

## **Classificação de Instituições Financeiras pela Atividade Operacional**

*Lucio Rodrigues Capelletto\**

### **Resumo**

O sistema financeiro tem sido objeto de estudo há muito tempo, em decorrência do papel relevante e central que desempenha no desenvolvimento econômico dos países. Com vistas a contribuir com a qualidade das pesquisas, o objetivo do artigo é apresentar uma metodologia capaz de classificar as instituições bancárias de acordo com as características da atividade operacional predominante na instituição, bem como identificar os indicadores financeiros mais discriminantes à formação dos grupos distintos. A correta classificação prévia dos bancos, com base na atividade operacional, resulta em melhor capacidade de análise e permite o desenvolvimento de modelos de avaliação da situação econômico-financeira com maior grau de precisão. Igualmente, a identificação da atividade operacional propicia estudos mais detalhados, focados em aspectos específicos de determinado segmento como a eficiência operacional ou a análise dos nichos de mercado e da concorrência. Para atingir o objetivo, o estudo utilizou técnicas estatísticas de análise multivariada, como análise fatorial, análise de clusters e análise discriminante. Os resultados dos testes evidenciaram características operacionais diferenciadas capazes de classificar as instituições bancárias conforme a atividade operacional preponderante, consubstanciadas nos indicadores financeiros identificados como mais relevantes no processo de classificação.

**Palavras-Chave:** Bancos. Classificação. Atividade operacional. Indicadores.

---

\* Lucio Rodrigues Capelletto é doutor em controladoria e contabilidade pela FEA/USP – SP, e-mail: capelletto@bcb.gov.br.

## ***Financial Institutions' Classification by Operational Activities***

### ***Abstract***

*The financial system has been studied for a long time, motivated by the relevant and central role played in the economic development of countries. In order to improve the quality of researches, the purpose of this paper is to demonstrate a methodology able to classify banking institutions according to its main operational activities, as well to identify the most discriminating indicators used to compose the groups. The correct classification, based on operational activity, result on a better capacity of analysis and more accuracy in the development of financial evaluation models. Likewise, the identification of operational activity fosters more detailed studies, focused in particular characteristics of a group. To achieve this goal, multivariate statistics techniques were put in place, such as factorial analysis, cluster analysis, and discriminant analysis. The results showed differentiated operational characteristics, exposed in the financial indicators identified as most relevant in the classification process, able to classify banking institutions in distinct groups, in accordance with the preponderant operational activity.*

***Keywords:*** *Banks. Classification. Operational activity. Financial indicators.*

## 1 INTRODUÇÃO

Os problemas de solvabilidade ocorridos em instituições financeiras bancárias brasileiras nos últimos anos, exemplificados pela liquidação e alienação compulsória de grandes e tradicionais bancos brasileiros, tais como o Econômico, o Nacional e o Bamerindus, nos anos de 1990, e outros de menor porte, mais recentemente, como o Crefisul, o Araucária, o Pontual, o Martinelli, o Lavra, o Interior, o Interpart, e o Santos, apontam para a necessidade contínua de desenvolver mecanismos capazes de avaliar o desempenho econômico-financeiro de instituições bancárias.

A constante mutação dos cenários em economias emergentes, espelhada na volatilidade dos índices de mercado, faz com que as instituições bancárias estejam expostas à considerável quantidade de riscos que podem resultar em ameaças a sua própria existência, dos seus clientes e à integridade de todo o sistema financeiro (LINDGREN *et al.*, 1999).

Entre os riscos de maior relevância destaca-se o de crédito, compreendido como a probabilidade de o tomador de recursos (contraparte) não honrar (pagar) o compromisso assumido. Em atenção, o documento do Comitê da Basileia sobre Supervisão Bancária (BCBS), intitulado *Principles for the Management of Credit Risk* (BCBS, 2000a, p.1), relata que:

[...] a maior causa de problemas no setor bancário ainda tem sido diretamente relacionada com o relaxamento nas exigências para a concessão de crédito, o pobre gerenciamento do risco ou a falta de atenção a mudanças econômicas ou em outras circunstâncias que podem levar à deterioração da capacidade de pagamento das contrapartes.

Igualmente ao risco de crédito, o risco de mercado predomina no mercado financeiro, sendo composto pelos riscos de taxa de juros, variação cambial e preços, onde alterações acima ou abaixo de padrões pré-estabelecidos implicam perdas e ganhos não esperados.

O BCBS (1996, p.1) define o risco de mercado como a possibilidade de perda em posições, dentro e fora do balanço, provocada por movimentos nos preços de mercado, podendo ser causado pela alteração nas taxas de juros, na taxa de câmbio e no preço de ações e “commodities”.

Adicionalmente aos anteriores, há o risco de liquidez, originado quando a instituição encontra dificuldades em converter ativos em recursos líquidos para honrar compromissos como saques de depósitos, por exemplo. O risco de liquidez guarda estreita relação com a credibilidade da instituição, especialmente em situações de crise bancária.

Para o BCBS (2000b, p.1), “[...] a importância da liquidez transcende o banco individualmente, desde que a escassez de liquidez em uma simples organização possa ter repercussões sistêmicas.” Assim, o gerenciamento de liquidez está entre as atividades mais importantes conduzidas pelos bancos.

Em face dos riscos serem encontrados em diferentes graus de intensidade nas instituições bancárias, de acordo com as atividades operacionais, os estudos referentes ao assunto deveriam tratá-las de forma segregada.

As principais atividades operacionais dos bancos brasileiros estão concentradas em operações de crédito (29%), que representam os empréstimos e os financiamentos aos setores público e privado, e em aplicações em títulos e valores mobiliários (31%). As aplicações interfinanceiras de liquidez (operações compromissadas), as carteiras de câmbio, os títulos e valores mobiliários de terceiros mantidos para negociação e os investimentos fixos, inclusive participações societárias, representam os 40% restantes do ativo<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> Calculado com base nos dados obtidos no sítio [www.bcb.gov.br](http://www.bcb.gov.br) - Sistema Financeiro Nacional - Informações cadastrais e contábeis - 50 maiores bancos.

Nesse contexto, pretende-se rejeitar a hipótese de que o setor bancário brasileiro seja homogêneo em suas atividades operacionais, sem características distintas que permitam a identificação de segmentos.

Como resultado, o objetivo é apresentar uma classificação para as instituições bancárias em funcionamento no Brasil, de acordo com a atividade operacional predominante. Complementarmente, busca-se identificar os indicadores mais relevantes à classificação nos grupos distintos.

Para tanto, a metodologia demonstra a aplicação de técnicas estatísticas de análise multivariada, como análise fatorial, análise de clusters e análise discriminante linear, sobre as características operacionais extraídas dos dados contábeis, para obter a classificação pretendida.

Em termos de benefícios, a classificação prévia dos bancos pela atividade operacional contribui para melhorar a capacidade de análise e o desenvolvimento de modelos avaliadores da situação econômico-financeira, que propiciem maior grau de precisão nos resultados.

Igualmente, a identificação da atividade operacional propicia estudos mais detalhados, focados em aspectos específicos de determinado segmento como a eficiência operacional ou a análise dos nichos de mercado e da concorrência.

Dessa forma, as ações saneadoras e a implantação de políticas governamentais podem ser aplicadas de forma diferenciada, calibrada à característica operacional das instituições, evitando problemas futuros ao sistema financeiro nacional, com conseqüentes prejuízos à sociedade.

## **2 REFERENCIAL TEÓRICO**

Estudos sobre a solvabilidade de bancos são realizados há bastante tempo. Desde os anos de 1930, procura-se distinguir bancos falidos de não-falidos. Como exemplo, o estudo de Secrist (1938) comparou os dados e os indicadores dos balanços de bancos solventes e insolventes de diversos períodos, obtendo conclusões sobre a solidez das instituições.

Mais tarde, ao final da década de 60 e durante os anos 70, houve a disseminação de estudos para classificar empresas com base na situação econômico-financeira, bem como para avaliar a possibilidade de prever falências, por meio da combinação de informações contábeis e sofisticadas técnicas estatísticas da época.

Entre os estudos realizados no exterior destacam-se os de Altman (1968), que pode ser considerado o precursor na utilização de técnicas estatísticas multivariadas para a classificação de empresas, seguido por Meyer e Pifer (1970), Martin (1977) e Espahbodi (1991). Todas essas pesquisas compuseram suas amostras com empresas e bancos localizados nos Estados Unidos. Mais recentemente, as pesquisas têm utilizado o mesmo arcabouço metodológico e referencial teórico, alternando apenas as variáveis, os períodos e os países.

No Brasil, inúmeros estudos com o propósito de detectar ou prever situações de insolvência em empresas foram realizados. Entre esses, destacam-se os estudos de Kanitz (1974), que desenvolveu um modelo, denominado “termômetro de solvência”, para classificar empresas de acordo com o grau de solvabilidade ou de propensão à insolvência, de Silva (2003), que desenvolveu dois modelos para classificar empresas comerciais e industriais, com vistas à concessão de crédito, e mais recentemente, de Kassai (2002).

Com direcionamento específico para o sistema bancário brasileiro, poucos estudos são encontrados. Os pioneiros foram Martins e Samané (1987) que buscaram identificar as características diferenciadoras entre bancos “vulneráveis” e bancos “resistentes”. Posteriormente, com os mesmos objetivos, Capelletto (1995), Matias e Siqueira (1996), Janot (1999), Matias (1999) e Albuquerque (2000) produziram estudos com vistas ao desenvolvimento de modelos estatísticos capazes de classificar bancos como suscetíveis ou não à insolvência.

No processo de classificação foram aplicadas técnicas estatísticas paramétricas e não-paramétricas, univariadas e multivariadas, sendo comum o uso da análise discriminante linear, da regressão logística e da regressão múltipla, quando há o

conhecimento prévio das variáveis dependentes, e da análise de clusters, quando os grupos ainda não estão previamente definidos.

Não obstante a importância dos estudos realizados sobre a solvabilidade de bancos, um aspecto relevante tem sido desconsiderado, a distinção entre as atividades operacionais.

Até o momento, os estudos restringem a forma de segregação ao porte<sup>2</sup> (grande, médio ou pequeno) e ao controle societário<sup>3</sup> (público, privado nacional ou estrangeiro). Isso implica aceitar, nas análises comparativas, que instituições de mesmo porte ou controle societário atuem também com a mesma atividade operacional, fato que evidentemente nem sempre ocorre.

Na busca de apresentar uma segmentação para o setor bancário brasileiro, Gonzalez (2005) aplicou análise de clusters, análise discriminante e escalonamento multidimensional sobre nove indicadores formados pela relação entre contas patrimoniais e de resultados do Cosif (Plano de Contas das Instituições Financeiras), tentando identificar as estratégias de negócios expostas nos dados do balanço de 2004.

Como resultado, houve a discriminação de cinco grupos estratégicos, compostos pelos bancos de varejo, de tesouraria, de crédito, de intermediação bancária e de transição ou repasses. Pela análise da composição da estrutura patrimonial e de resultados dos grupos, o autor traçou o perfil estratégico operacional de cada um.

### 3 METODOLOGIA

O estudo é empírico e exploratório, em face de testar dados quantitativos coletados de instituições financeiras em funcionamento no Brasil, busca a validação por meio de técnicas estatísticas e incrementar o conhecimento existente (MARTINS, 2002).

---

<sup>2</sup> A segmentação por porte é feita pelo montante de ativos, sendo que as instituições do segmento de grande porte correspondem a 75% do total de ativos do sistema financeiro.

<sup>3</sup> A segmentação por controle societário tem como base mais de 50% das ações com direito a voto e a preponderância nas deliberações sociais.

A idéia central é aplicar técnicas estatísticas de análise multivariada, com uso do software estatístico SPSS, versão 10.0, sobre indicadores financeiros de instituições bancárias brasileiras, de forma semelhante ao realizado no estudo de Gonzalez (2005), com vistas a identificar aspectos operacionais suficientemente distintos para separar as instituições bancárias em grupos heterogêneos. Como o propósito é classificar os bancos de acordo com a atividade operacional, há necessidade de usar indicadores financeiros que expressem essas características operacionais.

### 3.1 Indicadores

A falta de consenso sobre um conjunto de indicadores que possa ser aplicado indistintamente na avaliação de quaisquer tipos de instituições, contemplando todas as variáveis existentes, induziu a uma escolha subjetiva que privilegiou os conceitos usados na estrutura CAMELS<sup>4</sup>, largamente empregada pelos supervisores bancários, IMF (*International Monetary Fund*), Banco Mundial e BIS (*Bank for International Settlements*), em processos de avaliação de instituições e sistemas financeiros (EVANS, 2000; e IMF, 2004).

Inicialmente, foram calculados 74 indicadores, com base nos dados contábeis extraídos do Cosif (BACEN, 1987), dos 110 bancos e conglomerados financeiros em funcionamento no País, na data de 31/12/2003<sup>5</sup>. Faz-se importante mencionar que muitas instituições bancárias operam como conglomerados financeiros, sendo recomendável a utilização de indicadores do conglomerado e não do banco individualmente<sup>6</sup>, pois aspectos operacionais

<sup>4</sup> O Uniform Financial Institutions Rating System (UFIRS), mais conhecido pelo acrônimo CAMELS, foi desenvolvido pelo Federal Financial Institutions Examination Council, composto pelos supervisores bancários norte-americanos, e adotado a partir de 20/12/1979, com a alteração da SR 96-38, de 27/12/1996. Contempla os seguintes itens: Capital, Assets (Ativos), Management (Capacidade Gerencial), Earnings (Resultados), Liquidity (Liquidez) e Sensitivity (Sensibilidade aos Riscos). Disponível em <http://www.federalreserve.gov>.

<sup>5</sup> Dados extraídos do sítio [www.bcb.gov.br](http://www.bcb.gov.br) - Sistema Financeiro Nacional - Informações cadastrais e contábeis - 50 maiores bancos.

<sup>6</sup> Para facilitar a referência, os conglomerados serão chamados de bancos ou instituições bancárias.



relevantes do conglomerado podem não ser percebidos quando tratados isoladamente.

Intuitivamente, os indicadores mais adequados à proposta de classificação do estudo são os denominados indicadores de análise vertical, os quais, segundo Assaf Neto (2000, p.108), permitem apurar facilmente a participação relativa de cada item contábil no ativo, no passivo ou na demonstração de resultados, na medida em que relacionam grupos, subgrupos ou contas com o todo, informando a relevância do item na estrutura.

Como a quantidade de indicadores é significativa, a primeira tarefa é tentar reduzi-los a um número menor, com vistas a facilitar a compreensão e interpretação das informações.

### 3.2 Técnicas de Análise Multivariada

A análise fatorial é a técnica estatística de análise multivariada indicada para esse objetivo, pois serve para reduzir ou sumarizar, com base na correlação linear existente, um grande número de variáveis em fatores subjacentes ou fundamentais, os quais presumivelmente explicam as variáveis originais.

Segundo Malhotra (2001), aplica-se a análise fatorial para encontrar e conhecer os aspectos subjacentes que expliquem as correlações entre um conjunto de variáveis; estabelecer um conjunto novo, menor, de variáveis não-correlacionadas; e identificar, de um conjunto maior, um conjunto menor de variáveis relevantes.

Todavia, para obtenção de resultados satisfatórios, Pereira (2001) explica que os dados submetidos à análise fatorial devem atender a alguns requisitos, os quais são medidos por testes específicos.

Um deles é o KMO (*Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy*), que analisa a adequação da técnica com base no grau de correlação dos dados. Para tanto, calcula a razão entre as correlações das variáveis originais e as correlações das variáveis originais mais as correlações dos fatores. O quociente mais próximo a um (1) indica dados adequados e maior benefício na utilização da análise fatorial.

Outro teste é o de esfericidade de Bartlett (*Bartlett Test of Sphericity*), que verifica se a correlação entre as variáveis é significativa, a ponto de apenas alguns fatores serem suficientes para representar a maior parte da variabilidade dos dados. A técnica é considerada apropriada quando é possível rejeitar que não há correlação entre as variáveis ao nível de significância estipulado (HAIR *et al.*, 1998).

Como resultado da técnica, os fatores constituídos não são correlacionados (ausência de multicolinearidade), são ortogonais (covariâncias nulas), e têm médias nulas e variâncias unitárias. Além disso, a técnica possibilita identificar o grau de associação linear entre os indicadores, por meio da matriz de correlação, verificar a capacidade de explicação da variância total do modelo pela variância de cada indicador (comunalidade<sup>6</sup>), extrair os fatores que resumam os indicadores originais e evidenciar aqueles mais relevantes em cada fator. Com base nos indicadores ou fatores, há pretensão de identificar os grupamentos existentes.

Subseqüentemente à análise fatorial, aplica-se outra técnica de análise multivariada, conhecida por análise de *clusters* ou de grupamentos. Conforme Maroco (2003, p.295) “é uma técnica exploratória de análise multivariada que permite agrupar sujeitos ou variáveis em grupos homogêneos ou compactos, relativamente a uma ou mais características comuns”. Ou seja, a análise de *clusters* agrupa de modo que os objetos de um mesmo grupo sejam mais semelhantes entre si do que com os objetos de outros grupos.

Considerando as características identificadas pelos fatores, tem-se uma idéia aproximada do número ideal de grupos a serem formados, sendo possível inserir no cálculo a quantidade de *clusters* desejada. No estudo, a formação dos grupos consiste em agrupar os bancos que detenham indicadores semelhantes, os quais indicam a presença de características operacionais similares. Os grupos formados pela análise de cluster servem de base para a classificação a “*priori*” dos bancos.

---

<sup>6</sup> Segundo Malhotra (2001, p.505), Comunalidade é a porção da variância que uma variável compartilha com todas as outras variáveis consideradas. É também a proporção de variância explicada pelos fatores comuns.

Após a constituição dos grupos, é possível aplicar a análise discriminante linear (ADL), cujo objetivo é explicar a variável dependente categórica, com base nas variáveis independentes. A aplicação da ADL pressupõe que os dados dos grupos tenham distribuição normal, matriz de covariâncias iguais e médias dos grupos diferentes.

Como objetivos práticos, a ADL procura:

a) Testar a existência de diferenças significativas entre as médias dos grupos.

b) Determinar quais são as melhores variáveis para discriminar os grupos, dentre um conjunto previamente selecionado.

c) Mostrar a combinação linear ponderada ótima das variáveis (equação de regressão).

d) Estimar coeficientes lineares que maximizem a separação entre as médias dos grupos (variância entre grupos) e, concomitantemente, que minimizem a variância entre os elementos de cada grupo (variância intra-grupos). Os métodos utilizados no estudo são os de *Mahalanobis*, que seleciona os indicadores que maximizem a distância entre os dois grupos, e o de *Wilks' Lambda*, que seleciona os indicadores que minimizem o valor da variância dentro dos grupos em relação à variância total.

e) Confirmar a qualidade dos grupos formados a “*priori*”, pela análise de *clusters*.

Ao final, os indicadores selecionados e os coeficientes obtidos são utilizados nas regressões capazes de classificar as instituições bancárias em grupos distintos de atividade operacional.

### 3.3 Amostra

Antes de iniciar a aplicação das técnicas, foi realizada a exclusão das instituições bancárias públicas, estaduais e federais<sup>7</sup>, que apresentam características operacionais específicas, em virtude

<sup>7</sup> Bancos dos Estados do Ceará, Piauí, Pará, Sergipe, Maranhão, Espírito Santo, Santa Catarina e Rio Grande do Sul, além dos bancos federais Banco do Nordeste do Brasil e Banco da Amazônia.

de programas governamentais como privatização e saneamento. O fato de representarem um grupo definido pela própria condição e, também, pelo tipo de controle, torna inócua tentar classificá-las pela atividade operacional.

Outro segmento pré-definido é formado pelo grupo de bancos grandes<sup>8</sup>, possuidores de mais de 500 agências, que atuam em todas as atividades operacionais, no país e no exterior. A abrangência e a complexidade operacional dessas instituições indicam a necessidade de uma classificação distinta dos demais bancos.

Assim, não há motivos para classificar, mediante emprego de técnicas estatísticas, os bancos públicos estaduais e federais, bem como os bancos grandes e complexos, pela atividade operacional, sendo recomendável tratá-los como componentes de segmentos pré-estabelecidos por outras características não consideradas no estudo. Com as exclusões, o número de bancos e conglomerados bancários diminuiu para 91 instituições.

## **4 APLICAÇÃO DAS TÉCNICAS E RESULTADOS OBTIDOS**

### **4.1 Análise Fatorial**

A utilização da análise fatorial sobre os 74 indicadores iniciais resultou na obtenção de dezenove fatores, número considerado excessivo à análise e à interpretação. Além disso, segundo Hair (1998), os testes de adequação da aplicação da análise fatorial sobre os indicadores foram insatisfatórios, pois a medida de adequação da amostra (KMO) está abaixo de 0,50.

A solução adotada foi revisar os indicadores, excluindo aqueles não direcionados à classificação de segmentos e não significativos para o modelo, identificados com comunalidade inferior a 0,7. A baixa comunalidade exprime a irrelevância da variável para o modelo, pois compartilha pouco da variância das demais variáveis.

---

<sup>8</sup> Banco do Brasil, CEF, Bradesco, Itaú, Unibanco, Santander Banespa, ABN Amro, HSBC e Nossa Caixa.

Os sucessivos cortes culminaram na obtenção de vinte indicadores, expostos na Tabela 1, que demonstraram maior poder de explicação das características das atividades operacionais.

**Tabela 1: Descrição dos indicadores**

No.	Código	Descrição
1	A11030	Participação de Títulos e Valores Mobiliários no Ativo Total
2	A11060	Participação de Operações de Crédito e Provisões no Ativo Total
3	A21000	Participação dos Investimentos no Ativo Total
4	C11012	Participação de Depósitos Remunerados no Passivo Total
5	C11020	Participação de Obrigações por Operações Compromissadas no Passivo Total
6	C11030	Participação de Recursos de Aceites Cambiais, Letras, Debêntures e Títulos no Passivo Total
7	C16000	Participação de Obrigações Diversas no Passivo Total
8	D13000	Participação das Receitas de Serviços nas Despesas Administrativas
9	L15000	Participação dos Ativos Líquidos no Ativo Total
10	R11000	Participação de Rendas de Operações de Crédito na Receita Operacional
11	R13000	Participação de Rendas de Títulos e Valores Mobiliários na Receita Operacional
12	R14000	Participação de Rendas de Câmbio e Aplicação em Moedas Estrangeiras na Rec. Operacional
13	R21010	Participação das Despesas de Depósitos na Receita Operacional
14	R21014	Participação de Despesas de Depósitos a Prazo na Receita Operacional
15	R21020	Participação de Despesas com Operações Compromissadas na Receita Operacional
16	R21030	Participação de Despesas com Captações de Títulos na Receita Operacional
17	R22000	Participação de Despesas de Câmbio na Receita Operacional
18	R41010	Participação de Receitas de Serviços na Receita Operacional
19	R43000	Participação de Resultado de Participações Societárias na Receita Operacional
20	R45000	Participação de Outras Despesas Operacionais na Receita Operacional

Fonte: elaboração própria.

A aplicação da análise fatorial sobre os vinte indicadores resultou em sete fatores que explicaram conjuntamente 86,6% da variância dos indicadores originais. Os resultados dos testes KMO e Bartlett, iguais a 0,67 e 1.737,5, respectivamente, confirmaram a adequação da técnica para reduzir a quantidade de indicadores.

A composição dos fatores obtidos é a seguinte:

a) Fator 1: explica a variabilidade dos indicadores A11060, C11012, R11000, R21010 e R21014, relacionados com as atividades de crédito;

b) Fator 2: explica os indicadores A11030, C11020, R13000 e R21020, relacionados com as atividades de tesouraria;

c) Fator 3: explica os indicadores C16000, 43000 e 45000, relacionados com captações diversas e resultados em participações

societárias;

d) Fator 4: explica os indicadores R14000 e R22000, relacionados com operações de câmbio;

e) Fator 5: explica, principalmente, os indicadores L15000 e R13000, relacionados com ativos de alta liquidez e resultado com títulos. O indicador A11030 também é significativo neste fator, haja vista tratar da participação de TVM, os quais não deixam de ser ativos líquidos;

f) Fator 6: explica os indicadores A21000, D13000 e R41010, relacionados com operações de prestação de serviços;

g) Fator 7: explica os indicadores C11030 e R21030, relacionados com a captação de recursos mediante utilização de títulos, aceites, letras, debêntures etc.

A interpretação permite constatar que apenas os fatores 1 e 2 contêm indicadores representativos de atividades operacionais distintas na indústria bancária, reconhecidas como de crédito e de tesouraria, respectivamente.

Os demais fatores, entre 3 e 7, são compostos por indicadores que expressam operações específicas, como investidor em participações societárias (fator 3), operador de câmbio (fator 4), investidor em títulos e valores mobiliários (fator 5), prestador de serviços (fator 6) e emissor de títulos para captação de recursos (fator 7), que integram as atividades principais dos bancos, mas não consubstanciam uma classificação isolada.

Nesse sentido, com vistas a identificar outra atividade, além de crédito e de tesouraria, aplicou-se novamente a análise fatorial, com a restrição de formar apenas três fatores. Os resultados apresentaram problemas de comunalidade em alguns indicadores, sendo efetuadas as devidas eliminações para melhorar o poder explicativo do modelo.

Finalmente, conseguiu-se formar três fatores, que explicaram no conjunto 83,2% da variância dos onze indicadores remanescentes. A interpretação dos fatores constantes na Tabela 2 é a seguinte:

a) Fator 1: explica os indicadores A11060, C11012, R11000,

R21010 e R21014, relacionados com a atividade de crédito;  
 b) Fator 2: explica os indicadores C16000, R43000 e R45000, característicos de instituições com atividades de negócios;  
 c) Fator 3: explica os indicadores A11030, C11020 e R21020, relacionados à atividade de tesouraria.

**Classificação  
de Instituições  
Financeiras  
pela Atividade  
Operacional**

**Tabela 2: Matriz de Fatores Rotados**

Indicador	Nome	Fator 1	Fator 2	Fator 3
A11030	Participação de Títulos e Valores Mobiliários no Ativo Total	-,374	-,138	,715
A11060	Participação de Operações de Crédito e Provisões no Ativo Total	,795	5,0E-02	-,297
C11012	Participação de Depósitos Remunerados no Passivo Total	,871	-,134	-,121
C16000	Participação de Obrigações Diversas no Passivo Total	-,239	,823	-,199
R11000	Participação de Rendas de Operação de Crédito na Receita Operacional	,873	6,1E-02	-,193
R21014	Participação de Despesas de Depósitos a Prazo na Receita Operacional	,937	-7,3E-02	3,8E-03
R21020	Particip. De Despesas c/ Oper. Compromissadas na Receita Operacional	-5,2E-02	-2,8E-02	,911
R43000	Particip. De Resultado de Particip. Societárias na Receita Operacional	8,1E-02	,960	-1,7E-02
R45000	Participação de Outras Despesas Operacionais na Receita Operacional	3,9E-03	,969	-1,2E-02
R21010	Participação das Despesas de Depósitos na Receita Operacional	,951	-7,5E-02	-8,5E-03
C11020	Particip. De Obrigações por Oper. Compromissadas no Passivo Total	-6,7E-02	-6,2E-02	,943

Método de extração: Análise de Componentes Principais.

Método de Rotação: Varimax com normalização Kaiser. A rotação convergiu em 5 iterações.

Fonte: SPSS v10.0.

## 4.2 Análise de *Clusters*

A análise de *clusters* foi aplicada com base no método *Ward*, que busca unir os objetos (bancos e grupos), em etapas, pelo critério de produzir o menor acréscimo na soma dos quadrados dos erros (distâncias) dentro dos grupos (MAROCO, 2003).

Com o objetivo de realizar a formação dos grupos, houve a tentativa inicial de utilizar os fatores resultantes da análise fatorial. Os fatores 1 e 3 mostraram ser eficientes para separar os bancos de crédito e não-crédito, constituindo dois grupos com 42 e 49 bancos, respectivamente. Entretanto, os fatores não demonstraram a mesma eficiência para separar os bancos de tesouraria e de negócios.

Ante o exposto, a opção foi utilizar os indicadores mais relevantes na formação dos fatores relacionados com as atividades

de crédito, negócios e tesouraria. Primeiramente, realizou-se a segregação dos grupos de bancos com atividades voltadas para crédito e não-crédito, mediante a utilização dos indicadores A11060, R11000, R21014, R43000, R21020 e Tesouraria<sup>9</sup>. A técnica separou os grupos de crédito e não-crédito, com 56 e 35 bancos, respectivamente.

O próximo passo foi reaplicar a análise de *clusters* para separar os bancos de tesouraria e de negócios. Os indicadores utilizados foram A11030, R13000, D13000<sup>10</sup>, R43000 e R41010, conseguindo-se dois grupos distintos, formados com 26 e nove bancos, representativos das respectivas atividades de tesouraria e de negócios.

A classificação final dos bancos nos grupos formados pela análise de *clusters* pode ser verificada na Tabela 9.

### **4.3 Análise Discriminante Linear (ADL)**

Na aplicação da ADL foram adotados dois procedimentos com o objetivo de verificar qual deles apresentaria a melhor classificação. Um consiste na classificação por exclusão sucessiva, ou seja, primeiro classifica-se os bancos em crédito e não-crédito, para somente depois, com base no grupo de não-crédito, proceder-se a classificação dos bancos em tesouraria e negócios, da mesma forma realizada na análise de *clusters*. O outro procedimento consiste em classificar todos os bancos nas atividades de crédito, tesouraria e negócios simultaneamente.

#### **4.3.1 Classificação por exclusão sucessiva**

Os mesmos indicadores utilizados para classificar os bancos em grupos distintos pela análise de *clusters* foram inseridos como variáveis independentes na ADL. Tanto na separação dos bancos

---

<sup>9</sup> Formado pelos indicadores A11020, A11030 e A11050, que representam as atividades de tesouraria.

<sup>10</sup> O indicador D13000 foi excluído por ter apresentado comunalidade igual a 0,46. Entretanto, em virtude de representar uma das principais características dos bancos de negócios, decidiu-se mantê-lo nos testes.



de crédito e de não-crédito, como de tesouraria e de negócios, a variável dependente é a classificação obtida pela análise de *clusters*. Em cada uma das etapas de aplicação da ADL, definiu-se “1” para os bancos de crédito e de tesouraria, e “2” para os bancos de não-crédito e de negócios.

Nas duas classificações, as avaliações estatísticas das funções discriminantes apresentaram resultados satisfatórios, expressos nos baixos valores dos *Wilks' Lambda*, demonstrando que a variância dentro dos grupos é baixa em relação à variância total.

Os indicadores que apresentaram maior poder discriminatório para separar os grupos de crédito e de não-crédito, e de tesouraria e de negócios, são os indicadores que expressam a participação das operações de crédito no ativo total (A11060) e das receitas de prestação de serviços nas despesas administrativas (D13000), respectivamente.

As Tabelas 3 e 4 evidenciam esses indicadores como os melhores na discriminação dos grupos, haja vista os menores valores de *Wilks' Lambda* e os maiores valores nos testes “F”.

**Tabela 3: Teste de Igualdade das Médias dos Grupos de Crédito e Não-crédito**

Indicador	Wilks' Lambda	F	Df1	df2	Sig
A11060	0,292	215,572	1	89	,000
R11000	0,460	104,346	1	89	,000
R21014	0,659	46,047	1	89	,000
R21020	0,946	5,117	1	89	,026
TESOURAR	0,423	121,413	1	89	,000

Fonte: saída do SPSS v10.0.

**Tabela 4: Teste de Igualdade das Médias dos Grupos de Tesouraria e de Negócios**

Indicador	Wilks' Lambda	F	Df1	df2	Sig
A11030	0,848	5,915	1	33	,021
R13000	0,849	5,850	1	33	,021
R41010	0,770	9,882	1	33	,004
D13000	0,216	119,515	1	33	,000

Fonte: saída do SPSS v10.0.

Finalmente, os resultados da classificação obtidos pela análise discriminante canônica, observados nas Tabelas 5 e 6, confirmaram a classificação obtida pela análise de *clusters*, pois

96,4% e 94,3% dos bancos foram classificados nos mesmos grupos de crédito e não-crédito, respectivamente. No total, pode-se afirmar que 95,6% dos grupos originais foram classificados corretamente. Para a classificação em tesouraria e negócios, 100% dos bancos foram mantidos nos grupos originais. Em ambos os casos, a validação cruzada dos grupos apresentou os mesmos resultados da classificação original dos grupos.

**Tabela 5: Resultados da Classificação dos Grupos de Crédito e Não-crédito**

	Ward Method	Predicted Group Membership		Total *
		1	2	
Original Count	1	54	2	56
	2	2	33	35
Percentage %	1	96,4	3,6	100,0
	2	5,7	94,3	100,0

\* 95,6% of original grouped cases correctly classified.

Fonte: saída do SPSS v10.0.

**Tabela 6: Resultados da Classificação dos Grupos de Tesouraria e de Negócios**

	Ward Method	Predicted Group Membership		Total *
		1	2	
Original Count	1	27	0	27
	2	0	8	8
Percentage %	1	100,0	0,0	100,0
	2	0,0	100,0	100,0

\* 100,0% of original grouped cases correctly classified.

Fonte: saída do SPSS v10.0.

### 4.3.2 Classificação Simultânea

Similarmente ao procedimento anterior, os indicadores utilizados para classificar os bancos em grupos distintos pela análise de *clusters* foram inseridos como variáveis independentes na ADL, assim como a variável dependente foi definida pela classificação proposta pela análise de *clusters*, sendo “1” para os bancos de crédito, “2” para os bancos de tesouraria, e “3” para os bancos de negócios.

Os resultados dos testes foram semelhantes aos obtidos pelo procedimento de classificação por exclusão sucessiva. O *Wilks' Lambda* manteve-se com valor baixo, sendo igualmente possível

rejeitar a hipótese de que as médias dos grupos são iguais.

Os mesmos indicadores A11060 e D13000 apresentaram maior poder discriminatório na classificação dos grupos de crédito, tesouraria e negócios. Conforme exposto na Tabela 7, o teste pelo método “*stepwise*”, que realiza a inclusão e a remoção alternada das variáveis, evidenciou que os dois indicadores minimizam o valor do *Wilks’ Lambda*.

Tabela 7: Método “*stepwise*”

Step	Entered	Wilks' Lambda							
		Statistic	Df1	df2	df3	Exact F	df1	df2	Sig
1	A11060	0,292	1	2	88	106,756	2	88	0,000
2	D13000	0,130	2	2	88	77,016	4	174	0,000

Fonte: SPSS v10.0.

Além disso, dado o poder de explicação próximo a um das funções discriminantes, utilizando os indicadores selecionados pelo método “*stepwise*”, pode-se concluir que os indicadores A11060 e D13000 são suficientes para classificar os bancos nos grupos de atividades de crédito, de tesouraria e de negócios.

Coincidentemente ao procedimento anterior, os resultados da classificação pela análise discriminante canônica, apresentados na Tabela 8, confirmaram a classificação obtida pela análise de *clusters*, pois 94,5% dos grupos originais foram classificados corretamente, assim como 93,4% na validação cruzada.

Em termos comparativos, a aplicação da técnica na forma de exclusão sucessiva produziu resultados melhores do que os obtidos na forma simultânea. Enquanto o percentual de acerto foi de 95,6% e 100% para a classificação das instituições nos grupos de crédito e não-crédito e tesouraria e negócios, respectivamente, o acerto da classificação simultânea foi de 94,5%. Apesar da diferença, não ficou demonstrada vantagem significativa de uma sobre a outra.

Tabela 8: Resultados da classificação de todos os grupos: Crédito, Tesouraria e Negócios.

	Ward Method	Predicted Group Membership			Total
		1	2	3	
Original Count	1	52	2	2	56
	2	1	25	0	26
	3	0	0	9	9
Percentage %	1	92,9	3,6	3,6	100,0
	2	3,8	96,2	,0	100,0
	3	,0	,0	100,0	100,0
Cross-validated Count	1	52	2	2	56
	2	1	25	0	26
	3	0	1	8	9
Percentage %	1	92,9	3,6	3,6	100,0
	2	3,8	96,2	,0	100,0
	3	,0	11,1	88,9	100,0

a) 94,5% of original grouped cases correctly classified.

b) 93,4% of cross-validated grouped cases correctly classified.

Fonte: saída do SPSS v10.0.

Outra confirmação da diferença entre as médias dos grupos e, por conseguinte, da validade do processo de classificação pode ser visualizada na Figura 1, onde aparece a segregação dos bancos pelas atividades de crédito, tesouraria e negócios em grupos distintos.

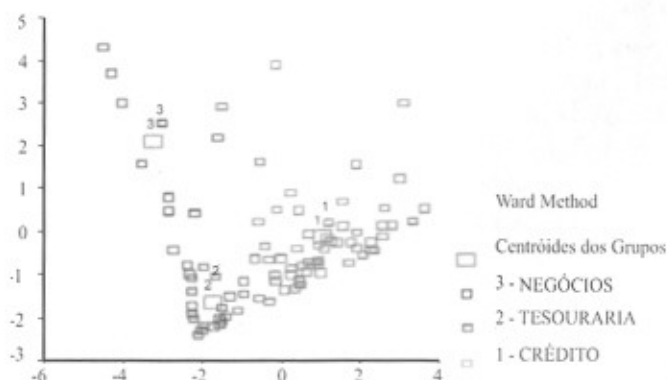


Figura 1: Visualização gráfica da distribuição pela função discriminante canônica.

Fonte: saída do SPSS v10.0.

A classificação final das instituições pela atividade operacional (crédito, tesouraria e negócios) está exposta na Tabela 9, com as devidas observações do pesquisador quanto à pertinência ou não da reclassificação proposta pela ADL.

**Classificação  
de Instituições  
Financeiras  
pela Atividade  
Operacional**

Tabela 9: Segmentação pela atividade operacional (Crédito =1; Tesouraria = 2; Negócios = 3)

	Código	Nome do Banco	Atividade Operacional	(1) Cluster Crédito	(2) Cluster Total	(3)ADL Crédito	(4) ADL Total
1	10083	SAFRA	Crédito	1	1	1	1
2	20107	JP MORGAN CHASE	Tesouraria	2	2	2	2
3	20152	MERCANTIL DO BRASIL	Crédito	1	1	1	1
4	20255	PRIMUS	Tesouraria	1	1	2	2
5	30207	BBM	Tesouraria	2	2	2	2
6	30276	BMC	Crédito	1	1	1	1
7	30290	BMG	Crédito	1	1	1	1
8	30300	BANKBOSTON	Crédito	1	1	1	1
9	30403	CITIBANK	Crédito	1	1	1	1
10	30513	BNL	Crédito	1	1	1	1
11	30771	CREDIT SUISSE	Tesouraria	2	2	2	2
12	31103	UBS WARBURG	Negócios	2	3	2	3
13	31158	PEBB	Tesouraria	2	2	2	2
14	31244	RURAL	Crédito	1	1	1	1
15	31323	SS	Crédito	1	1	1	1
16	31677	ARBI	Tesouraria	2	2	2	2
17	31859	SOCIETE GENERALE	Tesouraria	2	2	2	2
18	31873	SOFISA	Crédito	1	1	1	1
19	31976	BRB	Crédito	1	1	1	1
20	32119	BIC	Crédito	1	1	1	1
21	41856	ABGBRASIL	Crédito	1	1	1	1
22	49944	FACTUAL	Negócios	2	3	2	3
23	49951	FIBRA	Tesouraria	2	2	2	2
24	50122	FATOR	Negócios	2	3	2	3
25	50177	SANTOS	Crédito	1	1	1	1
26	50191	SCHAHIN	Crédito	1	1	1	1
27	50201	STOCK	Negócios	2	3	2	3
28	50304	PINE	Crédito	1	1	1	1
29	50328	SOCOFA	Crédito	1	1	1	1
30	50414	PROSPER	Tesouraria	2	2	2	2
31	50476	INTERCAP	Crédito	1	1	1	1
32	50524	VR	Tesouraria	2	2	2	2
33	50531	INDUSVAL	Crédito	1	1	1	1
34	50706	BONSUCESO	Tesouraria	2	2	2	2
35	50720	CRUZEIRO DO SUL	Crédito	1	1	1	1
36	50861	GERDAU	Crédito	1	1	1	1
37	50885	BRASCAN	Negócios	2	3	2	3
38	50988	INDUSTRIAL DO BRASIL	Crédito	1	1	1	1
39	51011	VOTORANTIM	Tesouraria	2	2	2	2
40	51059	DRESDNER	Crédito	1	1	1	1
41	51066	CREDIT LYONNAIS	Tesouraria	2	2	2	2
42	51073	ING	Tesouraria	2	2	2	2
43	51107	OPPORTUNITY	Negócios	2	3	2	3
44	51121	CACIQUE	Crédito	1	1	1	1
45	51145	INTER AMEX	Crédito	1	1	1	1

CAPELLETTO,  
L. R.

46	51183	DEUTSCHE	Tesouraria	2	2	2	2
47	51293	ALFA	Crédito	1	1	1	1
48	51413	MORGAN STANLEY	Negócios	2	3	2	3
49	51468	RENDIMENTO	Crédito	1	1	1	1
50	253448	POTTENCIAL	Negócios (5)	1	1	1	3
51	517645	RIBEIRAO PRETO	Crédito	1	1	1	1
52	558456	BGN	Crédito	1	1	1	1
53	795423	EMBLEMA	Tesouraria	2	2	2	2
54	1023570	RABOBANK BRASIL	Crédito (5)	2	2	1	1
55	1181521	COOPERATIVO SICREDI	Crédito	1	1	1	1
56	1522368	BNP BRASIL	Negócios	2	3	2	3
57	2038232	COOPERATIVO DO BRASIL	Negócios (5)	1	1	1	3
58	2318507	KEB DO BRASIL	Tesouraria (5)	1	1	2	2
59	3609817	CARGILL	Tesouraria	2	2	2	2
60	4184779	IBIBANK	Crédito	1	1	1	1
61	14388334	PARANA	Crédito	1	1	1	1
62	15173776	CAPITAL	Crédito	1	1	1	1
63	17351180	TRIÂNGULO	Crédito	1	1	1	1
64	30723886	MODAL	Negócios (5)	2	3	1	3
65	31597552	CLASSICO	Tesouraria	2	2	2	2
66	31880826	GUANABARA	Crédito	1	1	1	1
67	32254138	BVA	Crédito	1	1	1	1
68	33042151	LA NACIÓN ARGENTINA	Tesouraria	2	2	2	2
69	33132044	CEDULA	Crédito	1	1	1	1
70	43717511	MORADA	Crédito	1	1	1	1
71	44189447	LA PROVINCIA DE B AIRES	Tesouraria	2	2	2	2
72	45283173	UNO - E BRASIL	Tesouraria	2	2	2	2
73	48795256	LEMON BANK	Tesouraria	2	2	2	2
74	50290345	UNION - BRASIL	Crédito	1	1	1	1
75	51938876	LA REP ORIEU URUGUAY	Tesouraria	2	2	2	2
76	59118133	LUÑO BRASILEIRO	Crédito	1	1	1	1
77	60498557	TOKYO-MITSUBISHI	Crédito	1	1	1	1
78	60518222	SUMITOMO BRASILEIRO	Crédito	1	1	1	1
79	60850229	PECUNIA	Crédito	1	1	1	1
80	61088183	WESTLB BRASIL	Tesouraria	2	2	2	2
81	61146577	BARCLAYS	Tesouraria	2	2	2	2
82	61348538	FICSA	Crédito	1	1	1	1
83	61383170	LLOYDS TSB BANK PLC	Tesouraria	2	2	2	2
84	61535100	ZOGBI	Crédito	1	1	1	1
85	62232889	DAYCOVAL	Crédito	1	1	1	1
86	62421979	GE CAPITAL	Crédito	1	1	1	1
87	69141539	CREDIBEL	Crédito	1	1	1	1
88	74828799	COMERCIAL URUGUAI	Crédito	1	1	1	1
89	91884981	JOHN DEERE	Crédito	1	1	1	1
90	92874270	A.J RENNER	Crédito	1	1	1	1
91	92894922	MATONE	Crédito	1	1	1	1

- (1) Classificação da análise de cluster com base nos grupos crédito e não-crédito.
- (2) Classificação da análise de cluster com base nos grupos crédito, tesouraria e negócios.
- (3) Classificação da análise discriminante linear com base nos grupos crédito e não-crédito.
- (4) Classificação da análise discriminante linear com base nos grupos crédito, tesouraria e negócios.
- (5) Banco classificado diferentemente pela análise de cluster e discriminante.

## 5 CONCLUSÃO

Os resultados dos testes mostraram a possibilidade de classificar instituições bancárias no Brasil de acordo com a atividade operacional predominante, identificadas no estudo como de crédito, de tesouraria e de negócios, utilizando-se técnicas estatísticas de análise multivariada.

Com isso, a hipótese de que as instituições bancárias brasileiras não apresentam características operacionais distintas pode ser rejeitada.

A análise fatorial, primeira técnica empregada, foi capaz de construir fatores que explicassem parte significativa dos indicadores originais, sendo possível interpretar e extrair informações com base no conhecimento sobre o funcionamento da indústria bancária. Os indicadores determinantes para identificar a atividade operacional de crédito estão concentrados no fator 1, os de negócios estão no fator 2 e os de tesouraria no fator 3.

Apesar de não ter sido possível utilizar os fatores para a classificação dos grupos, em substituição aos indicadores originais, a análise fatorial facilitou o processo identificando os indicadores mais relevantes para a classificação.

A utilização desses indicadores pela análise de *clusters* propiciou a formação com sucesso, primeiramente, dos grupos de bancos de crédito e de não-crédito, com 56 e 35 bancos, respectivamente. Na seqüência, com análise exclusiva do grupo de não-crédito, houve a formação dos grupos de tesouraria, com 26 bancos, e de negócios, com nove bancos.

A ADL confirmou a separação dos grupos com elevado percentual de acerto de 95,6%, para a classificação das instituições nos grupos de crédito e de não-crédito, e 100% para os grupos de tesouraria e de negócios. Igualmente, o elevado acerto da classificação simultânea, de 94,5%, demonstrou que não há diferença em utilizar uma ou outra metodologia.

Outro resultado relevante foi a identificação dos indicadores com maior poder de discriminação. Os indicadores que apresentaram maior poder discriminatório para separar os grupos

de crédito e de não-crédito, na primeira etapa, e tesouraria e negócios, na segunda, são os indicadores A11060, que evidencia a participação das operações de crédito no ativo total, e D13000, que relaciona a participação das receitas de prestação de serviços nas despesas administrativas. A explicitação desses indicadores mais relevantes constitui uma significativa contribuição deste estudo.

Comparativamente a outras pesquisas direcionadas para o mesmo objetivo, como a realizada por Gonzalez (2005), as técnicas estatísticas convergem e ratificam a formação de grupos compostos por instituições com atividades predominantes em crédito, tesouraria e negócios<sup>11</sup>. Outros grupos, definidos discricionariamente pelo pesquisador, mesmo quando amplamente aceitos, como aqueles formados pela utilização do número de agências, não servem de parâmetro para avaliar a segmentação resultante das técnicas estatísticas.

Faz-se importante salientar que, apesar da utilização das mesmas técnicas estatísticas de análise multivariada<sup>12</sup>, a definição da quantidade e a composição dos indicadores testados podem levar à obtenção de resultados diferentes. A seleção à “piori” de indicadores pelo pesquisador, especialmente em número reduzido, pode omitir informações e cercear a capacidade de classificação pelas técnicas aplicadas.

Outrossim, a composição de indicadores pelos dados contábeis inapropriados pode gerar resultados sem a devida sustentação explicativa na contabilidade. Nesse particular, a utilização do conhecimento contábil é essencial para definir as contas que constituem os indicadores, de tal forma que sirvam de instrumentos eficazes à correta classificação das instituições.

Finalmente, a classificação obtida pela atividade operacional evidencia a importância do conteúdo informacional existente nos

---

<sup>11</sup> Denominada de “Intermediação Bancária” no estudo de Gonzalez (2005).

<sup>12</sup> A similaridade metodológica com outros estudos não é estranha, na medida em que as técnicas estatísticas usuais para classificar objetos são a análise de clusters, a análise discriminante linear e a análise de regressão logística, aplicadas de forma isolada ou conjunta. Igualmente, as técnicas usadas para sumarizar os dados são a análise fatorial e a análise de componentes principais.



dados contábeis. Considerando ainda a Contabilidade como um sistema de informações que deve produzir informações úteis à tomada de decisão, ao maior número possível de usuários, a segmentação possibilita avaliar quais informações merecem atenção e melhoramentos específicos por segmento.

Da mesma forma, o conhecimento da atividade operacional permite a adoção de medidas diferenciadas, pois nem todos os segmentos do sistema bancário apresentam as mesmas fragilidades que podem ser saneadas com medidas genéricas.

Pelos fatos expostos, o presente estudo demonstrou a possibilidade de classificar as instituições bancárias de acordo com a atividade operacional e identificar os indicadores financeiros mais relevantes na classificação.

Entretanto, novos testes são necessários para a generalização dos resultados, especialmente em outros períodos, onde mudanças conjunturais e estruturais no mercado financeiro podem alterar a importância dos indicadores utilizados.

## REFERÊNCIAS

ALBUQUERQUE Jr. J. *Avaliação dos indicadores de predição de insolvência bancária no Brasil para os períodos de 1994/5 e 1997/98*. 2000. 67 f. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS, Porto Alegre, 2000.

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

ASSAF NETO, A. *Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro*. 5ª ed. São Paulo: Atlas, 2000.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION – BCBS. *Amendment to the capital accord to incorporate market risks*. Basel: BCBS, 1996.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION –

BCBS. *Principles for the management of credit risk*. Basel: BCBS, 2000a.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION – BCBS. *Sound practices for managing liquidity in banking organisations*. Basel: BCBS, 2000b.

BANCO CENTRAL DO BRASIL - BACEN. *Circular do Banco Central do Brasil 1273*, de 29/12/1987. Estabelece o Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional – COSIF. Disponível em <<http://www.bcb.gov.br>>. Acesso em 25/05/2004.

CAPELLETTO, L. R. *Contribuição à avaliação do desempenho operacional de bancos, antes e depois do “Plano Real”*. 1995. 345 f. Dissertação (Mestrado) - Universidade de Brasília – UnB, Brasília, 1995.

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

EVANS, O. *et al.* Macroprudential indicators of financial system soundness. *IMF Occasional Paper*. Washington, DC: IMF, n.192, 2000.

GONZALEZ, R. B. *Perfil dos grupos estratégicos bancários no Brasil*. 2005. 119 f. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo - FEA/USP, São Paulo, 2005.

HAIR Jr., J. *et al.* *Multivariate data analysis*. 5ª ed. New Jersey: Prentice Hall, 1998.

INTERNATIONAL MONETARY FUND – IMF. *Compilation guide on financial soundness indicator*. Chapter 6. Washington DC: IMF, 2004.

JANOT, M. M. *Previsão de insolvência bancária no Brasil: aplicação de diferentes modelos entre 1995 e 1998*. 1999. 94 f. Dissertação (Mestrado) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC/RJ, Rio de Janeiro, 1999.

KANITZ, S. C. Como prever falências de empresas. *Revista Exame*, p.95-102, dez. 1974.

KASSAI, S. *Utilização da análise por envoltória de dados (DEA) na análise de demonstrações contábeis*. 2002. 318 f. Tese (Doutorado) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo - FEA/USP, São Paulo, 2002.

LINDGREN, C.-J. *et al. Financial sector crisis and restructuring: lessons from Asia. Occasional Paper*. Washington, DC: IMF, n.188, 1999.

MALHOTRA, N. K. *Pesquisa de marketing: uma orientação aplicada*. 3ª ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

MÁRIO, P. C. *Contribuição ao estudo da solvência empresarial: uma análise dos modelos de previsão – estudo exploratório aplicado em empresas mineiras*. 2002. 227 f. Dissertação (Mestrado) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo - FEA/USP, São Paulo, 2002.

MAROCO, J. *Análise estatística: com utilização do SPSS*. Lisboa: Sílabo, 2003.

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

MARTINS, G. A. *Manual para elaboração de monografias e dissertações*. 3ª. Ed. São Paulo: Atlas, 2002.

MARTINS, M. V.; SAMANÉZ, C. P. Análise discriminante e os bancos comerciais privados brasileiros: uma aplicação. *Revista Brasileira de Mercado de Capitais*, abril/junho, v.39, p.123-142, 1987.

MATIAS, A. B.; SIQUEIRA, J. O Risco bancário: modelo de previsão de insolvência de bancos no Brasil. *Revista de Administração – USP*. São Paulo, abril/junho, p. 19-28, 1996.

MATIAS, A. B. *Insucesso de grandes bancos privados*

CAPELLETTO, L. R. *brasileiros de varejo*. 1999. 146 f. Tese de Livre Docência - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo - FEA/USP, São Paulo, 1999.

MEYER, P. A.; PIFER, H. W. *Prediction of bank failures*. *Journal of Finance*, p. 853-868, setembro 1970.

PEREIRA, J. C. R. *Análise de dados qualitativos: estratégias metodológicas para as ciências da saúde, humanas e sociais*. 3ª ed. São Paulo: Edusp, 2001.

SECRIST, H. *National bank failures and non-failures*. Bloomington: The Principia Press, 1938.

SILVA, J. P. *Gestão e análise de risco de crédito*. 4ª. ed. São Paulo: Atlas, 2003.

SPSS Inc. *SPSS regression models 12.0* In: *Manual SPSS 12.0*. EUA: SPSS Inc., 2003.

### **Endereço do Autor**

QI 16, Conj. 5, casa 13, Lago Norte,  
Brasília-DF, CEP: 71 530-250.