

AVALIAÇÃO DOS INDICADORES DE PREDIÇÃO DE INSOLVÊNCIA BANCÁRIA NO BRASIL PARA OS PERÍODOS DE 1994/95 E 1997/98: UMA ANÁLISE DE ROBUSTEZ

José Albuquerque Júnior *

Eduardo Pontual Ribeiro **

Resumo

Na última década o problema de crises bancárias e financeiras tem atraído grande interesse. Um dos mecanismos de prevenção destas crises seria o uso sistemático de modelos de *early warning*. O objetivo deste artigo é estudar os modelos de previsão de falência bancária para o Brasil. Além de apresentar resultados para o período 1997-1998, o artigo busca lançar luz sobre problemas econométricos que podem estar presentes em outros trabalhos da literatura, como quebra estrutural, o uso de amostras não aleatórias no grupo de controle (grandes bancos ou amostra aleatória) e o tipo de indicador empregado (média do período ou pior caso). Os resultados sugerem que houve mudança estrutural nos determinantes de falências bancárias entre 1994/95 e 1997/98 e que o tipo de amostra de dado empregado pode afetar os resultados. Dentre os diferentes modelos, indicadores de liquidez dos recursos foram os mais robustos para previsão de falência.

Palavras chave: Regressão logística, Falência bancária, sistemas de “Early Warning”

Abstract

In the last decade, bank crises have attracted a good deal of attention. One of the tools to deal and avoid such crises are *early warnings* systems. The aim of this article is to study bank failure prediction models in Brazil. In addition to presenting new results for the 1997-1998 periodo, we seek to shed light on robustness problems that may plague the literature, such as structural break, non random sample control groups (large banks or a random sample) and type of indicator (period averages or worst case). The results suggest that there was significant structural changes in the bak failure determinants, between 1994/95 and 1997/98 and that the sample type and indicator type may influence the results markedly. Across the different models, asset liquidity indicators seem to be the most robust bank failure indicators.

Key Words: Logit models, Bank failures, Early warning systems.

Área de Classificação da Anpec: 04

Classificação JEL: C25

* Analista do Banco Central do Brasil e mestre em economia pela UFRGS.

** Professor do Programa de Pós-Graduação em Economia - UFRGS e Pesquisador do CNPq.

1. Introdução

Desde a implantação do Plano Real (julho/94), o país vem passando por ajustes em seu setor financeiro, com falências, intervenções e fusões de diversas instituições financeiras. Essas ocorrências estão diretamente relacionadas com a transição para um ambiente macroeconômico com baixas taxas inflacionárias e maior exposição ao fluxo internacional de capitais. Os bancos, que obtinham grande parte de sua receita por meio do “float” (recursos não remunerados disponíveis nos bancos, como os depósitos à vista e os recursos em trânsito), tiveram de se estruturar para tornarem-se mais eficientes e, assim, diversificar a oferta de seus produtos (Yoshino, 1998).

Este período de reestruturação do setor financeiro manteve como ponto importante na agenda dos *policymakers* a prevenção contra a ocorrência de crises financeiras. Diversos exemplos delas surgiram no mundo desde o final da década de 80, conforme observou Mishkin(1994). Por exemplo, o *crash* no mercado de ações nos Estados Unidos em outubro de 1987 foi um fenômeno mundial, estabelecendo o temor de colapso financeiro na economia global. Uma das consequências do *crash* foi o crescimento de empréstimos em liquidação, levando vários bancos nos Estados Unidos no início da década de 90 à falência. Até mesmo países como Alemanha e Suíça tem apresentado problemas em seu setor bancário. Na crise de países asiáticos, como destacou Griffth-Jones(1999), existiam sérios problemas internos, incluindo a fragilidade em seus sistemas financeiros domésticos que não possuíam adequada regulamentação. Vários analistas apontam como um dos motivadores da crise o monitoramento e a regulação impróprias sobre a dívida privada de curto prazo.

Em vista disso, têm-se procurado aprimorar os instrumentos de acompanhamento das instituições financeiras, seja através de mudanças nas normas aplicadas ao sistema financeiro ou no melhoramento das supervisões direta e indireta (BIS, 1997). A supervisão direta se dá por meio de avaliações na própria instituição financeira, das carteiras de crédito, das operações de câmbio, de *leasing*, aplicações de tesouraria entre outras, enquanto a indireta compreende o acompanhamento dos limites operacionais dos bancos, análise dos balancetes enviados ao Banco Central e análise de indicadores econômico-financeiros.

Em consonância com os instrumentos da supervisão indireta, a elaboração de um sistema de “early warning” é extremamente útil. Korobow (1985) definiu esse sistema como aquele que objetiva isolar, por meio de modelos econométricos, com informações prévias, grupos de bancos que apresentem problemas de solvência. Um sistema como esse pode prover os reguladores com identificação de problemas bancários.

Sobre solvência de um banco, podemos adotar a definição elaborada por Assaf (1989), em que um banco solvente seria aquele que tenha o valor de seus ativos excedendo o valor de seus passivos de diferentes naturezas, formando um excedente chamado patrimônio líquido. Esse volume de capital próprio funciona como uma reserva para eventuais perdas de valor de seus ativos. A solvência evidencia os recursos próprios de uma instituição como suporte ao risco que está sujeita em seu ramo de atividades.

A principal dificuldade enfrentada pelos bancos está na composição de seus ativos, que estão altamente relacionados com sua liquidez. Alguns itens do ativo podem perder rapidamente seu valor e comprometer a liquidez de uma instituição. Os bancos trabalham com itens patrimoniais de diferentes graus de liquidez, o que dificulta determinar a real posição financeira da instituição.

Neste trabalho especificamos um modelo econométrico, baseado na regressão logística, que tenha a melhor performance para identificar entre 68 variáveis do sistema INDICON (Sistema de indicadores econômico-financeiros de instituições sob controle do Banco Central), as que apresentam melhor previsão para problemas de insolvência de bancos no Brasil, para os períodos 1994/95 e 1997/98. Em vários sentidos nosso trabalho difere da literatura nacional e também internacional (Martin, 1977, Espahbodi, 1991, Weelock e Wilson, 1995, Mathias e Siqueira, 1996, Rocha, 1998, Janot, 1999 e Kolari et al, 2000). Em primeiro lugar, trabalhando com esses dois momen-

tos distintos, poderemos identificar se houve mudança estrutural nos indicadores de insolvência bancária. Em segundo lugar, utilizaremos na regressão dois tipos de dados: a média do segundo semestre de 1994 e de 1997 e a pior situação de cada indicador no semestre para cada instituição. O uso do pior índice de um período é motivado pela idéia de situação crítica, que mesmo que seja pouco provável, é determinante para levar um banco à falência. Em terceiro lugar, a análise de robustez dos resultados é complementado por diferentes grupos de controle. Todos os estudos no Brasil comparam o grupo de bancos sob intervenção do Banco Central com os maiores bancos. Todavia o grupo de falidos inclui bancos pequenos. Se o tamanho do banco for relacionado com os indicadores ou com a probabilidade de falência, o uso de uma amostra de grandes bancos pode gerar resultados viesados, por viés de amostra.

No trabalho foram analisados os segmentos de bancos múltiplos e comerciais com origem de capital privado. Não foram incluídos os bancos públicos pelas suas peculiaridades, onde o fator político pode influenciar na manutenção da instituição, mesmo que a análise econômico-financeira seja desfavorável trazendo, com isso, algum viés na modelagem.

O trabalho está dividido da seguinte forma. Nas seções seguintes, descrevemos as variáveis empregadas e sua seleção inicial, o método empregado e medidas de seleção de modelos. O problema da estimação é um grande número de variáveis explicativas, que possuem informações semelhantes, sendo necessário selecionar o menor melhor modelo. A terceira seção apresenta os resultados empíricos e a última seção conclui.

2. Dados e Métodos empregados

Nesta seção faremos a explanação sobre a forma de levantamento dos dados e a seleção das variáveis. Para identificar as variáveis de maior relevância para explicar a insolvência bancária nos períodos de 1995 e 1998 foi aplicado o modelo *Logit*, utilizando-se uma amostra de bancos solventes e insolventes. O Software empregado para os procedimentos econométricos foi o SAS. Cabe ressaltar que serão considerados como bancos insolventes, aqueles que se apresentavam sob as seguintes situações: em intervenção do Banco Central, em liquidação extra-judicial ou em administração especial temporária.

2.1. Amostragem

Foram consideradas duas amostras de bancos, para dois períodos de abrangência, 1994/95 e 1997/98, incluindo os insolventes e os solventes. Com referência aos bancos insolventes, no primeiro período, foram incluídos todos que se apresentavam nessa condição de janeiro até dezembro de 1995 e, no segundo período, todos desde janeiro até dezembro de 1998. Quanto aos bancos solventes, foi realizado um procedimento de extração aleatória de 50 bancos, entre 185 existentes, e um levantamento dos 50 maiores bancos em cada um dos períodos, tomando-se por base o valor do ativo circulante referente aos meses de dezembro de 1994 e dezembro de 1997. A idéia de se incluir a população de bancos solventes poderia causar problemas de tamanhos desproporcionais de amostras, pois no período de 94/95, teríamos cerca de 200 solventes contra 13 insolventes e, em 1997/98, 200 contra 8 apenas. Maddala (1992) afirma que não há problemas em uma amostra com uma pequena proporção de bancos insolventes na estimação para o modelo *Logit*.

2.2. Variáveis

A literatura que trata de modelos de falência bancária, tanto do exterior quanto do Brasil, utiliza variáveis extraídas dos balancetes das instituições estudadas, buscando determinar sua situação econômico-financeira. Cabe ressaltar, que existem restrições para a utilização dos dados de balancete, pois as instituições podem não apresentar os valores corretos, propositadamente ou não.

Outra questão se refere às operações que não são abrangidas pelo fato de que o balancete contempla a posição do banco do último dia do mês. Podemos citar como exemplo, a situação em que a instituição capta ou empresta recursos via depósito interbancário, com liquidação prevista para antes do término do mês. Nesse caso, o risco de insolvência estaria relacionado com o curtíssimo prazo e seria necessária uma análise de dados com periodicidade diária. Apesar dessas ressalvas, as informações contidas nos balancetes parecem ser úteis, geram bons resultados e são de fácil manuseio e acesso pelos pesquisadores e reguladores.

Neste trabalho, as variáveis utilizadas foram os 68 indicadores econômico-financeiros elaborados pelo Banco Central pertencentes ao Sistema “INDICON”. Estes indicadores têm por finalidade auxiliar a supervisão indireta das instituições financeiras e seguem as recomendações do Comitê de Basileia, cujos princípios estão baseados no modelo denominado “CAREL”. Este nome é formado pelas iniciais das palavras capital, ativos, rentabilidade, eficiência e liquidez. Abaixo, uma descrição sobre os componentes do modelo:

a) Capital:

- **Estrutura das Origens de Recursos** - agrupa os indicadores que procuram identificar a estrutura de captações das instituições, medindo a participação do capital próprio nos recursos totais e em relação aos capitais de terceiros, a captação no mercado interno, a parcela deste captada livre de remuneração (depósitos à vista e *float*), os recursos captados em moeda estrangeira, os recursos de origem pública captados por repasses junto a instituições oficiais de fomento e outras captações/obrigações.

- **Comprometimento Patrimonial** - agrupa os indicadores que medem o comprometimento do capital próprio com immobilizações, operações ativas com características de anormalidade ainda não provisionadas e aplicações não usuais, fora dos objetivos sociais das instituições. Medem ainda sua alavancagem, ou seja, quantas vezes assumiu obrigações e riscos em relação a sua base patrimonial.

b) Ativos:

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

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

c) Rentabilidade:

- **Rentabilidade dos Recursos Próprios** - agrupa os indicadores que medem a rentabilidade ou retorno sobre o patrimônio líquido, mês a mês e ao longo do semestre, além de segregarem itens de receita ou despesa não monetária, cujo registro não implica alterações no fluxo de caixa.

- **Rentabilidade Operacional** - agrupa os indicadores que comparam o lucro líquido com o total de receitas, avaliam a participação do resultado não operacional, da carteira de câmbio e das rendas de prestação de serviços, além de calcular a taxa de retorno dos ativos.

- **Remuneração das Aplicações** - agrupa os indicadores que apuram a margem operacional ("*spread*") praticada pela instituição mediante a relação entre a taxa média de aplicação "*versus*" a taxa média de captação. Calculam as taxas das principais aplicações: operações ativas usuais, títulos de renda fixa e ativo operacional.

- **Encargos e Custos** - agrupa indicadores que informam sobre o comportamento dos encargos das captações: recursos a prazo, em moeda estrangeira e captação total. Inferem a influência dos custos fixos (administrativos, com ênfase nas despesas de pessoal) relacionando-os com as receitas operacionais e com o ativo envolvido.

d) Eficiência Gerencial:

- **Desempenho das Dependências** - agrupa os indicadores que medem os níveis de captação, aplicação e custos administrativos por agência ou dependência mantida. Acompanham o esforço para recuperação de créditos levados a prejuízo.

- **Indicadores de Evolução** - agrupa os indicadores que medem a evolução real do patrimônio líquido e das operações ativas usuais. Avaliam a participação da empresa no mercado mediante a variação de sua participação nas captações e aplicações em operações ativas usuais, ou seja, se ganhou ou perdeu "fatia de mercado" no seu segmento.

e) Liquidez:

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

A lista completa de indicadores está especificada no apêndice. Da quantidade inicial de indicadores, foram suprimidas aquelas que apenas existiam em frequência semestral (15 variáveis) para que o pool de variáveis empregadas com medidas de "risco máximo" (pior situação mensal do semestre) fosse o mesmo de dados semestrais.

2.2. Seleção de variáveis.

O levantamento dos dados foi feito de forma semelhante para os dois períodos. Para se ter uma previsão da falência dos bancos no ano em questão, os indicadores se referiam ao segundo semestre do ano anterior. Portanto, para 1995 e 1998, obteve-se os dados de 1994 e 1997, respectivamente. Para cada período em análise, foram formados dois tipos de dados para se verificar qual deles seria mais apropriado para o modelo. Para a primeira situação, foi feita uma média dos seis meses para cada instituição e, no outro caso, verificou-se o pior valor de cada indicador nos meses coletados (dita situação de risco máximo).

Num primeiro passo, foi realizada uma verificação da possibilidade de existir indicadores que poderiam ser suprimidos do estudo devido as suas semelhanças teóricas ou numéricas. Assim, alguns procedimentos foram implementados. Primeiramente, montou-se a matriz de covariância, para verificar a existência de multicolinearidade entre duas variáveis. Conforme Allison(1999), se duas ou mais variáveis são altamente correlacionadas com uma outra, é difícil obter boas estimativas de seus efeitos distintos sobre a variável dependente. Embora multicolinearidade não produza viés nos coeficientes, ela os torna mais instáveis com possíveis erros padrões maiores.

Apesar da forte correlação entre algumas variáveis, não se efetuou a exclusão de todas que se encaixavam neste critério. Buscou-se, além da análise de covariância, observar se as variáveis possuem relação teórica, isto é, se duas variáveis podem ter indicações semelhantes para o

comportamento dos componentes do balancete de uma instituição financeira. Assim, as variáveis excluídas por esses critérios foram as seguintes:

Tabela 1. Variáveis excluídas do modelo por causa de multicolinearidade na análise da matriz de covariância

Tipo de amostra	Tipo de dado e período	Variáveis excluídas
Amostra aleatória	Média de 1994	A8, A12, C9, E2, L4 e R7
	Piores indicadores de 1994	A8, A13, L4, C9, E2
	Média de 1997	A8, A11, C9, A12, L4, E6 e R12
	Piores indicadores de 1997	A8, A11, E2, R7, R3, L4, C8e C9
Amostra com maiores bancos	Média de 1994	A8, A11, A12, C3, C9, E2 e R7
	Piores indicadores de 1994	A8, A13, C9, E2
	Média de 1997	A8, A13, C3, C9, E2, L4 e E6
	Piores indicadores de 1997	A8, A11, C3, C8, C9, E2 e L4

Após a análise da matriz de covariância, permanece um outro problema quanto a colinearidade entre as variáveis. Segundo Alison, a matriz de correlação não é suficiente para verificar a multicolinearidade, pois duas ou mais variáveis em conjunto podem ser altamente correlacionadas com outra.. Para resolver esse problema, ele sugere o procedimento Proc Reg do programa SAS, com a opções TOL e VIF, realizando regressões considerando cada uma das variáveis explanatórias em função das demais. A opção TOL (*tolerance*) nos fornece o resultado da subtração de 1 menos o R^2 nas regressões de cada variável contra as demais. Um baixo valor para essa opção (R^2 alto), em uma variável, revela alta colinearidade com as demais. A opção VIF diz quanto inflacionada a variância do coeficiente está, comparada ao qual ele poderia ser se a variável não for correlacionada com nenhuma outra. O mesmo procedimento é sugerido no software SHAZAM.

Nesse sentido, foi rodada, para cada período e tipo de dado, a regressão com o método Proc Reg com as opções TOL e VIF, diversas vezes, excluindo-se em cada etapa a variável com menor valor de tolerância até que não figurasse nenhum valor inferior a 0,30. Nessa fase, foram retirados os seguintes indicadores, que não irão figurar na posterior regressão logística (Tabela 2). No passo seguinte é feita a seleção de variáveis de acordo com sua significância estatística no modelo.

Vale a pena ressaltar que não foi feita uma análise fatorial para resumir a variabilidade dos indicadores em uns poucos, pois o método não é prático para análise de acompanhamento, isto é, a medida que novas informações vão chegando, seria necessário recalcular os fatores, podendo as cargas fatoriais mudar ao longo do tempo. Para evitar este problema parece mais indicado fazer uma seleção das variáveis em si.

2.2. O modelo *Logit*

A opção por se usar o modelo *Logit*, neste trabalho, decorreu do fato de ter sido amplamente testado anteriormente e ter fornecido boas estimativas para a previsão de falência bancária comparáveis com as do modelo Cox de sobrevivência. Cabe ressaltar que não faz parte do escopo do trabalho comparar a eficácia de modelos econométricos e sim enfatizar uma análise de robustez.

Tabela 2. Variáveis excluídas do modelo por causa de multicolinearidade na análise feita pelo procedimento Proc Reg

Tipo de amostra	Tipo de dado e período	Variáveis excluídas	Quantidade de variáveis que permanecem
Amostra aleatória	Média de 1994	A1, A2, A3, A10, A11, A13, A14, C1, C2, C3, C4, C7, C8, C9, C10, C11, L3, R5, R9, R14 e R16	27
	Piores indicadores de 1994	A1, A2, A9, A12, A14, C1, C2, C3, C4, C10, C11, E2, E3, L2, L3, L4, R3, R7, R8, R9 e R4	29
	Média de 1997	A1, A2, A4, A7, A9, A13, A14, C1, C4, C6, C7, C10, E2, E4, L2, R1, R7, R8, R9, R13 e R17	25
	Piores indicadores de 1997	A3, A4, A5, A12, A13, A14, C1, C2, C3, C6, C7, C10, E4, R1, R3, R4, R8, R14, R16 e R17	26
Amostra com maiores bancos	Média de 1994	A3, A5, A7, A9, A14, C1, C2, C7, C11, L1, L2, L4, R1, R3, R6, R9, R12, R14, R16 e R17	25
	Piores indicadores de 1994	A1, A3, A6, A9, A11, A12, A14, C1, C2, C7, C11, L1, L2, L4, R1, R8, R9, R13, R14 e R16	29
	Média de 1997	A1, A2, A3, A5, A7, A11, A12, A14, C1, C2, C4, C8, C11, E1, E6, L2, L3, R6, R9, R10, R11, R13, R14 e R16	22
	Piores indicadores de 1997	A3, A5, A12, A12, A13, A14, C2, C4, C7, C9, C10, C11, E6, L3, R1, R3, R4, R6, R8, R13, R14, R16	26

Basicamente, o modelo *logit* é um modelo de escolha binária, e está baseado na função de probabilidade cumulativa logística. A regressão logística analisa os efeitos de variáveis explanatórias sobre uma variável dicotômica em termos da probabilidade de estar em um de dois eventos, neste caso, solvência ou insolvência. Convencionalmente, define-se a variável binária Y assumindo os valores 1 para a ocorrência do evento e 0 caso contrário. Podemos assumir que a probabilidade de um evento depende de um vetor de variáveis independentes X_i e um vetor de parâmetros desconhecidos θ . O modelo, genericamente, é da seguinte forma:

$$P_i = F(Z_i) = F(\beta X_i) = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}},$$

onde: P_i é a probabilidade de ocorrência de um evento dado X_i . e $F(Z_i)$ é a função cumulativa de probabilidade.

Quando estamos usando o modelo *Logit* para dados individuais, isto é, dados para os quais observamos uma variável dependente dicotômica para cada indivíduo, a técnica adequada de estimação é a máxima verossimilhança. Este método produz estimadores consistentes e assintoticamente normais, o que possibilita usar a distribuição Normal para estabelecer intervalos de confiança e *p-values*. O software empregado foi o SAS. Para maiores informações sobre o método Probit e Máxima Verossimilhança, ver SAS Institute (1995) e Maddala (1992).

2.3. Critérios para a escolha do modelo mais bem ajustado

Conceitualmente, podemos definir medidas de ajustamento do modelo como um conjunto de estatísticas indicando a acurácia com que o modelo aproxima os dados observados (como é o caso do R^2 no caso do modelo de regressão linear). No caso em que as variáveis dependentes são qualitativas, acurácia pode ser julgada seja em termos do ajuste entre as probabilidades calculadas e a frequência da resposta observada ou em termos do modelo para prever respostas observadas. Os critérios de melhor ajuste para o modelo podem ser os seguintes:

- a) Informação correta – pela tabela de classificação, podemos observar se os eventos ou não-eventos estão corretamente classificados, lembrando que para a probabilidade da predição foi estabelecido um corte em 0,5, ou seja, um banco é classificado como insolvente se sua probabilidade calculada for igual ou superior a 0,5, com um intervalo de confiança de 0,05. Devemos esclarecer que a decisão sobre o ponto de corte deve ficar a critério do órgão regulador que se utilizar deste modelo. Em geral, quanto menor esse valor, maior será o número de bancos preditos como falidos e, conseqüentemente, poucos bancos falidos terão sua previsão indicando solvência (menor erro tipo I). A acurácia da classificação cresce inicialmente e então decai.
- b) Coeficientes significativos – para este caso, o método de seleção de variáveis, *stepwise*, já retira do modelo as variáveis que não apresentam coeficientes significativos a nível de 5%.
- c) Critérios de Informação (Akaike e Schwarz Information Criterion (AIC e SIC)) – é um ajustamento ao valor da verossimilhança baseado no número de variáveis explanatórias do modelo e o número de observações usadas. Baixos valores de AIC e SIC indicam um modelo melhor ajustado.

Outros índices produzidos pelo programa também auxiliam na análise do modelo. É importante explicar, nesse momento, o conceito de par concordante e discordante. Quando o valor predito for igual ao valor original, dizemos que o par é concordante. Em um sentido relativo, quanto maiores os valores para esses índices, melhor a predição do modelo. Os índices possuem as seguintes fórmulas:

$$\text{Somers's } D = (nc - nd)/t; \quad \text{Gamma} = (nc - nd)/(nc + nd);$$

$$\text{Tau-a} = (nc - nd)/0.5N(N-1); \quad C = (nc + 0.5(t - nc - nd))/t.$$

onde, N é o total de observações, t é o total de pares com valores de resposta diferentes, nc é o número de pares concordantes, nd é o número de pares discordantes.

d) Hosmer and Lemeshow Goodness-of-fit

A regressão ainda gera esse teste mostrando se o modelo produz bom ajuste para os dados. Ele consiste de agrupar os dados em aproximadamente 10 grupos de mesmo tamanho observando os percentis das probabilidades estimadas. As observações são ordenadas em ordem crescente de sua probabilidade estimada da ocorrência do evento. As frequências esperadas são comparadas com as frequências observadas pela estatística Pearson Qui-quadrado. A fórmula desta é dada por:

$$X^2_{\text{HW}} = \sum_{i=1}^g \frac{(O_i - N\bar{\pi}_i)^2}{N_i\bar{\pi}_i(1-\bar{\pi}_i)}$$

onde N_i é o número de observações no i -ésimo grupo, O_i é o número de eventos ocorridos no i -ésimo grupo, $\bar{\pi}_i$ é a média da probabilidade estimada de um evento ocorrer para o i -ésimo grupo. O problema do teste é que ele não faz muito sentido em dados binários.

3. Resultados Empíricos

Como já havia sido mencionado no capítulo sobre a metodologia, para os dois períodos considerados no estudo foram utilizados dois tipos de dados, sendo um a média semestral e o outro a pior situação dos indicadores para cada instituição no 2º semestre. A regressão foi rodada

usando-se no modelo as variáveis selecionadas pelo método stepwise ao nível de significância de 0.05, para cada período. Posteriormente, realizamos um confronto dos resultados para se ter o melhor modelo de previsão e analisamos os coeficientes para cada período, destacando as semelhanças ou diferenças nos comportamentos das instituições financeiras nesses dois períodos.

Observando-se separadamente os dois períodos, 94 e 97, podemos concluir que os dados obtidos da situação “risco máximo” dos indicadores produzem modelos mais bem ajustados aos dados. Essa constatação pode ser vista pelos quadros de classificação dos eventos, de ajustamento dos modelos, de associação de probabilidades preditas e respostas observadas e do Hosmer-Lemeshow Goodness-of-fit test.

Na tabela abaixo é apresentado um resumo dos resultados para as duas amostras utilizadas no trabalho:

Tabela 3. Resumos das regressões por tipo de amostra e de dados.

Tipo de amostra	Arquivos	Resposta		Classificação	AIC	SC	-2 logL	Some r's D	Gamma	Tau-a	C	H-L (p-value)
		0	1									
Maiores bancos	Dado 94	0	48	2	30,200	42,772	26,200	0,889	0,889	0,296	0,945	5,4218(0,7117)
		1	3	10								
	Pior 94	0	48	2	37,353	43,782	31,353	0,880	0,885	0,293	0,940	3,6027(0,8911)
		1	5	8								
	Dado97	0	50	0	40,701	46,882	34,701	0,458	0,461	0,111	0,729	8,8059(0,3589)
		1	6	2								
Pior 97	0	49	1	29,075	35,256	23,075	0,815	0,819	0,197	0,908	14,25(0,0755)	
	1	2	6									
Aleatória	Média94	0	48	2	48,946	55,376	42,946	0,732	0,735	0,244	0,866	6,9913(0,5376)
		1	7	6								
	Pior 94	0	48	2	29,688	38,261	21,688	0,932	0,932	0,310	0,966	3,4467(0,9033)
		1	3	10								
	Média 97	0	49	1	23,222	29,403	17,222	0,915	0,915	0,221	0,958	9,5715(0,2142)
		1	3	5								
	Pior97	0	49	1	26,127	32,308	20,127	0,910	0,910	0,220	0,955	1,4875(0,9929)
		1	3	5								

Fazendo-se uma análise separada por amostras verificamos, no caso dos maiores bancos que, para o período de 1994, o melhor modelo é o da média de indicadores, enquanto que para 1997, seria o de piores indicadores. Podemos afirmar que existe instabilidade pelas mudanças de período.

Se analisarmos as amostras comparando os tipos de dados semelhantes, ou seja, média e indicadores com pior situação de um período, constatamos que apenas a média de 1994, com a amostra dos 50 maiores bancos, superou a sua equivalente na amostra aleatória, apresentando melhores resultados. Com relação à amostra aleatória de bancos, observamos que para os dois períodos, os dados na situação de risco máximo no semestre produzem os melhores resultados. Uma ressalva deve ser feita com relação ao segundo período que, embora os valores médios tenham apresentado alguns indicadores levemente superiores como melhor classificação, no critério de Hosmer-Lemeshow temos um valor da estatística qui-quadrado, 9,5715, com significância de 0,2142, indicando ajuste ruim para os dados do modelo.

Com essas explicações, passamos a analisar os resultados dos modelos escolhidos para os dois períodos, com a amostra aleatória e os piores indicadores do semestre. A tabela abaixo sumariza a estimativa produzida pelo método de máxima verossimilhança para o período de 1994.

Tabela 4. Resultados da regressão para o período de 1994

Variáveis	Coefficientes	Desvio-padrão	teste-Wald	p-value	Diferença Marginal
Intercepto	-0,8856	0,7118	1,5479	0,2134	-
Compr. recursos próprios c/ oper. ilíquidas (C8)	0,2189	0,0772	8,0363	0,0046	0,0321
Variação do encaixe financeiro (L1)	0,2041	0,0749	7,4260	0,0064	0,0301
Remuneração do ativo operacional (R11)	0,4168	0,1583	6,9314	0,0085	0,0573

Nota: A diferença marginal refere-se ao impacto de acrescentar uma unidade a cada variável explicativa, permanecendo as demais constantes, considerando-se os dados originais de uma observação que, neste caso, foi a de nº 61.

As variáveis selecionadas para a previsão de insolvência foram as seguintes:

- a) **Comprometimento dos recursos próprios com operações ilíquidas (C8):** Cabe esclarecer que operações ilíquidas consideradas no sistema Indicon correspondem a créditos anormais descobertos de provisão. Este indicador mede o grau de exposição do patrimônio líquido da instituição financeira quanto aos créditos de difícil realização. Nesse sentido, uma tendência crescente deste indicador pode apontar para uma piora na situação da instituição. O sinal positivo para o coeficiente de C8 significa que, aumentando o valor da variável, cresce a probabilidade de ocorrer insolvência bancária, o que ratifica a análise teórica do indicador.
- b) **Variação do encaixe financeiro (L1):** O encaixe financeiro diz respeito a uma comparação dos ativos de realização imediata com as captações de liquidez imediata. Ativos de realização imediata são recursos que a instituição possui para realizar de imediato afim de atender uma exigibilidade eventual. Ela representa as disponibilidades, depósitos interfinanceiros, conta reserva do banco Central entre outros. O sinal positivo para o coeficiente desta variável indica que quanto maiores os ativos de realização imediata em relação às captações, maior será a probabilidade de falência.
- c) **Remuneração do ativo operacional (R11):** Este indicador busca medir a eficiência dos ativos operacionais quanto à sua capacidade de geração de receita. É a relação entre as receitas operacionais da instituição financeira e o ativo operacional, que corresponde ao ativo total excluindo-se o ativo permanente imobilizado. Segundo Assaf (1989), “o conceito operacional (no caso de receitas operacionais) está relacionado às atividades típicas da instituição. A maior parte das receitas operacionais origina-se de juros de créditos concedidos, de resultados da carteira de títulos e valores mobiliários e rendas de prestação de serviços e de aplicações interfinanceiras”. Segundo definição do manual do sistema Indicon, este indicador deve apresentar valores relativamente maiores para não comprometer a saúde financeira do banco, contudo, o modelo indica que aumentando essa razão, implicará probabilidade maior de insolvência.

Para melhor entender os valores obtidos para os coeficientes estimados, faremos uma simulação para P_i , utilizando-se os dados da observação nº 61. Este resultado indica que a observação (banco BFC) tem 81% de probabilidade de se tornar insolvente, dentro de um intervalo de confiança de 95% (0,31993 e 0,97324), confirmando a situação de insolvência da instituição, ocorrida em 1995. Se acrescentarmos uma unidade ao valor de C8, mantendo constante as demais variáveis, teremos o valor de P_i igual a 0.8374, que é maior do que o original, indicando a influência do aumento do valor da variável para a insolvência da instituição. Vemos também que a variável R11 tem o maior efeito marginal.

Outro ponto importante na interpretação do modelo, é quanto a classificação dos bancos classificados incorretamente. Com esse modelo, identificamos que duas instituições foram classificadas como insolventes quando de fato eram solventes, banco CCF Brasil e banco Cidade, com probabilidades de 0.6109 e 0.6660, com intervalos de confiança de (0,2506;0,8806) e (0,2726;0,9141), correspondentes a 95%, respectivamente. Ocorrendo, nesse caso um erro tipo II, o que teoricamente é menos oneroso do que o tipo I, que decorre da classificação errada de uma instituição que está se tornando insolvente. Neste modelo, três instituições foram classificadas equivocadamente como solventes (erro tipo I), Banco Nacional, Banco Rosa e Banco Open, com probabilidades e intervalos de confiança de 0,2469 (0,0832;0,5421), 0,2780 (0,1007;0,5697) e 0,1003 (0,0255;0,3222). O percentual de acerto do modelo ficou em 92%, com 58 instituições classificadas corretamente contra apenas 5 incorretamente.

Cabe destacar alguns detalhes apresentados pelas tabelas de diagnóstico da regressão, disponíveis com os autores, onde podemos perceber se existe alguma observação que esteja distorcendo o modelo ou até mesmo, que não seja bem ajustada por ele. O fato de que a observação nº 51 (Banco open) tem grandes valores para o resíduo de Pearson e desvio do resíduo, demonstra que o modelo não tem poder de explicação sobre ela. Outra questão importante é apontada pelos *Dfbetas* , como podemos constatar, os altos valores para a observação nº 48 (Banco J P Morgan), afetando os coeficientes das variáveis do modelo de 1,06 (C8) e -2,4 (R11). Retirando as observações nº 48 e nº 51 e rodando o modelo novamente, os resultados não mudam qualitativamente, exceto que o coeficiente estimado da variável R11 variou consideravelmente, de 0,4168 para 1,350, caindo inteiramente fora do intervalo de 2 desvios padrões quando considerando o valor antigo (0,1002-0,7334), comprovando a condição de *outlier* das duas observações.

Para o segundo período, temos os seguintes resultados sumarizados no quadro abaixo com a estimativa produzida pelo método de máxima verossimilhança para o período de 1997.

Tabela 5. Resultados da regressão para o período de 1997

Variáveis	Coefficientes	Desvio-padrão	teste-Wald	p-value	Diferença Marginal
Intercepto	0,6515	1,9311	0,1138	0,7358	-
Compr. total dos recursos próprios (C11)	-0,0788	0,0311	6,4355	0,0112	-0,0027
Part.da cart.ativa no ativo total. ajust. (A2)	0,0264	0,00952	7,6875	0,0056	0,0011

Nota: A diferença marginal refere-se ao impacto de acrescentar uma unidade em cada variável explicativa, permanecendo as demais constantes, considerando-se os dados originais de uma observação que, neste caso, foi a de nº 1.

Repetindo os cálculos já feitos para o entendimento dos resultados da probabilidade do período de 1994, utilizaremos os dados da observação nº 1 do período de 1997. Este resultado indica que a observação (banco Sogeral) tem 3,8% de probabilidade de se tornar insolvente, dentro de

um intervalo de confiança de 95% (0,0067 e 0,1862), confirmando a situação de solvência da instituição. Se acrescentarmos uma unidade ao valor de A2, mantendo a outra variável constante, teremos o valor de P_i igual a 0,03529, que é menor do que o original, indicando a influência do aumento nessa variável para a manutenção da solvência da instituição. Se aumentamos C11 em uma unidade, P_i será igual a 0,0391, que é maior do que o valor original, implicando que quanto maior o indicador maior a probabilidade de insolvência.

As variáveis selecionadas foram:

- a) **Participação da carteira ativa no ativo total ajustado (A2):** Cabe esclarecer que a carteira ativa representa as aplicações da instituição que tem por objetivo obter rendimento e é subdividida em operações ativas usuais e não usuais. As operações ativas não usuais são aquelas que não estão diretamente ligadas aos objetivos sociais da instituição, tais como bens não destinados a uso, certificados de privatização, despesas antecipadas e outros créditos. Uma tendência crescente deste indicador é desejável para a instituição. O sinal negativo para o coeficiente de A2 significa que, aumentando o valor da variável, diminui a probabilidade de ocorrer insolvência bancária, o que ratifica a análise teórica do indicador.
- b) **Comprometimento total dos recursos próprios (C11):** Este indicador tem por objetivo medir o nível de comprometimento total dos recursos próprios com imobilizações, operações ilíquidas e operações ativas não usuais. Pode-se depreender que quanto menor esse comprometimento, melhor para a instituição. Analisando o modelo quanto a classificação dos bancos constatamos que uma instituição foi classificada erroneamente como insolvente, Banco Sistema, com probabilidade de 0,6944, com intervalo de confiança de (0,1871;0,9573), correspondentes a 95%. Também por este modelo, três instituições foram classificadas equivocadamente como solventes (erro tipo I), Banco Aplicap, Banco Pontual e Banco Brasileiro-Iraquiano, com probabilidades e intervalos de confiança de 0,1035 (0,0245;0,3467), 0,3332 (0,0748;0,7554) e 0,0710 (0,0174;0,2478). O percentual de acerto do modelo ficou em 93,1%, com 54 instituições classificadas corretamente contra apenas 4 incorretamente.

As tabelas de diagnóstico da regressão, disponíveis com os autores, revelam que as observações n° 51 (Banco open), que já havia se destacado no período de 1994, e n° 58 (Banco Brasileiro-Iraquiano), possuem grandes valores para o resíduo de Pearson e desvio do resíduo, demonstrando que o modelo não tem poder de explicação sobre elas. Mas quanto aos Dfbetas, apenas a n° 28 (Banco Sistema), apresentou valor próximo de 1 no coeficiente da variável C 11, não justificando rodar o modelo sem esta observação.

Outro objetivo do trabalho diz respeito a rodar uma regressão com dados de 1997 e variáveis de 1994, para verificar se as mesmas, selecionadas em um período, permanecem com poder de explicação em outro. O quadro abaixo esquematiza os resultados obtidos pelo modelo:

Tabela 6. Resultados da regressão para o período de 1997 utilizando no modelo variáveis de 1994.

Variáveis	Coeficientes	Desvio-padrão	teste-Wald	p-value
Intercepto	-2,7475	0,9281	8,7627	0,0031
Compr. recursos próprios c/ oper. ilíquidas (C8)	0,0881	0,0408	4,6618	0,0308
Variação do encaixe financeiro (L1)	-0,0071	0,0198	0,1285	0,7200

Remuneração do ativo operacional (R11)	-0,0947	0,2066	0,2100	0,6468
--	---------	--------	--------	--------

Pode-se constatar que há grandes mudanças entre os períodos estudados, sugerindo quebra estrutural. O modelo apresenta duas das três variáveis sem significância estatística, L1 e R11. Além disso, o percentual de acerto que no modelo original para 1997 era de 93,1%, caiu para 87,%, sendo que dos 8 bancos insolventes da amostra, apenas 2 foram corretamente classificados. Entre os dois períodos, apenas a variável C8 manteve-se significativa.

Em termos gerais, apesar de nenhuma variável ter sido selecionada duas vezes, os indicadores C8 e C11 tem em sua formação os componentes operações ilíquidas e patrimônio líquido, indicando a influência do comprometimento do capital próprio para o aumento da probabilidade de insolvência. Essas operações ilíquidas tem relação muito próxima a operações de crédito com retorno duvidoso, como foi visto nos modelos de Rocha (1998) e Matias e Siqueira (1996).

5. Conclusão

O objetivo deste trabalho foi estudar os modelos de previsão de falência bancária, atentando para suas características de robustez na seleção da amostra e tipo de indicador usado (média no período ou indicador mais crítico do período) e quebra estrutural.

Os modelos empregados para os dois períodos apresentaram excelentes resultados para estabelecer a probabilidade de insolvência bancária, tomando-se um ano à frente dos dados coletados. O percentual de acerto nas previsões de insolvência para o período de 1995 foi 92%, enquanto que para 1998 foi 93,1%. Neste sentido, podemos concluir que as variáveis selecionadas pelo método stepwise, após a exclusão daquelas altamente correlacionadas duas a duas ou em conjunto, são bastante representativas para se prever o que se passou com as instituições financeiras naqueles períodos. Todavia as variáveis escolhidas são diferentes entre períodos.

Podemos ainda dizer que a amostra aleatória de bancos solventes apresentou melhores resultados do que aqueles produzidos pela composta dos 50 maiores bancos. Outro fato a se considerar é que os resultados obtidos pelo modelo quando utilizamos dados correspondentes à pior situação do indicador do semestre foram melhores comparados com os dados médios.

Quanto a estabilidade do modelo ao longo do tempo verificamos mudanças na seleção de variáveis sem comprometer o alto índice de classificação. Observamos que o indicador "comprometimento de recursos próprios com operações ilíquidas (C8)", selecionado para 1994, tem relação com a variável "comprometimento total dos recursos próprios (C11)", escolhida para 1997. Isto implica que as instituições que vieram a se tornar insolventes em 1995 e 1998 estavam aplicando demasiadamente seus recursos em operações ilíquidas.

Outro fato importante se relaciona com a redução substancial do número de indicadores utilizados no modelo de previsão. Isso demonstra que se deve buscar o aprimoramento e simplificação das relações empregadas na supervisão indireta do sistema bancário brasileiro. As variáveis que apresentaram significância nos modelos foram diferentes para os dois períodos, denotando a importância da revisão periódica para a seleção de indicadores. Neste sentido, os resultados anteriores da literatura, como Rocha e Matias e Siqueira devem ser tomados com precaução.

Alguns pontos ainda não foram explorados a contento neste trabalho e ficam como sugestões pra outros trabalhos. Primeiro, deve ser feita uma análise mais detalhadas da seleção de variáveis. Segundo, no panorama atual do sistema financeiro brasileiro, em que alguns bancos adquiriram ou se fundiram a outras instituições, seria interessante para trabalhos futuros montar modelos econométricos com dados do conglomerado financeiro ao qual pertencem as instituições.

Referências

- ALLISON, Paul D.**, Logistic regression using the SAS System, Theory and Application, Cary, NC: SAS Institute Inc., 1999.
- ASSAF Neto, Alexandre.** Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro. 3ª ed. São Paulo: Atlas, 1989.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL**, Manual do Indcon – Sistema de Indicadores Econômico-Financeiros de Instituições e Entidades sob Acompanhamento do Banco Central. Brasília, 1995
- COMITÊ DE SUPERVISÃO BANCÁRIA DA BASILÉIA**, Os princípios essenciais da Basiléia, Bank for International Settlements, Basiléia, Suíça, setembro-1997.
- ESPAHBODI, Pouran.** Identification of problem banks and binary choice models. Journal of Banking and Finance, n. 15, p. 53-71, 1991.
- GRIFFITH-JONES, Stephany**, A new financial architecture for reducing risks and Severity of Crises, Institute of Development Studies, University of Sussex, 1999.
- JANOT, Márcio Magalhães**, Previsão de Insolvência Bancária no Brasil: Aplicação de Diferentes Modelos entre 1995 e 1998, Dissertação de mestrado, Puc/RJ, 1999.
- KOLARI at al.** Predicting Large U.S. Commercial Bank Failures, Economic and Policy Analysis, Working Paper 2000-1, 2000.
- KOROBOW, Leon**, Performance Measurement of Early warning Models, Journal of Banking and Finance, n. 9, p. 267-273, North Holland, 1985.
- MADDALA, G.S.**, Introduction to Econometrics, Prentice Hall, 1992.
- MARTIN, Daniel**, Early Warning of Banking Failure – A *Logit* Regression Approach, Journal of Banking and Finance V.1, p. 249-276, 1977.
- MATIAS, Alberto B. e SIQUEIRA, José O.** Risco Bancário: modelo de previsão de insolvência de bancos no Brasil, Revista de Administração, USP- abril/junho, p. 19-28, 1996.
- MISHKIN, Frederic S.**, Preventing Financial Crises: An International Perspective, National Bureau of Economic Research, Working Paper nº 4636, 1994.
- ROCHA, Fabiana**, Falência Bancária no Brasil: Um modelo de Risco Proporcional, Seminário n. 07/98 - FEA/USP.
- SAS Institute, Inc.**, Logistic Regression – Examples, Using the SAS System, Version 6., Cary, NC: SAS Institute Inc., 1995.
- YOSHINO, Joe Akira** Regulação do Sistema Financeiro Brasileiro, Centro de Estudos de Reforma do Estado, FGV, 1998 (Texto para discussão n. 15).
- WHEELLOCK, David C. and WILSON, Paul W.**, Explaining Bank Failures: Deposit Insurance, Regulation, and Efficiency, The Review of Economic s and Statistics, 1995.

APÊNDICE - Relação de indicadores

- C1** Participação do Capital próprio nos Recursos Totais
- C2** Participação Das Captações no Mercado Interno nas Exigibilidades
- C3** Participação das Captações sem Remuneração nas Captações de Mercado Interno
- C4** Participação das Captações em Moeda Estrangeira nas Exigibilidades
- C5** Participação dos Recursos Públicos Remunerados nas Exigibilidades
- C6** Participação de Outros Recursos nas Exigibilidades
- C7** Imobilização do Capital Próprio
- C8** Comprometimento dos Recursos Próprios com Operações Ilíquidas
- C9** Comprometimento dos Recursos Próprios com Operações Ativas não Usuais
- C10** Alavancagem dos Recursos Próprios com Capital de Terceiros
- C11** Comprometimento Total dos Recursos Próprios
- A1** Participação de Ativos de Realização Imediata nas Operações Ativas Usuais
- A2** Participação da Carteira Ativa no Ativo Total Ajustado
- A3** Participação das Operações Ativas não Usuais na Carteira Ativa
- A4** Operações com o Setor Público
- A5** Operações com Atividades Empresariais Privadas e Pessoas Físicas
- A6** Operações com o Setor Habitacional
- A7** Operações Rurais
- A8** Participação da Carteira de Câmbio
- A9** Taxa de Inadimplência das Operações de Crédito
- A10** Nível de Provisionamento dos Ativos Financeiros
- A11** Nível de Provisionamento das Operações de Crédito
- A12** Participação das Captações Totais nas Operações Ativas Usuais
- A13** Participação dos Recursos sem Remuneração nas Operações Ativas Usuais
- A14** Participação de Recursos Remunerados em Operações Ativas
- R1** Rentabilidade Mensal dos Recursos Próprios
- R2** Retorno Financeiro dos Recursos Próprios
- R3** Margem Líquida
- R4** Contribuição do Resultado não Operacional
- R5** Contribuição do Resultado da Carteira de Câmbio
- R6** Recuperação das Despesas Administrativas pelas Rendas de Prestação de Serviços
- R7** Taxa de Retorno do Ativo Total Ajustado
- R8** Margem Operacional
- R9** Remuneração das Operações Ativas Usuais
- R10** Remuneração da Carteira Própria de Títulos de Renda Fixa
- R11** Remuneração do Ativo Operacional
- R12** Encargos dos Recursos Captados a Prazo
- R13** Encargos com Recursos em Moedas Estrangeiras
- R14** Custo Administrativo do Ativo Total Ajustado
- R15** Custo Administrativo do Resultado Operacional
- R16** Custo da Captação Total
- R17** Participação do Custo de Pessoal nas Despesas Administrativas
- E1** Nível de Captação
- E2** Nível de Aplicação
- E3** Nível de Captações sem Remuneração
- E4** Nível de Custo Administrativo
- E5** Recuperação de Créditos Baixados como Prejuízo
- E6** Comportamento dos Recursos Próprios
- E7** Evolução das Operações Ativas Usuais

E8 Variação da Participação da Captação de Mercado
E9 Variação da Participação das Operações Ativas Usuais
L1 Variação do Encaixe Financeiro
L2 Assistência Financeira
L3 Liquidez Geral
L4 Solvência Geral

Fonte: Banco Central do Brasil

ANEXO I Relação de Bancos insolventes em 1995 e 1998.

Bancos	Data da decretação do Regime especial
BANCO OPEN S.A.	23/01/1995
BANCO COMERCIAL BANCESA S.A.	13/02/1995
BANCO SÃO JORGE S.A	01/03/1995
BANCO ROSA S.A	03/03/1995
BANCO AGRIMISA S.A.	12/04/1995
BANCO COMERCIAL DE SÃO PAULO S.A.	11/08/1995
BANCO ECONÔMICO S.A	11/08/1995
BANCO MERCANTIL S.A.	11/08/1995
BIG S.A.-BANCO IRMÃOS GUIMARÃES	25/08/1995
BANCO NACIONAL S.A	18/11/1995
BFC BANCO S.A	04/12/1995
BANCO GNPP S.A	05/12/1995
BANCO INVESTCORP S.A.	05/12/1995
BANCO APLICAP S.A	16/02/1998
MILBANCO S.A	16/02/1998
BANCO BMD S.A	15/05/1998
BANCO BRASILEIRO COMERCIAL S.A	15/05/1998
BANCO COMERCIAL PARAGUAYO S.A	13/10/1998
BANCO MARTINELLI	30/10/1998
BANCO PONTUAL	30/10/1998
BANCO BRASILEIRO-IRAQUIANO S.A	19/11/1998

ANEXO II - Relação dos maiores bancos em dezembro de 1994

BANCO BRADESCO S.A.
BANCO ITAÚ S.A.
UNIBANCO-UNIÃO DE BANCOS BRASILEIROS S.A.
BANCO DE CRÉDITO NACIONAL S.A.
BANCO SAFRA S.A.
BANCO REAL S.A.
BANCO BOAVISTA INTERATLÂNTICO S.A.
LLOYDS TSB BANK PLC
BANCO FRANCÊS E BRASILEIRO S.A.
BANCO SUDAMERIS BRASIL S.A.
BANCO MERCANTIL-FINASA S.A. – SÃO PAULO
BANCO BOZANO, SIMONSEN S.A.
BANCO BBA-CREDITANSTALT S.A.
BANCO AMÉRICA DO SUL S.A.
SANTANDER NOROESTE
CITIBANK N.A.
BANCO BANDEIRANTES S.A.
BANKBOSTON BANCO MÚLTIPLO S.A.
BANCO ABN AMRO S.A.
BANCO CIDADE S.A.
BANCO PACTUAL S.A.
BANCO MERCANTIL DO BRASIL S.A.
BANCO ITAMARATI
BANCO BMC S.A.
BANCO CCF BRASIL S.A.
BANCO CHASE MANHATTAN S.A.
BANCO NORCHEM S.A.
BANCO DIBENS S.A.
BANCO VOTORANTIM S.A.
BANCO RURAL S.A.
BANCO CREDIBANCO
BANCO INDUSTRIAL E COMERCIAL S.A.

BANCO ICATU S.A.
BANCO STOCK MÁXIMA S.A.
BANCO BMG S.A.
BANCO SOGERAL S.A.
B. CREDIT SUISSE FIRST BOSTON GARANTIA S.A.
DEUTSCHE BANK S.A. BANCO ALEMÃO
BANCO FIAT S.A.
MORGAN GUARANTY TRUST CO. OF NEW YORK
BANCO FIBRA S.A.
BANCO ABC BRASIL S.A.
DRESDNER BANK L-AM. AKTIENGESELLSCHAFT
BANCO BNL DO BRASIL S.A.
BANCO VOLKSWAGEN S.A.
ING BANK N.V.
BANCO SUMITOMO BRASILEIRO S.A.
BANCO GENERAL MOTORS S.A.
BANCO CACIQUE S.A.
BANCO INTERAMERICAN EXPRESS

Relação dos maiores bancos em dezembro de 1997

BANCO BRADESCO S.A.
BANCO ITAÚ S.A.
UNIBANCO-UNIÃO DE BANCOS BRASILEIROS S.A.
BANCO DE CRÉDITO NACIONAL S.A.
BANCO SAFRA S.A.
HSBC BANK BRASIL S.A.
BANCO REAL S.A.
BANCO BOZANO, SIMONSEN S.A.
BANCO BILBAO VIZCAYA BRASIL S.A.
BANCO CCF BRASIL S.A.
BANCO SUDAMERIS BRASIL S.A.
CITIBANK S.A.
BANKBOSTON BANCO MÚLTIPLO S.A.

BANCO BBA-CREDITANSTALT S.A.
 BANCO BOAVISTA INTERATLANTICO S.A.
 SANTANDER NOROESTE
 LLOYDS TSB BANK PLC
 BANCO MERCANTIL-FINASA S.A. – SÃO PAULO
 BANCO ABN AMRO S.A.
 BANCO FRANCÊS E BRASILEIRO S.A.
 BANCO AMÉRICA DO SUL S.A.
 BANCO BANDEIRANTES S.A.
 BANCO INDUSTRIAL E COMERCIAL S.A.
 BANCO VOTORANTIM S.A.
 BANCO FIAT S.A.
 BANCO CHASE MANHATTAN S.A.
 BANCO BARCLAYS E GALICIA S.A.
 BANCO FIBRA S.A.
 ING BANK N.V.
 BANCO PACTUAL S.A.
 BANCO CIDADE S.A.
 MORGAN GUARANTY TRUST CO. OF NEW YORK
 BANCO BMC S.A.
 BANCO MERCANTIL DO BRASIL S.A.
 BANCO ICATU S.A.
 DEUTSCHE BANK S.A. BANCO ALEMÃO
 BANCO SANTOS S.A.
 BANCO RURAL S.A.
 BANCO CREDIBANCO
 BANCO EUROPEU PARA A AM. LATINA (BEAL) S.A.
 BANCO DIBENS S.A.
 BANCO MULTI STOCK S.A.
 BANCO DE TOKYO-MITSUBISHI BRASIL S.A.
 BANCO BMG S.A.
 BANCO ABC BRASIL S.A.
 BANCO GENERAL MOTORS S.A.
 DRESNER BANK L-AM. AKTIENGESELLSCHAFT

BANCO PANAMERICANO S.A.
 BANCO BNL DO BRASIL S.A.
 BANCO VOLKSWAGEN S.A.

Relação dos 50 bancos solventes para os períodos de 1994 e 1997, escolhidos aleatoriamente.

BANCO SOGERAL S.A.
 BANCO BVA S.A.
 CITIBANK N.A.
 DRESNER BANK L-AM. AKTIENGESELLSCHAFT
 BANCO DE LA PROVINCIA DE BUENOS AIRES
 BANCO VOTORANTIM S.A.
 BANCO AMERICAN EXPRESS S.A.
 BANCO PROSPER S.A.
 MULTI BANCO S.A.
 LLOYDS TSB BANK PLC
 BANCO PANAMERICANO S.A.
 BANCO FIAT S.A.
 BANCO PEBB S.A.
 BANCO CCF BRASIL S.A.
 BANCO FINANSINOS S.A.
 BANCO FLEMING GRAPHUS S.A.
 BANCO FININVEST S.A.
 BANCO DAYCOVAL S.A.
 BANCO PEBB S.A.
 BANCO PINE S.A.
 BANCO A.J. RENNER S.A.
 BANCO FLEMING GRAPHUS S.A.
 BANCO BOREAL S.A.
 BANCO LIBERAL S.A.
 BANCO FININVEST S.A.

BANCO PINE S.A.
BANCO CIDADE S.A.
BANCO SISTEMA S.A.
BANCO BARCLAYS E GALICIA S.A.
BANCO MATONE S.A.
BANCO ARAUCARIA S.A.
BANCO FINANCIAL PORTUGUES
BANCO INDUSTRIAL E COMERCIAL S.A.
BANCO FIBRA S.A.
BANCO CAPITAL S.A.
BANCO WACHOVIA S.A.
BANCO SUL AMERICA S.A.
BANCO SANTANDER DE NEGOCIOS S.A.
BANCO GE CAPITAL S.A.
UNIBANCO-UNIÃO DE BANCOS BRASILEIROS S.A.
BANCO AXIAL S.A.
BANCO PROSPER S.A.
BANCO HEXABANCO S.A.
BANCO PROSPER S.A.
BANCO ABN AMRO REAL S.A
BANCO OURINVEST S.A.
BANCO BRADESCO S.A.
BANCO J P MORGAN S.A.
BANCO SAFRA S.A.
BANCO DE TOKYO-MITSUBISHI BRASIL S.A.