

# **Falência Bancária no Brasil: Um Modelo de Risco Proporcional**

**Prof<sup>a</sup> Fabiana Rocha**

**( USP )**

**LOCAL**

Fundação Getúlio Vargas  
Praia de Botafogo, 190 - 10º andar - Auditório

**DATA**

07/05/98 (5ª feira)

**HORÁRIO**

16:00h

**Coordenação: Prof. Pedro Cavalcanti Gomes Ferreira**

**Email: [ferreira@fgv.br](mailto:ferreira@fgv.br) - ☎ (021) 536-9250**

BIBLIOTECA MARIO HEINRICH SIMONSEN FUNDAÇÃO GUILHERME
F2686/94 20-08-99

AC 52069

20-08-99

D - R B 10,00

BB-00064642-1

## **Falência Bancária no Brasil : um modelo de risco proporcional**

Fabiana Rocha<sup>\*</sup>  
Departamento de Economia - FEA/USP  
Av. Prof. Luciano Gualberto, 908  
São Paulo - SP  
05508-900  
e-mail: frocha@usp.br

---

<sup>\*</sup> Eu gostaria de agradecer Márcio Issao Nakane pelos seus valiosos comentários. Quaisquer erros são minha inteira responsabilidade.

# **Falência Bancária no Brasil : um modelo de risco proporcional**

Fabiana Rocha

O objetivo desse artigo é construir um modelo de previsão de insolvência bancária que forneça um sistema de “early warning” capaz de identificar as instituições bancárias com eventuais problemas, usando indicadores financeiros. Este sistema permitiria uma alocação mais eficiente dos escassos recursos existentes para exame bancário e permitiria uma melhor qualidade de supervisão ao possibilitar a identificação de um banco com problemas enquanto ainda fosse possível a implementação de medidas corretivas. Este modelo é de particular interesse uma vez que desde a adoção do Plano Real mais de 50 dos 271 bancos existentes foram oficialmente declarados insolventes e foram subsequentemente fechados, adquiridos por outra instituição ou receberam assistência para evitar falência. O modelo aqui construído se baseia no modelo de risco proporcional de Cox. A vantagem desse modelo é que, além de fornecer indicações sobre quais indicadores servem como melhores previsores de falência, ele provém informação com respeito ao período provável de quebra. Os resultados obtidos sugerem claramente que um modelo de risco proporcional pode ser um instrumento efetivo de “early warning”. A acurácia da classificação do modelo estimado é bastante alta e, mais importante ainda, o modelo identifica com antecedência uma proporção substantiva das falências.

## **I. Introdução**

O sistema financeiro brasileiro, ao contrário do sistema financeiro de outros países latino-americanos (Argentina, Chile e Uruguai), sempre foi marcado por uma grande estabilidade. Este quadro, contudo, mudou bastante depois da adoção do Plano Real. Para se ter uma idéia da magnitude dessa mudança basta lembrar que de um total de 271 bancos existentes no início do plano, mais de 50 já passaram por algum tipo de ajuste que resultou em transferência de controle acionário, intervenção e/ou liquidação por parte do Banco Central.

Com essa mudança o problema da solidez do sistema financeiro passou ao centro das atenções, levando a um reexame das medidas para prevenir crises assim como da forma de responder a elas quando elas acontecem. Há um consenso de que a chave para a prevenção consiste num aperfeiçoamento da regulação, que inclui estabelecimento de requisitos de licenciamento e imposição de padrões prudenciais, e numa melhor supervisão, que requer o monitoramento e cumprimento destes padrões.

Entretanto, dados a velocidade das inovações financeiras , o espaço para incorrer em fraude ou simplesmente mau gerenciamento e a dificuldade para detectar má conduta, o monitoramento efetivo requer um processo constante de análise e questionamento das atividades e dados dos bancos. Como os custos diretos de recursos assim como o pessoal com a necessária qualificação são escassos, em especial nos países em desenvolvimento, as autoridades responsáveis pela supervisão dos bancos sempre estão procurando um jeito melhor de monitorar o desempenho.

A fim de avaliar a condição financeira dos bancos para determinar a urgência de exames “on-site” modelos de previsão de falência bancária começaram a ser formulados. Estes modelos ofereceriam aos reguladores um sistema de “early warning” que discriminaria estatisticamente entre bancos com problema e bancos sem problema a partir da seleção de indicadores financeiros adequados. Tal sistema permitiria uma melhor alocação dos recursos destinados a exames de bancos, ajudando os reguladores a detectar instituições em dificuldades financeiras antes que fosse tarde demais.<sup>1</sup>

O objetivo desse artigo é construir um modelo de “early warning” para o sistema financeiro brasileiro. O modelo de risco proporcional de Cox é aplicado na previsão de falências bancárias porque ele tem a vantagem de fornecer informação com relação ao tempo esperado em que a quebra será observada.

O artigo é organizado da seguinte forma. A segunda seção apresenta a especificação teórica do modelo de risco proporcional de Cox. A terceira seção discute o processo de amostragem. A quarta seção resume a estimação do modelo e os resultados de classificação. As conclusões e algumas sugestões para pesquisas futuras são apresentadas na quinta seção.

---

<sup>1</sup> Bovenzi et al. (1983) observam que modelos de previsão de falência bancária também podem ser usados para classificar bancos em diferentes categorias de risco para um esquema de seguro depósito com prêmios variáveis. Dado que esses modelos estabelecem que variáveis financeiras são significativamente relacionadas com risco de quebra eles podem servir como uma base para calcular risco.

## II. O modelo de risco proporcional

A maioria dos modelos de “early warning”/ previsão de falência feitos até agora tem usado análise discriminante ou modelos de resposta qualitativa ( técnicas logit/probit).<sup>2</sup> O objetivo destes modelos é determinar a probabilidade com que um banco com certas características irá à falência ou não. Mais precisamente, as preve-se as probabilidades de falência / não falência em algum ponto no tempo ao longo de um certo período.<sup>3</sup>

Assim como estas outras técnicas estatísticas, um modelo de risco proporcional também produz estimativas da probabilidade de falência ( ou sobrevivência) de um banco. Ele tem, contudo, uma vantagem especial que é sua habilidade de estimar o tempo provável de ocorrência da quebra. Isto porque ele gera a probabilidade estimada de um banco sobreviver mais do que diferentes períodos especificados como uma função do tempo. Além disso, um modelo de risco proporcional não requer qualquer hipótese sobre as propriedades distributivas dos dados.

A variável dependente num modelo de risco proporcional é o tempo até falência de um banco individual,  $T$ . A probabilidade de um banco sobreviver mais do que  $t$  períodos é chamada função sobrevivência (*survivor function*) e tem a seguinte forma geral :

---

<sup>2</sup> Sinkey (1975) usa análise discriminante, Martin (1977) usa um modelo logit, and Bovenzi et al. (1983) usa um modelo probit. Demiguc-Kunt compara diferentes modelos empíricos de previsão de falência bancária feitos para os Estados Unidos.

<sup>3</sup> Em modelos de resposta qualitativa, a determinação de  $X$  (característica dos bancos) precede a de  $y$  (falência ou quebra). Consequentemente, é importante especificar a distribuição condicional de  $y$  dado  $X$ ,  $P(y = 1|X)$ , enquanto a especificação da distribuição de  $X$  pode ser ignorada. Na análise discriminante, ao contrario, a colocação  $y=1$  precede logicamente a determinação de  $X$ . Isto implica que é mais natural especificar a distribuição conjunta de  $X$  e  $y$ , além da distribuição condicional de  $y$  dado  $X$ . Em termos simples, a principal diferença entre os dois modelos está relacionada a seus objetivos. Estimar as probabilidades de falência é o objetivo dos modelos de resposta qualitativa. Eles analisam, então, uma relação causal. Por outro lado, classificação é o principal objetivo da análise discriminante o que faz dela somente uma técnica classificatória. Além disso, probit e logit não dependem da hipótese de normalidade multivariada das variáveis independentes enquanto o mesmo não acontece com a análise discriminante. Para uma discussão destas duas técnicas ver Amemiya (1981). Greene (1993), entre outros, tem uma discussão completa dos modelos de resposta qualitativa.

$$S(t) = \Pr[T > t] = 1 - F(t) \quad (1)$$

$F(t)$  é a função de distribuição cumulativa do tempo até falência e a função densidade de probabilidade é igual a  $f(t) = -S'(t)$ . Embora a distribuição do tempo até falência possa ser descrita por  $F(t)$  ou  $f(t)$  ela é, geralmente, caracterizada pela função risco (*hazard function*):

$$h(t) = \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{P[t < T < t + dt | T > t]}{dt} = \frac{-S'(t)}{S(t)} \quad (2)$$

A função risco,  $h(t)$ , dá a probabilidade de falência no próximo instante, dado que o banco sobreviveu até o período  $t$ .

Dependendo das hipóteses feitas sobre a natureza da distribuição do tempo até falência, diferentes tipos de modelos de risco podem ser especificados. Suponhamos que  $h(t|X, \beta)$  seja a função risco no tempo  $t$  para um banco qualquer, onde  $X$  representa um conjunto de variáveis que assume-se afetam a probabilidade de quebra, e  $\beta$  os coeficientes (que descrevem como cada variável característica afeta a probabilidade de quebra) a serem estimados. Num modelo de risco proporcional,  $h(t|X, \beta) = h_0(t)\Psi(X, \beta)$ , onde  $\Psi(X, \beta)$  é alguma função de  $X$  tal que  $\psi(0) = 1$  e  $h_0(t)$  é uma função risco para um banco com  $X = 0$ , denominada *baseline hazard function*. Se as variáveis explicativas forem centralizadas, de forma que um banco com  $X = 0$  tem valores iguais às médias populacionais, então  $h_0(t)$  pode ser pensado como a função risco de um banco “médio” na população. Então, num modelo de risco proporcional o efeito das variáveis explicativas é multiplicar a função risco de um banco médio,  $h_0(t)$ , por alguma função  $\Psi(X, \beta)$  dos desvios das variáveis explicativas de seus valores médios.

Um caso especial de modelo de risco proporcional que será utilizado aqui é o modelo de Cox (1972) no qual  $\Psi(X, \beta) = \exp(X' \beta)$ . A função risco é então dada por:

$$h(t|X, \beta) = h_0(t) \exp(X' \beta) \quad (3)$$

O modelo de Cox, em geral, é denominado semi-paramétrico ( $h_0(t)$  é sua parte não paramétrica e  $\exp(X' \beta)$  é sua parte paramétrica). Assume-se que a função risco *baseline*  $h_0(t)$  é arbitrária e depende somente do tempo. Além disso, não são requeridas hipóteses distributivas para estimar  $\beta$  ou  $h_0(t)$ . A segunda parte de (3), por outro lado, depende do vetor dos parâmetros de regressão  $\beta$ .

A função de sobrevivência correspondente para o modelo de risco proporcional de Cox, que é usada para calcular a probabilidade de um banco sobreviver mais do que um determinado período de tempo é dada por:

$$S(t|X, \beta) = S_0(t)^{\exp(X' \beta)} \quad (4)$$

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

é a função sobrevivência correspondente à função risco *baseline*  $h_0(t)$ . Como na função risco,  $S_0(t)$  é denominada função sobrevivência *baseline* (*baseline survivor function*) e depende somente do tempo. Ela é a mesma para todos os bancos<sup>4</sup>. Com base nisso, é preciso identificar uma amostra de bancos que quebraram e uma amostra de controle

---

<sup>4</sup> A integral entre parênteses é denominada *integrated baseline hazard*. Sua contrapartida em termos da função risco geral é denominada simplesmente *integrated hazard*. Ela não tem uma interpretação adequada, mas como se verá adiante constitui um ingrediente básico do teste de especificação do modelo.



composta por bancos que não quebraram. Deve-se, então, escolher para ambas as amostras o horizonte de tempo relevante antes da quebra a fim de que a probabilidade “baseline” relevante seja determinada. De posse dos coeficientes estimados, substitui-se os valores das variáveis características relevantes na fórmula anterior obtendo-se a função sobrevivência. Ela dará a probabilidade de uma instituição financeira particular com certas características sobreviver por  $t$  períodos no futuro.

### III. Amostra

O desenvolvimento de um modelo estatístico de falência bancária requer :

- 1) uma amostra de bancos que faliram, e a identificação de bancos que não quebraram para servir de comparação,
- 2) dados contábeis dos bancos a serem analisados

A amostra de bancos que quebraram inclui todos os bancos que foram declarados insolventes no período Julho de 1994 a Dezembro de 1995. Ela é formada por 22 bancos que foram fechados ou sofreram intervenção durante este período. Os 23 maiores bancos do país foram escolhidos como base de comparação. Esta escolha foi feita por serem estes bancos considerados os mais tradicionais e estáveis no mercado. Poderia ter sido usada uma amostra aleatória de bancos ou todos os bancos existentes no mercado mas isso implicaria a presença de poucos bancos quebrados na amostra, o que comprometeria a aplicação do modelo de Cox.<sup>5</sup>

Indicadores financeiros geralmente utilizados para analisar bancos no Brasil são utilizados como variáveis explicativas. Eles foram obtidos de boletins da Austin Asis ( *Manual de Análise da Austin Asis* ), uma firma de consultoria especializada na análise de

---

<sup>5</sup> Outras alternativas de amostra podem ser achadas em outros estudos de falência bancária. Lane et al. (1986) usam uma amostra casada. Para cada banco quebrado incluído na amostra, um ou mais bancos que não quebraram são adicionados como pares. Whalen (1991) inclui em sua amostra todos os bancos que quebraram durante o período de análise mas os bancos que não quebraram foram selecionados aleatoriamente.

risco bancário. Como potenciais previsores de falência 26 indicadores foram testados <sup>6</sup>. Estes indicadores, assim como suas definições, são dados na Tabela 1.

Seguindo Lane et al. (1986) dois conjuntos de dados foram usados. O primeiro, denominado conjunto de dados um ano atrás, é composto pelos 26 indicadores em 31 de Dezembro do ano anterior à insolvência para cada um dos 22 bancos. O segundo, denominado conjunto de dados dois anos atrás, contém os valores dos mesmos indicadores relativos a 31 de Dezembro dois anos antes da quebra.

É comum em estudos de distribuição do tempo até falência que a amostra seja formada de elementos para os quais somente um limite temporal inferior esteja disponível. Mais precisamente, aparecem com frequência na amostra elementos para os quais o tempo até a falência é desconhecido simplesmente porque a falência não é observada até o final do período amostral. Neste caso, o procedimento é censurar o tempo de sobrevivência desse elemento. No presente trabalho, por exemplo, os tempos até falência de todos os bancos que não quebraram na amostra são censurados, uma vez que tudo que é sabido sobre esses bancos é que eles sobreviveram até Dezembro de 1995. O tempo de sobrevivência para um banco que faliu é o tempo ( em meses) antes da quebra até a data da quebra. Para um banco que não faliu, o tempo de sobrevivência censurado é definido como o tempo ( em meses) até Dezembro de 1995. O tempo de falência é , então, censurado em 12 e 24 meses para o conjunto de dados um ano atrás e para o conjunto de dados dois anos atrás respectivamente, uma vez que sabe-se que os bancos na amostra sobreviveram pelo menos este período no futuro.

Finalmente, é importante observar que o modelo de Cox é baseado na hipótese de variáveis independentes constantes. Então, é assumido aqui que os valores dos indicadores contábeis para um banco particular permanecem constantes ao longo do período de análise. Por exemplo, para o conjunto de dados um ano atrás, esta hipótese implica que os valores dos 26 indicadores não mudaram de 31 de Dezembro do ano anterior até o banco quebrar ou ser censurado. Embora esta hipótese de constância possa ser questionada, o bom ajustamento e os resultados de previsão obtidos pelo modelo de Cox justificam sua adoção.

---

<sup>6</sup> Não há consenso na literatura acadêmica internacional sobre quais indicadores são os melhores previsores

**Tabela 1**  
**Indicadores Financeiros**

Indicador	Fórmula
<b>Estrutura</b>	
Capitalização	Patrimônio Líquido/Passivo Real
Imobilização Própria	(Ativo Permanente-Imobilizado de Arrendamento)/Patrimônio Líq.
Imobilização Total	(Ativo Permanente-Imobilizado de Arrendamento)/(Patrimônio Líquido+Exigível a Longo Prazo)
Capital de Giro	(Patrimônio Líquido-Ativo Permanente)/Patrimônio Líquido
Alavancagem	Captação Total/Patrimônio Líquido
<b>Solvência</b>	
Encaixe	Disponibilidade/Depósitos a Vista
Cobertura Voluntária	Disponibilidade/Passivo Real
Solvência Corrente	Ativo Circulante Real/Passivo Circulante Real
Assistência Financeira	Obrigações por Empréstimos-Instituições Oficiais/Captação Total
Adequação de Prazos	Realizável a Longo Prazo Real/Exigível a Longo Prazo Real
Inadimplência	Operações de Crédito para Liquidação Duvidosa/Operação de Crédito
Provisionamento	Provisões de Crédito para Liquidação Duvidosa/Operação de Crédito
Comprometimento	Operação de Crédito para Liquidação Duvidosa/Patrimônio Líquido
<b>Custos</b>	
Intermediação	Despesa de Intermediação Financeira-Provisão para Crédito de Liquidação Duvidosa-Ajuste dos Programas de Estabilização Econômica/Captação Total
Pessoal	Despesa Pessoal/Captação Total
Administrativo	Despesa Administrativa/Captação Total
Total	Despesa Total/Captação Total
<b>Rentabilidade</b>	
Geração de Rendas	Receita da Intermediação Financeira/Ativo Real-Ativo Permanente
Margem Bruta	Resultado Bruto da Intermediação Financeira/Receita da Intermediação Financeira
Margem Operacional	Resultado Operacional/Receita da Intermediação Financeira
Margem Líquida	Resultado Líquido/Receita da Intermediação Financeira
Rentabilidade do Patrimônio Líquido	Resultado Líquido/Patrimônio Líquido
<b>Crescimento</b>	
Aplicações Totais	Aplicação Total do Último Período/Aplicação Total do Período Anterior
Captações Totais	Captação Total do Último Período/Captação Total do Período Anterior
Receita da Intermediação Financeira	Receita da Intermediação Financeira do Último Período/Receita da Intermediação Financeira do Período Anterior
Resultado Líquido	Resultado Líquido do Último Período/Resultado Líquido do Período Anterior <sup>7</sup>

de falência. Outro problema são as altas correlações entre os indicadores financeiros.

<sup>7</sup> Foram, ainda, utilizados para calcular os indicadores apresentados na tabela os seguintes conceitos :

Ativo Real = Ativo Total – Relações Interfinanceiras – Relações Interdependências

Passivo Real = Passivo Total – Relações Interfinanceiras – Relações Interdependências

Aplicação Total = Ativo Real – Ativo Permanente – Diversos

Captação Total = Passivo Real – Patrimônio Líquido - Diversos

IV. Estimação do modelo e resultados <sup>8</sup>

A fim de determinar o sub-conjunto dos 26 indicadores que mostra a relação mais forte com a probabilidade de sobrevivência bancária, vários modelos alternativos compostos por diferentes variáveis explicativas foram estimados, tanto para o conjunto de dados um ano atrás como para o conjunto de dados dois anos atrás.<sup>9</sup>

As Tabelas 2 e 3 contêm um resumo dos resultados da estimação para o conjunto de dados um ano atrás e para o conjunto de dados dois anos atrás respectivamente<sup>10</sup>. Para cada variável nesses modelos, as tabelas fornecem os coeficientes estimados, os níveis de probabilidade para o teste de coeficientes populacionais iguais a zero e os erros padrão.

**Tabela 2**

**Resumo dos Resultados do Modelo de Cox : conjunto de dados um ano atrás**

Variável	Coeficiente	Nível de probabilidade	Erro padrão
Alavancagem	-0,000735	0,05610	0,000385
Comprometimento	0,020737	0,00846	0,007876
Captação	0,000268	0,06484	0,000145

<sup>8</sup> O único modelo de previsão de falência para o Brasil foi feito por Matias e Siqueira (1996). Eles usam análise logit para o período Julho de 1994 a Março de 1995 e concluem que custo administrativo, comprometimento do patrimônio líquido com créditos em liquidação e evolução da captação de recursos são importantes variáveis explicativas. A acurácia da classificação do modelo estimado é bastante alta.

<sup>9</sup> S-Plus foi usado para estimar os modelos de Cox.

<sup>10</sup> O estimador de risco proporcional sugerido por Cox é atraente por permitir a estimação do vetor de parâmetros sem impor qualquer hipótese sobre a forma da função risco *baseline* ao usar uma abordagem de verossimilhança parcial. Contudo, como observado anteriormente deve-se aceitar que a diferença nos riscos de dois bancos depende somente das suas covariadas em cada ponto do tempo.

**Tabela 3****Resumo dos Resultados do Modelo de Cox : conjunto de dados dois anos atrás**

Variável	Coefficiente	Nível de probabilidade	Erro padrão
Alavancagem	-0,000722	0,0807	0,0004
Margem Líquida	-0,339702	0,0003	0,0938
Captção	0,000214	0,0887	0,0001

Um coeficiente positivo indica que um aumento (decréscimo) na variável está associado com um decréscimo (aumento) na probabilidade de sobrevivência. Todos os coeficientes no modelo são significantes e apresentam os sinais esperados. Primeiro é importante observar que a significância do indicador Alavancagem mostra que as medidas recentes implementadas pelo Banco Central com relação à obrigatoriedade de capitalização e capital mínimos, adotadas na esteira do Acordo da Basileia, foram corretas. O indicador Comprometimento, que mostra o volume do ativo deteriorado em relação ao patrimônio, mostrou-se estatisticamente significativo a despeito do fato dos dados de balanço em geral subestimarem os créditos em atraso e em liquidação. O indicador Captção representa a pressão exercida pelo banco sobre o mercado de forma que um crescimento desta torna explícita a necessidade de recursos por parte da instituição.

Foi, ainda, implementado um teste de razão de verossimilhança com o intuito de obter uma indicação da contribuição conjunta das variáveis explicativas para o ajuste do modelo. Os resultados apontam que os coeficientes são em conjunto estatisticamente diferentes de zero. Para o conjunto de dados um ano atrás, a estatística do teste é 9,87 com nível de probabilidade 0,0197 . Para o conjunto de dados dois anos atrás, a estatística do teste é 26 com nível de probabilidade de 0,00000953<sup>11</sup>.

---

<sup>11</sup> Para avaliara especificação do modelo foi realizado o teste de resíduos generalizados que estabelece que, na ausência de censura, os valores da função risco integrada são semelhantes aos valores da função risco

A principal característica que diferencia o modelo de Cox é a informação que ele fornece sobre o provável tempo de quebra da instituição. De forma mais precisa, o modelo de Cox gera a probabilidade de um banco sobreviver mais do que  $t$ , ou melhor estima  $S(t|X, B) = \Pr[T > t|X, B]$  onde  $T$  é o tempo até falência do banco e  $t$  é um dado número de períodos de tempo. O modelo ajustado para o conjunto de dados um ano antes pode ser usado para estimar a probabilidade que um banco irá durar mais do que  $t$  meses onde  $0 < t \leq 12$ . Para o modelo baseado no conjunto de dados dois anos antes  $12 < t \leq 24$ . Esta informação adicional é captada pela função sobrevivência estimada para cada um dos bancos na amostra, os que foram declarados insolventes e os que não foram declarados insolventes. Ela é obtida substituindo-se os  $X$ ,  $\beta$  relevantes, e a função sobrevivência *baseline* na equação (4)<sup>12</sup>. O *plot* da probabilidade de sobrevivência contra o tempo para um dado vetor de covariadas  $X$  fornece a probabilidade de um banco particular sobreviver  $t$  períodos no futuro. A estratégia aqui adotada foi, no entanto, a de apresentar as funções sobrevivência não para cada banco individualmente mas para o conjunto de bancos insolventes, de um lado e para o conjunto de bancos solventes, de outro. Assim, a figura 1 (figura 2) descreve o perfil de sobrevivência para o vetor dos valores médios para Alavancagem, Comprometimento e Captação (Alavancagem, Margem Líquida e Captação) para os bancos que faliram e para os bancos que não faliram na amostra um ano (dois anos) atrás. As curvas superiores descrevem o perfil de sobrevivência dos bancos saudáveis. Para o conjunto de dados um ano atrás este perfil mostra que a probabilidade estimada de um banco saudável sobreviver mais do que um número qualquer de meses entre 0 e 12 é maior do que 0,5. Para a amostra de dois anos atrás o perfil de sobrevivência para um banco saudável mostra que a probabilidade do banco sobreviver mais do que qualquer número de meses entre 12 e 24 é maior do que 0,73. As curvas inferiores são os perfis para os bancos que faliram. Elas se situam bem abaixo dos perfis de sobrevivência dos bancos que não quebraram porque as variáveis explicativas para este grupo de bancos refletem um risco mais alto e, portanto, maior

---

integrada efetiva de um distribuição exponencial padrão. Embora vários dos dados aqui considerados sejam censurados, o ajuste é extremamente bom exceto para o último período que é quando a censura ocorre.

probabilidade de quebra. A probabilidade dos bancos com problema ( ou não saudáveis) sobreviverem mais do que 12 meses é aproximadamente 0,15. A probabilidade estimada dos bancos com problema sobreviverem mais do que 24 meses é somente 0,03. A distância vertical entre as duas curvas ( as superiores e as inferiores) representa a redução estimada na probabilidade de sobrevivência de um banco com problema com relação a um banco sem problema a cada horizonte de tempo.

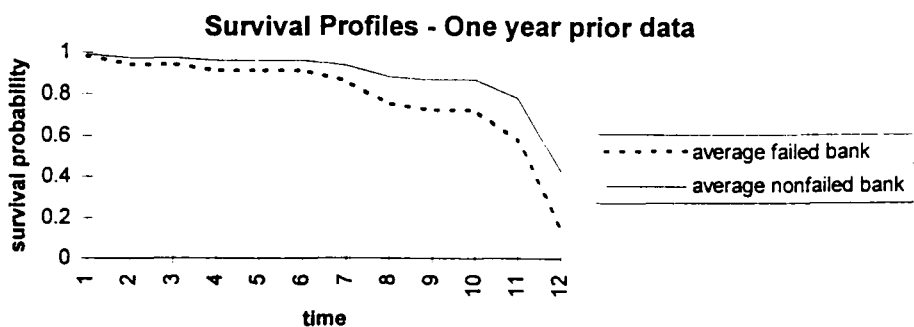


Figura 1

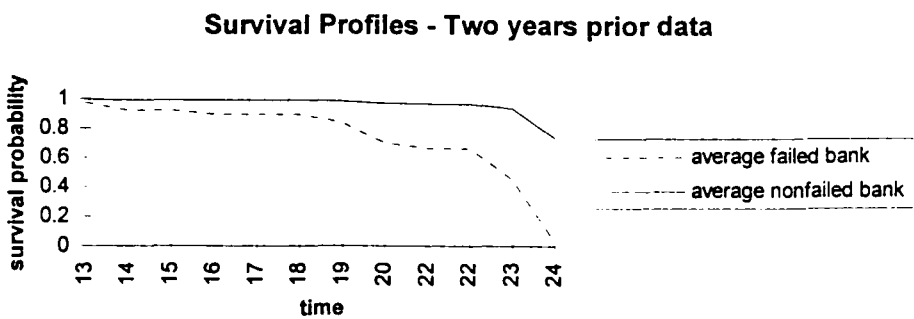


Figura 2

<sup>12</sup> A função sobrevivência *baseline* foi estimada usando-se a estimativa não paramétrica da função risco *baseline* sugerida em Cox e Oakes (1984), seção 7.8.

A utilidade do modelo de Cox como um potencial sistema de “early warning” será testada utilizando-se o seguinte procedimento de classificação. A probabilidade estimada de um banco sobreviver mais do que  $t$  meses, dados os valores dos indicadores financeiros para aquele banco, será comparada com um valor de corte. Se esta probabilidade é menor do que o valor de corte o banco é classificado como uma provável quebra ( ou um banco com problemas) e se esta probabilidade é maior do que o valor de corte o banco é classificado como uma falência improvável ( ou um banco saudável, sem problemas). Para o conjunto de dados um ano atrás a análise é feita para as probabilidades de sobrevivência previstas para 3, 6, 9 e 12 meses. Para o conjunto de dados dois anos atrás, a análise é feita para as probabilidades de sobrevivência previstas para 15, 18, 21 e 24 meses. Como feito usualmente a proporção de bancos que não faliraram na amostra é usada para determinar os valores de corte. A probabilidade de um banco sobreviver mais do que 3, 6, 9 e 12 meses ( 15, 18, 21 e 24 meses) quando o conjunto de dados um ano (dois anos) atrás é considerado é de aproximadamente 0,93, 0,91, 0,75 e 0,51 respectivamente. Então, quando a amostra de dados um ano atrás é considerada, se a probabilidade estimada de um banco sobreviver mais do que 6 meses é menor do que 0,91 a previsão é de que ele irá falir em 6 meses. Quando a amostra dois anos atrás é usada, a previsão é que o banco irá falir dentro de 18 meses. Se a probabilidade de sobrevivência estimada de um banco é maior do que 0,91 a previsão é que ele irá sobreviver mais do que 6 e 18 meses se a amostra um ano atrás e dois anos atrás são usadas respectivamente.

Como nos estudos anteriores sobre previsão de falência, um erro Tipo I é definido como a classificação errada de um banco que quebrou como uma não quebra e um erro Tipo II é definido como a classificação errada de um banco que não quebrou como uma quebra. Geralmente um erro Tipo I é considerado mais importante do que um erro Tipo II num sistema de “early warning”. Prever que um banco vai sobreviver quando na verdade ele quebra implica demora na resolução e, conseqüentemente, maiores custos de resolução. Apesar disso, uma vez que os recursos para exame dos bancos são escassos, os erros Tipo II também devem ser minimizados a fim de evitar exames desnecessários. Além do mais, se um erro Tipo II se torna público uma corrida ao banco



em questão poderia ser precipitada e o banco que até então era saudável acabar efetivamente tendo problemas. Contudo, é importante observar que como as previsões estão relacionadas ao horizonte de tempo examinado, alguns erros Tipo II podem representar bancos que de fato quebraram em algum período de tempo futuro. Assim, a fim de avaliar corretamente a acurácia do modelo de Cox como um sistema de “early warning” seria útil identificar quantos bancos que foram erroneamente classificados, de fato quebraram dentro de um intervalo de tempo relevante. Este procedimento é fundamental porque esta categoria de erro Tipo II constitui efetivamente um sucesso.

As Tabelas 4 e 5 apresentam os resultados de classificação obtidos utilizando-se os modelos estimados baseados no conjunto de dados um ano atrás e dois anos atrás respectivamente.

**Tabela 4**  
**Resultados de classificação - conjunto de dados um ano atrás**

Horizonte de tempo (meses)	Erro Tipo I	Erro Tipo II
3	0 (0,00)	6 (0,14) <sup>a</sup>
6	0 (0,00)	5 (0,12) <sup>b</sup>
9	3 (0,27)	4 (0,12) <sup>c</sup>
12	0 (0,00)	21 (0,91)

a Dos 6 bancos, 4 faliram entre 3 e 12 meses. Então, somente 2 erros tipo II foram cometidos para os bancos que não quebraram (2 %)

b Dos 5 bancos, 3 faliram entre 6 e 12 meses. Então, somente 2 erros tipo II foram cometidos para os bancos que não quebraram (2%).

c Dos 4 bancos, 2 faliram depois de 9 meses. Então, somente 2 erros tipo II foram cometidos para os bancos que não quebraram (2%).

**Tabela 5**  
**Resultados de classificação - conjunto de dados dois anos atrás**

Horizonte de tempo (meses)	Erro Tipo I	Erro Tipo II
15	0 (0,00)	13 (0,31) <sup>a</sup>
18	1 (0,25)	13 (0,32) <sup>b</sup>
21	3 (0,27)	12 (0,35) <sup>c</sup>
24	1 (0,05)	8 (0,35)

a Dos 13 bancos, 12 faliram entre 15 e 24 meses. Então, somente 1 erro tipo II foi cometido para os bancos que não quebraram (1%).

b Dos 13 bancos, 12 faliram entre 18 e 24 meses. Então, somente 1 erro tipo II foi cometido para os bancos que não quebraram (1%).

c Dos 12 bancos, 9 faliram depois de 21 meses. Então, somente 3 erros tipo II foram cometidos para os bancos que não quebraram (3%).

Existe uma diferença grande nas magnitudes dos erros tipo I de acordo com o horizonte de tempo. Para a amostra um ano atrás o modelo não comete erros exceto para a previsão de quebras dentro de 9 meses , caso em que o erro tipo I é 27%. Os erros tipo II não são muito baixos. Chama bastante atenção o erro de 91% para o horizonte de 12 meses. O aspecto positivo é que uma grande proporção dos erros tipo II, tanto para o conjunto de dados um ano atrás e dois anos atrás, se refere a bancos que em última instância quebraram antes que 12 meses e 24 meses transcorressem respectivamente. Então, o modelo estava sinalizando que os bancos eram potenciais quebras antes que eles fossem efetivamente declarados insolventes. Assim, o modelo tem como vantagem adicional sua capacidade de classificar um banco como tendo problemas antes da declaração efetiva de sua insolvência. O resultado prático disso é a disposição de um tempo maior para que medidas corretivas sejam tomadas.

## V. Conclusões

O aumento do número de bancos com dificuldades depois da implantação do Plano Real aumentou o interesse em como verificar a solidez do sistema bancário. Os grandes depositantes passaram a se preocupar com seus riscos de perda e os reguladores

se tornaram conscientes da necessidade de antecipar situações problema requerendo intervenção.

Uma resposta a este aumento da necessidade de medida de risco poderia ser a construção de um modelo de previsão de falência bancária que provesse os reguladores dos bancos com um sistema de “early warning” que identificasse instituições com problemas futuros usando dados financeiros. Tal sistema permitiria uma alocação mais eficiente dos escassos recursos disponíveis para exame bancário e uma melhora na qualidade do desempenho dos reguladores uma vez que permitiria a identificação de um banco com problemas enquanto ainda fosse possível implementar medidas corretivas.

No presente estudo o modelo de risco proporcional de Cox foi aplicado para a previsão de falências bancárias no Brasil. Sua vantagem mais significativa é a provisão de informação a respeito do provável tempo de quebra. Os resultados sugerem fortemente que o modelo de risco proporcional pode ser um instrumento de “early warning” efetivo. A acurácia da classificação do modelo estimado é bastante alta, e o que é mais importante o modelo identifica uma proporção considerável das falências com antecedência.

Não há dúvida de que muita pesquisa adicional deve ser feita para melhorar a acurácia e a confiabilidade dos modelos de previsão de insolvência. Este estudo representa, então, um esforço inicial de construir um dispositivo de medida de risco de falência. Duas direções para pesquisa futura aparecem imediatamente. Primeiro, seria muito importante investigar especificações alternativas de modelos. Uma comparação dos resultados usando análise de discriminante, modelos de resposta qualitativa e modelos de risco proporcional poderia ajudar na escolha da técnica estatística mais adequada. Segundo, uma investigação detalhada das características dos bancos que quebraram mas que não foram classificados como potenciais quebras poderia fornecer pistas de como reconhecer uma instituição com problemas. A principal questão é verificar se o erro aconteceu porque haviam outras considerações que não foram examinadas pelo modelo de previsão de insolvência ou porque é simplesmente impossível identificar os bancos erroneamente classificados como quebras potenciais usando somente indicadores financeiros.

## Bibliografia

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

Bovenzi, J.F., J.A. Marino and F.E. McFadden (1983) "Commercial Bank Failure Prediction Models", Federal Reserve Bank of Atlanta *Economic Review*, November, 14-26.

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

Cox, D.R. and Oakes, D. (1984) *Analysis of Survival Data*, London : Chapman e Hall.

Demirguc-Kunt, A. (1989) "Deposit-Institution Failures: A Review of the Empirical Literature", Federal Reserve Bank of Cleveland *Economic Review*, Fourth Quarter, 2-18.

Diamond, D.W. (1984) "Financial Intermediation and Delegated Monitoring", *Review of Economic Studies*, 51: 393-414.

Greene, W.H. (1993) *Econometric Analysis*, Prentice Hall, Third Edition.

Kiefer, N.M. (1988) "Economic Duration Data and Hazard Functions", *Journal of Economic Literature*, 26: 646-79.

Lane, W.R., S.W. Looney, and J.W. Wansley (1986) "An Application of the Cox Proportional Hazards Model to Bank Failure", *Journal of Banking and Finance*, 10: 511-31.

Martin, D.(1977) "Early Warning of Bank Failure : A Logit Regression Approach", *Journal of Banking and Finance*, 1:249-76.

Matias, A.B. and J.O. Siqueira (1996) "Risco Bancário : Modelo de Previsão de Insolvência de Bancos no Brasil", *Revista de Administração*, Abril/Junho, 19-28.

Whalen,G. (1991) "A Proportional Hazards Model of Bank Failure : An Examination of Its Usefulness as an Early Warning Tool", Federal Reserve Bank of Cleaveland *Economic Review*, First Quarter, 21-31.



N.Cham. P/EPGE SPE R672f

Autor: Rocha, Fabiana.

Título: Falência bancária no Brasil : um modelo de risco



089093

52069

FGV - BMHS

Nº Pat.: F2886-99

000089093

