

Previsão de falência bancária: um modelo de risco proporcional*

FABIANA ROCHA**

Este artigo procura 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. Esse sistema permitiria uma alocação mais eficiente dos escassos recursos existentes para exame bancário e uma melhor qualidade de supervisão ao possibilitar a identificação de um banco com problemas enquanto ainda fosse possível a implementação de medidas corretivas. Esse 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, sendo subsequentemente fechados ou adquiridos por outra instituição, ou ainda 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 informa 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 precisão da classificação do modelo estimado é bastante alta e, mais importante ainda, o modelo identifica com antecedência uma proporção substantiva das falências.

1 - Introdução

O sistema financeiro brasileiro, ao contrário do de outros países latino-americanos (Argentina, Chile e Uruguai), sempre foi marcado por uma grande estabilidade. Esse 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 isso, o problema da solidez do sistema financeiro centralizou as atenções, levando a um reexame das medidas para prevenir crises bem como a forma de responder a elas, quando acontecem. Há um consenso de que a chave para a prevenção consiste num aperfeiçoamento da regulação, que inclui o estabeleci-

* A autora agradece especialmente ao professor Alberto Borges Matias pelas discussões sobre o tema e por ter colocado à disposição os indicadores financeiros dos bancos. Agradece também a Paulo Picchetti e Márcio Issao Nakane pelos valiosos comentários. As sugestões de dois pareceristas anônimos foram fundamentais para melhorar a qualidade do trabalho. Quaisquer erros são de minha inteira responsabilidade.

** Do Departamento de Economia da FEA/USP.

mento de requisitos de licenciamento e a imposição de padrões prudenciais, e numa melhor supervisão, que requer o monitoramento e cumprimento desses padrões.

Entretanto, em razão da velocidade das inovações financeiras, do espaço para incorrer em fraude, ou simplesmente mau gerenciamento, e da dificuldade para detectar má conduta, o monitoramento efetivo requer um processo constante de análise e questionamento das atividades e dados dos bancos. Devido aos custos diretos de recursos e à escassez de pessoal com a necessária qualificação, os exames *on-site* devem ser cuidadosamente implementados. Isso porque se bancos saudáveis são examinados muito freqüentemente, tem-se o desperdício de recursos valiosos; por outro lado, se bancos com problemas não são examinados com a freqüência devida, a demora acaba levando inevitavelmente a um aumento dos custos de resolução.

Para se avaliar a condição financeira dos bancos e determinar a urgência de exames *on-site*, vários modelos de previsão de falência bancária começaram a ser formulados. Esses 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 melhor alocação dos recursos destinados a exames de bancos, ajudando os reguladores a detectar instituições com dificuldades financeiras antes que fosse tarde demais.¹ Várias técnicas foram utilizadas para a construção de modelos de *early warning*/previsão de falência: análise discriminante [Sinkey (1975)], análise *logit* [Martin (1977)] e análise *probit* [Bovenzi, Marino e McFadden (1983)].² O propósito desses modelos é determinar a probabilidade de um banco com certas características ir à falência ou não. No entanto, as probabilidades previstas são de falência e não-falência em algum ponto não-especificado do tempo ao longo de um certo período.³

1 Bovenzi, Marino e McFadden (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 cálculo de risco.

2 Demirguc-Kunt (1989) compara diferentes modelos empíricos de previsão de falência bancária feitos para os Estados Unidos.

3 Em modelos de resposta qualitativa, a determinação de X (característica dos bancos) precede a de y (falência ou quebra). Conseqüentemente 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 contrário, a colocação $y = 1$ precede logicamente a determinação de X . Isso 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 dessas duas técnicas, ver Amemiya (1981). Greene (1993), entre outros, tem uma discussão completa dos modelos de resposta qualitativa.

O objetivo deste artigo é construir um sistema de *early warning* para os bancos no Brasil usando o modelo de risco proporcional de Cox. Como as técnicas estatísticas listadas anteriormente, o modelo de risco proporcional de Cox gera estimativas de probabilidade de um banco quebrar. Além disso, ao contrário dos outros, o modelo de Cox fornece informação com relação ao tempo esperado em que a quebra será observada. Na verdade, ele produz um perfil de sobrevivência para os bancos, ou seja, a probabilidade de os bancos sobreviverem mais do que diferentes períodos especificados como uma função do tempo. Além disso, não requer qualquer hipótese sobre as propriedades distributivas dos dados.⁴

Além desta introdução, o artigo está organizado em quatro seções: a Seção 2 apresenta a especificação teórica do modelo de risco proporcional de Cox. A Seção 3 discute o processo de amostragem. A Seção 4 resume a estimação do modelo e os resultados de classificação. As conclusões e algumas sugestões para pesquisas futuras são apresentadas na Seção 5.

2 - O modelo de risco proporcional de Cox⁵

Neste artigo, em que o objetivo é avaliar a probabilidade de quebra dos bancos, a variável dependente em um 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:

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

onde $F(t)$ 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, visto que o banco sobreviveu até o período t .

⁴ Existem dois estudos usando um modelo de risco proporcional para avaliar a falência bancária nos Estados Unidos: Lane, Looney e Wansley (1986) e Whalen (1991).

⁵ Existe uma diferença entre insolvência (um evento econômico) e falência (uma decisão regulatória). Assim, quando se usa um modelo de resposta qualitativa ou um modelo de risco proporcional, o que está sendo efetivamente modelado é a regra de decisão por parte da autoridade regulatória.

Existe uma série de vantagens estatísticas em estimar $h(t)$ em vez de $F(t)$ ou $f(t)$ [ver Cox e Oakes (1984)]. Obviamente, uma vez obtidas as estimativas de $h(t)$, as de $F(t)$ e $f(t)$ são imediatamente conseguidas usando:

$$F(t) = 1 - \exp \left[- \int_0^t h(u) du \right]$$

e:

$$f(t) = F'(t)$$

onde a integral entre parênteses é denominada função risco integrada (*integrated hazard*). Ela não tem uma interpretação adequada mas, como se verá mais adiante, constitui um ingrediente básico do teste de especificação do modelo.

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, admite-se, afetam a probabilidade de quebra e β 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 $X = 0$ tenha valores iguais às médias populacionais, então $h_0(t)$ poderá ser pensado como a função risco de um banco “médio” na população. Nesse caso, 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 semiparamétrico — $h_0(t)$ é sua parte não-paramétrica e $\exp(X'\beta)$ sua parte paramétrica. Admite-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 β ou $h_0(t)$. A segunda parte de (3), por outro lado, depende do vetor dos parâmetros de regressão β .

A função sobrevivência correspondente ao 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* $h_0(t)$. Tal 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. A integral entre parênteses, por correspondência, é denominada função risco integrada *baseline* (*baseline integrated hazard*).

Para ajustar o modelo, é preciso identificar uma amostra de bancos que quebraram e uma amostra de controle 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, substituem-se os valores das variáveis características relevantes na fórmula anterior, obtendo-se a função sobrevivência. Ela determina a probabilidade de uma instituição financeira particular com certas características sobreviver por t períodos no futuro.

3 - Amostra

O desenvolvimento de um modelo estatístico de falência bancária requer: *a*) uma amostra de bancos que faliram e a identificação de bancos que não quebraram para servir de comparação; e *b*) dados contábeis dos bancos a serem analisados.

A amostra de bancos que quebraram inclui os bancos privados que foram declarados insolventes no período julho de 1994 a dezembro de 1995. Ela é formada por 15 bancos que foram fechados ou sofreram intervenção durante esse período. Os 17 maiores bancos privados do país foram escolhidos como base de comparação.⁶ Essa escolha foi feita por serem esses bancos considerados os mais

⁶ Numa versão anterior deste trabalho intitulada *Falência bancária no Brasil: um modelo de risco proporcional*, os bancos públicos e privados formavam a amostra dos bancos que quebraram. Do mesmo modo, a amostra de controle era formada pelos bancos grandes, públicos e privados. Como a probabilidade de falência dos bancos públicos está ligada mais a outros fatores do que seus indicadores financeiros, optou-se por refazer o estudo só com os bancos privados.

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.⁷

Indicadores financeiros geralmente utilizados para analisar bancos no Brasil são usados 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 risco bancário. Como potenciais previsores de falência, 26 indicadores foram testados.⁸ Esses indicadores, assim como suas definições, são mostrados na Tabela 1.

Seguindo Lane, Looney e Wansley (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 15 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 por elementos para os quais somente um limite temporal inferior está disponível. Mais precisamente, aparecem com freqüência na amostra elementos para os quais o tempo até falência é desconhecido simplesmente porque a falência não é observada até o final do período amostral. Nesse caso, o procedimento é censurar o tempo de sobrevivência desse elemento. Neste trabalho, por exemplo, os tempos até falência de todos os bancos que não quebraram na amostra são censurados, uma vez que tudo o que se sabe 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 se sabe que os bancos na amostra sobreviveram pelo menos esse período no futuro.

7 Outras alternativas de amostra podem ser achadas em vários estudos de falência bancária. Lane, Looney e Wansley (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. É bem provável que os indicadores que explicam falência variem conforme a amostra. Um exercício interessante seria refazer as estimativas para todas as alternativas possíveis de amostra e verificar em que medida as variáveis que explicam falência dependem do processo de amostragem. O processo de amostragem aqui escolhido foi feito com base na disponibilidade dos dados.

8 Não há consenso na literatura acadêmica internacional sobre quais indicadores são os melhores previsores de falência. Outro problema são as altas correlações entre os indicadores financeiros.

TABELA 1
Indicadores financeiros

Indicador	Fórmula ^a
<i>Estrutura</i>	
Capitalização	Patrimônio líquido/passivo real
Imobilização própria	(Ativo permanente – imobilizado de arrendamento)/patrimônio líquido
Imobilização total	(Ativo permanente – imobilizado de arrendamento)/(patrimônio líquido + exigível a longo prazo)
Capital de giro	(Patrimônio líquido – ativo permanente)/patrimônio líquido
Alavancagem	Captção total/patrimônio líquido
<i>Solvência</i>	
Encaixe	Disponibilidade/depósitos à vista
Cobertura voluntária	Disponibilidade/passivo real
Solvência corrente	Ativo circulante real/passivo circulante real
Assistência financeira	Obrigações por empréstimos – instituições oficiais/captção 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
<i>Custos</i>	
Intermediação	Despesa de intermediação financeira – provisão para crédito de liquidação duvidosa – ajuste dos programas de estabilização econômica/captção total
Pessoal	Despesa pessoal/captção total
Administrativo	Despesa administrativa/captção total
Total	Despesa total/captção total
<i>Rentabilidade</i>	
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

(continua)

(continuação)

Indicador	Fórmula ^a
<i>Crescimento</i>	
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

^a 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.

Finalmente, é importante observar que o modelo de Cox baseia-se na hipótese de variáveis independentes constantes. Assim, ele admite 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 essa hipótese pressupõe que os valores dos 26 indicadores não mudaram de 31 de dezembro do ano anterior até o banco quebrar ou ser censurado. Embora essa hipótese de constância possa ser questionada, o bom ajustamento e os resultados de previsão obtidos pelo modelo de Cox justificam sua adoção.

4 - Estimação do modelo e resultados⁹

A fim de determinar o subconjunto 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.¹⁰ Como os indicadores foram separados em cinco categorias (estrutura, solvência, custos, rentabilidade e crescimento), dentro de cada uma existe alta correlação entre os indicadores. Dessa forma, diferentes estimativas foram feitas, usando um indicador de cada vez por categoria.

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, respecti-

9 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 precisão da classificação do modelo estimado é bastante alta.

10 S-Plus foi usado para estimar os modelos de Cox.

TABELA 2

Resumo dos resultados do modelo de Cox — conjunto de dados um ano atrás

Variável	Coefficiente	Nível de probabilidade	Erro-padrão
Margem líquida	-0,209	0,00283	0,0702

TABELA 3

Resumo dos resultados do modelo de Cox — conjunto de dados dois anos atrás

Variável	Coefficiente	Nível de probabilidade	Erro-padrão
Alavancagem	0,001393	0,0163	0,00058
Margem líquida	-0,310555	0,0283	0,14162
Captação total	0,000309	0,0317	0,00014

vamente.¹¹ 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.

Na função sobrevivência, os coeficientes devem apresentar sinais contra-intuitivos. Assim, variáveis que, espera-se, tenham uma associação positiva com a probabilidade de sobrevivência devem apresentar sinais negativos. Do mesmo modo, variáveis que tenham uma associação negativa com a probabilidade de sobrevivência devem apresentar sinais positivos. Todos os coeficientes no modelo são significativos e apresentam os sinais esperados.

No que se refere ao modelo usando o conjunto de dados um ano atrás, outras duas especificações poderiam ter sido escolhidas. A primeira delas inclui as variáveis alavancagem e comprometimento e a segunda, as variáveis alavancagem e inadimplência. A significância dos indicadores comprometimento e inadimplência em certo sentido surpreendeu, uma vez que em geral os dados de balanço subestimam os créditos em atraso e liquidação. Essas especificações não foram, contudo, adotadas, pois resultaram em perfis de sobrevivência inadequados (baixa probabilidade de sobrevivência dos bancos saudáveis). É importante observar ainda que a variável alavancagem é, na realidade, uma variável composta, ou

¹¹ 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.

seja, é uma variável *dummy* para bancos pequenos combinada com a variável alavancagem original. Isso porque a variável alavancagem corresponde somente à captação total/patrimônio líquido e, dessa forma, diz pouco sobre o risco implícito pelo comportamento do banco.

Como bancos pequenos tendem a captar usando instrumentos de maior risco, resolveu-se verificar a influência do porte dos bancos. Assim, quando a estimação é feita usando-se a variável alavancagem original, esta aparece com sinal negativo e quando é feita utilizando-se a variável alavancagem composta, aparece com sinal positivo, dando respaldo à nossa percepção de que o que importa é mais a composição da captação do que sua simples relação com o patrimônio líquido. Margem líquida foi o único indicador de rentabilidade que mostrou significância e sinal correto (quanto maior a rentabilidade, maior a probabilidade de solvência e, como resultado, o sinal negativo). O indicador captação total (crescimento), por outro lado, 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, devendo assim estar negativamente associado à probabilidade de sobrevivência.

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 revelam que os coeficientes são, em conjunto, estatisticamente diferentes de zero. Para o conjunto de dados um ano atrás, a estatística do teste é 14,5 com nível de probabilidade 0,000137. Para o conjunto de dados dois anos atrás, a estatística do teste é 23,3 com nível de probabilidade 0,000035.¹²

A principal característica que diferencia o modelo de Cox é a informação que ele fornece sobre o provável tempo de quebra do banco. 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 atrás pode ser usado para estimar a probabilidade de um banco sobreviver mais do que t meses onde $0 < t \leq 12$. Para o modelo baseado no conjunto de dados dois anos atrás, $12 < t \leq 24$.

Essa 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, β relevantes e a função sobrevivência *baseline* na equação (4).¹³ O *plot* da probabilidade de

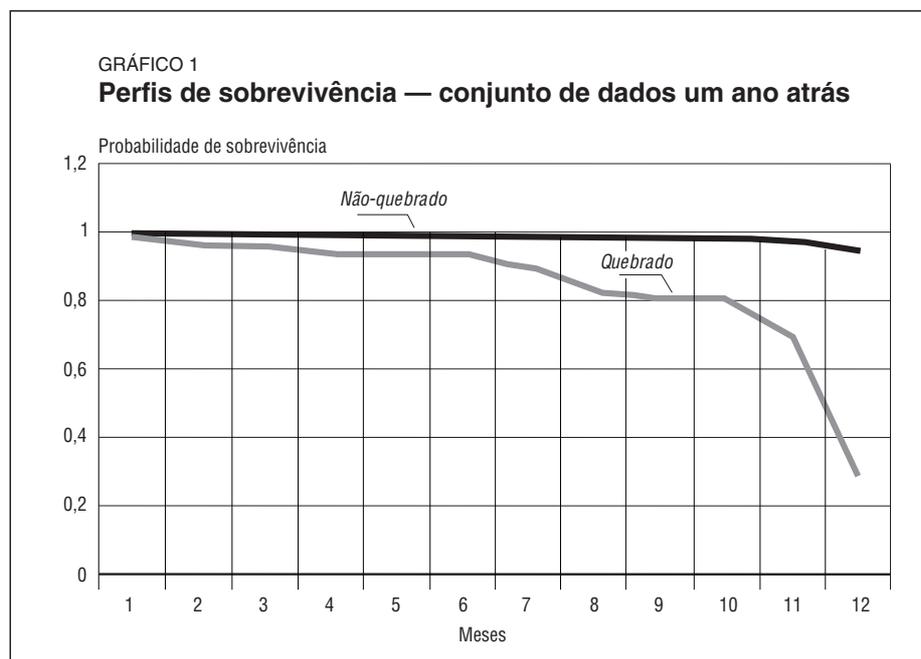
12 Para avaliar a especificação do modelo foi realizado o teste de resíduos generalizados que estabelece que, na ausência de censura, os valores da função risco integrada são semelhantes aos valores da função risco integrada efetiva de uma distribuição exponencial padrão. Embora vários dos dados aqui considerados sejam censurados, o ajuste é muito bom, exceto para o último período que é quando a censura ocorre.

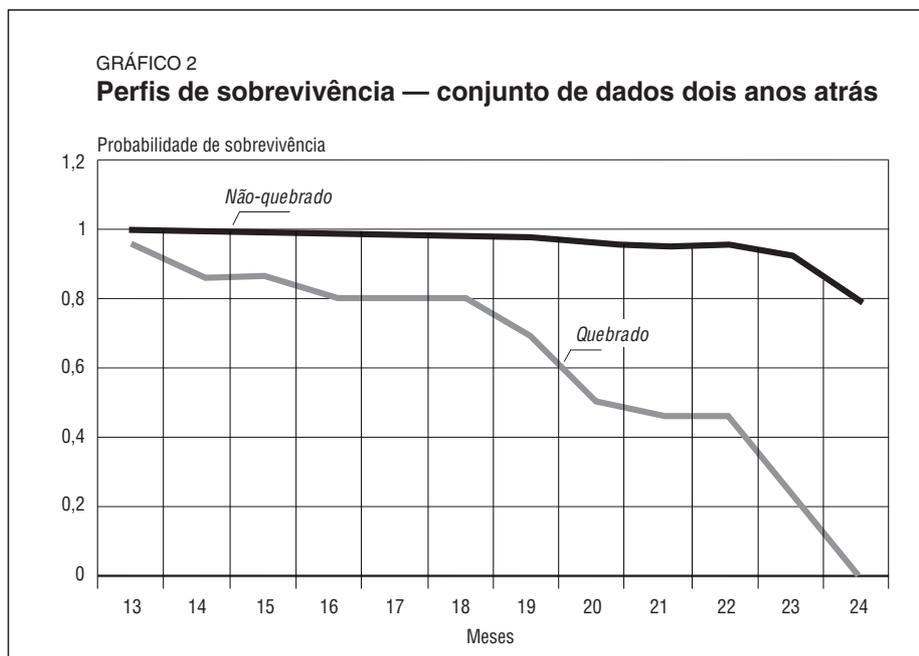
13 A função sobrevivência *baseline* foi estimada usando-se a estimativa não-paramétrica da função risco *baseline* sugerida em Cox e Oakes (1984, Seção 7.8).

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 adotada aqui 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, o Gráfico 1 (Gráfico 2) descreve o perfil de sobrevivência para o vetor dos valores médios para margem líquida (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, esse 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 0,96. Para a amostra dois anos atrás, o perfil de sobrevivência para um banco saudável mostra que a probabilidade de o banco sobreviver mais do que qualquer número de meses entre 12 e 24 é maior do que 0,81.

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 probabilidade de quebra. A probabilidade de os bancos com problema (ou não-saudáveis) sobreviverem mais do que 12 meses é aproximada-





mente 0,30, e a 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 problemas relativamente a um banco sem problemas a cada horizonte de tempo.

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, é comparada com um valor de corte. Se essa probabilidade for menor do que o valor de corte, o banco será classificado como uma provável quebra (ou um banco com problemas) e se essa probabilidade for maior do que o valor de corte o banco será 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 seis e 12 meses. Para o conjunto de dados dois anos atrás, a análise é feita para as probabilidades de sobrevivência previstas para 18 e 24 meses. Como feito usualmente, a proporção de bancos que não faliram na amostra é usada para determinar os valores de corte. A probabilidade de um banco sobreviver mais do que seis e 12 meses (18 e 24 meses) quando o con-

junto de dados um ano (dois anos) atrás é considerado é de aproximadamente 0,97 e 0,47, respectivamente. Então, quando a amostra de dados um ano atrás é considerada, se a probabilidade estimada de um banco sobreviver mais do que seis meses é menor do que 0,97, a previsão é de que ele irá falir em seis meses. Quando a amostra dois anos atrás é usada, a previsão é de que o banco irá falir dentro de 18 meses. Se a probabilidade de sobrevivência estimada de um banco é maior do que 0,97, a previsão é que ele irá sobreviver mais do que seis e 18 meses, se as amostras um ano atrás e dois anos atrás são usadas respectivamente.

Como nos demais estudos 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. A despeito 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 acaba efetivamente tendo problemas.

Entretanto, 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 precisão 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. Esse 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 nos conjuntos 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
6	0 (0,00)	10 (0,32)*
12	4 (0,27)	2 (0,12)

* Dos 10 bancos, nove faliram entre seis e 12 meses. Então, somente um erro tipo II foi cometido para os bancos que não quebraram.

TABELA 5

Resultados de classificação — conjunto de dados dois anos atrás

Horizonte de tempo (meses)	Erro tipo I	Erro tipo II
18	0 (0,00)	12 (0,39)*
24	3 (0,20)	2 (0,12)

* Dos 12 bancos, 11 faliram entre 18 e 24 meses. Então, somente um erro tipo II foi cometido para os bancos que não quebraram.

Enquanto os erros tipo I não chegam a 30%, os do tipo II chegam a quase 40% (caso da previsão 18 meses à frente). O aspecto positivo é que uma grande proporção dos erros tipo II, tanto para o conjunto de dados um ano atrás quanto para o de dois anos atrás, refere-se a bancos que em última instância quebraram antes que 12 meses e 24 meses transcorressem, respectivamente. Isso pressupõe que o modelo estava sinalizando que os bancos eram potenciais quebras antes que fossem efetivamente declarados insolventes. Desse modo, além de uma precisão de classificação relativamente alta, 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.

5 - Conclusões

O aumento do número de bancos com dificuldades depois da implantação do Plano Real fez crescer 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 esse aumento da necessidade de medida de risco poderia ser a construção de um modelo de previsão de falência bancária que proovesse 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.

Neste estudo, o modelo de risco proporcional de Cox foi aplicado para a previsão de falências bancárias no Brasil. Sua vantagem mais significativa é a provi-

são de informação a respeito do provável tempo de quebra. Os resultados sugerem que o modelo de risco proporcional pode ser um instrumento de *early warning* efetivo. A precisão da classificação do modelo estimado é relativamente alta e, mais importante, o modelo identifica uma proporção considerável das falências com antecedência. Como ressalva, vale observar que os resultados apresentados não devem ser vistos como substitutos para exames *on-site*, mas como informação útil que pode ser incorporada ao processo de exame dos bancos.

Apesar do bom desempenho, o modelo não está livre de problemas. O sistema depende de dados fornecidos pelos bancos, os quais estão sujeitos a considerável defasagem de disponibilização e a um número bem conhecido de manipulações contábeis. Além do mais, são utilizados somente dados financeiros, com o que são desconsideradas informações importantes sobre o ambiente de operação dos bancos, assim como dados relacionados diretamente à competência gerencial ou honestidade, fatores geralmente associados à capacidade de sobrevivência das instituições financeiras.

Não há dúvida de que muita pesquisa adicional precisa ser feita para melhorar a precisão e a confiabilidade dos modelos de previsão de insolvência. Contudo, ainda que os resultados aqui obtidos sejam preliminares, eles certamente são encorajadores e sugerem que trabalhos adicionais nessa linha devem ser considerados. 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 havia 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.

Abstract

The purpose of this paper is to construct a bank failure prediction model that provides an early warning system capable of identifying future problem institutions using financial data. Such a system would allow a more efficient allocation of the scarce bank examination resources, and improvement of the quality of regulator's performance, given that it may identify a problem bank while it is still possible to implement corrective measures. This is important because since the adoption of the Real Plan more than 50 of the 271 existing banks have been declared officially insolvent and were subsequently closed, acquired or received assistance to prevent closure. Here the Cox proportional hazards model is applied to the prediction of bank failures in Brazil. Its most significant advantage is the provision of information regarding the expected time to failures. The

results strongly suggest that a proportional hazards model could be an effective early warning tool. The classification accuracy of the estimated model is quite high, and the model identifies a considerable proportion of failures in advance.

Bibliografia

- AMEMIYA, T. Qualitative response models: a survey. *Journal of Economic Literature*, n. 19, p. 1.483-1.536, 1981.
- BOVENZI, J. F., MARINO, J. A., MCFADDEN, F. E. Commercial bank failure prediction models. *Economic Review*, Federal Reserve Bank of Atlanta, p. 14-26, Nov. 1983.
- COX, D. R. Regression models and life-tables. *Journal of the Royal Statistical Society*, Series B, p. 187-220, 1972.
- COX, D. R., OAKES, D. *Analysis of survival data*. London: Chapman e Hall, 1984.
- DEMIRGUC-KUNT, A. Deposit-institution failures: a review of the empirical literature. *Economic Review*, Federal Reserve Bank of Cleveland, Fourth Quarter, p. 2-18, 1989.
- DIAMOND, D. W. Financial intermediation and delegated monitoring. *Review of Economic Studies*, n. 51, p. 393-414, 1984.
- GREENE, W. H. *Econometric analysis*. Prentice Hall, Third Edition, 1993.
- KIEFER, N. M. Economic duration data and hazard functions. *Journal of Economic Literature*, n. 265, p. 646-679, 1988.
- 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*, n. 10, p. 511-531, 1986.
- 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, abr./jun. 1996.
- SINKEY, J. A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem bank. *Journal of Finance*, v. 30, p. 21-36, Mar. 1975.
- 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.

(Originais recebidos em fevereiro de 1999. Revistos em junho de 1999.)