanto para que sejam especificados os elementos, a pesquisa precisa ser classificada. Dessa forma, esta pesquisa é classificada como uma pesquisa de *Ex-post facto*, que significa “a partir do fato passado” já que o pesquisador não dispõe de controle sobre a variável independente, dado que um determinado evento explicado por uma variável já ocorreu. Tal classificação apresentou-se adequada por se tratar da elaboração de um modelo em que as variáveis independentes, indicadores financeiros, não podem ser controladas dado que o evento “situação de insolvência” já ocorreu em alguns casos da amostra. Além disso, a pesquisa é caracterizada como *Ex-post facto* por apresentar a determinação das relações existentes entre a variável resposta, probabilidade de um banco deixar de existir, e as variáveis explicativas, indicadores financeiros, já que, o propósito básico da pesquisa *Ex-post facto* consiste em verificar a existência de relação entre variáveis.

Nesse sentido, a técnica estatística de análise de sobrevivência foi utilizada para obter as relações existentes entre indicadores financeiros de bancos privados no Brasil e sua probabilidade de insolvência. A partir da análise dos tempos de sobrevivência destes bancos,

esta ferramenta estatística é capaz de demonstrar não apenas os principais indicadores financeiros que explicam a insolvência dos bancos, mas seus impactos na probabilidade de insolvência dos mesmos. No entanto, vale ressaltar, que a análise de sobrevivência abrange uma diversidade de técnicas: modelo não-paramétrico, modelo semi-paramétrico e modelos paramétricos. O modelo semi-paramétrico não permite a inclusão de variáveis explicativas, no entanto é utilizado como forma de conhecimento do comportamento dos tempos de sobrevivência. Já os modelos paramétricos e o modelo semi-paramétrico de análise de sobrevivência são capazes de inferir as relações existentes entre as variáveis explicativas e a variável resposta do modelo. Entretanto, devido a esta variedade de técnica foi preciso escolher a técnica mais adequada para ser analisar os dados deste trabalho. Nesse sentido, a utilização do teste de resíduos de Cox-Snell foi fundamental para a identificação da técnica estatística mais adequada para análise dos dados. Por fim, o modelo semi-paramétrico de análise de sobrevivência, denominado modelo de riscos proporcionais de Cox, foi utilizada para a realização da análise proposta. Esta técnica é melhor descrita no capítulo 3 deste trabalho.

1.2 COLETA DE DADOS

Os dados utilizados no presente estudo têm como base as informações disponíveis na Base de Dados do INEPAD (Instituto de Ensino e Pesquisa em Administração). A amostra inicialmente foi composta por bancos públicos e bancos privados, no entanto, apenas bancos privados foram analisados já que bancos públicos apresentam política de gestão distinta. A amostra utilizada neste trabalho foi composta por 70 bancos privados no Brasil, sendo 37 bancos solventes e 33 bancos insolventes. Os dados dos indicadores financeiros dos bancos existentes na amostra referem-se ao período de 1994 a 2007.

1.3 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Este trabalho está estruturado em 5 capítulos, considerando a introdução anteriormente apresentada no capítulo 1. O capítulo 2 apresenta a evolução de estudos realizados cujos objetivos focavam a elaboração de modelos de previsão de insolvência. Dessa forma, são apresentados modelos de previsão de insolvência de empresas e modelos de previsão de insolvência bancária. O capítulo 3 apresenta os aspectos conceituais referentes a análise de sobrevivência, técnica estatística utilizada no presente trabalho. O capítulo 4 apresenta a análise de sobrevivência aplicada ao propósito do presente estudo, onde são demonstrados a especificação do modelo utilizado e os resultados encontrados. E, por fim, as conclusões são apresentadas no capítulo 5.

2 MODELOS DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA

Os primeiros estudos encontrados sobre a utilização de dados de tempos de duração, ou também chamados tempos de falha em empresas datam da década de 30. No entanto, estes trabalhos enfocam a duração de equipamentos nas empresas e não o tempo de duração das empresas propriamente ditas. Nesse sentido, o trabalho de Lomax (1954) teve importância fundamental para os estudos referentes a tempos de duração de empresas na medida em que apresentou à literatura uma importante discussão entre os diferentes tipos de comportamento dos tempos de duração e acrescentou o enfoque empresarial.

Os estudos existentes sobre tempos de falha têm como principal objetivo analisar o comportamento dos tempos de duração em relação a um determinado evento, chamado evento

falha, que se caracteriza pela mudança de estado do objeto em questão. No caso dos estudos que analisam tempos de duração de equipamentos em empresas, o evento falha pode ser especificado pelo momento em que este equipamento pára de funcionar. Dessa forma, o objetivo é analisar o comportamento dos tempos de duração dos equipamentos para estimar o comportamento da função probabilidade de falha, ou seja, estimar como se comporta no tempo a probabilidade de que tal equipamento venha a parar de funcionar.

Na área econômica é possível encontrar estudos sobre os tempos de duração do desemprego, por exemplo, e nestes casos o evento denominado evento falha corresponde ao momento em que determinado indivíduo consegue um emprego. Embora pareça contraditório especificar que o momento em que um indivíduo começa a trabalhar seja denominado evento falha, este termo, como descrito acima, representa apenas o momento de mudança de estado do objeto estudado. Neste caso, o indivíduo era o objeto, que estava desempregado e depois conseguiu o emprego, ou seja, mudou de estado.

Davis apud Lomax (1954) analisou três tipos de teoria de dados de falha; a teoria normal de falha; a teoria de mortalidade humana; e a teoria exponencial. No caso da teoria normal, o comportamento da função probabilidade de falha é representada pela curva gaussiana, ou seja, a probabilidade de falhar cresce com o tempo até atingir seu máximo e decresce na mesma proporção. Já o comportamento da função probabilidade de falha na teoria de mortalidade humana é caracterizado por um acentuado crescimento após a meia-idade. E, por fim, o comportamento da função probabilidade de falha na teoria exponencial de dados de falha é constante no tempo. Isso significa que se os tempos de duração se comportam como uma exponencial, a probabilidade de falhar não muda com o tempo.

Diante da discussão sobre as teorias de dados de falha, Lomax (1954) acrescentou o enfoque empresarial ao analisar a sobrevivência de empresas americanas entre os anos de 1844 e 1926. O autor concluiu que quanto maior fosse o tempo de sobrevivência de uma

empresa no mercado, menor seria sua probabilidade de falir e, dessa forma, a probabilidade de uma empresa falir decresce com o tempo. No entanto, apesar da contribuição de Lomax (1954), os primeiros estudos sobre falência de empresas não consideravam o tempo de sobrevivência das empresas na análise, mas um conjunto de indicadores a fim de encontrar os principais indicadores capazes de explicar uma situação de insolvência em empresas.

De fato, o crescente surgimento de estudos sobre mortalidade empresarial, utilizando indicadores financeiros, ocorreu após a realização dos trabalhos de classificação dicotômica de Beaver (1966) e, principalmente, da análise discriminante de Altman (1968)². A corrente evolução destes estudos levou a sua aplicabilidade não somente em empresas de diversos setores, como também em análise de bancos, principal foco deste estudo.

2.1 PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA DE EMPRESAS

“É intuitivamente compreensível que a insolvência, sendo um processo que tem começo, meio e fim, se inicia muito antes de se concretizar. Portanto deve existir nos balanços publicados, antes da tragédia final, alguns indícios do que está para acontecer. Basta saber localizá-los.”

- *Stephen Kanitz, em “Como Prever Falências” (p.2, 1978)*

Os trabalhos citados a seguir apresentaram diversas construções de modelos de previsão de insolvência de empresas através da utilização de indicadores financeiros. Sua principal diferença consiste na ferramenta estatística utilizada para elaboração dos modelos. No entanto, em geral, modelos de previsão de insolvência contribuem com uma informação

² O teste de classificação dicotômica de Beaver (1966) consiste em uma ferramenta empírica capaz de medir quantas vezes um indicador classifica de forma correta as empresas como solventes ou insolventes pela atribuição de pontos de corte para cada indicador. Já a técnica de análise discriminante utilizada por Altman (1968) discrimina quais indicadores financeiros são significativos estatisticamente à probabilidade de insolvência.

adicional para a análise do estado financeiro em que a empresa se encontra, a probabilidade de insolvência.

Dois trabalhos muito citados na literatura de sobrevivência de empresas são os clássicos estudos realizados por Beaver (1966) e Altman (1968). Ambos os autores apresentaram as primeiras utilizações de indicadores financeiros como previsores de falência de empresas, porém, enquanto Beaver (1966) realizou um teste dicotômico, Altman (1968) fez uso de uma técnica estatística chamada análise discriminante para encontrar um modelo de previsão de falência.

Beaver (1966) analisou 30 indicadores financeiros como previsores de falência e utilizou uma amostra de firmas industriais americanas, sendo 79 solventes e 79 insolventes entre período de 1954 a 1964, para estimar os principais indicadores significativos ao risco de insolvência. O autor mencionou que a ênfase dada acerca dos indicadores financeiros não implica que a utilização de tais indicadores seja a única forma de previsão de insolvência e acrescentou que a preocupação do seu trabalho não consistiu na previsão de falência em si, mas em estimar os indicadores financeiros que pudessem explicá-la. O teste de médias realizado pelo autor indicou como significativos os indicadores fluxo de caixa dividido pela dívida total (FC/ET), lucro líquido dividido pelo ativo total (LL/AT), capital circulante líquido dividido pelo ativo total (CCL/AT), liquidez corrente (AC/PC) e o exigível total dividido pelo ativo total (ET/AT). Segundo Beaver (1966) empresas insolventes apresentaram maiores valores dos indicadores de fluxo de caixa, rentabilidade, giro e liquidez frente a empresas solventes. Estas, no entanto, apresentam maior valor de endividamento. Beaver (1966) realizou o teste de classificação dicotômica em cada uma das variáveis significativas para os cinco anos anteriores à falência das empresas e concluiu que apenas a variável fluxo de caixa sobre a dívida total classificou de forma correta as empresas como solventes e insolventes ao apresentar percentuais de erro muito baixos para os cinco anos anteriores à

falência diante das outras variáveis. Para Beaver (1966), embora análises com indicadores financeiros possam apresentar informações úteis, estas devem ser utilizadas considerando que nem todos os indicadores significativos explicam a falência igualmente, ou seja, os indicadores financeiros não predizem a falência com o mesmo grau de sucesso. No entanto, vale ressaltar que o teste de classificação dicotômica, como apontou o autor, apresenta limitações quanto a sua utilização, já que este teste não analisa a magnitude de cada indicador, mas apenas se seus valores estão acima ou abaixo dos respectivos pontos de corte.

Altman (1968) na tentativa de avaliar a qualidade de 22 indicadores financeiros como previsores de falência concluiu que seu modelo teve 95% de precisão. O autor mencionou que sua amostra composta por 66 empresas americanas foi limitada a empresas de manufatura, sendo 33 solventes e 33 insolventes. Os resultados apresentados pelo autor quanto aos indicadores que melhor explicam a probabilidade de falência foram: o indicador capital circulante líquido dividido pelo ativo total (CCL/AT), lucros retidos dividido pelo ativo total (LR/AT), lucro antes do pagamento de juros e imposto de renda dividido pelo ativo total (LAJIR/AT), valor de mercado do patrimônio líquido dividido pelo exigível total (VMPL/ET) e total de vendas dividido pelo ativo (V/AT) total. O conjunto destes indicadores, seus respectivos coeficientes positivos e a variável resposta, denominada pelo autor por *Z-score*, consistia em um modelo de análise de empresas elaborado por Altman (1968). Segundo este modelo uma empresa era avaliada como solvente se o valor resultante de seu *Z-score* fosse positivo e insolvente caso fosse negativo. Dessa forma, o impacto positivo dos indicadores financeiros significativos para a análise de empresas significava que um aumento em seus valores levaria a classificação de uma empresa como solvente. Segundo Altman (1968), a presença do indicador CCL/AT, que mensura a diferença entre o ativo circulante e o passivo circulante relacionada com o ativo total, era frequente em estudos que analisavam problemas financeiros de empresas. Normalmente, como apontou o autor, empresas mais maduras

consistiam em operar com baixos valores de ativo circulante em relação ao ativo total. No entanto, diante de tal afirmação e do impacto deste indicador à variável resposta, *Z-score*, é possível supor que empresas solventes também apresentavam uma baixa relação entre passivo circulante e ativo total. Já ao analisar o indicador LR/AT, o autor mencionou estar implícito em seu valor a idade das empresas, dado que as empresas mais jovens apresentaram menores valores de LR/AT pois tem menos tempo para acumular lucros em relação às mais maduras. Além disso, a incidência de falência foi maior em firmas com menos tempo de sobrevivência, o que pode explicar o sinal do impacto de tal indicador à variável resposta. Os indicadores LAJIR/AT, VMPL/AT e V/AT também apresentaram impacto positivo ao fator *Z-score*, o que significa dizer que um aumento nos lucros, no valor de mercado do patrimônio líquido e nas vendas de uma empresa aumenta a chance de que esta seja classificada como solvente. Altman (1968) acrescentou que além destes indicadores explicarem a solvência de empresas, a situação de insolvência ocorre quando o valor total do passivo excede o valor dos ativos da empresa. Para o autor, seus resultados foram superiores ao resultado de Beaver (1966) que apresentou apenas um indicador como previsor de insolvência de empresas.

Com objetivo semelhante, Kanitz (1978) construiu um modelo chamado termômetro de insolvência através da mesma técnica estatística utilizada por Altman (1968). A partir deste termômetro era possível classificar uma empresa brasileira como solvente ou insolvente. Segundo Kanitz (1978), lucro líquido dividido pelo patrimônio líquido (LL/PL), ativo circulante mais realizável a longo prazo dividido passivo circulante mais exigível a longo prazo (AC+RLP/PC+ELP), capital circulante líquido dividido pelo passivo circulante (CCL/PC), liquidez corrente (AC/PC) e exigível total sobre patrimônio líquido (ET/PL) foram os indicadores significativos que explicavam a insolvência de empresas. Dessa forma, o modelo proposto pelo autor, designado pela terminologia termômetro de insolvência, era composto pelos indicadores financeiros expostos anteriormente e seus respectivos impactos

em conjunto com a variável resposta, denominada fator de insolvência. Para Kanitz (1978), uma empresa se encontrava em situação que poderia levá-la a insolvência se sua variável resposta, fator de insolvência, apresentasse um valor abaixo de menos três. Para valores positivos da variável resposta a possibilidade de falência para uma empresa era menor, sendo reduzida à medida que o valor do fator de insolvência aumentasse. Entretanto, para os valores compreendidos entre menos três e zero a empresa não era classificada como solvente nem como insolvente e, segundo o autor, uma nova análise deveria ser realizada neste caso.

Estudos sobre a previsão de insolvência de empresas foram ganhando espaço na literatura e novos trabalhos foram elaborados. Sua principal contribuição foi a utilização destes modelos de previsão de insolvência por bancos e instituições financeiras interessados em avaliar a saúde financeira de empresas, já que ao emprestar recursos a uma empresa, os bancos ou instituições financeiras definem restrições quanto ao crédito, dado o risco de que a empresa não cumpra com as suas obrigações. Para concessão das linhas de crédito é usual que instituições financeiras e bancos realizem uma análise dos dados financeiros das empresas tomadoras de recursos com o objetivo de avaliar sua saúde financeira. Dessa forma, um modelo de previsão de insolvência que apresenta como variável resposta a probabilidade de insolvência apresenta fundamental importância na gestão de bancos e/ou instituições financeiras.

No entanto, existe por outro lado, o risco assumido pelas empresas ao aplicarem seus recursos de curto prazo sem a realização de alguma análise financeira capaz de antecipar informações sobre a saúde financeira dos bancos e/ou instituições financeiras. Nesse sentido, aponta-se a importância da utilização do modelo predictor de insolvência bancária na gestão empresarial.

2.2 PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA BANCÁRIA

Os intermediadores financeiros, classificação em que se encontram os bancos, enfrentam diversos tipos de riscos, sendo um deles o risco de insolvência. Este risco é uma decorrência ou conseqüência de riscos excessivos de variação de taxa de juros, preços de mercado, riscos de crédito, riscos tecnológicos, cambiais e de liquidez. Tecnicamente a insolvência ocorre sempre que os recursos próprios ou internos são insuficientes para cobrir perdas incorridas em função de um ou mais riscos de alguma natureza. (SAUNDERS, 2007)

O risco de insolvência afeta não somente a própria instituição, mas todos agentes do sistema financeiro que estejam direta ou indiretamente envolvidos com as suas operações. Dessa forma, o modelo de previsão de insolvência de bancos capaz de mensurar sua atual situação financeira tem fundamental importância no sistema financeiro como um todo no momento em que pode ser considerado como uma ferramenta para que bancos, empresas e outras instituições possam avaliar a saúde financeira dos bancos em negociação e mais do que isso, saber quais as variáveis são fundamentais para a sua sobrevivência. Estes tipos de modelos têm sido pouco explorados na literatura nacional e internacional. O quadro 1 apresenta alguns estudos que elaboraram modelos de previsão de insolvência bancária no Brasil e no exterior, a técnica estatística utilizada para elaboração de cada trabalho, o país em que foi realizado o estudo e sua respectiva data de publicação.

Em geral, o termo utilizado na literatura internacional para designar modelos de previsão de insolvência desenvolvidos através de técnicas estatísticas é denominado *early warning models*, entendido como modelos de aviso prévio de falência. Para Martin (1977), seu estudo de previsão de falência teve como objetivo construir um modelo de *early warning*, aviso prévio, que expressa a probabilidade de falência futura como uma função de variáveis obtida através do balanço do período atual. O autor acrescentou que este modelo é, tipicamente, estimado através de dados financeiros passados. De fato, os modelos de previsão

de insolvência apresentados na literatura baseiam-se em dados passados de indicadores financeiros de bancos falidos e não falidos. A comparação destes dois grupos parte da hipótese de que os bancos insolventes apresentam diferenças nos indicadores em relação aos solventes. Dessa forma, os modelos de previsão de insolvência são denominados modelos de aviso prévio porque apresentam um valor da probabilidade de insolvência atual capaz de representar o fenômeno de insolvência futura, já que este valor representa um conjunto de indicadores financeiros semelhantes ao conjunto de indicadores financeiros característicos de companhias que anteriormente apresentaram o fenômeno de insolvência.

Autores	País	Ano	Análise utilizada
Meyer e Pifer	EUA	1970	Análise Discriminante
Sinkey	EUA	1975	Análise Discriminante
Martin	EUA	1977	Análise Discriminante e Regressão Logística
Lane, Looney e Wansley	EUA	1986	Modelo de Riscos Proporcionais de Cox
Whalen	EUA	1991	Modelo de Riscos Proporcionais de Cox
Espahbodi	EUA	1991	Regressão Logística e Análise Discriminante
Matias e Siqueira	Brasil	1996	Regressão Logística
Araújo	Brasil	1998	Regressão Logística
Matias	Brasil	1999	Regressão Logística
Rocha	Brasil	1999	Modelo de Riscos Proporcionais de Cox
Janot	Brasil	2001	Regressão Logística e Modelo de Riscos Proporcionais de Cox
Kolari, Glennon, Shin e Caputo	EUA	2002	Regressão Logística e TRA
Alexandre, Canuto e Silveira	Brasil	2003	Regressão Logística
Sales	Brasil	2005	Análise de Sobrevida
Canbas, Cabuk e Kilic	Turquia	2005	Análise Discriminante, Modelo Logit e Modelo Probit
Corrêa, Costa e Matias	Brasil	2006	Regressão logística
Costa	Brasil	2007	Regressão Logística

Quadro 1 - Estudos sobre modelos de previsão de insolvência bancária

Fonte: Elaboração própria

Um dos primeiros trabalhos realizados sobre a elaboração de um modelo de previsão de insolvência para bancos foi apresentado por Meyer e Pifer (1970). Os autores utilizaram a análise discriminante em uma amostra composta por bancos americanos que faliram entre o período de 1948 a 1965 e elaboraram um modelo de previsão de insolvência de bancos. Os autores analisaram os dados referentes a um, dois e três anos anteriores à falência das empresas e determinaram os indicadores financeiros significativos ao risco de insolvência para cada um dos períodos. O objetivo do estudo, segundo os autores, não consistia,

simplesmente, em explicar a falência de bancos, mas, de forma mais importante, prever uma possível falência no futuro. Para os autores a qualidade gerencial e a honestidade dos empregados são variáveis que explicam a falência de bancos americanos, e, utilizando indicadores com tais características, concluíram que é possível verificar uma situação de falência com até dois anos de antecedência. No entanto, a partir de três anos de antecedência da falência os valores de indicadores financeiros não foram capazes de prever uma situação de falência futura em bancos.

Posteriormente, Sinkey (1975), utilizou a mesma técnica utilizada por Meyer e Pifer (1970), análise discriminante, para constatar as principais características de bancos com problemas financeiros em comparação com bancos sem problemas financeiros. Dessa forma, Sinkey (1975) analisou dados de diversos indicadores financeiros de 220 bancos comerciais americanos, sendo 110 solventes e 110 insolventes, entre os anos de 1969 a 1972. O autor concluiu que os indicadores de liquidez, volume de empréstimos, qualidade dos empréstimos, adequação de capital, eficiência, fontes dos rendimentos e usos dos rendimentos explicaram a insolvência de bancos comerciais americanos no momento em que seus valores divergiam para grupos de bancos solventes em relação aos bancos insolventes.

Já Martin (1977), além de colaborar com a construção de um modelo de previsão de insolvência de bancos, realizou uma análise comparativa das técnicas de análise discriminante e análise de regressão logística. Baseado em uma amostra composta por 5598 bancos americanos, sendo 23 insolventes e 5575 solventes entre os anos de 1970 e 1976 e tendo como variável resposta do modelo a ocorrência de falência nos dois anos subsequentes, Martin (1977) estimou os modelos referentes aos diferentes períodos anteriores à falência. Os principais indicadores, segundo o autor, que explicaram a falência dos bancos foram lucro líquido sobre total de ativos, créditos em liquidação sobre lucro líquido operacional, créditos comerciais sobre total de créditos e capital bruto sobre risco de ativos. Para o autor as

capacidades de acerto dos modelos foram baixas nos diferentes períodos e os resultados apontaram uma similaridade nos modelos desenvolvidos através da técnica de análise discriminante e regressão logística. Diante dos resultados, o autor justificou que a quantidade de bancos falidos composta em sua amostra comparada à quantidade de bancos não falidos era muito pequena.

Assim como Martin (1977), outros trabalhos sobre modelos previsores de insolvência apresentaram uma comparação entre as técnicas estatísticas de elaboração de modelos a fim de encontrar a melhor capacidade de acerto do modelo de insolvência. Nesse sentido, Lane, Looney e Wansley (1986) utilizaram o modelo de riscos proporcionais de Cox, técnica de análise de sobrevivência, para construir um modelo de previsão de insolvência de bancos nos Estados Unidos e compararam a precisão de tal modelo com a precisão de um modelo elaborado através da análise discriminante. Os autores partiram de uma amostra de 334 bancos solventes e 130 bancos insolventes entre o período de janeiro de 1979 e junho de 1984 e elaboraram modelos baseados em dados referentes a um e dois anos anteriores à falência dos bancos. Segundo seus resultados, ambos os modelos apresentaram semelhante capacidade de acerto em prever a insolvência de bancos americanos, apesar do modelo de riscos proporcionais de Cox ter apresentado melhores resultados para um horizonte de 24 meses.

Espahbodi (1991) realizou outro estudo de comparação na construção de modelos de previsão de insolvência ao utilizar as técnicas de regressão logística e análise discriminante. O autor utilizou uma amostra de bancos americanos para os anos de 1981 e 1982. Em 1981, 37 bancos haviam falido enquanto 33 estavam solventes e em 1982, 38 bancos haviam falido enquanto 35 apresentavam-se solventes. Espahbodi (1991) estimou quatro variáveis explicativas para os modelos elaborados para um e dois anos antes da falência dos bancos da amostra: caixa mais títulos de valores mobiliários dos Estados Unidos dividido pelo total de ativos, total de empréstimos dividido pelo total de ativos, total dos rendimentos obtidos com

empréstimos dividido pelo total dos resultados operacionais e resultados com juros e títulos do governo dividido pelo total de resultado operacional. O modelo elaborado pelo autor através da técnica de regressão logística apresentou para os dados referentes a um e dois anos antes do momento de falência, 87,67% de precisão e 75,71% de precisão, respectivamente. Já o modelo elaborado pela análise discriminante apresentou 86,30% de precisão para um ano antes da falência e 84,28% de precisão para os dados de dois anos antes. Embora ambos os modelos tenham apresentado alta capacidade em prever a insolvência, o modelo de regressão logística mostrou-se mais preciso ao prever a insolvência com um ano de antecedência enquanto o modelo de análise discriminante mostrou-se mais preciso ao prevê-la com dois anos de antecedência.

Whalen (1991) apresentou uma das primeiras utilizações do modelo de riscos proporcionais de Cox para a elaboração de modelos de previsão de insolvência conhecidos como “*early warning models*”³. O autor elaborou um modelo de previsão de insolvência bancária considerando uma amostra composta por todos os bancos americanos que faliram entre o período correspondente a 1º de janeiro de 1987 e 31 de outubro de 1990 e 1500 bancos solventes selecionados aleatoriamente. O modelo é apresentado a seguir;

$$h(t) = h_0(t) \exp(0,0242 * LAR + 0,1766 * OHR - 0,0499 ROA + 0,0105 * CD100R + \\ - 0,1419 * NPCR - 0,0120 * PCHP64) \quad (2.1)$$

(0,0055) (0,0339) (0,0105) (0,0050)
(0,0086) (0,0019)

onde,

- $h(t)$ corresponde à função de falha no tempo t ;
- $h_0(t)$ corresponde à função de falha básica para todos os bancos no tempo t ;
- LAR corresponde ao indicador total de empréstimos sobre o total de ativos;

³ O modelo de riscos proporcionais de Cox é fundamentado na análise de sobrevivência. Seus aspectos conceituais são apresentados na seção 3.3 deste trabalho.

- OHR corresponde a despesas operacionais sobre o total de ativos;
- ROA corresponde ao resultado líquido sobre o total de ativos;
- CD100R corresponde ao total de depósitos locais de 100.000 dólares ou mais sobre o total de ativos;
- NPCR corresponde ao total de empréstimos sem desempenho sobre o total de ativos;
- PCHP64 corresponde ao indicador que representa o percentual de residências mudadas permitidas a mais em 1986 em relação a 1984.

O autor mencionou, ao analisar os impactos dos indicadores ROA e OHR, que os resultados de modelos de sobrevivência comumente apresentam sinais divergentes aos esperados, já que era esperado um sinal positivo do indicador ROA e um sinal negativo do indicador OHR. No entanto, ao analisar os impactos dos indicadores de um modelo é necessário em primeiro lugar recordar o significado da variável resposta, já que tal resultado representa seu impacto a esta variável. Dessa forma, sendo a variável resposta do modelo de Whalen (1991), função de falha no tempo t , o mesmo que a probabilidade de um banco tornar-se insolvente, um sinal positivo do indicador de rentabilidade ROA significaria que um aumento nos lucros de um banco em relação ao seu ativo total aumentaria sua probabilidade de falência. De forma análoga, um sinal negativo do indicador OHR significaria que um aumento no valor das despesas operacionais em relação ao total de ativos reduziria sua probabilidade de insolvência aumentando sua probabilidade de sobreviver. Assim, os sinais dos indicadores ROA e OHR determinados no modelo descrito pela equação 2.1 parecem plausíveis. Entretanto vale ressaltar que o autor se preocupou mais em avaliar a capacidade de acerto do seu modelo em diferentes períodos do que em explicar os impactos dos indicadores financeiros na probabilidade de insolvência. Dessa forma, Whalen (1991) analisou a capacidade de acerto do modelo elaborado para 12, 18 e 24 meses anteriores à insolvência dos

bancos. O autor concluiu que para todos os períodos o modelo apresentou uma alta capacidade de acerto: 88%, 81%, 75% de precisão, respectivos ao horizontes de 12, 18 e 24 meses antecedentes à falência.

Outro trabalho realizado com objetivo de comparação de técnicas utilizadas na construção de modelos de previsão de insolvência foi o trabalho de Kolari, Glennon, Shin e Caputo (2002). Os autores utilizaram uma amostra composta por 55 bancos falidos e 1000 bancos não falidos entre os anos de 1989 a 1992 a fim de apontar as diferenças significativas entre a amostra dos indicadores de bancos falidos e não falidos nos Estados Unidos. A análise de regressão logística e um algoritmo designado pelos autores pelo termo *trait recognition models* foram utilizados com efeito comparativo no estudo. Uma análise realizada por Kolari, Glennon, Shin e Caputo (2002) apresentou como significativos os indicadores de lucratividade, capitalização, risco de crédito e endividamento. Os autores concluíram após verificar ambos os modelos que tanto o modelo de regressão logística, quanto o modelo elaborado pelo algoritmo apresentaram mais de 95% de precisão. No entanto, é preciso estar atento ao utilizar uma amostra não balanceada como a que os autores utilizaram, dado que uma verificação de baixa probabilidade de insolvência para todos os bancos da amostra levaria a uma alta capacidade preditiva do modelo. Ou seja, ao classificar todos os bancos como solventes o modelo teria 94.78% de acerto, já que existiam 1000 bancos solventes dentre os 1055 bancos no total.

Alguns estudos citados anteriormente apresentaram trabalhos comparativos entre técnicas utilizadas para a construção de modelos de previsão de insolvência, no entanto, o trabalho realizado por Canbas, Cabuk e Kilic (2005) apresentou uma junção de técnicas estatísticas para construção de um sistema de previsão de insolvência, ao invés de compará-las. Os autores utilizaram uma amostra de 40 bancos comerciais da Turquia, sendo 18 insolventes no período de 1994 e 2001 na tentativa de elaborar não somente um modelo de

previsão de insolvência de bancos, mas um sistema denominado “*integrated early warning system*”, ou seja, sistema integrado de aviso prévio. A elaboração deste sistema de aviso prévio ocorreu em quatro passos. O primeiro passo consistiu em determinar, através de análise multivariada, os indicadores financeiros significativos para explicar a probabilidade de falência dos bancos e agrupá-los em fatores. O segundo passo foi determinado pela construção de um modelo baseado na técnica de análise discriminante utilizando os indicadores significativos encontrados no primeiro passo. E, por fim, o terceiro e quarto passos consistiram na elaboração de modelos de previsão de insolvência baseados nas análises logit e probit, respectivamente. A técnica de análise multivariada permitiu o agrupamento de indicadores financeiros em grupos de indicadores denominados fatores. Esta análise permite que sejam agrupados indicadores financeiros com impacto semelhante à variável resposta e dessa forma, eliminar as correlações existentes entre as variáveis explicativas no modelo, já que os grupos de indicadores, ou seja, os fatores, não têm correlação entre si. O primeiro fator correspondeu ao grupo com quatro indicadores de capital. O segundo grupo de indicadores, ou segundo fator, correspondeu ao grupo composto por cinco indicadores de resultados com despesa, por exemplo, custos com despesas financeiras sobre total de despesas financeiras. E o terceiro fator consistiu no grupo composto por dois indicadores de liquidez.

Os modelos elaborados através da análise discriminante, modelo logit e modelo probit utilizados como ferramentas parciais para a total utilização do sistema integrado de *early warning* de Caban, Cabuk e Kilic (2005) são apresentados a seguir;

$$-D_a = 0,767 * F_{1a} - 0,990 * F_{2a} + 0,442 * F_{3a}, \quad (2.2)$$

$$-Z_{La} = -6,3719 * F_{1a} + 3,00 * F_{2a} - 1,93 * F_{3a}, \quad (2.3)$$

$$-Z_{Pa} = -3,744 * F_{1a} + 1,7726 * F_{2a} - 1,0994 * F_{3a}, \quad (2.4)$$

onde,

- D_a , Z_{La} e Z_{Pa} representam as probabilidades de insolvência;

- F_{1a} corresponde ao primeiro fator;
- F_{2a} corresponde ao segundo fator; e
- F_{3a} corresponde ao terceiro fator.

De acordo com os autores, a utilização deste sistema ocorre da seguinte forma; primeiramente é necessário calcular os valores médios dos indicadores e substituí-los nos modelos elaborados. O primeiro passo a ser realizado é o cálculo da variável resposta probabilidade de insolvência pelo modelo de análise discriminante. Se o resultado desta probabilidade for negativo supõe-se que o banco irá falir, caso contrário, deve-se prosseguir para o próximo passo, o cálculo da variável resposta, probabilidade de insolvência através do modelo logit. Se este novo resultado for menor que 0,5, este valor significa alta probabilidade de insolvência do banco, caso contrário, prossegue-se ao passo seguinte, a utilização do modelo probit. Por fim, a insolvência é prevista se a variável resposta para este modelo resultar abaixo de 0,5, caso contrário, o banco encontra-se em boas condições financeiras. A utilização deste sistema integrado, de acordo com Canbas, Cabuk e Kilic (2005), tem alta capacidade de acerto em detectar a insolvência de bancos na Turquia. No entanto, o mesmo modelo não poderia ser utilizado para explicar a situação financeira de bancos em outros países. Para Ooghe e Balcaen (2002) nem todos os modelos de previsão de insolvência podem ser utilizados em outros países sem perder sua eficiência.

No Brasil, a elaboração de estudos sobre a previsão de insolvência iniciou-se anos mais tarde em relação aos estudos realizados nos Estados Unidos. O modelo de insolvência criado por Matias e Siqueira (1996) foi o primeiro estudo realizado e publicado sobre bancos no Brasil. Os autores utilizaram uma amostra de 20 bancos solventes e 16 bancos insolventes entre o período de julho de 1994 e março de 1995 e, baseado na análise de regressão logística, estimaram o modelo de previsão de insolvência bancária. Segundo os autores, os indicadores que melhor explicaram a probabilidade de insolvência para bancos foram os de custo

administrativo, de comprometimento do patrimônio líquido com créditos em atraso e liquidação e de evolução da captação de recursos. Os impactos destes indicadores na probabilidade de insolvência dos bancos apresentaram sinal positivo, segundo o resultado do modelo, ou seja, à medida que os valores de custo administrativo, comprometimento do patrimônio líquido com créditos em atraso e liquidação e evolução da captação de recursos aumentassem, a probabilidade de insolvência de tais bancos também aumentaria.

Araújo (1998) também utilizou a técnica de análise de regressão logística visando a elaboração de um modelo de previsão de insolvência bancária no Brasil. O autor justificou a elaboração deste modelo na assimetria de informação existente no mercado de crédito. Segundo o autor os tomadores de recursos financeiros sabem mais do que os emprestadores sobre as características e os riscos dos empreendimentos financiados. De qualquer forma, existe a necessidade em avaliar o risco de determinado banco a que se pretende emprestar. Nesse sentido, o autor elaborou um modelo de previsão de insolvência de bancos e encontrou os seguintes indicadores significativos estatisticamente ao risco de insolvência de um banco: indicador de capitalização e indicador de despesas operacionais totais sobre patrimônio líquido. Ambos os indicadores apresentaram impactos positivos à probabilidade de insolvência, ou seja, à medida que seus valores aumentassem, aumentaria a probabilidade de insolvência de um banco.

Para um período semelhante ao analisado por Matias e Siqueira (1996), Rocha (1999) buscou, também, explicar a falência de bancos, através da construção de um modelo, baseado no modelo de riscos proporcionais de Cox, modelo semi-paramétrico de análise de sobrevivência. Com base em 26 indicadores contábeis e uma amostra de 15 bancos insolventes e os 17 maiores bancos solventes entre o período de julho de 1994 a dezembro de 1995, a autora construiu um modelo capaz de identificar a insolvência em instituições bancárias com antecedência. Rocha (1999) construiu dois modelos de previsão de insolvência

para bancos que são apresentados a seguir; o primeiro utilizando um conjunto de dados de indicadores financeiros correspondentes a um ano antes de decretada a falência e o segundo com indicadores referentes a dois anos antes.

$$h(t) = h_0(t) \exp(-0,209 ML), \quad (2.5)$$

(0,0702)

onde,

- $h(t)$ corresponde à função de falha;
- $h_0(t)$ corresponde à função de falha básica para todos os bancos; e
- ML corresponde ao indicador de margem líquida.

$$h(t) = h_0(t) \exp(0,001393* AL - 0,310555* ML + 0,000309* CT), \quad (2.6)$$

(0,00058) (0,14162) (0,00014)

onde,

- AL corresponde ao indicador de alavancagem; e
- CT corresponde ao indicador de captação total.

Embora Rocha (1999) tenha concluído que a precisão de seu modelo foi relativamente alta por identificar uma proporção considerável de falências com antecedência, a autora mencionou que este modelo não está livre de problemas dado que os dados fornecidos pelos bancos estão sujeitos a algum tipo de defasagem. Segundo Rocha (1999), novas pesquisas precisam ser realizadas para melhorar a precisão e confiabilidade acerca dos modelos de previsão de insolvência.

Matias (1999), realizou um trabalho sobre o fenômeno de insucesso bancário ocorrido no Brasil com a adoção do Plano Real em 1994. Segundo o autor, e, como exposto anteriormente, o insucesso bancário é designado pela ocorrência de liquidação extrajudicial ou venda de controle acionário devido a uma situação de fragilidade financeira. Dessa forma, a preocupação do trabalho não consistiu em analisar a previsão de insolvência de bancos, mas a previsão de insucesso bancário, considerado um conceito mais amplo. O autor respondeu

diversas perguntas pertinentes referentes a estudos que avaliam a situação financeira dos bancos. A possibilidade de previsão do insucesso bancário, o tempo previsto para tal ocorrência e os indicadores relevantes para esta previsão foram alguns aspectos abordados pelo autor. O modelo geral de previsão de insucesso bancário elaborado pelo autor através da técnica de análise de regressão logística e uma amostra composta por dez bancos de insucesso e três bancos de sucesso apresentou 83% de precisão. O modelo geral é apresentado a seguir:

$$Z_{\text{geral}} = 1,249 * CAP3T + 0,236 * COMP2T + 0,119 * LIMED4T + 0,926 * MLIQ1T + \\ - 0,059 * RBANC5T - 0,953 * RETAT4T - 30,053 \quad (2.7)$$

onde,

- *Z_{geral}* corresponde à variável resposta do modelo que se refere ao risco de insucesso bancário;
- *CAP3T* corresponde ao indicador de capitalização com valor referente a um ano e meio anteriores ao insucesso;
- *COMP2T* corresponde ao indicador de comprometimento do patrimônio líquido com valor referente a um ano anterior ao insucesso bancário;
- *LIMED4T* corresponde ao indicador de liquidez imediata com valor referente a dois anos anteriores à ocorrência do insucesso;
- *MLIQ1T* corresponde ao indicador de margem líquida com valor referente a seis meses anteriores à ocorrência do insucesso;
- *RBANC5T* corresponde ao indicador de rentabilidade da atividade bancária com valor referente a dois anos anteriores à ocorrência do insucesso; e
- *RETAT4T* corresponde ao indicador de rentabilidade do ativo com valor referente a dois anos anteriores ao insucesso bancário.

É possível notar que os impactos dos indicadores de rentabilidade, margem líquida e rentabilidade do ativo são positivos ao risco de insucesso. Tal relação parece significar que

um aumento nos valores destes indicadores aumenta o risco de insucesso bancário. No entanto, dizer que aumentando sua rentabilidade uma instituição bancária estaria cada vez mais próxima do insucesso não parece plausível. Porém, é possível entender o fato de que bancos de insucesso apresentaram maiores valores de indicadores de rentabilidade que bancos de sucesso, dado que bancos em situação de dificuldade financeira trabalham com altos valores de taxa de juros, devido a sua dificuldade em captar recursos no mercado.

Matias (1999) abordou ainda, além da capacidade de acerto de um modelo de previsão de insucesso, a sua capacidade em antever uma situação de insucesso bancário. Para isso, procurou analisar o tempo de antecedência da previsão do modelo através da construção de cinco modelos elaborados com indicadores financeiros referentes a seis meses, um ano, um ano e meio, dois anos, e dois anos e meio anteriores ao insucesso. O primeiro modelo elaborado com dados referentes a seis meses anteriores ao insucesso apresentou como indicadores significativos ao risco de insucesso, margem líquida, cobertura voluntária, custo administrativo e comprometimento com o patrimônio líquido. Tal modelo apresentou 83% de precisão. O segundo modelo elaborado com a utilização de indicadores de um ano anterior ao insucesso demonstrou que a rentabilidade do ativo, inadimplência e comprometimento do patrimônio líquido explicam o risco de insucesso com 85% de precisão. Já o terceiro modelo, para um ano e meio antes do insucesso, apresentou maior capacidade ao acertar a situação de sucesso ou insucesso em 90% dos casos. Os indicadores capitalização, liquidez imediata, custo administrativo e geração de rendas apresentaram-se significativos neste caso. Da mesma forma que o terceiro modelo, o quarto modelo, com dados de indicadores referentes a dois anos anteriores ao insucesso, também apresentou a capitalização e a liquidez imediata como variáveis significativas além da margem líquida e do encaixe. Esse modelo foi capaz de prever 97% dos casos. E, por fim, o quinto e último modelo elaborado por Matias (1999), resultou em uma capacidade de acerto de 86% com os indicadores capitalização, liquidez

imediate, spread e alavancagem. Embora todos os modelos tenham apresentado altas capacidades de previsão, foi possível notar o aumento desta capacidade desde seis meses anteriores ao insucesso até dois anos anteriores a sua ocorrência, ou seja, as capacidades aumentaram de 83% para 85%, 90% e 97% sucessivamente até o quarto modelo, enquanto para o quinto modelo, referente a dois anos e meio anteriores ao insucesso, tal probabilidade de acerto decresceu para 86%.

Além das realizações já apresentadas Matias (1999) determinou os indicadores significativos ao risco de insucesso utilizando as análises univariada e multivariada. O autor concluiu que os indicadores de capitalização, comprometimento com o patrimônio líquido com créditos em liquidação, custo administrativo, margem operacional e liquidez imediata foram relevantes ao risco de insucesso bancário. Embora a estimação de tais indicadores tenha fundamental importância na explicação da ocorrência de insucesso de bancos foi preciso analisar os impactos de cada indicador a esse risco. Para isso, Matias (1999) analisou as características de indicadores de bancos de insucesso capazes de explicar sua situação. Dessa forma, o autor concluiu que bancos de insucesso costumam apresentar menor valor de capitalização nos dois anos e meio que antecedem o insucesso, maior comprometimento do patrimônio líquido com créditos em liquidação até dois anos antecedentes ao insucesso bancário e menor margem operacional até um ano e meio que antecede o insucesso quando comparados aos indicadores de bancos de sucesso.

À semelhança de Matias e Siqueira (1996), Rocha (1999) e Matias (1999), Janot (2001) desenvolveu outro modelo de previsão de insolvência para bancos brasileiros. No entanto, em lugar de aplicar apenas um método na construção do modelo, o autor utilizou duas análises estatísticas com o intuito de compará-las e elaborou dois modelos de previsão de insolvência para bancos, o primeiro baseado na técnica de regressão logística e o segundo baseado no modelo de riscos proporcionais de Cox. Segundo o autor, o alto valor de precisão

de ambos os modelos indicou que é possível prever a insolvência bancária no Brasil. Para elaboração dos modelos, Janot (2001) utilizou uma amostra composta por 40 bancos privados solventes considerados de grande porte e 21 bancos que sofreram intervenção ou foram liquidados entre os anos de 1995 e 1996. A partir da análise de 29 indicadores financeiros o modelo resultante da Análise de Regressão Logística foi elaborado e é apresentado a seguir;

$$W = 3,6200 - 0,1897 * CAPDOLAR - 0,1071 * PARTATIM + 0,4423 * PARTNUSU \quad (2.8)$$

(1,6948)
(0,0590)
(0,0453)
(0,2058)

onde,

- W é a probabilidade de insolvência que varia entre 0 e 1;
- $CAPDOLAR$ corresponde a um indicador de capital representado pela participação de captações em moeda estrangeira nas exigibilidades;
- $PARTATIM$ corresponde a um indicador de ativos representado pela participação de ativos de realização imediata nas operações ativas usuais;
- $PARTNUSU$ corresponde a um indicador de ativos representado pela participação das operações ativas não usuais na carteira ativa.

Nota-se a presença apenas de indicadores de capital e indicadores de ativos no modelo estimado através do Modelo de Regressão Logística. Já para a estimação do modelo através do Modelo de Riscos Proporcionais de Cox nota-se o acréscimo de um indicador de rentabilidade. Entretanto ambos os modelos apresentaram ausência de indicadores de eficiência gerencial e indicadores de liquidez. Dessa forma, é plausível supor que para a estimação realizada os indicadores de eficiência gerencial e liquidez não explicam a insolvência das empresas bancárias. Segue o modelo estimado por Janot (2001), através do Modelo de Riscos Proporcionais de Cox;

$$h(t) = h_0(t) \exp(-0,0788 * CAPDOLAR - 0,0372 * PARTATIM + 0,6929 * CUSADMED) \quad (2.9)$$

(0,0306)
(0,0156)
(0,2125)

onde,

- $h(t)$ é a probabilidade de insolvência no tempo t ;
- $h_0(t)$ é a probabilidade de insolvência média de bancos no tempo t ;
- *CAPDOLAR* corresponde a um indicador de capital representado pela participação de captações em moeda estrangeira nas exigibilidades;
- *PARTATIM* corresponde a um indicador de ativos representado pela participação de ativos de realização imediata nas operações ativas usuais;
- *CUSADMED* corresponde a um indicador de rentabilidade representado pelo custo administrativo médio mensal do ativo total no semestre.

Segundo Janot (2001), o modelo de previsão de insolvência estimado através do Modelo de Regressão Logística obteve 91,8% de precisão quando aplicado apenas aos bancos componentes da amostra e 75% de precisão se aplicado a bancos fora da amostra. Já o modelo estimado através da técnica de Riscos Proporcionais de Cox obteve um melhor resultado classificando corretamente 95% dos bancos inseridos na amostra e 98,4% dos demais bancos do sistema financeiro em um horizonte de tempo de seis meses.

Nota-se dentre os estudos citados anteriormente uma grande divergência entre os indicadores financeiros encontrados para explicar a probabilidade de insolvência dos bancos. Para Alexandre, Canuto e Silveira (2003) os resultados das análises dos trabalhos existentes na literatura diferem entre si porque as análises estatísticas, amostras de bancos, indicadores e períodos são diferentes. Os autores realizaram um trabalho de identificação dos microfundamentos de falência para bancos atacadistas afirmando que tais bancos possuem características diferenciadas em relação a bancos varejistas. Para tanto, elaboraram um modelo de previsão de insolvência para bancos atacadistas utilizando a análise de regressão logística em uma amostra de 15 bancos atacadistas insolventes e 33 bancos atacadistas saudáveis entre o período de julho de 1994 e dezembro de 1996. O modelo estimado é apresentado a seguir;

$$W = cte - 0,03165 * KGIR + 0,012 * CINT - 0,015161 * SOCO \quad (2.10)$$

(0,015625) (0,00371) (0,0071)

onde,

- W é a probabilidade de insolvência;
- cte é a constante não especificada pelo autor;
- $KGIR$ corresponde ao indicador de capital de giro;
- $CINT$ corresponde ao indicador de custos com intermediação e;
- $SOCO$ corresponde ao indicador de solvência corrente.

Os autores comparam os resultados encontrados em seu estudo aos trabalhos de Rocha (1999) e Janot (2001) e afirmaram que as diferenças a respeito dos indicadores financeiros resultantes em seu trabalho comparado aos demais resultados se justificam na presença de características peculiares dos bancos atacadistas. Alexandre, Canuto e Silveira (2003) apontaram que o indicador de custo administrativo resultante no modelo de Janot (2001) não explica a probabilidade de insolvência em bancos de atacado. Para estes, o custo com intermediação é relevante, o que, de fato ocorre, explicaram os autores, já que bancos atacadistas operam com uma estrutura mais enxuta que incorre em menores custos administrativos e com prazos mais longos que aumentam os custos com intermediação. Além disso, o impacto negativo do capital de giro na probabilidade de insolvência de bancos atacadistas também foi confirmada, segundo os autores, bancos com menor capital de giro têm a necessidade de captação no mercado e incorrem a maiores riscos.

De certa forma, é possível observar semelhanças entre os indicadores financeiros que explicam a situação de insolvência em alguns trabalhos, no entanto, nota-se que a utilização dos indicadores para elaboração de modelos de previsão de insolvência, quanto aos tipos e quantidades, é aleatória, ficando sua escolha a cargo de cada pesquisador. Nesse sentido, Sales (2005) inovou ao acrescentar variáveis macroeconômicas em sua análise. A autora utilizou a técnica estatística de análise de sobrevivência para elaborar um modelo de previsão

de insolvência bancária. Mais especificamente, a elaboração do modelo foi baseada no modelo de regressão exponencial devido ao seu melhor ajuste aos dados amostrais. Ao analisar uma amostra composta por 29 indicadores de bancos falidos e não falidos, entre o período de julho de 1994 a novembro de 1995, Sales (2005), testou diversos modelos baseados na combinação de diversas variáveis microeconômicas e macroeconômicas. De acordo com a autora o melhor modelo estimado apresentou, como significativas, as variáveis, indicador de produção industrial, taxa selic acumulada no mês, anualizada e deflacionada pelo IPCA, recuperação de despesas administrativas pelas rendas de prestação de serviços, participações das operações ativas não usuais na carteira ativa, margem operacional média mensal no semestre, alavancagem dos recursos próprios com capital de terceiros, taxa de inadimplência das operações de crédito, nível de provisionamento das operações de créditos, custo administrativo médio mensal do ativo total no semestre, participação de outros recursos nas exigibilidades e taxa de retorno do ativo total ajustado.

Corrêa, Costa e Matias (2006), elaboraram um modelo de previsão de insolvência para pequenos bancos brasileiros utilizando a técnica de regressão logística. Para tal, utilizaram uma amostra de 76 bancos brasileiros de pequeno porte entre os anos de 1994 e 2005. O modelo estimado pelos autores é apresentado a seguir;

$$Z = 7,149 - 0,011 * X_8 - 0,08 * X_{11} + 0,066 * X_{12} - 0,063 * X_{20} - 0,077 * X_{21} + 0,199 * X_{24} + 0,031 * X_{30} + 0,014 * X_{37} - 0,046 * X_{49} - 0,014 * X_{50} + 0,038 * X_{56} + 0,003 * X_{57} \quad (2.11)$$

onde,

- Z é a probabilidade de insolvência;
- X_8 corresponde ao indicador de captação de longo prazo ajustado;
- X_{11} corresponde ao indicador de captação em moeda estrangeira ajustada;
- X_{12} corresponde ao indicador de captação por *floating*;
- X_{20} corresponde ao indicador de aplicações em operações de crédito;

- X_{21} corresponde ao indicador de aplicações em tesouraria;
- X_{24} corresponde ao indicador custo de pessoal;
- X_{30} corresponde ao indicador de rentabilidade do ativo;
- X_{37} corresponde ao indicador de participação de resultado de tesouraria;
- X_{49} corresponde ao indicador de spread;
- X_{50} corresponde ao indicador de liquidez geral;
- X_{56} corresponde ao indicador de inadimplência; e
- X_{57} corresponde ao indicador de insolvência.

À semelhança de Correa, Costa e Matias (2006), Costa (2007) elaborou um modelo de previsão de insolvência através da análise de regressão logística. No entanto, sua amostra apresentou-se mais extensa quando composta por bancos privados no Brasil de diversos portes (micro, pequeno, médio, grande e macro porte) entre os anos de 1995 e 2005. O autor mencionou a intenção em estimar modelos de previsão de insolvência para cada tipo de porte dos bancos, no entanto, acrescentou que o alto índice de insolvência em bancos de micro e pequeno porte e a consequente aquisição destes por grandes bancos prejudicam tal comparação. Ao final, o autor elaborou dois modelos, para a amostra geral e para os bancos de médio, grande e macro porte, apresentados a seguir, respectivamente;

$$Z = 8,467 - 0,080 * X_1 + 0,002 * X_2 - 0,141 * X_9 - 0,076 * X_{10} + 0,252 * X_{12} + \quad (2.12)$$

$$- 0,037 * X_{20} + 0,525 * X_{24} + 0,014 * X_{33} - 0,217 * X_{40} - 0,050 * X_{53}$$

(1,613) (0,016) (0,006) (0,034) (0,016) (0,079)
(0,014) (0,120) (0,004) (0,066) (0,010)

$$Z = 12,605 + 0,002 * X_4 - 0,157 * X_{10} - 1,060 * X_{12} + 0,599 * X_{13} - 0,084 * X_{53} + \quad (2.13)$$

$$- 0,081 * X_{54} - 0,004 * X_{62}$$

(3,125) (0,001) (0,037) (0,237) (0,234) (0,019)
(0,030) (0,001)

onde,

- Z é a probabilidade de insolvência;

- X1 corresponde ao indicador de capitalização;
- X2 corresponde ao indicador de captação ajustada;
- X4 corresponde ao indicador de alavancagem;
- X9 corresponde ao indicador de captação por depósito a vista;
- X10 corresponde ao indicador de captação por depósito a prazo;
- X12 corresponde ao indicador de captação por *floating*;
- X13 corresponde ao indicador de exigibilidades tributárias e trabalhistas;
- X20 corresponde ao indicador de aplicação em crédito;
- X24 corresponde ao indicador de custo de pessoas;
- X33 corresponde ao indicador de rentabilidade de cambio;
- X40 corresponde ao indicador de participação de receita de serviços;
- X53 corresponde ao indicador de liquidez imediata;
- X54 corresponde ao indicador de dependência interbancária; e
- X62 corresponde ao indicador denominado encaixe.

Nota-se uma contradição entre os resultados dos dois modelos quanto ao impacto do indicador captação por *floating* no momento em que um aumento neste indicador diminui a probabilidade de falência de bancos de médio, grande e macro porte e aumenta tal probabilidade para a amostra composta por todos os tipos de banco. Embora o autor não tenha realizado uma análise específica para os diferentes grupos, tal diferença poderia ser explicada por uma provável diferença nos indicadores dos dados amostrais. Sendo o indicador captação por *floating* uma variável que quantifica o total de capital de terceiros ajustado que é constituído pelo passivo sem encargos, é possível supor que seu coeficiente apresente um sinal negativo, reduzindo a probabilidade de insolvência de um banco. No entanto, diante da contradição, uma explicação plausível seria supor que tal indicador apresenta altos valores para bancos de pequeno e micro porte, e, tal suposição deveria ser verificada.

De fato, em estudos envolvendo a elaboração de modelos de previsão de insolvência pela utilização de indicadores financeiros, faz-se necessária uma análise financeira posterior à estimação dos principais indicadores que explicam uma situação de insolvência, já que variações ocorridas nestes indicadores podem aumentar ou reduzir o risco de insolvência. A necessidade em analisá-los consiste em que, comumente, espera-se, para alguns indicadores, impactos preestabelecidos pela literatura ou por conhecimento prático do avaliador.

Contudo, a respeito dos estudos apresentados anteriormente, existem divergências entre os modelos elaborados pelos diversos autores e países, que podem ser fundamentadas na utilização de diferentes técnicas estatísticas, amostras e períodos utilizados. Quanto à utilização dos indicadores não existem, como se pode observar, nenhum conjunto de indicadores financeiros padrão para a construção dos modelos. Além disso, as técnicas estatísticas utilizadas também diferem entre si. Como exposto anteriormente, em âmbito nacional, apenas Rocha (1999) e Janot (2001) utilizaram a técnica estatística de análise de sobrevivência proposta no presente estudo. Como outras ferramentas estatísticas, esta permite prever antecipadamente o fenômeno de insolvência futura, no entanto, exclusivamente, a análise de sobrevivência considera como variável resposta do modelo uma função dos tempos de sobrevivência dos dados da amostra como é apresentado na próxima seção.

3 ANÁLISE DE SOBREVIVÊNCIA: ASPECTOS CONCEITUAIS

Os primeiros trabalhos realizados utilizando a análise de sobrevivência foram com intuito de prever o tempo de vida de equipamentos em indústrias, no entanto esta análise tem sido mais utilizada em estudos médicos para estimar a probabilidade de que um paciente sobreviva após determinados tratamentos e optar pelo tratamento que melhor aumente a sua chance de sobreviver⁴.

O objetivo da análise de sobrevivência consiste na análise dos tempos de duração de um equipamento, indivíduo ou empresa no atual estado em que se encontram a fim de estimar

⁴ O termo análise de sobrevivência é muito utilizado para dados médicos, no entanto, para a mesma técnica estatística é possível encontrar terminologias como análise de duração e análise de confiabilidade.

as variáveis que possam explicar o comportamento destes tempos. Para tanto, os modelos estatísticos envolvidos em análise de sobrevivência são capazes de estimar a probabilidade de que estes elementos continuem em seus determinados estados. O resultado desta estimação consiste na chamada função de sobrevivência que corresponde à função das probabilidades, em tempos diferentes, de um elemento permanecer no atual estado em que se encontra. Sua utilização é de suma importância à medida que os resultados encontrados, correspondente à variável resposta e às variáveis explicativas, são capazes de auxiliar nas tomadas de decisão visando o aumento da probabilidade de sobrevivência. Empresas, bancos ou instituições podem utilizar os resultados da análise como conhecimento do atual estado financeiro em que se encontram e tomar medidas preventivas que evitem uma real situação de insolvência. Por outro lado, empresas e instituições financeiras podem tomar conhecimento do atual estado financeiro em que seus credores se encontram.

Segundo Greene (2000), esta análise é utilizada em diversos temas tratados na literatura. O trabalho de Kiefer (1988) apresenta uma pesquisa introdutória e altamente elucidativa sobre este tipo de análise. O autor faz alusão à análise de sobrevivência, também chamada análise de duração, aplicada em diversas áreas da literatura, como por exemplo, duração do matrimônio, durabilidade de produtos, sobrevivência de empresas, etc. Ao analisar a duração do desemprego dos americanos entre os meses de abril e março de 1988 o autor descreve de forma clara e objetiva os principais conceitos ligados a este tipo de análise: a função de sobrevivência e a função de probabilidade condicional de falha, também conhecida pelo termo função *hazard*. A função *hazard* apresentada por Kiefer (1988) representa o conceito estatístico central em análise de sobrevivência. Esta função consiste na estimação das probabilidades condicionais de um determinado evento ocorrer em diferentes instantes. Ou seja, a análise de sobrevivência considera na análise de um evento não apenas a probabilidade de ocorrência do evento em si, mas a probabilidade de que o mesmo evento ocorra supondo

uma condição anterior. No caso de Kiefer (1988) , a probabilidade de um indivíduo conseguir um emprego na décima semana dado que tal indivíduo esteve desempregado as nove semanas anteriores.

De forma análoga ao trabalho de Kiefer (1988), é possível encontrar na área de ciências sociais, estudos sobre a duração da criminalidade, escolaridade, mortalidade, etc. Já para a análise do tempo de vida de equipamentos, o termo análise de confiabilidade denota o estudo da probabilidade de duração dos mesmos nas indústrias. Nestes estudos, os dados são, em geral, denominados dados de tempo de vida acelerados. No âmbito empresarial, a análise de duração ou análise de sobrevivência pode ser empregada tanto em estudos que analisam a duração de clientes em filas de bancos ou o tempo de permanência de clientes em uma empresa de telefonia, como estudos de previsão de insolvência de empresas, bancos ou instituições financeiras. Neste último caso, estima-se a probabilidade de uma empresa, banco ou instituição financeira sobreviver no mercado ou, de forma análoga, seu risco de insolvência. Em suma, apesar das diversas terminologias citadas, todas consistem em analisar, através de dados de tempo, as probabilidades de duração de interesse e as variáveis que possam explicar seu comportamento.

3.1 CONCEITOS PRINCIPAIS

Como exposto anteriormente, a análise de sobrevivência difere-se de outras análises na construção de modelos de previsão de insolvência no momento em que utiliza os tempos de sobrevivência dos elementos em questão no estudo. Mais precisamente, a variável resposta dos modelos elaborados por esta técnica estatística corresponde a uma função dos tempos de sobrevivência: a função de sobrevivência.

A função de sobrevivência é dada em termos probabilísticos como exposto a seguir:

$$S(t) = P(T \geq t) \tag{3.1}$$

onde, $S(t)$ corresponde à função de sobrevivência que é definida como a probabilidade de uma observação não falhar até um certo tempo t , ou seja, a probabilidade de uma observação durar um período de tempo T maior que o tempo t ($P(T \geq t)$).

Partindo deste conceito, a função de distribuição acumulada é definida como a probabilidade de uma observação não durar até o tempo t , ou seja: $F(t) = 1 - S(t)$.

Outro conceito importante para a análise proposta é a definição da função de probabilidade condicional de falha, chamada função de risco ou função *hazard* ($\lambda(t)$), que pode também ser apresentada como variável resposta de modelos elaborados com base na análise de sobrevivência. Esta função apresentada pela equação 3.2 representa uma probabilidade condicional que consiste não apenas na probabilidade de determinado evento ocorrer, mas na probabilidade de sua ocorrência dado que o mesmo evento não ocorreu até o instante t .

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t / T \geq t)}{\Delta t} \quad (3.2)$$

A função de risco também pode ser descrita como a razão entre a função densidade de probabilidade e a própria função de sobrevivência além de ser o resultado da derivação do logaritmo neperiano da função de sobrevivência. Dessa forma, esta importante relação entre a função de sobrevivência e a função de risco ou função *hazard* é apresentada a seguir:

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{S(t)} = -\frac{d}{dt}(\ln(S(t))) \quad (3.3)$$

Embora o valor da função de risco em determinado tempo t tenha sido apresentada, é necessário conhecer a determinação de sua função acumulada, pois a partir desta é possível determinar a função de sobrevivência. Assim a relação entre a função de risco acumulada, $\Lambda(t)$, e a função de sobrevivência é dada a seguir:

$$\Lambda(t) = \int_0^t \lambda(u) du = -\ln(S(t)) \quad (3.4)$$

E, analogamente a função de sobrevivência pode ser estimada da seguinte forma:

$$S(t) = \exp\{-\Lambda(t)\} = \exp\left\{-\int_0^t \lambda(u)du\right\} \quad (3.5)$$

Existe, no entanto, um conceito a ser esclarecido antes da estimação da função *hazard*, o evento de interesse, também denominado evento falha, que corresponde ao momento em que uma empresa, indivíduo ou equipamento deixa de permanecer no estado em que se encontrava anteriormente. Colosimo e Giolo (2006) ressaltam a importância de, em estudos de sobrevivência, definir de forma clara e precisa o que vem a ser o evento falha.

A delimitação do evento falha permite a elaboração da variável tempo até ocorrência do evento falha que por sua vez denomina-se tempo de sobrevivência, ou também chamado tempo até a falência. Este tempo tem fundamental importância em análise de sobrevivência já que a variável resposta dos modelos existentes nesta análise corresponde a uma função do tempo de sobrevivência em questão. Cox e Oakes (1984), ao apresentar os conceitos da análise de sobrevivência, definiram que qualquer observação incompleta sobre o tempo até a falência é chamada de censura.

Nesse sentido, estudos que utilizam como ferramenta estatística a análise de sobrevivência devem mencionar qual é a censura existente em relação aos tempos de duração, censura à direita, censura à esquerda, ou ambas. Entende-se por censura uma observação não observada correspondente ao tempo inicial ou final de determinado período. Por exemplo, sendo o tempo uma variável correspondente ao período entre um instante inicial e um instante final, a censura à esquerda ocorre quando existe uma informação não observada quanto ao instante inicial, e, analogamente, a censura à direita ocorre quando esta informação não observada diz respeito ao instante final. No caso de um estudo utilizando uma amostra de bancos falidos e não falidos, a censura à esquerda seria representada pela ausência da data de abertura dos bancos e a censura à direita seria representada pela ausência da data de falência

dos bancos da amostra. A censura à direita está sempre presente em estudos com dados de bancos falidos e não falidos, devido à amostra de bancos que não faliram, na qual não é possível observar o instante de falência porque este ainda não ocorreu. Porém, o que difere em alguns estudos de análise de sobrevivência é a presença ou não da censura à esquerda, representada pela ausência de observação a respeito do instante inicial. Nos estudos onde a censura à esquerda está presente, ou seja, em que não se conhece a data de abertura dos bancos, o tempo de sobrevivência dos bancos não corresponde ao seu tempo real de duração no mercado. Nesses casos, é comum, o pesquisador delimitar o mesmo instante inicial para todos os bancos. Já a ausência de censura à esquerda, ou seja, a presença da data de abertura dos bancos, permite que se conheça o tempo de sobrevivência dos bancos, variável importante neste tipo de análise. Sales (2005) menciona, ao especificar a presença de censura à esquerda em seus dados, que a existência desta censura é ignorada por muitos trabalhos. De fato, a maioria dos trabalhos especifica apenas a existência de censura à direita, ou seja, quando ocorre a ausência do evento falha no instante final em parte da amostra.

Após definidos o evento falha e a presença de censuras, o modelo de previsão de insolvência pode ser elaborado. No entanto, é preciso determinar o modelo de análise de sobrevivência que melhor explique o comportamento dos dados, dado que esta análise abrange uma diversidade de técnicas: modelo não-paramétrico, modelo semi-paramétrico e modelos paramétricos. O modelo semi-paramétrico apresenta uma parte não paramétrica composta por uma constante e uma parte paramétrica composta pelas variáveis explicativas. Neste modelo não é atribuída nenhuma distribuição de probabilidade aos tempos de sobrevivência. Os modelos paramétricos, compostos por variáveis explicativas além da variável dependente, possuem diversos parâmetros que variam com a atribuição de uma distribuição dada aos dados da amostra, podem ser denominados modelos de regressão exponencial, weibull, log-logística, gama ou gama generalizada de acordo com o

comportamento da distribuição dos tempos de sobrevivência. Já a técnica não paramétrica, diferente das outras técnicas citadas, não considera a utilização de variáveis explicativas. Esta técnica consiste em relacionar as probabilidades de sobrevivência e de risco com o tempo de sobrevivência em diferentes períodos, a fim de determinar o comportamento destas funções.

Existem diversos métodos que consistem em verificar o modelo de análise de sobrevivência mais adequado para elaboração do modelo de previsão de insolvência. Uma técnica comumente utilizada na literatura é a técnica de resíduos de Cox-Snell (1968), em que são geradas curvas de relação de resíduos, ou seja, os resíduos estimados pelo modelo não-paramétrico são relacionados com os resíduos estimados por um outro modelo, semi-paramétrico ou paramétrico de análise de sobrevivência. Opta-se pela técnica paramétrica ou semi-paramétrica que obtiver curva de resíduos mais próxima à curva estimada pela técnica não-paramétrica⁵.

3.2 MODELO NÃO-PARAMÉTRICO

O estimador Kaplan-Meier, como é conhecido na literatura, é um estimador não-paramétrico da função de sobrevivência ou função de risco. Este estimador é, sem dúvida, o mais utilizado em estudos clínicos e vem ganhando cada vez mais espaço em estudos de confiabilidade que analisam a duração de equipamentos em empresas. Ele é uma adaptação da função de sobrevivência empírica que, na ausência de censuras, é definida como o número de observações que não falharam até o tempo t dividido pelo número total de observações (COLOSIMO; GIOLO, 2006).

⁵ A técnica de resíduos de Cox-Snell (1968) consiste na estimação das distribuições dos resíduos, normalmente denominados erros, dos modelos. A curva de resíduos gerada pela técnica de Cox-Snell (1968) relaciona duas distribuições de resíduos, a primeira estimada pela técnica não-paramétrica e a segunda por qualquer outra técnica de análise de sobrevivência que deseja-se analisar. A técnica mais adequada para elaboração do modelo de previsão de insolvência é a técnica na qual a distribuição de resíduos mais se aproxima da distribuição de resíduos estimada pela técnica não-paramétrica.

No entanto, Prentice e Kalbfleisch (1979) atentam para o principal objetivo dos estudos envolvendo dados de tempo; a preocupação com a relação existente entre as variáveis explicativas e o tempo de ocorrência do evento de interesse. Dessa forma, este tipo de técnica estatística não se apresenta adequada à análise de sobrevivência de instituições por apresentar o comportamento das funções de sobrevivência e de risco dos dados amostrais sem considerar a presença de variáveis explicativas. Entretanto, existem modelos paramétricos e o modelo semi-paramétrico em análise de sobrevivência que consideram a utilização de variáveis explicativas. Seus aspectos conceituais e principais características são apresentadas nas seções seguintes.

3.3 MODELOS PARAMÉTRICOS

Fundamentados no conceito de análise de sobrevivência, os modelos de regressão paramétricos apresentam importantes relações entre a variável resposta, representada por uma função dos tempos de sobrevivência, e as variáveis explicativas. Esta relação é demonstrada pelos valores dos coeficientes β 's estimados. No entanto, esta relação não apresenta a forma linear presente em modelos de regressão linear.

Um modelo de regressão linear geral pode ser dado pela seguinte expressão:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \quad (3.6)$$

onde, Y representa a variável resposta, x representa uma covariável, β_0 e β_1 são os coeficientes a serem estimados e ε representa o erro com distribuição normal. No entanto, segundo Colosimo e Giolo (2006), para dados de sobrevivência em que a variável resposta envolve o tempo de vida dos elementos em estudo e tendo em vista que a distribuição destes tempos tende a ser assimétrica na direção dos maiores tempos de sobrevivência, torna-se

inapropriado o uso da distribuição normal para o erro. Assim, os modelos paramétricos utilizados em análise de sobrevivência apresentam distribuições assimétricas para o erro.

Dessa forma, segundo Colosimo e Giolo (2006) o modelo de dados de sobrevivência deve ser linearizado e tal linearização pode ocorrer através de uma transformação da variável resposta ou da utilização de um componente determinístico não linear aos parâmetros e uma distribuição assimétrica ao erro. Nesse sentido, a partir de uma transformação logarítmica, o modelo de regressão linear, admitindo variável resposta correspondente aos tempos de sobrevivência, pode ser linearizado e apresenta-se da seguinte forma: $\ln(T) = \beta_0 + \beta_1 x$. Esta expressão corresponde o mesmo que atribuir uma distribuição exponencial aos parâmetros do modelo e distribuição assimétrica log-logística ao erro. Tal relação é apresentada a seguir:

$$T = \exp\{\beta_0 + \beta_1 x\}\varepsilon \quad (3.7)$$

Os modelos paramétricos de análise de sobrevivência apresentam a seguinte relação linear entre a variável resposta e as variáveis explicativas $Y = \ln(T) = \beta_0 + \beta_1 x$, sendo que, cada um atribui aos tempos de sobrevivência uma distribuição de probabilidade diferente, seja ela, exponencial, weibull, log-logística, gama, ou gama generalizada. A principal diferença destes modelos corresponde ao comportamento da função de sobrevivência e função *hazard* encontrada através dos conceitos básicos apresentados da análise de sobrevivência e pela atribuição de certo tipo de probabilidade aos tempos de sobrevivência.

3.4 MODELO SEMI-PARAMÉTRICO

O modelo semi-paramétrico de análise de sobrevivência foi desenvolvido por D.R. Cox em 1972. Este modelo é conhecido como o modelo de riscos proporcionais de Cox pois consiste em um modelo de análise de sobrevivência que possui a propriedade de riscos

proporcionais⁶. Este modelo é caracterizado como semi-paramétrico por ser composto pelo produto de dois componentes; a função de risco, componente paramétrico e a função de risco básica, não-paramétrica como apresentado na expressão 3.6. A expressão geral do modelo considera como variável resposta a função de risco ou função *hazard*, representada pelas probabilidades de risco condicionadas a presença de variáveis explicativas designadas pelos valores de x :

$$\lambda(t/x) = \lambda_0(t)g(x'\beta), \quad (3.8)$$

onde, $\lambda(t/x)$ corresponde à função de probabilidade de falha condicional às variáveis explicativas ou também conhecida como função de risco, $\lambda_0(t)$ corresponde à função de risco básica ou probabilidade condicional de falha no tempo t determinada para um elemento da amostra que apresenta os valores médios referentes das variáveis explicativas, e $g(x'\beta)$ corresponde à função, neste caso, exponencial, da matriz $x'\beta$ dada por:

$$g(x'\beta) = \exp\{x'\beta\} = \exp\{\beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p\} \quad (3.9)$$

Neste modelo, os coeficientes β 's são os parâmetros que medem os efeitos das variáveis explicativas sobre a função de risco. A interpretação destes parâmetros não é direta e nem mensurável, no entanto, é possível concluir se a variável explicativa está positivamente ou negativamente relacionada com a variável resposta.

Embora o modelo de riscos proporcionais de Cox facilite a utilização da análise de sobrevivência por ser aplicado a qualquer tipo de dados amostrais sem que se conheça o comportamento estatístico dos tempos de sobrevivência, existe uma restrição quanto a sua utilização. Tal ferramenta supõe que os dados se comportem com propriedade de riscos proporcionais, ou seja, no caso da aplicação desta análise em bancos, é permitido supor, que

⁶ A propriedade de riscos proporcionais existente no modelo semi-paramétrico de análise de sobrevivência assume que a razão das probabilidades de riscos de dois quaisquer elementos analisados não varia com o tempo, ou seja, o risco de falhar destes elementos é proporcional.

ao tomar aleatoriamente dois bancos quaisquer do espaço amostral, a razão das probabilidades de insolvência destes bancos não se altere com o tempo. Esta afirmação pode ser verificada em uma amostra através do teste de proporcionalidade ou da adequação do modelo realizada através da técnica de resíduos de Cox-Snell apresentada anteriormente.

4 ANÁLISE DE SOBREVIVÊNCIA APLICADA

A sobrevivência de bancos privados no Brasil foi analisada visando identificar os principais indicadores que explicam a situação de insolvência destes bancos. Para isso, foi utilizada a técnica estatística de análise de sobrevivência. No entanto, tendo em vista os diversos modelos existentes nesta análise, foi definido, em um primeiro momento, o modelo mais adequado ao comportamento dos dados para que fossem determinados os principais indicadores financeiros com impacto significativo à probabilidade de insolvência de bancos e seus respectivos impactos.

As variáveis explicativas, neste trabalho, são representadas por indicadores financeiros. O evento de interesse corresponde ao momento da liquidação dos bancos

privados, e, conseqüentemente, o tempo de ocorrência até o evento de interesse é representado pelo tempo até a situação de insolvência em que estes bancos são liquidados pelo Banco Central.

4.1 ANÁLISE DESCRITIVA DOS DADOS

A amostra de Bancos utilizada neste trabalho teve como base as informações disponíveis na Base de Dados do INEPAD (Instituto de Ensino e Pesquisa em Administração). Foram analisados 70 bancos privados, dentre eles, 33 insolventes e 37 solventes entre os anos de 1994 a 2007. A especificação dos 51 indicadores financeiros utilizados e suas respectivas siglas são apresentadas no quadro 2.

Sigla	Indicador Financeiro (%)	Sigla	Indicador Financeiro (%)
CL	Capitalização	RAD	Rentabilidade da atividade do patrimônio líquido ajustado
CLA	Capitalização ajustada	RAT	Rentabilidade do ativo
CLS	Capitalização seca	RAB	Rentabilidade da atividade bancária
AL	Alavancagem	RT	Rentabilidade de tesouraria
ALA	Alavancagem ajustada	RCR	Rentabilidade de crédito
ALS	Alavancagem seca	PROCAM	Participação das receitas de crédito e arrendamento mercantil
CCP	Captação de curto prazo ajustada	PRT	Participação de resultado de tesouraria
CDVP	Captação por depósitos a vista e poupança	PRC	Participação de resultado de câmbio
CDP	Captação por depósitos a prazo	PRAC	Participação de resultado de aplicação compulsória
CFL	Captação por floating	PRS	Participação de receita de serviços
ETT	Exigibilidades tributárias e trabalhistas	PRCC	Participação do resultado de coligadas e controladas
IM	Imobilização	PRORO	Participação do resultado de outras receitas operacionais
IMA	Imobilização ajustada	GOR	Geração operacional de rendas
IMR	Imobilização de recursos não correntes	EFO	Eficiência operacional
IMRA	Imobilização de recursos não correntes ajustada	MB	Margem bruta
RLPG	Recursos de longo prazo em giro	MAB	Margem da atividade bancária
RPG	Recursos próprios em giro	MO	Margem operacional
APOC	Aplicações em operações de crédito	ML	Margem líquida
APT	Aplicações em tesouraria	SP	Spread
CS	Cobertura com serviços	LG	Liquidez geral
CCA	Custo de captação	LC	Liquidez corrente
CPE	Custo de pessoal	LO	Liquidez operacional
CAD	Custo administrativo	LI	Liquidez imediata
CES	Custo estrutural	DI	Dependência interbancária
OR	Overhead ratio	EN	Encaixe
RL	Rentabilidade líquida do patrimônio líquido		

Quadro 2 – Indicadores financeiros utilizados para elaboração do modelo

Fonte: Elaboração própria

Em um primeiro momento, a data de abertura dos bancos componentes da amostra foi determinada a fim de elaborar a variável t , correspondente ao tempo de sobrevivência dos

bancos, importante informação em análise de sobrevivência. A utilização da data de abertura de uma empresa em estudos de análise de sobrevivência representa a ausência de censura a esquerda e dessa forma, a especificação do modelo torna-se mais próxima da realidade. Dessa forma, o presente estudo apresenta apenas censura à direita, no momento em que os dados dos bancos da amostra deixam de ser observados a partir do ano de 2007.

Em um segundo momento, foram analisados os gráficos de dispersão dos indicadores financeiros para detectar possíveis informações discrepantes, os chamados *outliers*⁷, que podem afetar os resultados. Foram identificados os *outliers* presentes em diversos indicadores financeiros, no entanto, optou-se por não retirá-los do banco de dados já que tais pontos eram representativos, em sua maioria, de bancos insolventes. Tendo em vista que em análise de sobrevivência, a amostra é composta por dados de bancos que sobreviveram e bancos que foram liquidados, é possível esperar que os valores dos indicadores da amostra de bancos liquidados apresentem informações discrepantes. As evidências de que estes bancos passaram por situações de dificuldade financeira anteriores a suas liquidações podem ser representadas por indicadores financeiros bem diferentes aos indicadores financeiros de bancos, com boa saúde financeira, que sobreviveram.

Embora não tenham sido retirados da amostra inicial os pontos discrepantes que foram detectados, optou-se pela retirada de todos os bancos públicos presentes. A amostra inicial era composta por indicadores financeiros de bancos públicos e bancos privados, no entanto, a presença de bancos públicos na amostra poderia levar a um resultado equivocado do modelo já que sua política de gestão tem caráter diferenciado à política de bancos privados.

Após retirados da amostra os dados correspondentes aos bancos públicos, os valores médios dos principais indicadores financeiros utilizados foram analisados. A especificação destes indicadores e seus respectivos valores médios são apresentados na tabela 1. Estes

⁷ *Outliers* correspondem a informações discrepantes que podem viesar uma amostra.

indicadores estão classificados em três tipos de categorias, indicadores de estratégia, indicadores de eficiência e indicadores de solvência. Os indicadores de estratégia referem-se à maneira pela qual um banco administra seus recursos, em outras palavras, estes indicadores podem representar as captações ou aplicações de recursos do banco. Os indicadores de eficiência relacionam as despesas de um banco com suas receitas e, por fim, os indicadores de solvência referem-se à capacidade de uma instituição bancária liquidar as suas captações e demais obrigações. Dessa forma, indicadores de captação e de recursos são classificados como indicadores de estratégia, enquanto indicadores de custo e de rentabilidade são classificados como indicadores de eficiência. Os indicadores de solvência utilizados são apresentados por indicadores de liquidez e dependência interbancária.

Tabela 1 - Valores Médios e Desvio-Padrão

Indicadores		Todos os bancos		Bancos Solventes		Bancos Insolventes	
		Média	Desv. Pad.	Média	Desv. Pad.	Média	Desv. Pad.
CCP	Captação de curto prazo ajustado	75.7784	21.2028	66.8043	18.4824	86.2879	19.4457
CDVP	Captação de depósitos a vista e poupança	4.8585	6.7667	4.0415	6.0189	6.0153	7.5505
CDP	Captação de depósito a prazo	30.5142	23.2384	24.3796	20.8903	37.9039	23.9535
ETT	Exigibilidades Tributárias e Trabalhistas	4.6960	12.0919	6.9353	16.0538	2.1785	3.6060
RLPG	Recursos de longo prazo em giro	8.6755	56.7287	27.8270	33.0960	-13.8485	68.9937
RPG	Recursos próprios em giro	-162.8139	252.1546	-191.6522	236.6809	-130.0015	268.3406
CCA	Custo de captação	16.8613	22.4611	5.7399	5.2094	29.9670	27.1543
CPE	Custo de pessoal	4.0603	5.5521	1.2650	1.0766	7.3694	6.6972
CAD	Custo administrativo	5.7905	7.1541	3.3355	5.8291	8.7597	7.4897
RL	Rentabilidade líquida do PL	1.8811	47.6438	21.7474	24.9981	-21.5979	56.2798
RAD	Rentabilidade da atividade do PL ajustado	-2.3865	63.7000	27.9511	33.2710	-38.1673	71.5622
RAT	Rentabilidade do ativo	-0.1372	12.0966	3.9607	7.1885	-4.9236	14.6411
RAB	Rentabilidade da atividade bancária	-0.1140	10.6076	4.1080	5.0793	-5.0491	12.9574
RT	Rentabilidade de tesouraria	21.6748	61.0495	10.5171	10.8026	34.8427	87.0781
RCR	Rentabilidade do Crédito	41.1182	45.8021	22.4557	24.8036	64.0841	54.1113
PROCAM	Participação das receitas op. de crédito e arrendamento mercantil	56.3975	35.8753	47.1678	40.7462	67.7306	25.7117
PRT	Participação de resultado de tesouraria	30.2921	39.2927	37.8329	46.5000	21.2803	27.3348
MB	Margem Bruta	23.6056	36.2535	26.4143	45.8323	20.2027	21.2080
MAB	Margem da Atividade Bancária	3.9272	26.1455	15.8095	25.5358	-10.0518	19.3866
MO	Margem Operacional	12.5428	34.1591	26.0097	39.0226	-3.2085	18.3725
ML	Margem Líquida	9.0104	35.3564	22.4689	40.8186	-6.6642	18.9316
LG	Liquidez Geral	114.3091	34.8472	120.8581	45.3869	106.9945	14.0058
LC	Liquidez Corrente	132.7707	127.9285	158.2713	170.8742	103.8985	28.7974
LI	Liquidez Imediata	109.1739	214.0108	163.8770	278.3970	46.8582	64.0348
DI	Dependência Interbancária	15.8749	20.5251	14.1500	20.4302	18.4003	20.7439

O indicador captação de curto prazo mensura o quanto de passivo circulante compõe capital de terceiros. O indicador de captação por depósitos a vista e poupança verifica o total de depósitos a vista e poupança sobre o capital de terceiros. De forma análoga, o indicador de

captação por depósitos a prazo representa o total de depósitos a prazo de curto e de longo prazo sobre o capital de terceiros. Em outras palavras, estes indicadores representam indicadores de captação de bancos. Como pode-se notar pelos dados apresentados na tabela 1, bancos insolventes apresentam maiores valores médios de captação de curto prazo, depósitos a vista e poupança e depósitos a prazo em relação aos bancos solventes. Portanto espera-se que estes indicadores apresentem relação positiva à variável resposta do modelo, probabilidade de insolvência, ou seja, que à medida que seus valores aumentem, também aumente o risco de insolvência bancária.

O indicador exigibilidades tributárias e trabalhistas mostra o quanto de capital de terceiros é formado por exigibilidades tributárias e trabalhistas, ou em outras palavras, este indicador mostra o percentual gasto com tributos e encargos trabalhistas. Embora este indicador não apresente uma grande relevância na insolvência de bancos, espera-se um impacto negativo em relação à variável resposta, dado que bancos solventes apresentaram maiores valores médios em comparação a bancos insolventes.

O indicador de recursos próprios em giro representa o percentual de recursos próprios utilizado nas atividades de curto prazo. Já o indicador de recursos de longo prazo em giro representa o percentual de recursos de longo prazo utilizado nas atividades de curto prazo de um banco. Ou seja, estes indicadores representam o quanto é utilizado de recursos próprios ou de terceiros para cumprir com as suas obrigações de curto prazo. Espera-se que um aumento no indicador de recursos de longo prazo em giro diminua o risco de insolvência, já que bancos solventes aplicam mais recursos de longo prazo em giro do que bancos insolventes que não o aplicam. Para o indicador de recursos próprios em giro, foi possível observar, dados os valores médios negativos deste indicador que tanto bancos solventes como bancos insolventes não aplicam seus recursos próprios em giro. No entanto, os maiores valores médios são apresentados para bancos insolventes e por isso espera-se uma relação positiva entre este

indicador e a variável resposta. Vale ressaltar, que a análise acerca destes indicadores não é simples, nem direta, devendo ser realizada em conjunto com outras variáveis.

Os indicadores de custo são considerados indicadores financeiros de eficiência que relacionam despesas com receitas. Os indicadores custo de captação, custo de pessoal e custo administrativo relacionam as determinadas despesas com o ativo operacional de um banco. Os bancos insolventes apresentaram maiores valores médios de custo de captação, custo de pessoal e custo administrativo em relação aos bancos solventes. Dessa forma, é possível esperar uma relação positiva destes indicadores na variável resposta, probabilidade de insolvência, ou seja, espera-se concluir a partir dos resultados que, se algum destes indicadores for significativo à insolvência de bancos privados, um aumento no seu valor, aumente a probabilidade de insolvência bancária.

Os indicadores de rentabilidade também são considerados indicadores de eficiência, no entanto, mensuram resultados e retornos oriundos de operações correntes em bancos. Ao observar os valores médios referentes a estes indicadores, notou-se que alguns indicadores de rentabilidade apresentam-se maiores para bancos insolventes. Os indicadores de rentabilidade de tesouraria e rentabilidade de crédito, que quantificam os retornos de tesouraria e de crédito são maiores para bancos insolventes, indicando maiores taxas de juros nestas aplicações. O indicador de participação de receitas operacionais de crédito e arrendamento mercantil, que mensura o quanto de receitas totais é composto por resultado com operações de crédito e arrendamento mercantil, apresenta maior valor médio para bancos insolventes. Dessa forma, é possível esperar relações positivas entre estes indicadores e a variável resposta, ou seja, quanto maior a taxa de retorno com a carteira de crédito e com aplicações em tesouraria e quanto maior a participação na receita de intermediação, maior será sua probabilidade de insolvência. Não parece plausível supor que bancos em dificuldades financeiras apresentem-se mais rentáveis que bancos solventes, no entanto é possível supor que estes bancos, diante

da dificuldade financeira, trabalhem com altas taxas de juros, o que aumenta sua rentabilidade. Entretanto, outros indicadores de rentabilidade apresentaram maiores valores médios para bancos solventes. A rentabilidade líquida do patrimônio líquido, a rentabilidade da atividade do patrimônio líquido, a rentabilidade do ativo e a rentabilidade da atividade bancária, que apresentam rentabilidades após custos e despesas, demonstram resultados negativos para bancos insolventes, indicando como característica, que atuam com taxas de empréstimo mais elevadas, porém, com custos e despesas ainda mais elevados, já que os resultados finais apresentaram-se negativos.

Os indicadores de liquidez e o indicador conhecido como dependência interbancária são indicadores de solvência que representam a capacidade de um banco em pagar e liquidar com as suas obrigações. Os indicadores de liquidez relacionam o quanto um banco tem de recursos e o quanto o mesmo deve. Já a dependência interbancária representa a quantidade de depósitos financeiros em relação ao capital de terceiros, ou seja, mostra o percentual de recursos de terceiros que é composto por captações em outros bancos. De um lado, os impactos dos indicadores de liquidez na variável resposta, probabilidade de insolvência, devem apresentar-se negativos, dado que seus maiores valores foram apresentados por bancos solventes. Por outro lado, a variável representada pelo indicador dependência interbancária deve apresentar relação positiva à probabilidade de insolvência bancária já que bancos insolventes apresentaram maiores valores para este indicador.

4.2 ESPECIFICAÇÃO DO MODELO

Levando em consideração a diversidade de modelos existentes no conceito de análise de sobrevivência, tem-se a necessidade de especificação da técnica estatística mais adequada aos dados utilizados. Nesse sentido, utilizando a técnica de resíduos de Cox-Snell apresentada anteriormente foi possível optar por uma técnica para construção do modelo de previsão de

insolvência. A figura 4 apresenta quatro tipos de gráficos elaborados com base na técnica de Cox-Snell. Nestes gráficos, a abscissa corresponde aos valores dos resíduos estimados pelo estimador de Kaplan-Meier, enquanto a ordenada corresponde aos valores dos resíduos estimados para cada modelo especificado. O gráfico A corresponde à elaboração dos resíduos dados pelo estimador Kaplan-Meier em relação aos resíduos estimados para o modelo de risco proporcional de Cox, de forma análoga, os gráficos B, C e D correspondem à elaboração da mesma curva em relação aos resíduos estimados para os modelos exponencial, weibull e log-logística, respectivamente.

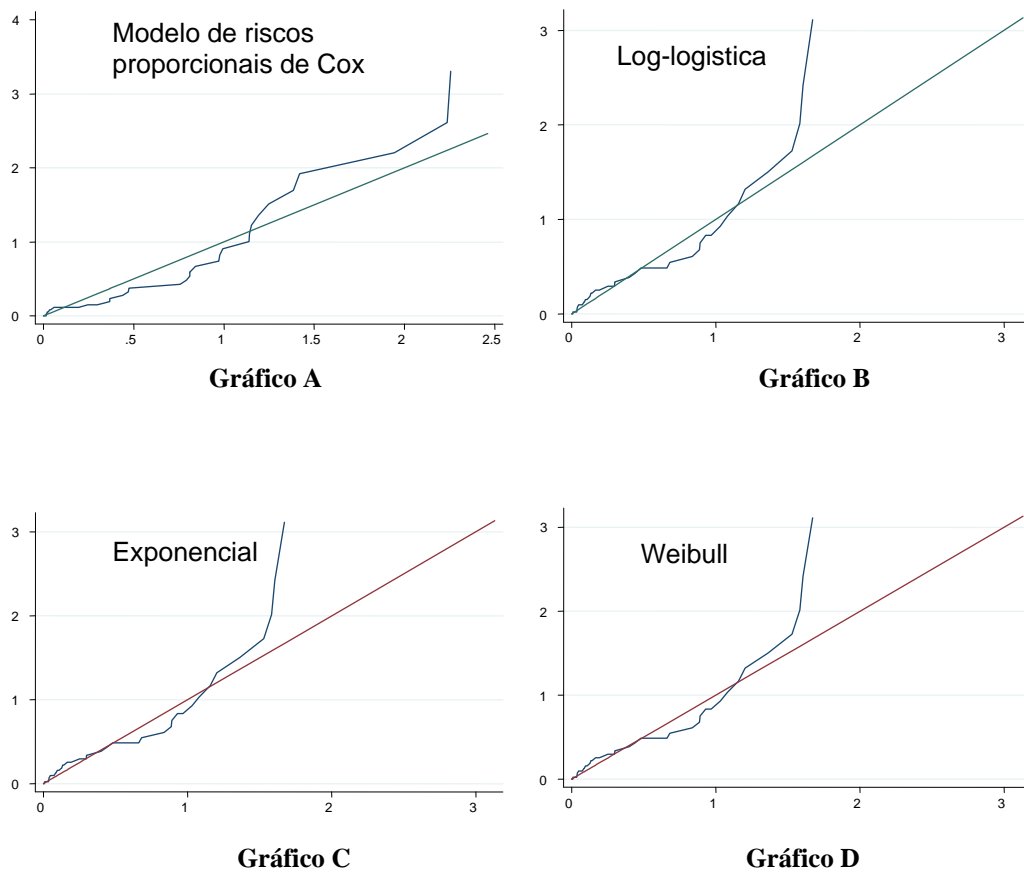


Figura 1 - Curva de resíduos de Cox-Snell elaboradas para cada tipo de modelo

Como exposto anteriormente, a escolha da melhor técnica utilizada para elaboração do modelo é realizada ao se analisar os gráficos apresentados na figura 4. A escolha do modelo mais adequado é determinada para o modelo que apresentar distribuição dos resíduos mais próxima aos resíduos estimados pelo Kaplan-Meier, ou seja, a relação de resíduos estimada

deve apresentar-se mais próxima à reta, bissetriz, apresentada pelos gráficos. Assim, nota-se pelas figuras apresentadas que o Modelo de Riscos Proporcionais de Cox foi o modelo que mais se adequou aos dados por apresentar maior proximidade a esta reta.

Dessa forma, o modelo estimado neste trabalho baseou-se na metodologia de riscos proporcionais de Cox expresso como:

$$\lambda(t) = \lambda_0(t) \exp(\beta'x) \quad (4.1)$$

onde, $\lambda(t)$ corresponde à função de risco de insolvência dos bancos, $\lambda_0(t)$ corresponde à função de risco de insolvência *baseline*, denominada função de risco de insolvência para um banco cujos valores das variáveis explicativas correspondem aos valores médios dos indicadores financeiros, $X'\beta$ corresponde à matriz em que X são as variáveis explicativas do modelo representadas pelos indicadores financeiros significativos à insolvência dos bancos e os β 's correspondem aos coeficientes respectivos a estes indicadores.

Para elaboração do modelo foram utilizadas 51 variáveis explicativas representadas pelos indicadores financeiros descritos no quadro 2. Este grupo de indicadores apresenta indicadores de estratégia, de eficiência e de solvência. Primeiramente, foi realizada uma análise das correlações existentes entre os 51 indicadores financeiros e principalmente das correlações existentes em cada grupo de indicadores. Os indicadores não significativos foram descartados e diversas combinações foram realizadas. Por fim, a análise resultou na elaboração de modelos de previsão de insolvência de bancos privados no Brasil, apresentados na próxima seção.

4.3 RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados da análise de sobrevivência aplicada a bancos privados no Brasil. A partir da técnica semi-paramétrica de análise de sobrevivência,

conhecida como modelo de riscos proporcionais de Cox, foi possível inferir diversos conjuntos de indicadores financeiros que podem explicar a insolvência de bancos privados no Brasil. Esta análise permite inferir a relação existente entre os indicadores e a probabilidade de insolvência de um banco privado, tendo em vista que um aumento no valor de um indicador, cujo sinal do coeficiente apresenta-se positivo, aumenta a probabilidade de insolvência de um banco, e analogamente, sua redução diminui tal probabilidade.

Dado que a análise permite a estimação de diversos modelos foi necessária a utilização de critérios de seleção de modelos para identificar o modelo mais apropriado para explicar a insolvência dos bancos. O modelo selecionado pelos critérios de seleção é o foco deste capítulo. No entanto, todos os modelos A, B, C, D, E, F e G elaborados são apresentados na tabela 4 do anexo 1 deste trabalho. Vale ressaltar que a estimação de todos os modelos foi fundamentada em alguma prioridade. Em um primeiro momento houve maior preocupação em estimar o maior número de indicadores financeiros explicativos da probabilidade de insolvência de bancos privados no Brasil. Dessa forma, foram elaborados os modelos A e B, que são variações da mesma análise realizada, sendo que a diferença destes modelos ocorre dada a presença ou ausência dos indicadores custo de captação (CCA) e geração operacional de renda (GOR). Já os modelos C, D e E, foram elaborados priorizando a presença da variável de capitalização, bastante citada na literatura como variável significativa à probabilidade de insolvência bancária. No entanto, ao observar estes modelos, nota-se que esta variável é significativa apenas na presença da variável representada por exigibilidades tributárias e trabalhistas (ETT), devido a alta correlação entre elas. Além disso, foi possível constatar que isoladamente esta variável não apresenta significância ao explicar a insolvência de bancos. Já os modelos F e G foram elaborados priorizando a presença de variáveis de captação.

Porém atenção especial deve ser dada ao modelo mais apropriado para explicar a insolvência de bancos. Nesse sentido, como dito anteriormente, foram utilizados critérios de

seleção de modelos para escolher o modelo mais apropriado estatisticamente para explicar a insolvência bancária no Brasil. Os critérios utilizados foram o teste de razão de verossimilhança, o BIC (bayesian information criteria) e o AIC (Akaike information criteria). Pelo teste de razão de verossimilhança, o maior valor representa o modelo mais adequado, já para os demais testes o menor valor corresponde ao modelo mais adequado estatisticamente para explicar a variável resposta. O AIC é muito utilizado para determinação do modelo mais apropriado em análise de sobrevivência aplicada a dados médicos. No entanto, foi possível identificar que os trabalhos na literatura sobre insolvência bancária comumente não utilizam critérios de seleção de modelos para averiguar sua adequabilidade. Neste estudo, o modelo de previsão de insolvência bancária escolhido conforme os critérios de seleção citados foi o modelo B apresentado na tabela 4 do anexo 1, e apresentado a seguir pela tabela 2.

Tabela 2 - Modelo de previsão de insolvência para bancos privados no Brasil

Indicadores Financeiros		Modelo B
ETT	Exigibilidades tributárias e trabalhistas	-0.2236*** (0.0686)
RPG	Recursos próprios em giro	0.0112*** (0.0028)
CCA	Custo de captação	0.0849*** (0.0200)
CPE	Custo de pessoal	0.3303*** (0.0868)
RAB	Rentabilidade da atividade bancária	0.4634*** (0.1046)
RT	Rentabilidade de tesouraria	0.0080* (0.0044)
PROCAM	Participação de receitas operacionais de crédito e arrendamento mercantil	-0.0509*** (0.0169)
MO	Margem operacional	-0.1830*** (0.0442)
LI	Liquidez Imediata	-0.0266*** (0.0088)
DI	Dependência interbancária	0.0628*** (0.0211)
N° de Bancos		66
Bancos Falidos		29
Loglikelihood		-45.8551
TRV		111.15
Prob > chi2		0.0000
AIC		111.7102
BIC		133.6068

***, **, * correspondem, respectivamente, à significância de 1%, 5% e 10%

Na tabela 2 estão apresentados os parâmetros dos indicadores financeiros que explicam a insolvência de bancos privados no Brasil e os valores correspondentes aos critérios

de seleção de modelos utilizados, TRV (teste de razão de verossimilhança), AIC e BIC. No entanto, os critérios de seleção aplicados a todos os modelos para efeito de comparação podem ser vistos na tabela 4 apresentada no anexo 1 deste trabalho.

Como visto na tabela 2, alguns indicadores financeiros apresentaram impactos positivos à probabilidade de insolvência de bancos privados no Brasil, outros apresentaram impactos negativos à esta probabilidade. O indicador exigibilidades tributárias e trabalhistas (ETT), que representa os gastos com tributos e encargos trabalhistas, apresentou impacto negativo na probabilidade de insolvência dos bancos, assim como o indicador de liquidez imediata (LI) e alguns indicadores de rentabilidade representados por participação das receitas operacionais de crédito e arrendamento mercantil (PROCAM) e margem operacional (MO). Isto significa que um aumento nestes indicadores deverá reduzir a probabilidade de insolvência de bancos privados no Brasil.

Esta relação era esperada para o indicador liquidez imediata, por se tratar de um indicador que mensura a capacidade de um banco arcar com seus compromissos imediatos, ou seja, de curto prazo. Ou seja, o aumento da capacidade de um banco em arcar com seus compromissos de curto prazo, reduz sua probabilidade de insolvência. No mesmo sentido, esperava-se que o impacto do indicador MO (margem operacional) à variável resposta fosse negativo, como apresentado pelo modelo, já que se trata de um indicador de rentabilidade. Ou seja, quanto maior o resultado operacional em relação às receitas totais, menor a probabilidade de insolvência de um banco privado. O impacto negativo do indicador PROCAM (participação de receitas com operações de crédito e arrendamento mercantil) ao risco de insolvência pode ser entendido da mesma forma, visto que, as receitas de operações de crédito e os resultados com operações de arrendamento mercantil fazem parte do resultado operacional.

No entanto, o impacto negativo do indicador ETT (exigibilidades tributárias e trabalhistas) na variável resposta, probabilidade de insolvência não era esperado. Em outras palavras, não parece provável dizer que um aumento nos gastos com encargos tributários e trabalhistas conduza a menores probabilidades de insolvência. Esta relação deve ser analisada com cautela, já que bancos solventes apresentam maiores valores deste indicador que bancos insolventes, ou seja, pagam mais encargos tributários e trabalhistas que bancos insolventes. Em um primeiro momento, seria provável supor que em momento de fragilidade financeira os gestores do banco optem por uma política de redução de gastos com o aumento de demissões, por exemplo. No entanto, esta hipótese é logo rejeitada ao se observar o indicador de custo de pessoal, já que bancos insolventes têm maiores custos de pessoal (CPE) e esta variável possui relação positiva com a variável resposta, ou seja, um aumento nos custos com pessoal aumenta a probabilidade de insolvência de um banco. Além disso, é possível supor que maiores custos levam a uma maior probabilidade de insolvência ao se observar a relação positiva do indicador custo de captação (CCA) com a variável resposta. Contudo, após as análises realizadas em relação ao impacto do indicador ETT (exigibilidades tributárias e trabalhistas) na probabilidade de insolvência dos bancos, constatou-se não ser possível afirmar que um aumento com gastos tributários e encargos trabalhistas reduza a probabilidade de insolvência. A informação que os valores médios apresentados por este indicador indicam é que bancos solventes têm maiores gastos com tributos e encargos trabalhistas que bancos insolventes.

As variáveis representadas pelos indicadores recursos próprios em giro (RPG), rentabilidade da atividade bancária (RAB) e de tesouraria (RT), e dependência interbancária (DI) apresentaram relação positiva com a probabilidade de insolvência de bancos privados no Brasil. Isto significa que um aumento nos valores destes indicadores, aumenta a chance de que a insolvência ocorra. No entanto, apenas o impacto do indicador dependência

interbancária (DI) pode ser compreendido claramente. Este indicador verifica os depósitos bancários interfinanceiros em relação ao capital de terceiros, ou seja, demonstra o quanto um banco depende das operações com outros bancos. Nesse sentido, é provável supor que um aumento da dependência interbancária aumente o risco de insolvência de um banco. Já a análise acerca dos outros indicadores não é tão clara. O maior valor médio do indicador de recursos próprios em giro (RPG) foi apresentado por bancos insolventes, o que poderia fundamentar a relação positiva entre esta variável e a insolvência de bancos. No entanto, os valores médios para os bancos, solventes e insolventes, apresentaram-se negativos, indicando que ambos os bancos não utilizam recursos próprios em giro, ou seja, em suas atividades de curto prazo. De fato, as instituições bancárias costumam operar alavancadas, ou seja, devem mais do que tem e, dessa forma, não utilizam seus recursos próprios para cumprir com as suas obrigações no curto prazo. Além disso, ao observar os valores médios do indicador de recursos de longo prazo em giro (RLPG), os maiores valores são apresentados por bancos solventes, indicando que bancos em boas condições financeiras utilizam recursos de longo prazo em atividades de curto prazo. Nesse sentido, estes resultados permitem supor que, à medida que um banco utiliza seus recursos de longo prazo para arcar com seus compromissos no curto prazo, menor torna-se sua probabilidade de insolvência.

Os indicadores de rentabilidade da atividade bancária (RAB) e rentabilidade de tesouraria (RT) representam indicadores de eficiência que relacionam os resultados da atividade bancária e retorno das aplicações de tesouraria com o ativo operacional. Como dito anteriormente, o resultado do modelo, apresentado na tabela 2, mostra que estes indicadores apresentam relações positivas ao risco de insolvência bancária. No entanto, não parece plausível supor que um aumento da rentabilidade da atividade bancária aumente o risco de um banco ser liquidado. Porém, é provável que bancos em situação de dificuldade financeira

optem por assumir maiores riscos arcando com maiores taxas de juros e, dessa forma, apresentem maiores valores de rentabilidade que bancos que sobreviveram.

Esta constatação, bancos em dificuldade financeira podem apresentar taxas de juros mais altas que bancos em boas condições financeiras, representa uma das informações relevantes acerca dos resultados deste trabalho. Além disso, os resultados apresentados permitiram a realização de relevantes constatações para explicar o fenômeno da insolvência para bancos privados no Brasil, as quais apresentam a contribuição do modelo de previsão de insolvência estimado. Vale ressaltar, que embora os indicadores financeiros tenham sido analisados isoladamente, de acordo com o seu impacto na variável probabilidade de insolvência, o conjunto de indicadores, apresentado na tabela 2, representa a maior contribuição deste estudo, já que todos os indicadores financeiros analisados explicam a insolvência de bancos privados no Brasil conjuntamente.

CONCLUSÕES

O presente estudo buscou analisar a sobrevivência de bancos privados brasileiros e identificar os principais indicadores financeiros que explicam a situação de insolvência desses bancos no período de 1994 a 2007. A ferramenta estatística utilizada consistiu na técnica semi-paramétrica de análise de sobrevivência, conhecida como modelo de riscos proporcionais de Cox. Esta análise permitiu a elaboração de modelos de previsão de insolvência para bancos privados no Brasil. Nesse sentido, foi necessária a utilização de critérios de seleção de modelos para a determinação do modelo de sobrevivência mais apropriado estatisticamente para explicar o fenômeno da insolvência bancária. Vale ressaltar, que o período analisado no presente estudo, 14 anos, apresenta-se mais extenso que os

trabalhos apresentados na literatura nacional, contribuindo com relevância na identificação dos principais indicadores financeiros que explicam a insolvência de bancos privados no Brasil entre o período de 1994 a 2007.

Neste estudo, o modelo de previsão de insolvência elaborado para bancos privados no Brasil permitiu a realização de constatações relevantes, as quais representam a contribuição deste trabalho à literatura. As principais conclusões dizem respeito às variáveis que reduzem ou aumentam a probabilidade de insolvência de bancos privados. Nesse sentido, os próprios bancos podem estar atentos aos principais indicadores financeiros que favorecem a sua sobrevivência. Além disso, empresas, bancos e instituições financeiras podem utilizar o modelo de previsão de insolvência estimado para tomar conhecimento do atual estado financeiro em que se encontra um banco como auxílio à tomada de decisão.

No modelo estimado, os impactos negativos à probabilidade de insolvência, dos indicadores exigibilidades tributárias e trabalhistas, participações de operações de crédito e arrendamento mercantil, margem operacional e liquidez imediata na probabilidade de insolvência indicam que um aumento no valor destes indicadores financeiros reduz a probabilidade de insolvência de um banco privado no Brasil. Já os impactos positivos na probabilidade de insolvência, dos demais indicadores, recursos próprios em giro, custo de captação, custo de pessoal, rentabilidade da atividade bancária, rentabilidade de tesouraria e dependência interbancária apresentam relação contrária. Segundo as análises realizadas, o aumento de custos e da dependência interbancária aumenta a probabilidade de insolvência de um banco, e aumentos nos valores de liquidez imediata, margem operacional e participações de operações de crédito e arrendamento mercantil reduzem o risco de insolvência para bancos privados no Brasil. Além disso, foi possível identificar que bancos privados brasileiros em situação de dificuldade financeira podem apresentar altos valores de rentabilidade frente a bancos solventes, já que ao assumir maiores riscos, arcam com maiores taxas de juros.

Contudo, o modelo de previsão de insolvência de bancos privados no Brasil, estimado pela técnica de análise de sobrevivência, e representado pelo conjunto de indicadores financeiros apresentados no capítulo 4, representa a maior contribuição deste estudo, já que o modelo estimado apresentou-se apropriado estatisticamente em explicar o fenômeno da insolvência para bancos privados no Brasil.

Vale ressaltar, que a sua utilização apresenta-se fundamental para a supervisão do sistema financeiro. Já que, dado à importância do sistema financeiro na economia de um país, instabilidades no sistema bancário tendem a causar danos em seu funcionamento e, conseqüentemente, à sociedade como um todo. Além disso a existência de crises bancárias em todo o mundo tem demonstrado que o fenômeno de insolvência bancária incorre em diversos custos financeiros e sociais. O período correspondente entre os anos 2007 e 2009 foi marcado por uma das maiores crises financeiras ocorridas nos Estados Unidos desde a crise de 1929. A desaceleração da economia nos Estados Unidos teve impactos em economias do mundo inteiro com a desaceleração da economia global e conseqüentes períodos de recessão em diversos países. Estas conseqüências são evidências de que uma instabilidade no sistema financeiro causa danos financeiros e sociais.

Existe, portanto, a necessidade de novos trabalhos na literatura sobre insolvência bancária, dada a importância de constantes modificações e adequações nos modelos de insolvência. Uma sugestão para a realização de novas pesquisas seria a utilização de outras técnicas como forma de comparação de modelos. Além disso, existe a necessidade em estimar novos modelos de previsão de insolvência bancária, utilizando valores de indicadores financeiros de períodos anteriores a insolvência, como 12, 18, e 24 meses anteriores à liquidação dos bancos, a fim de identificar as possíveis diferenças entre a relação dos indicadores financeiros e o fenômeno da insolvência bancária nos diferentes períodos.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

ALEXANDRE, M.; CANUTO, A.; SILVEIRA, J.M. Microfundamentos de falência de bancos atacadistas. **Estudos econômicos**, v. 33, n. 2, p. 249-285, 2003.

ALTMAN, E.I. A further empirical investigation of the bankruptcy cost question. **The Journal of Finance**, v. 39, n. 4, p. 1067-1089, 1984.

ALTMAN, E.I. Commercial bank lending: process, credit scoring, and costs of errors in lending. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, v. 15, n. 4, 1980

ALTMAN, E.I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. **The Journal of Finance**, v. 23, n. 4, p. 589-609, 1968.

ARAÚJO, U.M. **Modelo de avaliação de risco de insolvência bancária**. Monografia/MBA – FIA/USP/ Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. 1998, 38 p.

ASHCRAFT, A.B. Are banks really special? New evidence from the FDIC-induced failure of healthy banks. **American Economic Association**, v. 95, n. 5, p. 1712-1730, 2005.

BEAVER, W. Financial ratio as predictors of failure, Empirical Research in Accounting: Selected Studies 1966, **Journal of Accounting**, v. 4, p. 71-111, 1967.

BERGER, A.N.; DEYOUNG, R. Problem loans and cost efficiency in commercial banks. **Journal of Banking and Finance**, v. 21, 1997.

BREALEY, R.A.; MYERS, S.C.; ALLEN, F. **Principles of corporate finance**. 8ª ed. New York: McGraw-Hill, 2006, 1030p.

CANBAS, S.; CABUK, A.; KILIC, S.B. Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structures: the Turkish case. **European Journal of Operational Research**, n. 166, p. 528-546, 2005.

COLOSIMO, E.A.; GIOLO, S.R. **Análise de Sobrevivência aplicada**. São Paulo: Edgard Blücher, 2006.

CORRÊA, A.C.C.; COSTA, R.D.M.; MATIAS, A.B. Previsão de insolvência de pequenos bancos brasileiros. **Seminários em administração FEA-USP**, 2006.

COSTA, R.D.M. **Um modelo de previsão de insolvência para bancos privados nacionais**. Monografia: curso de matemática aplicada a negócios. Faculdade de Filosofia, Ciências e Letras de Ribeirão Preto e Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo, 2007, 44 p.

COX, D.R.; OAKES, D. **Analysis of survival data**. New York: Chapman and Hill, 1984.

COX, D.R. Regression models and life-tables. **Journal of the Royal Statistical Society**, series B, p. 187-220, 1972.

COX, D.R.; SNELL, E.J. A general definition of residuals (with discussion). **Journal of the Royal Statistical Society**, series B, n. 30, p. 248-75, 1968.

DAHIYA, A.; SAUNDERS, A.; SRINIVASAN, A. Financial distress and bank lending relationships. **American Finance Association**, v. 58, n. 1, 2003.

ESPAHBODI, P. Identification of problem banks and binary choice models. **Journal of Banking and Finance**, n. 15, p. 53-71, 1991.

FRECKA, T.J.; HOPWOOD, W.S. The effects of outliers on the cross-sectional distributional properties of financial ratios. **The accounting review**, v. 58, n. 1, 1983

GIL, A.C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4ª ed. São Paulo: Atlas, 2007. 175 p.

GREENE, W.H. **Econometric analysis**. New Jersey: Prentice-Hall, 2000.

JANOT, M.M. **Modelos de previsão de insolvência bancária no Brasil**. Trabalhos para Discussão n.13 Brasília: Banco Central do Brasil, 2001.

KANITZ, S.C. **Como prever falências**. São Paulo, McGraw-Hill, 1978.

KIEFER, N.M. Economic duration data and hazard functions. **Journal of Economic Literature**, v. 26, n. 2, p. 646-679, 1988.

KOLARI, J.; CAPUTO, M.; WAGNER, D. Trait recognition: an alternative approach to early warning systems in commercial banking. **Journal of Business, Finance & Accounting**, v. 23, p. 1415-1434, 1996.

KOLARI, J.; GLENNON, D.; SHIN, H.; CAPUTO, M. Predicting large US commercial bank failures. **Journal of economics and business**, v. 54, p. 361-387, 2002.

LANE, W.R.; LOONEY, S.W.; WANSLEY, J.W. An application of the Cox proportional hazards model to bank failure. **Journal of Banking and Finance**, p.511-531, 1986.

LAWLESS, J.F. **Statistical models and methods for lifetime data**. New York: Wiley, 1982.

LOMAX, K.S. Business failures: another example of the analysis of failure data. **Journal of the American Statistical Association**, v. 49, n. 268, p. 847-852, 1954.

MARTIN, D. Early warning of bank failure: a logit regression approach. **Journal of Banking and Finance**, n. 1, p. 249-276, 1977.

MATIAS, A.B., SIQUEIRA, J.O. Risco bancário: modelo de previsão de insolvência de bancos no Brasil. **Revista de Administração**, p. 19-28, 1996.

MATIAS, A.B. **Insucesso de grandes bancos privados brasileiros de varejo**. Tese de Livre-Docência do Departamento de Administração da FEA-USP, 1999. 145 p.

MEYER, P.A.; PIFER, H.W. Prediction of bank failures. **The Journal of Finance**, v. 25, n. 4, p. 853-868, 1970.

OOGHE, H.; BALCAEN, S. Are failure prediction models transferable from one country to another? an empirical study using Belgian financial statements. **Vlerick Working Paper**, 2002.

OOGHE, H.; BALCAEN, S. Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classic statistical methods? **Vlerick Working Paper**, 2004.

OZKAN-GUNAY, E.N.; OZKAN, M. Prediction of bank failures in emerging financial markets: an ANN approach. **The journal of risk finance**, v.8, n. 5, 2007.

PRENTICE R. L.; KALBFLEISCH J. D. Hazard rate models with covariate. **Biometrics**, v. 35, n. 1, p. 25-39, 1979.

ROCHA, F. Previsão de falência bancária: um modelo de risco proporcional. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 29, n. 1, p. 137-152, 1999.

SALES, A.S. **Modelos de Duração para explicar falências bancárias no Brasil (1994-1998): fragilidade financeira e contágio**. Monografia: IPEA-Caixa Concurso de Monografias, 2005.

SANTOMERO, A. M.; VINSO, J.D. Estimating the probability of failure for commercial banks and banking system. **Journal of Banking and Finance**, 1:185-205, 1977.

SAUNDERS, A. **Administração de instituições financeiras**. Tradução: Antonio Zorato Sanvicente. São Paulo: Editora Atlas, 2007. 663 p.

SINKEY, J.F. A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks. **Journal of Finance**, v. 30, n. 1, p. 21-35, 1975.

SINKEY, J.F. Identifying problem banks: how do banking authorities measure a bank's risk exposure? **Journal of Money, Credit and Banking**, v.10, n.2, p. 184-193, 1978.

WHALEN, G. A proportional hazards model of bank failure: an examination of its usefulness as an early warning tool. **Economic Review**, Federal Reserve Bank of Cleveland, First Quarter, p. 21-31, 1991.

ANEXO 1

Tabela 3 - Valores médios de todos os indicadores financeiros utilizados

Indicador	Todos os Bancos		Bancos Solventes		Bancos Insolventes	
	média	desvio padrão	média	desvio padrão	média	desvio padrão
CL	29.3754	63.4787	33.7068	85.2607	24.5191	21.5555
CLA	32.3042	71.1984	34.8371	85.1184	29.4642	52.5735
CLS	18.1906	36.6949	22.5329	45.1734	13.3218	23.6952
AL	1026.3100	1541.7500	989.0870	682.3660	1068.0500	2144.3300
ALA	887.7840	648.3750	945.1720	671.9080	823.4410	624.8980
ALS	942.2260	9961.3500	1957.8800	13010.5000	-196.5420	4582.4800
CCP	75.9894	21.2028	66.8043	18.4824	86.2879	19.4457
CDVP	4.9253	6.7667	4.0415	6.0189	6.0153	7.5505
CDP	30.7554	23.2384	24.3796	20.8903	37.9039	23.9535
CFL	3.0722	3.8182	3.2229	4.0962	2.8863	3.5052
ETT	4.6928	12.0919	6.9353	16.0538	2.1785	3.6060
IM	68.1740	67.8478	57.5536	83.7819	80.0818	41.8623
IMA	70.1689	64.1381	52.0817	67.8152	90.4485	53.7961
IMR	33.5323	31.5801	13.7804	13.7937	55.6785	31.2971
IMRA	31.5521	31.3793	12.3875	12.8944	53.0397	32.1762
RLPG	8.1800	56.7287	27.8270	33.0960	-13.8485	68.9937
RPG	-162.5880	252.1550	-191.6520	236.6810	-130.0020	268.3410
APOC	47.5124	23.1923	38.9105	20.6808	57.4584	22.1983
APT	37.5083	28.0236	49.7082	23.8013	23.8297	26.2868
CS	31.0830	48.8499	47.4964	61.7407	12.1050	10.6975
CCA	17.1612	22.4611	5.7399	5.2094	29.9670	27.1543
CPE	4.1428	5.5521	1.2650	1.0766	7.3694	6.6972
CAD	5.8926	7.1541	3.3355	5.8291	8.7597	7.4897
CES	10.0345	11.7769	4.6003	5.9639	16.1273	13.6610
OR	226.5140	610.6980	85.5719	156.3340	384.5410	853.2070
RL	1.3131	47.6438	21.7474	24.9981	-21.5979	56.2798
RAD	-3.2190	63.7000	27.9511	33.2710	-38.1673	71.5622
RAT	-0.2276	12.0966	3.9607	7.1885	-4.9236	14.6411
RAB	-0.2089	10.6076	4.1080	5.0793	-5.0491	12.9574
RT	21.9849	61.0495	10.5171	10.8026	34.8427	87.0781
RCR	41.7616	45.8021	22.4557	24.8036	64.0841	54.1113
PROCAM	56.7042	35.8753	47.1678	40.7462	67.7306	25.7117
PRT	30.0295	39.2927	37.8329	46.5000	21.2803	27.3348
PRC	2.1442	13.7497	3.4912	13.1758	-0.7876	14.9100
PRAC	1.4186	2.3945	0.7561	1.1309	2.9506	3.6360
PRS	5.1408	6.9894	6.4053	8.9051	3.6788	3.3094
PRCC	5.0609	12.6775	5.9435	15.7276	3.8946	6.9770
PRORO	3.9184	31.3527	4.2576	42.6948	3.5382	8.2819
GOR	30.8497	28.1492	16.7430	13.2694	46.6664	31.9751
EFO	155.0130	257.9650	263.2760	276.3950	33.6276	169.7040
MB	23.4860	36.2535	26.4143	45.8323	20.2027	21.2080
MAB	3.6177	26.1455	15.8095	25.5358	-10.0518	19.3866
MO	12.2354	34.1591	26.0097	39.0226	-3.2085	18.3725
ML	8.7347	35.3564	22.4689	40.8186	-6.6642	18.9316
SP	13.6882	14.0918	11.0031	11.8184	16.6988	15.9176
LG	114.3220	34.8472	120.8580	45.3869	106.9950	14.0058
LC	132.6380	127.9280	158.2710	170.8740	103.8980	28.7974
LO	116.6260	37.2491	122.2880	45.4044	110.2770	24.3698
LI	108.7110	214.0110	163.8770	278.3970	46.8582	64.0348
DI	16.0531	20.5251	14.1500	20.4302	18.4003	20.7439
EN	1711.6400	7060.0100	1671.7800	6268.8500	1760.8000	8040.4400

Tabela 4 - Seleção do modelo de previsão de insolvência bancária

Indicadores Financeiros		Modelo A	Modelo B	Modelo C	Modelo D	Modelo E	Modelo F	Modelo G
ETT	Exigibilidades tributárias e trabalhistas	-0.3169*** (0.0783)	-0.2236*** (0.0686)	-0.2248*** (0.0616)	-	-0.1551** (0.0642)	-	-
RPG	Recursos próprios em giro	0.0115*** (0.0029)	0.0112*** (0.0028)	-	-	-	-	-
CCA	Custo de captação	-	0.0849*** (0.0200)	-	-	-	-	-
CPE	Custo de pessoal	0.1568** (0.0765)	0.3303*** (0.0868)	-	-	-	-	-
RAB	Rentabilidade da atividade bancária	0.3443*** (0.0863)	0.4634*** (0.1046)	-	-	-	-	-
RT	Rentabilidade de tesouraria	0.0088* (0.0045)	0.0080* (0.0044)	-	-	-	-	-
PROCAM	Participação de receitas op. de crédito e arrend. mercantil	-0.0556*** (0.0193)	-0.0509*** (0.0169)	-	-	-	-	-
GOR	Geração operacional de caixa	0.0659*** (0.0155)	-	0.0545*** (0.0105)	0.0454*** (0.0087)	0.0521*** (0.0100)	-	-
MO	Margem operacional	-0.1745*** (0.0437)	-0.1830*** (0.0442)	-	-	-	-	-
LI	Liquidez Imediata	-0.0243*** (0.0083)	-0.0266*** (0.0088)	-	-	-	-	-
DI	Dependência interbancária	0.0583*** (0.0192)	0.0628*** (0.0211)	-	-	-	0.0592*** (0.0164)	0.0193* (0.0108)
CL	Capitalização	-	-	0.0383*** (0.0103)	0.0028 (0.0038)	-	-	-
APOC	Aplicações em operações de crédito	-	-	0.0439*** (0.0153)	0.0385*** (0.0135)	0.0401*** (0.0147)	-0.0117** (0.0053)	-0.0009 (0.0041)
RAD	Rentabilidade da atividade do patrimônio líquido	-	-	-0.0072*** (0.0028)	-0.0060*** (0.0025)	-0.0055** (0.0025)	-	-
PRT	Participação das receitas de tesouraria	-	-	0.0244* (0.0126)	0.0206* (0.0106)	0.0230* (0.0118)	-	-
CCP	Captação de curto prazo	-	-	-	-	-	0.1259*** (0.0313)	-
CDP	Captação de depósitos a vista e poupança	-	-	-	-	-	0.0331*** (0.0107)	0.0250** (0.0101)
IMR	Imobilização de recursos não correntes	-	-	-	-	-	0.0188* (0.0097)	0.0394*** (0.0091)
RLPG	Recursos de longo prazo em giro	-	-	-	-	-	0.0148*** (0.0047)	0.0071 (0.0045)
MAB	Margem da atividade bancária	-	-	-	-	-	0.0288** (0.0132)	0.0065 (0.0132)
N° de Bancos		66	66	69	69	69	67	67
Bancos Falidos		29	29	32	32	32	30	30
Loglikelihood		-46.9393	-45.8551	-74.8617	-85.0893	-81.0218	-69.9305	-84.7542
TRV		109.00	111.15	78.22	57.76	65.90	70.74	41.09
Prob > chi2		0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
AIC		113.8646	111.7102	161.7236	180.1787	172.0437	153.8611	181.5086
BIC		135.7612	133.6068	175.1282	191.3492	183.2142	169.2939	194.7367

***, **, * correspondem, respectivamente, à significância de 1%, 5% e 10%

ANEXO 2

Indicadores financeiros utilizados:

1. **CL - Capitalização:** Patrimônio Líquido / Capital de Terceiros.
2. **CLA - Capitalização Ajustada:** Patrimônio Líquido Ajustado / Capital de Terceiros Ajustado.
3. **CLS - Capitalização Seca:** Patrimônio Líquido Seco / Capital de Terceiros Ajustado.
4. **AL - Alavancagem:** Capital de Terceiros / Patrimônio Líquido.
5. **ALA - Alavancagem Ajustada:** Capital de Terceiros Ajustado / Patrimônio Líquido Ajustado.
6. **ALS - Alavancagem Seca:** Capital de Terceiros Ajustado / Patrimônio Líquido Seco.
7. **CCP - Captação de Curto Prazo Ajustado:** Passivo Circulante Ajustado / Capital de Terceiros Ajustado.
8. **CDVP - Captação por Depósitos a Vista e Poupança:** [(Depósitos a Vista de Curto Prazo + Depósitos de Poupança de Curto Prazo) / Capital de Terceiros Ajustado].
9. **CDP - Captação por Depósitos a Prazo:** [(Depósitos a Prazo de Curto Prazo + Depósitos a Prazo de Longo Prazo) / Capital de Terceiros Ajustado].
10. **CFL - Captação por Floating:** Passivo sem Encargos / Capital de Terceiros Ajustado.
11. **ETT - Exigibilidades Tributárias e Trabalhistas:** Exigências Tributárias e Trabalhistas / Capital de Terceiros Ajustado.
12. **IM - Imobilização:** Ativo Permanente / Patrimônio Líquido.
13. **IMA - Imobilização Ajustada:** Ativo Permanente Ajustado / Patrimônio Líquido Ajustado.
14. **IMR - Imobilização de Recursos Não-Correntes:** [Ativo Permanente / (Patrimônio Líquido + Exigível a Longo Prazo)].
15. **IMRA - Imobilização de Recursos Não-Correntes Ajustada:** [Ativo Permanente Ajustado / (Patrimônio Líquido Ajustado + Exigível a Longo Prazo Ajustado)].
16. **RLPG - Recursos de Longo Prazo em Giro:** [(Patrimônio Líquido + Exigível a Longo Prazo – Ativo Permanente – Realizável a Longo Prazo) / (Patrimônio Líquido + Exigível a Longo Prazo)].
17. **RPG - Recursos Próprios em Giro:** [(Patrimônio Líquido – Ativo Permanente – Realizável a Longo Prazo) / Patrimônio Líquido].
18. **APOC - Aplicações em Operações de Crédito:** Ativo de Crédito / Ativo Operacional.
19. **APT - Aplicações em Tesouraria:** Aplicações em Tesouraria / Ativo Operacional.
20. **CS - Cobertura com Serviços:** Receitas de Prestação de Serviços / Despesas Estruturais.
21. **CCA - Custo de Captação:** [(Despesas de Intermediação Financeira – Provisões para Crédito de Liquidação Duvidosa) / Ativo Operacional].
22. **CPE - Custo de Pessoal:** Despesas de Pessoal / Ativo Operacional.
23. **CAD - Custo Administrativo:** Outras Despesas Administrativas / Ativo Operacional.
24. **CES - Custo Estrutural:** Despesas Estruturais / Ativo Operacional.
25. **OR - Overhead Ratio:** [Despesas Estruturais / (Resultado Bruto da Intermediação Financeira – Provisões para Crédito de Liquidação Duvidosa + Receita de Prestação de Serviços)].
26. **RL - Rentabilidade Líquida do Patrimônio Líquido Final:** Resultado Líquido / Patrimônio Líquido.
27. **RAD - Rentabilidade da Atividade do Patrimônio Líquido Ajustado:** Resultado da Atividade Bancária / Patrimônio Líquido Ajustado.
28. **RAT - Rentabilidade do Ativo:** Resultado Líquido / Ativo Operacional.
29. **RAB - Rentabilidade da Atividade Bancária:** Resultado da Atividade Bancária / Ativo Operacional.

30. **RT - Rentabilidade de Tesouraria:** [(Rendas de Aplicações Interfinanceiras de Liquidez + Resultado de Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Financeiros Derivativos + Resultado das Aplicações Compulsórias) / Aplicações em Tesouraria].
31. **RCR - Rentabilidade do Crédito:** [(Receitas de Operações de Crédito + Resultado de Operações de Arrendamento Mercantil + Resultado de Câmbio da Receita de Intermediação Financeira – Resultado de Câmbio da Despesa de Intermediação Financeira) / Ativo de Crédito].
32. **PROCAM - Participação das Receitas de Operação de Crédito e Arrendamento Mercantil:** [(Receitas de Operações de Crédito + Resultado de Operações de Arrendamento Mercantil + Resultado de Câmbio da Receita de Intermediação Financeira – Resultado de Câmbio da Despesa de Intermediação Financeira) / Receitas Totais].
33. **PRT - Participação de Resultado de Tesouraria:** [(Rendas de Aplicações Interfinanceiras de Liquidez + Resultado de Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Financeiros Derivativos + Receitas de Aplicações Compulsórias) / Receitas Totais].
34. **PRC - Participação de Resultado de Câmbio:** [(Resultado de Câmbio da Receita de Intermediação Financeira – Resultado de Câmbio da Despesa de Intermediação Financeira) / Receitas Totais].
35. **PRAC - Participação de Resultado de Aplicação Compulsória:** Receitas de Aplicações Compulsórias / Receitas Totais.
36. **PRS - Participação de Receita de Serviços:** Receitas de Prestação de Serviços / Receitas Totais.
37. **PRCC - Participação do Resultado de Coligadas e Controladas:** Resultado de Participação Coligada e Controlada / Receitas Totais.
38. **PRORO - Participação do Resultado de Outras Receitas Operacionais:** Outras Receitas/Despesas Operacionais / Receitas Totais.
39. **GOR - Geração Operacional de Rendas:** [(Receita de Intermediação Financeira + Receitas de Prestação de Serviços) / Ativo Operacional].
40. **EFO - Eficiência Operacional:** [(Resultado Bruto da Intermediação Financeira – Provisões para Crédito de Liquidação Duvidosa + Receita de Prestação de Serviços) / Despesas Estruturais].
41. **MB - Margem Bruta:** Resultado Bruto de Intermediação Financeira / Receitas Totais.
42. **MAB - Margem da Atividade Bancária:** Resultado da Atividade Bancária / Receitas Totais.
43. **MO - Margem Operacional:** Resultado Operacional / Receitas Totais.
44. **ML - Margem Líquida:** Resultado Líquido / Receitas Totais.
45. **SP - Spread:** Geração Operacional Renda – Custo de Captação.
46. **LG - Liquidez Geral:** [(Ativo Circulante + Realizável a Longo Prazo) / Capital de Terceiros].
47. **LC - Liquidez Corrente:** Ativo Circulante / Passivo Circulante.
48. **LO - Liquidez Operacional:** [(Ativo Circulante Ajustado + Realizável a Longo Prazo Ajustado) / (Passivo Circulante Ajustado + Exigível a Longo Prazo Ajustado)].
49. **LI - Liquidez Imediata:** [(Disponibilidades + Aplicações Interfinanceiras de Liquidez de Curto Prazo + Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Derivativos de Curto Prazo) / (Depósitos de Curto Prazo + Captação no Mercado Aberto de Curto Prazo + Instrumentos Financeiros Derivativos de Curto Prazo)].
50. **DI - Dependência Interbancária:** [(Depósitos Interfinanceiros de Curto Prazo + Depósitos Interfinanceiros de Longo Prazo) / Capital de Terceiros Ajustado].
51. **EN - Encaixe:** Disponibilidades / Depósitos à Vista.

ANEXO 3

	ETT	RPG	CCA	CPE	RAB	RT	PROCAM	GOR	MO	LI	DI
ETT	1										
RPG	0.1902	1									
CCA	-0.1411	0.1886	1								
CPE	-0.163	0.1665	0.5382	1							
RAB	0.1102	0.0525	-0.4444	-0.6538	1						
RT	-0.0216	0.0832	0.4913	-0.0695	-0.071	1					
PROCAM	-0.0807	0.0168	0.2353	0.3332	-0.0759	-0.0611	1				
GOR	-0.1083	0.2753	0.8694	0.6266	-0.2329	0.3129	0.4566	1			
MO	0.333	0.1598	-0.302	-0.3987	0.4963	-0.0449	-0.158	-0.2735	1		
LI	-0.0342	0.1236	-0.1969	-0.1948	0.2275	-0.035	-0.3714	-0.2331	0.2371	1	
DI	-0.0306	-0.2418	0.3488	0.2554	-0.1992	0.0388	0.3496	0.3363	-0.2007	-0.2241	1

Quadro 3 - Correlações das variáveis explicativas dos modelos A e B

	ETT	GOR	CL	APOC	RAD	PRT
ETT	1					
GOR	-0.0962	1				
CL	0.9418	0.0023	1			
APOC	-0.1984	0.3941	-0.1616	1		
RAD	0.0638	-0.2497	0.0284	-0.1301	1	
PRT	-0.1241	-0.2572	-0.1254	-0.5769	0.2242	1

Quadro 4 - Correlações das variáveis explicativas dos modelos C, D e E

	DI	CCP	CDVP	IMR	RLPG	RAD	MAB
DI	1						
CCP	-0.1177	1					
CDVP	-0.0807	-0.0287	1				
IMR	0.3555	0.4224	0.2077	1			
RLPG	-0.1068	-0.309	-0.513	-0.5525	1		
RAD	-0.1462	-0.2204	-0.2206	-0.6275	0.4149	1	
MAB	-0.007	-0.3203	-0.1865	-0.4911	0.2615	0.7681	1

Quadro 5 - Correlações das variáveis explicativas dos modelos F e G