

## Previsão de Insolvência de Pequenos Bancos Brasileiros

### Área Temática: Finanças

#### AUTORES

**ANA CAROLINA COSTA CORRÊA**

Universidade de São Paulo  
carolcorrea@yahoo.com

**RODRIGO DIEGO DE MATTOS COSTA**

Universidade de São Paulo  
rodrigodmcosta@fearp.usp.br

**ALBERTO BORGES MATIAS**

Universidade de São Paulo  
matias@usp.br

#### Resumo:

Atualmente a falência de pequenos bancos é um fato comum na economia mundial, especialmente na brasileira. Isto pode trazer prejuízos para a sociedade, considerando a perda de empresas e pessoas físicas, bem como a diminuição da geração de empregos. Por isso, é de suma importância a tentativa de evitar a insolvência de instituições financeiras. Desta forma, este trabalho teve como objetivo o desenvolvimento de um modelo de previsão de insolvência que pudesse sinalizar antecipadamente a iliquidez de um banco brasileiro, privado, comercial ou múltiplo, de pequeno porte, através de indicadores financeiros. Foram utilizados 277 demonstrativos de 76 bancos de pequeno porte, referentes a no máximo quatro e no mínimo dois períodos semestrais antes da falência, sendo que os dados obtidos são de 1994 a 2005. A ferramenta estatística aplicada foi a regressão logística para o modelagem da previsão de insolvência, e o teste t para identificação das características dos bancos insolventes. Foi obtida uma porcentagem de acerto de 77,3% na própria base de dados. Para avaliar o desempenho foi utilizada a *k-fold cross validation*, com 75% da amostra para modelagem e 25% para validação, obtendo uma média de acerto de 71,5% na amostra de validação.

#### Abstract:

Nowadays the insolvency of small banks is a common fact in the world economy, especially in the Brazilian. This can bring damage for the society, considering the losses of the enterprises and the people, as well as the decrease of the employment generation. Therefore, it is very important to try to avoid the failure of the financial institutions. By this way, this assignment had as an objective the development of an insolvency prevision model that could warn previously the bankruptcy of a brazilian, private, commercial or multiple, small bank, through the financial indicators. It were used 277 financial statements of 76 banks, relative to at most four and at least two semesters before the failure, in the period between 1994 and 2005. The statistical tool applied was the logistic regression to model the insolvency forecasting, and the t-student test to identify the characteristics of insolvent banks. The obtained model classified correctly 77.3% of the total cases. To evaluate the performance it

was utilized the k-fold cross validation, with 75% of the sample to create the model and 25% to validate, obtaining an average rightness tax of 71.5% in the validation sample.

**Palavras-Chave:**

Previsão de Insolvência; Pequenos Bancos; Regressão Logística.

**1. Introdução**

Nos últimos anos, a falência de bancos vem preocupando não só os acionistas, mas também governos, empresas e pessoas físicas que aplicam seus recursos financeiros e confiam nestas instituições.

Desta forma, algo que era inimaginável um tempo atrás, nas últimas décadas vem acontecendo com certa frequência, que é a iliquidez e insolvência de alguns bancos, principalmente de pequeno porte (SILVA, 2001).

Assim, a identificação da falência de bancos e os avisos antecipados para impedimento de crises financeiras são importantes não só para analistas ou profissionais especializados. Países em desenvolvimento e pequenas economias, bem como as maiores e mais industrializadas do mundo, estão vitalmente preocupados em evitar crises financeiras tanto no setor privado como no público (ALTMAN & NARAYANAN, 1996).

Há vários estudos sobre insolvência corporativa, sendo que os primeiros surgiram há cerca de setenta anos. Nos últimos 35 anos, o tópico de previsão de insolvência tem se tornado uma importante área de estudo dentro de Finanças Corporativas. Muitos estudos acadêmicos têm sido dedicados a encontrar o melhor modelo de previsão de insolvência, baseados em dados de acesso público e técnicas estatísticas. Estes modelos foram elaborados não só em países desenvolvidos, mas também em países em desenvolvimento (BALCAEN & OOGHE, 2004).

Neste trabalho, é aplicada a regressão logística para a obtenção de um modelo de previsão de insolvência de pequenos bancos privados brasileiros através de indicadores financeiros. Além disso, para verificar as características destes bancos insolventes foi utilizado o teste t, pelo qual foi possível identificar quais indicadores financeiros apresentavam médias populacionais significativamente diferentes para os dois grupos (solventes e insolventes). Vale ressaltar que, de posse dos indicadores financeiros de um banco, o gestor poderá avaliar a saúde financeira do mesmo em termos de solvência.

O restante do trabalho está organizado da seguinte maneira: na *Seção 2 e 3* são apresentados o problema de pesquisa e o objetivo e a justificativa, respectivamente; na *Seção 4* é feita uma breve revisão bibliográfica sobre o assunto, apresentando também uma explicação teórica das técnicas utilizadas (Regressão Logística e Teste t); na *Seção 5* é apresentada a metodologia empregada para a modelagem; os resultados encontram-se na *Seção 6*; finalmente, as conclusões são discutidas na *Seção 7*.

## 2. Problema de Pesquisa e Objetivo

Este trabalho se propõe a criar uma nova metodologia de previsão de insolvência para bancos privados brasileiros comerciais ou múltiplos de pequeno porte. Desta forma, os objetivos específicos são:

- Criar um modelo de previsão de insolvência para bancos brasileiros, privados, comercial ou múltiplo, de pequeno porte, utilizando a regressão logística;
- Analisar as características dos bancos insolventes de pequeno porte através do teste t.

## 3. Justificativa

A importância da realização desta pesquisa se encontra no fato de desenvolver uma metodologia de previsão de insolvência de bancos brasileiros privados de pequeno porte, pois este é um setor de grande importância no Brasil, considerando a porcentagem de bancos deste tipo em número e sua empregabilidade na economia nacional (em média 70% dos bancos brasileiros são classificados como pequenos, segundo dados do Banco Central). Desta forma, será possível prever com certo grau de confiabilidade a saúde financeira destes bancos. Os outros modelos já existentes de previsão de insolvência não tratam deste segmento específico.

Seu desenvolvimento justifica-se especialmente por seu caráter social e econômico, pois a mortalidade de um banco gera prejuízo para a sociedade como um todo, já que pode causar quebra de empresas, insolvência de pessoas físicas, ou seja, um “efeito dominó” nas perdas da sociedade, se nenhuma intervenção for feita (principalmente algum tipo de ajuda por parte do Banco Central do Brasil ou a compra/incorporação destas instituições por maiores). Desta forma, a insolvência de bancos poderia ser reduzida através da aplicação desta metodologia (pela identificação prévia de problemas de liquidez, evitando a falência).

## 4. Revisão Bibliográfica

O sistema financeiro é formado por cadeias de intermediários, ao longo das quais prazos curtos são alongados e riscos são diluídos. A multiplicação de ativos financeiros que resulta de seu funcionamento é a origem do descolamento dos valores financeiros daqueles gerados na economia real. Bancos, seguradoras, fundos de investimento etc., que captam poupança e a reemprestam são os intermediários financeiros. O depósito constitui um ativo financeiro, o reempréstimo constitui outro. A mesma soma, ao passar duas vezes pelo intermediário financeiro, dobra o seu valor enquanto ativo financeiro. Esta expansão do valor dos ativos financeiros é causada pela alavancagem (SINGER, 2000).

Desta forma, se a alavancagem for levada em consideração, a insolvência de um banco normalmente acarreta prejuízos em cadeia, podendo causar a quebra de empresas, a perda por parte de pessoas físicas, e em última instância o aumento do desemprego em determinada região, dependendo do porte e importância da instituição financeira e do suporte recebido na situação de insolvência ou até mesmo a intervenção por parte do Banco Central ou outro órgão regulador.

Segundo Sales (2005), o mecanismo mais direto através do qual falências bancárias afetam o lado real da economia é via perda de riqueza dos agentes que possuem passivo bancário e ações dos bancos. Mesmo os agentes que não “perdem riqueza” nesse processo, sofrem de iliquidez, pois devem esperar para que seus ativos sejam liquidados.

Assim, uma das formas de diminuir a taxa de mortalidade de bancos, seria a aplicação de modelos de previsão de insolvência, de forma a identificar problemas (principalmente a tendência à falência) antes que estes levem a instituição financeira à inatividade.

Em relação à definição de insolvência financeira, não há um consenso a respeito de qual é correta. Na verdade, há diversas definições para este conceito. Para Lev (1978), o estado de insolvência de uma empresa pode ser a incapacidade para pagar as suas obrigações financeiras na data de seu vencimento, bem como quando seus ativos forem inferiores ao valor de seus passivos.

Gallego, Gómez e Yañes (1997) acreditam que na classificação das empresas devem ser utilizadas normas bastante objetivas. Optaram por utilizar uma definição de insolvência empresarial que permite identificar com precisão as empresas em crise de insolvência. Assim, consideraram insolventes todas as empresas cuja condição legal acusava suspensão de pagamentos ou falência.

No caso específico de bancos, pode ser considerado falência, segundo Matias (1999), a intervenção ou liquidação extrajudicial da instituição financeira por parte do Banco Central. Por outro lado, Janot (2001) em seu estudo aborda que como qualquer outra empresa, “um banco se torna insolvente quando seu patrimônio líquido se torna negativo ou se for impossível continuar sua operação sem incorrer em perdas que resultariam em patrimônio líquido negativo”. No entanto, segundo o mesmo autor, muitos casos de insolvência bancária são resolvidos através de fusões supervisionadas entre o banco insolvente e uma instituição saudável, não havendo uma falência no sentido legal.

Normalmente a previsão de insolvência é fundamentada em dados contábeis e apoiada em um instrumental quantitativo.

Kolari *et al* (2000), Beaver (1966) e Altman (1968) mostraram como modelos baseados em técnicas computacionais que utilizam informações contábeis podem prever a falência de firmas. Estes modelos podem ser usados como sistemas de aviso prévio (EWSs – *Early Warning Systems*) para ajudar prevenir falências bancárias ou reduzir o custo da insolvência. Extensiva pesquisa nesta área tem confirmado que estes modelos baseados em técnicas computacionais possuem boa performance.

O primeiro estudo sobre previsão de insolvência foi publicado em 1932 por Patrick (KANITZ, 1978), com o objetivo de “detectar se a maioria dos índices das companhias bem-sucedidas era favorável ou desfavorável, e em que condições”. Porém, o primeiro modelo de previsão de insolvência foi o de Tamari (1964), onde se aplicou o teste do “índice-risco” para empresas um ano antes da falência, comparadas aos índices de todas as empresas industriais (americanas) no período de 1956 a 1960.

Há uma outra modelagem, considerada por muitos como a primeira que realmente foi difundida e utilizada em escalas de grande importância, denominada Modelo Discriminante “Z-score” (ALTMAN, 1968), ainda usado atualmente como modelo de classificação nos Bancos Centrais da Áustria, França, Alemanha, Itália e Inglaterra, por exemplo. Neste modelo é aplicada a técnica estatística da Análise Discriminante através de indicadores financeiros, onde estes índices separam o grupo das empresas consideradas “boas” das consideradas “ruins”. A equação da discriminante determina o peso relativo de cada índice, sem que para determinação desses pesos prevaleçam critérios arbitrários.

No Brasil, o primeiro modelo de previsão de insolvência surgiu em 1976, com estudo de Elizabetsky (1976), sendo que mais de 22 modelos já foram feitos até hoje, tanto para previsão de insolvência de empresas, como para outros setores, por exemplo, o bancário, o de cooperativas, de seguradoras, etc.

Desde seu surgimento, várias técnicas foram utilizadas para prever a insolvência. As mais empregadas foram: Análise Discriminante, Análise de Índices de Risco, Redes Neurais Artificiais e Regressão Logística. Porém, outras técnicas podem ser citadas como: Classificação em Árvore, Análise de Sobrevivência, Modelo de Classificação baseado nas Regras Fuzzy, Modelo CUSUM, Análise Histórica de Evento Dinâmico, Modelo da Teoria do Caos e da Catástrofe, Escalonamento Multidimensional, Programação Multiobjetiva Linear,

Apoio à Decisão Multicritério, Análise de Séries Complexas, Sistemas Especialistas, Mapas Auto-Organizáveis, Análise Qualitativa, Análise Envoltória de Dados, Aprendizado Indutivo, Processamento e Aproximação de Informação Humana, Partição Recursiva e Modelo Proporcional de Cox.

Cada uma das técnicas possui vantagens e desvantagens na aplicação para a previsão de insolvência, bem como uma performance distinta em relação à capacidade de prever corretamente a partir dos dados disponíveis.

Além da escolha da técnica, há vários outros fatores que influenciam o desempenho dos modelos, dentre eles pode-se citar:

- Especificidade: nem todos os modelos de previsão de insolvência podem ser aplicados em outros países sem perda de eficiência (OOGHE & BALCAEN, 2002);
- Dinamicidade: há modelos do tipo “estáticos”, que correspondem a apenas um período de tempo e há aqueles que “aprendem” com a inserção de novos dados (BALCAEN & OOGHE, 2004);
- Amostra: o tamanho e o tipo de amostra utilizada para a modelagem são fatores que influem no resultado final (HAIR JR *et al*, 2005);
- Definição de Falência: como citado por Altman e Narayanan (1996), a maioria dos modelos utiliza uma amostra dividida a priori em dois grupos, um considerado de empresas solventes e outro de insolventes (ou falidas). Porém, dependendo da escolha do pesquisador ou das condições locais, a definição de uma empresa falida pode variar. Por exemplo, podem ser utilizados os dados de empresas que entraram em concordata, ou que realmente faliram (fecharam e não existem mais), dados de um ano antes da falência ou de dois anos antes, e outras variações;
- Variáveis: o número e a complexidade das variáveis usadas no modelo também influenciam (normalmente são utilizados índices financeiros, dados contábeis e indicadores para a modelagem) (OOGHE & BALCAEN, 2002);

Neste estudo foi utilizada a técnica da Regressão Logística (Modelo *Logit*) para elaborar o modelo de previsão de insolvência de pequenos bancos privados brasileiros.

Desde Ohlson (1980) a Análise Logit (ou Regressão Logística) é usada freqüentemente para a avaliação de riscos de inadimplência, baseada em características financeiras (índices) das empresas.

Desta forma, segue na seqüência o estudo da Regressão Logística.

#### **4.1. Regressão Logística**

Para prever se um banco de pequeno porte privado brasileiro comercial ou múltiplo se enquadra no grupo dos solventes ou insolventes, há duas ferramentas estatísticas que poderiam ser utilizadas: a regressão logística e a análise discriminante. Essas ferramentas também poderiam ser utilizadas para verificar quais são os indicadores financeiros (variáveis independentes) que mais influenciam na falência bancária deste segmento.

A análise discriminante estima a relação entre uma variável não-métrica dependente e as variáveis métricas independentes (HAIR JR *et al*, 2005).

A regressão logística (*logistic regression* ou *logit analysis*) é a abordagem de modelagem matemática usada para descrever a relação entre diversas variáveis independentes e uma variável dependente dicotômica. Outros modelos matemáticos podem ser usados, mas o logístico é o mais popular (KLEINBAUM, 1996).

O modelo logístico é baseado na função logística  $f(z)$ , em forma de “S”, dada pela equação 1:

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (1)$$

onde,

$e \approx 2,718$ ;

$Z$  é uma combinação linear das variáveis independentes:  $Z = B_0 + B_1X_1 + B_2X_2 + \dots + B_pX_p$ ;

$B_0$  uma constante e  $B_1 \dots B_p$  coeficientes estimados a partir dos dados;

$X_1 \dots X_p$  as variáveis independentes.

Há varias razões pelas quais a regressão logística é uma alternativa atrativa em relação à análise discriminante mesmo quando a variável possui apenas duas categorias. Primeiro, a regressão logística é menos afetada quando as matrizes de covariância (para os grupos da variável categórica) não são iguais, que consiste em uma premissa básica da análise discriminante. Segundo, a regressão logística pode lidar com variáveis independentes categóricas facilmente, enquanto que na análise discriminante o uso de variáveis *dummy* cria problemas com a variância ou covariância entre os grupos determinados pelas categorias da variável dependente. Finalmente, os resultados da regressão logística são similares aos da regressão múltipla nos termos de sua interpretação e medida dos diagnósticos válidos caso a caso para exame dos resíduos (HAIR JR *et al*, 2005).

Como no estudo em questão as matrizes de covariância dos dois grupos (bancos solventes e bancos insolventes) não eram iguais, optou-se pelo uso da regressão logística.

Segundo Penha (2002), há vários tipos de regressão logística: Regressão Logística Binária (duas categorias na variável dependente, por exemplo, sim ou não); Multinomial (por exemplo, sim, não ou não sei) e Ordinal (por exemplo, classe alta, média ou baixa). Nesta pesquisa utilizou a regressão logística binária, pois a variável dependente era nominal e binária do tipo “solvente” ou “insolvente”.

Neste trabalho, além desta técnica, foi aplicado também o teste t para médias de grupos independentes. A seguir, o teste t é apresentado.

#### 4.2. Teste t

O teste t é um tipo de teste de significância (também chamado de teste de hipótese). Segundo Stevenson (2001), o objetivo dos testes de significância para médias é avaliar afirmações feitas a respeito de médias populacionais.

Neste estudo foi utilizado o teste de duas amostras independentes (grupo dos solventes e dos insolventes) para médias.

De acordo com Stevenson (2001), os testes de duas amostras são usados para decidir se as médias de duas populações são iguais. Exige-se duas amostras independentes, uma de cada população. A hipótese nula pode ser a de que as duas populações têm médias iguais. No caso aqui apresentado, têm-se as médias dos indicadores financeiros para o grupo dos bancos insolventes e dos solventes. Aplicou-se o teste de médias considerando-se as seguintes hipóteses:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1: \mu_1 \neq \mu_2$$

onde,

$\mu_1$  = média de um indicador  $X_i$  para o grupo dos bancos solventes

$\mu_2$  = média de um indicador  $X_i$  para o grupo dos bancos insolventes

Segundo Lapponi (2000), o procedimento do teste de hipóteses da diferença das médias de duas populações com variâncias desconhecidas, presumindo que sejam diferentes, usa-se a estatística do teste t, definida pela equação 2:

$$t = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}} \quad (2)$$

onde,

$\bar{x}_1$  e  $\bar{x}_2$  – são as médias das amostras um e dois (grupos dos solventes e dos insolventes), respectivamente.

$s_1$  e  $s_2$  – são os desvios-padrão das amostras um e dois, respectivamente.

$n_1$  e  $n_2$  – são o número de observações da amostra um e dois, respectivamente.

## 5. Metodologia

Inicialmente foi realizada uma revisão bibliográfica sobre o tema de previsão de insolvência, mais especificamente de bancos. Em seguida foi montada a base de dados utilizada para a obtenção dos modelos de previsão de insolvência, com bancos solventes e insolventes.

Os passos para a montagem da base de dados para bancos insolventes foram:

- definição do critério de insolvência: foram classificados como insolventes todos os bancos em liquidação extrajudicial, intervenção ou alienação por motivos de iliquidez financeira;
- listagem dos bancos brasileiros privados comerciais ou múltiplos de pequeno porte (foram considerados bancos de pequeno porte aqueles cujo ativo total ajustado, que corresponde ao total geral do ativo menos as contas de compensação, em conjunto representavam 5% do ativo total ajustado do sistema bancário, conforme classificação feita pelo Banco Central do Brasil - Bacen) que se tornaram insolventes a partir de 1995;
- obtenção dos demonstrativos financeiros oficiais (obtidos no Bacen) dos quatro últimos períodos semestrais antes da falência (um semestre antes, um ano antes, um ano e meio antes e dois anos antes);
- descarte de bancos que não possuíam dados disponíveis para pelo menos dois dos períodos acima especificados;
- seleção e cálculo dos indicadores: foram utilizados 62 indicadores financeiros a partir dos demonstrativos obtidos, englobando as áreas de estrutura de capital, liquidez e rentabilidade (MATARAZZO, 2003). Os indicadores utilizados e suas respectivas fórmulas encontram-se em anexo.

Desta forma, foram utilizados dados de 39 bancos insolventes, sendo que estes totalizaram 142 casos (cada caso corresponde a um período de demonstrativo obtido para determinado banco) com 62 variáveis cada um.

Por outro lado, os passos para a montagem da base de dados para bancos solventes foram:

- definição do critério de solvência: foram classificados como solventes os bancos que se encontram em plena atividade até o presente momento (Junho de 2006);
- obtenção dos demonstrativos financeiros oficiais (obtidos no Banco Central do Brasil) de bancos considerados solventes em número similar ao de insolventes. Para isso, foram considerados os demonstrativos dos mesmos períodos obtidos para os bancos insolventes, com o objetivo de minimizar os efeitos macroeconômicos e conjunturais da época em que os balanços foram obtidos;
- cálculo dos indicadores financeiros utilizados para a base de bancos insolventes.

Assim, foram utilizados 37 bancos solventes, totalizando 135 casos com 62 variáveis cada um.

Todos os testes estatísticos foram realizados no software SPSS 13.0 (*Statistical Package for the Social Sciences*).

A regressão logística foi utilizada para a modelagem da previsão de insolvência. Para sua aplicação, foram realizados vários testes para identificar o modelo que apresentava a maior taxa de acerto. Outro fator que influenciou na escolha do método a ser utilizado foi o grande número de variáveis independentes em relação ao número de casos da amostra. Desta forma, optou-se pelo Método *Forward Stepwise Conditional*, que seleciona as variáveis independentes segundo seu poder de discriminação entre os grupos.

Para avaliar a precisão do modelo foi aplicado o método *4-fold cross validation*, ou seja, a amostra foi dividida em 4 partes iguais (divididas aleatoriamente de forma que cada parte tivesse metade de bancos insolventes e metade de bancos solventes), treinando-se o modelo com 75% da amostra (74 padrões) e avaliando-se com os 25% restantes (26 padrões), obtendo-se uma taxa de acerto média e um desvio-padrão para o modelo.

Além disso, aplicou-se o teste t para identificar quais indicadores financeiros dos 62 utilizados inicialmente melhor diferenciavam os bancos solventes dos insolventes, de forma a verificar as características principais dos mesmos.

Uma limitação da utilização desta técnica é o fato da amostra não ser probabilística (amostragem por conveniência). Porém, ressalta-se aqui que apesar desta limitação, pode-se considerar que a amostra é representativa perante a população, pois dos bancos insolventes foram utilizados todos os dados da população real.

## 6. Análise dos Resultados

A tabela 1 apresenta as taxas de acerto para cada modelagem obtida. Observa-se que a taxa de acerto na amostra total foi de 77,3% dos casos. Por outro lado, a porcentagem de acerto obtida na amostra de validação (25% dos casos), cujos dados não foram utilizados para treinar o modelo, variaram de 67,1% a 75,4%, resultando em uma taxa média de acerto de 71,5%, com um desvio-padrão de 3,5%.

Taxa de Acerto - Micro e Pequenos Bancos	Stepwise
Número de Casos	99
Teste 1 - Amostra de validação 1	67,1%
Teste 2 - Amostra de validação 2	75,4%
Teste 3 - Amostra de validação 3	72,5%
Teste 4 - Amostra de validação 4	71,0%
<b>Média de acerto nas Amostras de Validação</b>	<b>71,5%</b>
Desvio- Padrão	3,5%
<b>Taxa de Acerto na Amostra total</b>	<b>77,3%</b>

Tabela 1 – Taxas de Acerto para as Modelagens.

A tabela 2 corresponde aos coeficientes da equação da regressão logística na amostra total.

Índice	Coefficiente
Captação de Longo Prazo Ajustado	-0,011
Captação em Moeda Estrangeira Ajustada	-0,08
Captação por Floating	0,066
Aplicações em Operação de Crédito	-0,063
Aplicações em Tesouraria	-0,077
Custo de Pessoal	0,199
Rentabilidade do Ativo	0,031
Participação de Resultado de Tesouraria	0,014
Spread	-0,046
Liquidez Geral	-0,014
Inadimplência	0,038
Insolvência	0,003
Constante	7,149

**Tabela 2 – Equação gerada pela Regressão Logística**

Desta forma, a função logística que melhor discrimina os bancos solventes dos insolventes (privados, nacionais, múltiplos ou comerciais de pequeno porte) é dada por:

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (3)$$

onde,

$e \approx 2,718$ ;

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

Obs.: os números das variáveis independentes correspondem aos números dos respectivos indicadores que se encontram em anexo.

Através da equação 3 pode-se observar que o indicador “Custo de Pessoal” teve um grande peso na discriminação dos bancos solventes e insolventes. Como seu coeficiente é positivo, pode-se interpretar que quanto maior o custo com pessoal, maior a probabilidade de insolvência. Já a captação em moeda estrangeira ajustada, segundo maior peso, apresentou coeficiente negativo, o que significa que quanto maior, menor a probabilidade de insolvência. Além disso, nota-se a aplicação em tesouraria como fator de insolvência bancária, já que seu coeficiente é negativo.

O resultado do teste Qui-Quadrado foi que o modelo é significativo a um nível de significância de 5%, já que seu sig foi igual a 0,006. O  $-2LL$  foi de 258,207, o que pode ser considerado uma adequação aceitável do modelo. O “pseudo- $R^2$ ” resultou em 0,486, ou seja, 48,6% é a proporção da variância da variável dependente que é explicada pelas variáveis independentes. Esta porcentagem explicada deve-se principalmente a grande variância nos dados de bancos de pequeno porte. O teste estatístico *Wald* mostrou que as variáveis independentes incluídas no modelo são significativas a um nível de significância de 5%.

### **6.1 Características dos bancos insolventes**

Através das análises do teste t, podemos analisar quais dos indicadores financeiros apresentaram diferenças significativas estatisticamente entre as médias das populações de bancos solventes e insolventes para o segmento em estudo.

A tabela 3 apresenta as médias amostrais dos bancos insolventes e solventes, em qual dos dois o valor é maior (segunda coluna, onde é explicitado se a média dos insolventes é maior ou menor) e também se a diferença das médias entre os dois grupos (populações) em

estudo são estatisticamente diferentes, de acordo com o teste t a um grau de significância de 5%.

Índices	Insolventes	Diferença	Insolventes	Solventes
Capitalização (%)	MENOR	Igual	58,95	89,08
Capitalização Ajustada (%)	MENOR	Igual	77,10	97,27
Capitalização Seca (%)	MENOR	Diferente	38,59	62,17
Alavancagem (%)	MAIOR	Igual	1700,92	491,92
Alavancagem Ajustada (%)	MENOR	Igual	251,67	276,02
Alavancagem Seca (%)	MENOR	Igual	212,25	475,61
Captação de Curto Prazo Ajustado (%)	MAIOR	Igual	102,46	88,35
Captação de Longo Prazo Ajustado (%)	MENOR	Igual	-4,59	15,80
Captação por Depósito a Vista e Poupança (%)	MAIOR	Igual	4,07	3,27
Captação por Depósito a Prazo (%)	MAIOR	Igual	47,72	45,35
Captação em Moeda Estrangeira Ajustada (%)	MENOR	Diferente	2,41	6,06
Captação por Floating (%)	MAIOR	Igual	3,46	3,04
Exigibilidades Tributárias e Trabalhistas (%)	MENOR	Igual	5,00	6,00
Imobilização (%)	MAIOR	Diferente	222,77	38,54
Imobilização Ajustada (%)	MAIOR	Igual	71,33	36,87
Imobilização de Rec. Não Correntes (%)	MAIOR	Igual	205,01	33,85
Imobilização de Rec. Não Corr. Ajustada (%)	MENOR	Igual	27,15	31,60
Recursos de Longo Prazo em Giro (%)	MENOR	Igual	-262,33	52,02
Recursos Próprios em Giro (%)	MENOR	Diferente	-361,02	39,61
Aplicações em Operações de Crédito (%)	MAIOR	Igual	43,76	42,39
Aplicações em Tesouraria (%)	MENOR	Diferente	35,85	46,38
Cobertura com Serviços (%)	MAIOR	Igual	28,53	17,39
Custo de Captação (%)	MAIOR	Igual	51,98	46,94
Custo de Pessoal (%)	MAIOR	Diferente	7,35	4,69
Custo Administrativo (%)	MAIOR	Igual	8,99	7,67
Custo Estrutural (%)	MAIOR	Diferente	16,33	12,27
Overhead Ratio (%)	MAIOR	Igual	115,90	34,22
Rentabilidade Líq. do PL Final (%)	MENOR	Igual	-115,24	14,14
Rentabilidade da Ativ. do PL Ajustado (%)	MENOR	Igual	-37,16	20,18
Rentabilidade do Ativo (%)	MENOR	Diferente	-5,02	3,63
Rentabilidade da Atividade Bancária (%)	MENOR	Diferente	-4,59	7,41
Retorno sobre Participações (%)	MAIOR	Igual	4,75	-322,65
Rentabilidade de Câmbio (%)	MAIOR	Igual	55,79	-4,51
Rentabilidade de Tesouraria (%)	MAIOR	Igual	178,60	65,02
Rentabilidade do Crédito (%)	MAIOR	Igual	90,39	77,67
Participação das Rec. de Créd. e Arr. Merc. (%)	MENOR	Igual	57,04	57,90
Participação de Resultado de Tesouraria (%)	MAIOR	Igual	36,83	35,58
Participação de Resultado Câmbio (%)	MENOR	Igual	1,18	3,49
Participação de Res. de Apl. Compulsória (%)	MAIOR	Diferente	1,30	0,32
Participação de Receita de Serviços (%)	MENOR	Diferente	2,19	5,89
Participação do Res. de Col. e Controladas (%)	MAIOR	Igual	3,88	3,17
Participação do Res. de Outras Rec. Oper (%)	MAIOR	Igual	0,21	-3,06
Geração Operacional de Rendas (%)	MAIOR	Igual	80,68	68,67
Eficiência Operacional (%)	MENOR	Diferente	119,97	187,39
Margem Bruta (%)	MENOR	Igual	32,56	41,36
Margem da Atividade Bancária (%)	MENOR	Diferente	0,33	18,36
Margem Operacional (%)	MENOR	Diferente	4,00	18,47
Margem Líquida (%)	MENOR	Igual	1,49	9,50

Spread (%)	MENOR	Igual	19,24	23,55
Liquidez Geral (%)	MENOR	Diferente	124,42	152,96
Liquidez Corrente (%)	MENOR	Diferente	122,40	197,29
Liquidez Operacional (%)	MENOR	Diferente	133,50	162,40
Liquidez Imediata (%)	MENOR	Igual	68,92	501,97
Dependência Interbancária (%)	MAIOR	Igual	13,94	9,70
Créditos Igual Problemáticos (%)	MENOR	Igual	61,26	90,91
Inadimplência (%)	MAIOR	Diferente	33,88	2,25
Insolvência (%)	MAIOR	Diferente	178,31	7,02
Provisionamento (%)	MAIOR	Igual	13,37	8,34
Comprometimento do PL Ajustado (%)	MENOR	Igual	1,98	13,62
Comprometimento do PL Seco (%)	MENOR	Igual	-7,68	18,24
Cobertura com Provisão (%)	MENOR	Igual	149,28	292,49
Encaixe (%)	MENOR	Igual	162,78	332,73

Tabela 3 – Diferença entre índices para bancos solventes e insolventes.

Como a hipótese nula foi rejeitada para os indicadores em destaque na tabela 3, suas médias populacionais podem ser consideradas diferentes, ou seja, apresentam um poder de discriminação.

Levando em consideração os dados obtidos, podemos verificar as características dos bancos insolventes, que são:

- Capitalizam menos;
- Captam menos com moeda estrangeira;
- São mais imobilizados;
- Seus recursos próprios em giro são menores;
- Aplicam menos em tesouraria;
- Apresentam custo de pessoal e estrutural maior;
- Sua rentabilidade do ativo e da atividade bancária é menor;
- Sua participação de resultado de aplicação compulsória é maior;
- A participação na receita de serviço é menor;
- Sua eficiência operacional é menor;
- Possuem margem da atividade bancária e operacional menores;
- Sua liquidez é menor;
- Suas taxas de inadimplência e insolvências são maiores.

## 7. Considerações Finais

Os resultados da modelagem feita através da aplicação da ferramenta estatística Regressão Logística foram satisfatórios, pois a taxa de acerto do modelo na amostra total foi de 77,3% dos casos, enquanto que na validação da amostra (*cross-validation*) obteve-se uma taxa média de acerto de 71,5% e este segmento bancário possui uma alta variância dos dados comparados a outros, devido, principalmente, ao pequeno porte.

A equação aqui obtida pode ser aplicada para bancos atuais de pequeno porte, de forma a verificar sua saúde financeira em termos de solvência, mas sempre considerando a porcentagem de acerto média do modelo.

Dos 62 indicadores utilizados, apenas 12 foram utilizados na modelagem. Destes, o custo de pessoal foi o mais significativo, sendo que quanto maior o custo de pessoal de um banco de pequeno porte, maior a probabilidade de insolvência. Por outro lado, quanto maior a captação com moeda estrangeira ajustada, menor a probabilidade de falência de um banco do segmento estudado. Outro indicador de grande peso foi o *spread*, cuja análise foi a de que quanto maior o *spread* de um banco, menor a probabilidade de insolvência.

A partir dos resultados do teste t, pode-se verificar os indicadores selecionados apontados pela Regressão Logística como discriminatórios, também foram selecionados pelo teste t, corroborando sua análise. Por este teste, o perfil de um banco pequeno insolvente está relacionado com baixa capitalização, alta imobilização, alto custo de pessoal e estrutural, baixa rentabilidade, baixa participação em receita de serviços, baixa eficiência operacional, baixa margem da atividade bancária e operacional, baixa liquidez e altas taxas de inadimplência e insolvência.

Uma limitação do estudo é que foram utilizados somente indicadores financeiros de bancos para a modelagem, ou seja, o modelo é totalmente dependente de demonstrativos financeiros. Caso estes não sejam idôneos, o modelo conseqüentemente não conseguirá prever acertadamente os dados, tanto da própria base de treino, como também de dados de bancos que não foram utilizados na modelagem. Outro ponto a ser destacado é a amostra não-probabilística usada. Porém, em relação a este fato, vale ressaltar que a amostra de bancos insolventes coincide com sua real população.

Como sugestão para próximos estudos, sugere-se a análise mais aprofundada dos indicadores financeiros em questão tidos como discriminatórios em relação à insolvência bancária, para desta forma, entender o que se relaciona com estes indicadores na prática dos bancos. Outra sugestão é a aplicação de outras técnicas, como Redes Neurais Artificiais, Algoritmos Genéticos, Análise por Envoltória de Dados, Teoria do Caos, dentre outras.

## 8. Bibliografia

- ALTMAN, E.I. *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*. The Journal of Finance, vol. 23 no. 4, 589-609, 1968.
- ALTMAN, E.I.; NARAYANAN, P. *Business Failure Classification Models: An International Survey*. New York University Stern School of Business Finance Department. Working Paper Series, 1996.
- BALCAEN, S.; OOGHE, H. *35 years of studies on business failure: an overview of the classical statistical methodologies and their related problems*. Working Paper 2004/248. Universiteit Gent – Faculteit Economie em Bedrijfskunde. June 2004.
- BEAVER, W.H. *Financial Ratios as Predictors of Failure*. Empirical Research in Accounting: Selected Studies, Journal of Accounting Research 4 (Supplement), pp. 71-111, 1966.
- ELIZABETSKY, R. *Um modelo matemático para a decisão no banco comercial* (trabalho apresentado ao Departamento de Engenharia de Produção da Escola Politécnica da USP) s.l.p., s.c.p., 1976.
- GALLEGO, A.M.; GÓMEZ, J.S.; YÀÑES, L. *Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras*. Actualidad Financiera, Alicante, n.5, p.3-13, maio 1997.
- HAIR JR, J.F.; ANDERSON, R.E; TATHAM, R.L.; BLACK, W.C. *Análise Multivariada de Dados*. Trad. Adonai Schlup Sant’Anna e Anselmo Chaves Neto – 5. ed. – Porto Alegre: Bookman, 2005.
- JANOT, M.M. *Modelos de Previsão de Insolvência Bancária no Brasil*. Trabalhos para Discussão 13, Banco Central do Brasil, Março de 2001.
- KANITZ, S.C. *Como prever falências*. São Paulo, McGraw-Hill, 1978.
- KLEINBAUM, D.G. *Logistic Regression: a self-learning text*. New York: Springer, 1996.
- KOLARI, J.; GLENNON D.; SHIN, H.; CAPUTO, M. *Predicting Large U.S. Commercial Bank Failures*. Economic and Policy Analysis Working Paper, 2000-1, January 2000.
- LAPONNI, J.C. *Estatística usando Excel*. São Paulo: Lapponi Treinamento e Editora, 2000.
- LEV, B. *Análisis de estados financieros, un nuevo enfoque*. Madrid: Esic, 1978.

- MATARAZZO, D.C. *Análise Financeira de Balanços: abordagem básica e gerencial*. Editora Atlas, São Paulo, 6 ed., 2003.
- MATIAS, A.B. *Insucesso de Grandes Bancos Privados Brasileiros de Varejo*. Tese de Livre-Docência do Departamento de Administração da FEA-USP, 1999.
- OHLSON, J.A. *Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy*. Journal of Accounting Research, p.109-131, Spring 1980.
- OOGHE, H.; BALCAEN, S. *Are Failure Prediction Models Transferable From One Country to Another? An Empirical Study Using Belgian Financial Statements*. Working Paper 2002/132. Universiteit Gent – Faculteit Economie em Bedrijfskunde. February 2002.
- PENHA, R.N. *Um Estudo sobre Regressão Logística Binária*. Trabalho de Formatura. Universidade Federal de Itajubá – Instituto de Engenharia Mecânica – Departamento de Produção. Orientador: Pedro Paulo Balestrassi, 2002.
- 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.
- SILVA, M.A. *Microfundamentos de Falência de Bancos Atacadistas: A Experiência Brasileira nos Anos 90*. Dissertação de Mestrado. Orientador: Otaviano Canuto dos Santos Filho. UNICAMP, Departamento de Economia. Campinas, 2001.
- SINGER, P. *Para entender o mundo financeiro*. Editora Contexto, São Paulo, 2000.
- STEVENSON, W. J. *Estatística aplicada à administração*. São Paulo: Harper & Row do Brasil. Editora Harbra, 2001.
- TAMARI, M. *Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy*. Economic Review (Bank of Israel, Jerusalém), 1964.

#### **Anexo:**

Indicadores utilizados na modelagem:

1. **Capitalização:** Patrimônio Líquido / Capital de Terceiros.
2. **Capitalização Ajustada:** Patrimônio Líquido Ajustado / Capital de Terceiros Ajustado.
3. **Capitalização Seca:** Patrimônio Líquido Seco / Capital de Terceiros Ajustado.
4. **Alavancagem:** Capital de Terceiros / Patrimônio Líquido.
5. **Alavancagem Ajustada:** Capital de Terceiros Ajustado / Patrimônio Líquido Ajustado.
6. **Alavancagem Seca:** Capital de Terceiros Ajustado / Patrimônio Líquido Seco.
7. **Captação de Curto Prazo Ajustado:** Passivo Circulante Ajustado / Capital de Terceiros Ajustado.
8. **Captação de Longo Prazo Ajustado:** Exigível a Longo Prazo Ajustado / Capital de Terceiros Ajustado.
9. **Captação por Depósitos a Vista e Poupança:** [(Depósitos a Vista de Curto Prazo + Depósitos de Poupança de Curto Prazo) / Capital de Terceiros Ajustado].
10. **Captação por Depósitos a Prazo:** [(Depósitos a Prazo de Curto Prazo + Depósitos a Prazo de Longo Prazo) / Capital de Terceiros Ajustado].
11. **Captação em Moeda Estrangeira Ajustada:** Passivo em Moeda Estrangeira / Capital de Terceiros Ajustado.
12. **Captação por Floating:** Passivo sem Encargos / Capital de Terceiros Ajustado.
13. **Exigibilidades Tributárias e Trabalhistas:** Exigências Tributárias e Trabalhistas / Capital de Terceiros Ajustado.
14. **Imobilização:** Ativo Permanente / Patrimônio Líquido.
15. **Imobilização Ajustada:** Ativo Permanente Ajustado / Patrimônio Líquido Ajustado.

16. **Imobilização de Recursos Não-Correntes:**  $[\text{Ativo Permanente} / (\text{Patrimônio Líquido} + \text{Exigível a Longo Prazo})]$ .
17. **Imobilização de Recursos Não-Correntes Ajustada:**  $[\text{Ativo Permanente Ajustado} / (\text{Patrimônio Líquido Ajustado} + \text{Exigível a Longo Prazo Ajustado})]$ .
18. **Recursos de Longo Prazo em Giro:**  $[(\text{Patrimônio Líquido} + \text{Exigível a Longo Prazo} - \text{Ativo Permanente} - \text{Realizável a Longo Prazo}) / (\text{Patrimônio Líquido} + \text{Exigível a Longo Prazo})]$ .
19. **Recursos Próprios em Giro:**  $[(\text{Patrimônio Líquido} - \text{Ativo Permanente} - \text{Realizável a Longo Prazo}) / \text{Patrimônio Líquido}]$ .
20. **Aplicações em Operações de Crédito:** Ativo de Crédito / Ativo Operacional.
21. **Aplicações em Tesouraria:** Aplicações em Tesouraria / Ativo Operacional.
22. **Cobertura com Serviços:** Receitas de Prestação de Serviços / Despesas Estruturais.
23. **Custo de Captação:**  $[(\text{Despesas de Intermediação Financeira} - \text{Provisões para Crédito de Liquidação Duvidosa}) / \text{Ativo Operacional}]$ .
24. **Custo de Pessoal:** Despesas de Pessoal / Ativo Operacional.
25. **Custo Administrativo:** Outras Despesas Administrativas / Ativo Operacional.
26. **Custo Estrutural:** Despesas Estruturais / Ativo Operacional.
27. **Overhead Ratio:**  $[\text{Despesas Estruturais} / (\text{Resultado Bruto da Intermediação Financeira} - \text{Provisões para Crédito de Liquidação Duvidosa} + \text{Receita de Prestação de Serviços})]$ .
28. **Rentabilidade Líquida do Patrimônio Líquido Final:** Resultado Líquido / Patrimônio Líquido.
29. **Rentabilidade da Atividade do Patrimônio Líquido Ajustado:** Resultado da Atividade Bancária / Patrimônio Líquido Ajustado.
30. **Rentabilidade do Ativo:** Resultado Líquido / Ativo Operacional.
31. **Rentabilidade da Atividade Bancária:** Resultado da Atividade Bancária / Ativo Operacional.
32. **Retorno sobre Participações:** Resultado Participação Coligada e Controlada / Investimentos em Coligadas e Controladas.
33. **Rentabilidade de Câmbio:**  $[(\text{Resultado de Câmbio da Receita de Intermediação Financeira} - \text{Resultado de Câmbio da Despesa de Intermediação Financeira}) / (\text{Carteira de Câmbio de Curto Prazo} + \text{Carteira de Câmbio de Longo Prazo})]$ .
34. **Rentabilidade de Tesouraria:**  $[(\text{Rendas de Aplicações Interfinanceiras de Liquidez} + \text{Resultado de Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Financeiros Derivativos} + \text{Resultado das Aplicações Compulsórias}) / \text{Aplicações em Tesouraria}]$ .
35. **Rentabilidade do Crédito:**  $[(\text{Receitas de Operações de Crédito} + \text{Resultado de Operações de Arrendamento Mercantil} + \text{Resultado de Câmbio da Receita de Intermediação Financeira} - \text{Resultado de Câmbio da Despesa de Intermediação Financeira}) / \text{Ativo de Crédito}]$ .
36. **Participação das Receitas de Operação de Crédito e Arrendamento Mercantil:**  $[(\text{Receitas de Operações de Crédito} + \text{Resultado de Operações de Arrendamento Mercantil} + \text{Resultado de Câmbio da Receita de Intermediação Financeira} - \text{Resultado de Câmbio da Despesa de Intermediação Financeira}) / \text{Receitas Totais}]$ .
37. **Participação de Resultado de Tesouraria:**  $[(\text{Rendas de Aplicações Interfinanceiras de Liquidez} + \text{Resultado de Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Financeiros Derivativos} + \text{Receitas de Aplicações Compulsórias}) / \text{Receitas Totais}]$ .
38. **Participação de Resultado de Câmbio:**  $[(\text{Resultado de Câmbio da Receita de Intermediação Financeira} - \text{Resultado de Câmbio da Despesa de Intermediação Financeira}) / \text{Receitas Totais}]$ .
39. **Participação de Resultado de Aplicação Compulsória:** Receitas de Aplicações Compulsórias / Receitas Totais.

40. **Participação de Receita de Serviços:** Receitas de Prestação de Serviços / Receitas Totais.
41. **Participação do Resultado de Coligadas e Controladas:** Resultado de Participação Coligada e Controlada / Receitas Totais.
42. **Participação do Resultado de Outras Receitas Operacionais:** Outras Receitas/Despesas Operacionais / Receitas Totais.
43. **Geração Operacional de Rendas:** [(Receita de Intermediação Financeira + Receitas de Prestação de Serviços) / Ativo Operacional].
44. **Eficiência Operacional:** [(Resultado Bruto da Intermediação Financeira – Provisões para Crédito de Liquidação Duvidosa + Receita de Prestação de Serviços) / Despesas Estruturais].
45. **Margem Bruta:** Resultado Bruto de Intermediação Financeira / Receitas Totais.
46. **Margem da Atividade Bancária:** Resultado da Atividade Bancária / Receitas Totais.
47. **Margem Operacional:** Resultado Operacional / Receitas Totais.
48. **Margem Líquida:** Resultado Líquido / Receitas Totais.
49. **Spread:** Geração Operacional Renda – Custo de Captação.
50. **Liquidez Geral:** [(Ativo Circulante + Realizável a Longo Prazo) / Capital de Terceiros].
51. **Liquidez Corrente:** Ativo Circulante / Passivo Circulante.
52. **Liquidez Operacional:** [(Ativo Circulante Ajustado + Realizável a Longo Prazo Ajustado) / (Passivo Circulante Ajustado + Exigível a Longo Prazo Ajustado)].
53. **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)].
54. **Dependência Interbancária:** [(Depósitos Interfinanceiros de Curto Prazo + Depósitos Interfinanceiros de Longo Prazo) / Capital de Terceiros Ajustado].
55. **Créditos Não-Problemáticos:** Faixas AA, A, B / Total da Carteira de Crédito.
56. **Inadimplência:** Faixas C, D, E / Total da Carteira de Crédito.
57. **Insolvência:** Faixas F, G, H / Total da Carteira de Crédito.
58. **Provisionamento:** [(Provisões para Créditos de Liquidação Duvidosa) / Ativo de Crédito].
59. **Comprometimento do Patrimônio Líquido Ajustado:** Faixas F, G, H / Patrimônio Líquido Ajustado.
60. **Comprometimento do Patrimônio Líquido Seco:** Faixas F, G, H / Patrimônio Líquido Seco.
61. **Cobertura com Provisão:** Provisões para Créditos de Liquidação Duvidosa / Faixas F, G, H.
62. **Encaixe:** Disponibilidades / Depósitos à Vista.