UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDADE E ATUÁRIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CONTÁBEIS

**VALIDAÇÃO DO PODER DISCRIMINANTE DAS CLASSIFICAÇÕES DE
OPERAÇÕES DE CRÉDITO DAS INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS BRASILEIRAS**

Clodoaldo Aparecido Annibal

Orientador: Prof. Dr. Gilberto de Andrade Martins

SÃO PAULO

2008

Profa. Dra. Suely Vilela Ferraz
Reitora da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Carlos Roberto Azzoni
Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade

Prof. Dr. Fábio Frezatti
Chefe do Departamento de Contabilidade e Atuária

Prof. Dr. Gilberto de Andrade Martins
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis

CLODOALDO APARECIDO ANNIBAL

**VALIDAÇÃO DE PODER DISCRIMINANTE DAS CLASSIFICAÇÕES
DIVULGADAS PELAS INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS BRASILEIRAS**

Dissertação apresentada ao Departamento de Contabilidade e Atuária da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo como requisito para a obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis.

Orientador: Prof. Dr. Gilberto de Andrade Martins

SÃO PAULO

2008

Dissertação defendida e aprovada no Departamento de Contabilidade e Atuária da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo – Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis, pela seguinte banca examinadora:

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada pela Seção de Processamento Técnico do SBD/FEA/USP

Annibal, Clodoaldo Aparecido

Validação do poder discriminante das classificações de operações de crédito das instituições financeiras brasileiras / Clodoaldo Aparecido Annibal . – São Paulo, 2008.

135 p.

Dissertação (Mestrado) – Universidade de São Paulo, 2008
Bibliografia

1. Contabilidade bancária 2. Instituições financeiras 3. Risco
4. Sistema financeiro – Brasil I. Universidade de São Paulo.
Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. II. Título.

CDD – 657.8

À minha família.

Agradeço ao professor e orientador Dr. Gilberto de Andrade Martins pelo apoio e incentivo em aprimorar a pesquisa.

Ao Banco Central do Brasil pela oportunidade de participar de seu Programa de Pós-graduação.

Aos professores do Programa de Pós-graduação em Ciência Contábeis, em especial ao professor Dr. Luiz João Corrar pelo encorajamento e amizade.

Aos funcionários do Departamento de Contabilidade e Atuaria da FEA/USP pelo profissionalismo e cordialidade.

Aos amigos com quem convivi durante o curso, em especial à Simone Rumi Akiama pelo apoio e extraordinária convivência.

Aos colegas do Banco Central do Brasil, especialmente ao Plínio César Romanini e Henrique Cláudio Ferreira pelo auxílio na obtenção dos dados da pesquisa e ao Sérgio Mikio Koyama pelas valiosas sugestões metodológicas.

À companheira de todas as horas Elizabete Enz Hubert.

“Não te envergonhes de querer que te ensinem o que não sabes.

**Saber algo é motivo de louvor,
mas indesculpável é nada querer aprender.”**

Dionísio Catão

RESUMO

Um sistema de classificação de risco de crédito eficiente é fundamental para que uma instituição financeira (IF) possa realizar uma boa gestão de risco de crédito. No Brasil, as operações de crédito de IFs devem ser classificadas em nove níveis de risco que, em ordem crescente, são: “AA”, “A”, “B”, “C”, “D”, “E”, “F”, “G” e “H”. As provisões para créditos de liquidação duvidosa, um dos maiores itens de despesa das IFs, são constituídas em função destas classificações. Também no Novo Acordo de Capital da Basileia as classificações de risco de crédito são relevantes na determinação do capital exigido das IFs para absorver perdas inesperadas em seus portfólios de crédito. Esta pesquisa teve como objetivo verificar, no período compreendido entre dezembro de 2005 e dezembro de 2006, o comportamento dos sistemas de classificação das IFs brasileiras no que diz respeito a um dos principais aspectos a serem observados nos procedimentos de validação de sistemas de classificação de risco de crédito, a saber, o poder discriminante do sistema. A literatura sobre validação de sistemas de classificação de crédito define poder discriminante como sendo a habilidade do sistema em diferenciar, *ex ante*, casos “bons” de casos “ruins”. Existem diversos métodos para realizar a medição do poder discriminante. Neste estudo, o método utilizado foi uns dos mais citados na literatura, qual seja, o *Receiver Operating Characteristic* (ROC) cujo índice é a *Area under an ROC Curve* (AUROC). Utilizando uma amostra aleatória com 488.318 operações de crédito das 14.185.929 operações disponíveis no Sistema de Informações de Crédito do Banco Central do Brasil (SCR) cujos montantes, na data-base de dezembro de 2005, eram iguais ou superiores a R\$ 5.000,00, foram estimadas as AUROCs de 261 IFs que, para garantir a qualidade da estimação, possuíam em dezembro de 2006 um número mínimo de operações consideradas normais, assim entendidas as operações classificadas como “AA”, “A”, “B”, “C”, “D”, e consideradas anormais, as classificadas como “E”, “F”, “G” e “H” incluindo as baixas como prejuízo. Realizadas as estimações de AUROCs, foi possível verificar se existem relações significantes entre o poder discriminante observado e algumas das características das IFs, quais sejam, tipo de controle da IF: público, privado nacional e privado estrangeiro; porte da IF: grande, médio, pequeno e micro; e tipo de IF: bancária, não-bancária cooperativa de crédito e não-bancária outras; e modalidade de crédito operada pelas IFs: crédito pessoal, capital de giro, aquisição de veículos, financiamento rural e arrendamento mercantil. Os resultados alcançados, utilizando testes de Qui-quadrado, ANOVA para dois fatores e regressão linear múltipla, mostraram que os sistemas de classificação de risco de crédito da grande maioria das IFs pesquisadas, aproximadamente 79,7% do total, possuíam poder discriminante. Os resultados mostraram também que não havia relação entre o tipo de controle da IF e o poder discriminante de seu sistema, nem entre o poder discriminante e a modalidade de crédito operada pela IF. Entretanto, foi verificada a existência de relação entre poder discriminante e porte da IF. A proporção de IFs de micro porte, normalmente cooperativas de crédito, cujos sistemas não apresentaram poder discriminante, aproximadamente 39,6%, foi significativamente maior que o valor esperado, cerca de 9,3%, enquanto que todas as IFs classificadas como sendo de grande porte apresentaram sistemas de classificação com poder discriminante.

ABSTRACT

An efficient credit rating system is essential for a financial institution (FI) achieve sound management of credit risk. In Brazil, the credit operations of FIs are classified into nine ratings that, in ascending risk order, are: “AA”, “A”, “B”, “C”, “D”, “E”, “F”, “G” and “H”. Provisions for doubtful borrowers, one of the major items of expenditure of FIs, are formed according to these ratings. Also in the New Basel Capital Accord the credit ratings are relevant in determining the required capital from FIs to absorb unexpected losses on their credit portfolios. This study aimed to verify, between December 2005 and December 2006, the behavior of the credit rating systems of Brazilian FIs regarding one of the main issues to be observed in the procedures for the credit rating system validation: the discriminant power of the system. The literature on the credit rating system validation techniques defines discriminant power as the system ability to differentiate, ex ante, "good" cases from "bad" cases. Although there are several methods to perform the measurement of discriminant power, the study used the most cited in the literature: the Receiver Operating Characteristic (ROC) whose index is the Area Under a ROC Curve (AUROC). Using a random sample with 488,318 credit operations from the 14,185,929 available operations in the Credit Information System of the Central Bank of Brazil (SCR) whose amounts, at December 2005, were equal to or greater than R\$ 5,000,00, were estimated the AUROCs of 261 IFs that, to ensure the quality of the estimate, in December 2006 had a minimum number of operations considered normal, as well understood as the credit operations classified as “AA”, “A”, “B”, “C,” or “D”, and a minimum number of operations considered abnormal, the operations classified as “E”, “F”, “G” and “H” including write-offs. After calculating the AUROC estimative for each FI, was verified whether there are significant relationships between the discriminant power and some of the observed characteristics of the FIs, which were FI control: public, private, national and foreign private; FI size: large, medium, small and micro; FI type: banking, non-banking credit union and other non-bank; and credit types operated by FIs: personal credit, working capital, auto loan, rural credit and leasing. The results achieved by using chi-square tests, two-factors ANOVA and multiple linear regression showed that the credit rating system from the vast majority of the FIs surveyed, approximately 79.7%, had discriminant power. The results also shown that there was no relationship between the FI control and the discriminant power, and neither between the discriminant power and the credit type operated by FI. However, it has been verified that there was a significant relationship between discriminant power and the FI size. The proportion of FIs of micro size, commonly credit union, whose systems hadn’t discriminant power, approximately 39.6%, was significantly greater than the expected value, about 9.3%, while all FIs classified as large size had ratings systems with discriminant power.

SUMÁRIO

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	3
LISTA DE TABELAS	5
LISTA DE GRÁFICOS.....	7
1. O PROBLEMA DE PESQUISA.....	9
1.1 Introdução.....	9
1.2 O Novo Acordo de Capital – Basiléia II	9
1.3 Delimitação do problema e questão de pesquisa.....	11
1.4 Hipótese de pesquisa	12
1.5 Objetivo da pesquisa	13
1.6 Justificativas	13
1.7 Estrutura do trabalho	14
2. PRINCIPAIS MODELOS DE CLASSIFICAÇÃO DE CRÉDITO	17
2.1 O modelo de risco de crédito de Basiléia II	20
2.1.1 As abordagens para alocação de capital regulamentar	20
2.1.2 Os conceitos de Perdas Esperadas (EL), Perdas Inesperadas (UL) e Valor em Risco (Var)	21
2.1.3 A estrutura do modelo de risco de crédito utilizado por Basiléia II.....	23
2.1.4 O modelo de risco de crédito de Basiléia II e a Resolução 2.682/1999 do Conselho Monetário Nacional	27
3. VALIDAÇÃO DOS MODELOS DE CLASSIFICAÇÃO DE CRÉDITO	33
3.1 Poder discriminante.....	37
3.2 Principais métodos de validação do poder discriminante de modelos de classificação de crédito.....	38
3.2.1 <i>Cumulative Accuracy Profile</i> (CAP), Curva de Gini e Curva de Lorentz.....	43
3.2.1.1 <i>Accuracy Ratio</i> (AR) ou Coeficiente de Gini	46
3.2.2 <i>Receiver Operating Characteristic</i> (ROC) e <i>Area Under a ROC Curve</i> (AUROC)	48
3.2.1.1 Comparação de curvas ROC.....	56
4. METODOLOGIA	61
4.1 Descrição dos dados utilizados para a pesquisa	61
4.2 Plano de amostragem.....	66
4.2.1 Pré-seleção da amostra	67
4.2.2 Procedimentos de amostragem e cálculo do tamanho da amostra.....	69
4.2.3 Sumário da amostra obtida	70
4.3 Operacionalização do cálculo da AUROC	72
4.4 Procedimentos estatísticos empregados	74
4.4.1 Relação entre tipo de controle da IF e poder discriminante	74
4.4.1.1 O teste do Qui-quadrado.....	75
4.4.2 Relação entre porte, tipo de IF e poder discriminante.....	76
4.4.2.1 Criação da variável “Porte da IF”	77
4.4.2.2 Transformação da variável “Tipo de IF”	79
4.4.2.3 A associação entre as variáveis “Porte da IF” e “Tipo de IF”	80
4.4.2.4 A análise de variância univariada (ANOVA) para dois fatores	80
4.4.3 Relação entre modalidade de operação de crédito e poder discriminante	82
4.4.3.1 A regressão linear múltipla.....	84
5. RESULTADOS.....	85
5.1 Tipo de controle da IF e poder discriminante.....	85
5.2 Porte, tipo de IF e poder discriminante	86

5.2.1	Teste do Qui-quadrado para as variáveis “Porte da IF” e “AUROC = 0,5”	86
5.2.2	Teste do Qui-quadrado para as variáveis “Tipo de IF - Transformado” e “AUROC = 0,5”	87
5.2.3	Teste do Qui-quadrado para as variáveis “Porte da IF” e “Tipo de IF - Transformado”	89
5.2.4	Aplicação da ANOVA para dois fatores: “Porte da IF” e “Tipo de IF - Transformado”	90
5.3	Modalidade de operação de crédito e poder discriminante.....	94
5.3.1	Regressão múltipla com variáveis de proporção.....	94
6.	LIMITAÇÕES DO ESTUDO	99
7.	CONCLUSÕES	101
	REFERÊNCIAS	105
	APÊNDICES.....	113
	ANEXOS	129

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANOVA: Analysis of Variance
AR: Accuracy Ratio
ASRF: Asymptotic Single Risk Factor
AUROC: Area under an ROC Curve
BACEN: Banco Central do Brasil
BCBS: Basel Committee on Banking Supervision
CMN: Conselho Monetário Nacional
CAP: Cumulative Accuracy Profile
CEBS: Committee of European Banking Supervisors
CIER Conditional Information Entropy Ratio
DW: Durbin-Watson
EAD: Exposure at Default
EL: Expected Loss
FAR: False Alarm Rate
IE: Information Entropy
IF: Instituição Financeira
IRB: Internal Ratings Based
HKMA: Hong Kong Monetary Authority
HC: Hit Rate
K: Capital Requerido
K-S: Kolmogorov-Smirnov
LGD: Loss given default
M: Effective maturity
OeNB: Oesterreichische Nationalbank
PD: Probability of default
PDF: Probability density function of credit losses
PJ: Pessoa Jurídica
ROC: Receiver Operating Characteristic
SCR: Sistema de Informações de Crédito do Banco Central do Brasil
SFH: Sistema Financeiro da Habitação
SFN: Sistema Financeiro Nacional
SPSS: Statistical Package for Social Science
TVM: Títulos e Valores Mobiliários
UL: Unexpected loss
VaR: Value at Risk

LISTA DE TABELAS

- Tabela 1 – Provisão mínima por classificação de risco
- Tabela 2 – Cálculo do CAP
- Tabela 3 – Cálculo do AUROC
- Tabela 4 – Distribuição de número de operações por IFs
- Tabela 5 – Exemplificação da amostragem por IF
- Tabela 6 – Exemplo do teste do Qui-quadrado
- Tabela 7 – Classificações por porte das IFs
- Tabela 8 – Distribuições de tipos de IFs
- Tabela 9 – Transformação da variável “Tipo de IF”
- Tabela 10 – Percentual de operações de bancos múltiplos por submodalidade de crédito
- Tabela 11 – Percentual de bancos múltiplos que operam as submodalidades de crédito
- Tabela 12 – Teste do Qui-quadrado entre “Tipo de Controle” e “AUROC = 0,5”
- Tabela 13 – Tabela cruzada entre “Tipo de Controle” e “AUROC = 0,5”
- Tabela 14 – Teste do Qui-quadrado entre “Porte da IF” e “AUROC = 0,5”
- Tabela 15 – Tabela cruzada entre “Porte da IF” e “AUROC = 0,5”
- Tabela 16 – Teste do Qui-quadrado entre “Tipo de IF – Transformado” e “AUROC = 0,5”
- Tabela 17 – Tabela cruzada entre “Tipo de IF – Transformado” e “AUROC = 0,5”
- Tabela 18 – Teste do Qui-quadrado entre “Porte da IF” e “Tipo de IF – Transformado”
- Tabela 19 – Tabela cruzada entre “Porte da IF” e “Tipo de IF – Transformado”
- Tabela 20 – ANOVA – Teste de Levene
- Tabela 21 – Teste de normalidade dos resíduos da ANOVA
- Tabela 22 – Resultado da ANOVA
- Tabela 23 – Estatísticas descritivas - “Porte da IF - Transformado”
- Tabela 24 – Comparação múltipla de médias – testes de Turkey HDS e Scheffé
- Tabela 25 – Performance da regressão múltipla com variáveis de proporção
- Tabela 26 – ANOVA da regressão múltipla com variáveis de proporção
- Tabela 27 – Coeficientes da regressão múltipla com variáveis de proporção
- Tabela 28 – Teste de heterocedasticidade da regressão múltipla com variáveis de proporção

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Perdas esperadas e perdas inesperadas

Gráfico 2 – Valor em risco (VaR)

Gráfico 3 – Curvas CAP

Gráfico 4 – Curvas CAP de Keenan e Sobehart

Gráfico 5 – Curva – CAP – Razão entre as áreas a_r e a_p

Gráfico 6 – ROC – Distribuição de escores

Gráfico 7 – Curva ROC

Gráfico 8 – Distribuições dos números de operações por IFs

Gráfico 9 – Distribuição dos resíduos da ANOVA

Gráfico 10 – Regressão parcial – Variável “Arrendamento - Proporção”

1. O PROBLEMA DE PESQUISA

1.1 Introdução

Segundo Kapstein (1994), no início dos anos 80 muitos bancos internacionalmente ativos, principalmente norte-americanos, possuíam dívidas soberanas de países em desenvolvimento como uma parte significativa de seus ativos. Com a moratória do México em 1982 e ameaça de moratória de outros países, o Federal Reserve (FED) teve que socorrer alguns bancos para manter a estabilidade do sistema financeiro dos EUA. Entretanto, para conseguir os recursos necessários, precisou da aprovação do congresso norte-americano que, como contrapartida do uso dos US\$ 8,4 bilhões de dinheiro público para socorrer os bancos, exigiu que o FED impusesse normas que impedissem a repetição daquela situação.

O projeto inicial do FED para resolver a questão foi exigir capital mínimo das instituições financeiras (IFs) para que elas se mantivessem solventes. A manutenção da solvência permitiria que elas pagassem os eventuais empréstimos de liquidez que viessem a ter necessidade.

Os bancos norte-americanos relutavam em aceitar essas normas, alegando que a exigência de capital apenas para os bancos dos Estados Unidos viria a colocá-los em desvantagem frente à concorrência internacional, principalmente diante dos bancos japoneses e franceses. O congresso americano, sensível a esse fato, começou a pressionar para que fosse criada uma convergência internacional de regulação bancária. Embora os países europeus fossem contrários a essa regulação, a Inglaterra firmou acordo com os EUA e posteriormente ambos entraram em acordo com o Japão. Por fim, com significativa parte do sistema financeiro mundial já convertido para o acordo, os demais países do G-10 cederam e, desta forma, foi assinado o que ficou conhecido como acordo de Basiléia de 1988.

1.2 O Novo Acordo de Capital - Basiléia II

Em essência, Basiléia II procura resolver os problemas encontrados com inovações financeiras que surgiram após 1988, como securitizações de crédito e o descasamento entre capital regulamentar e capital econômico.¹

Basiléia II procura resolver ainda outros problemas encontrados no acordo inicial, tais como:

- a. A exigência de capital semelhante para classes de ativos de diferentes níveis de risco;
- b. O não reconhecimento do papel de redutores de risco de crédito, tais como os derivativos de crédito;
- c. A não consideração da correlação entre os diversos tipos de ativos das (IFs) na avaliação do risco de seu portfolio de ativos; e
- d. A não exigência de capital para o risco operacional.

Além disto, o primeiro acordo de Basiléia não fazia exigências com relação à disponibilização de informações para o mercado sobre os riscos incorridos pelas IFs.

Garcia (2003, p. 16) também faz comentários a respeito das deficiências do primeiro acordo e a tentativa de superá-las no Novo Acordo:

Embora amplamente aceito e adotado pela supervisão no mundo todo, o Acordo de Basiléia sofre, desde a sua publicação, severas críticas, particularmente em relação à arbitrariedade e falta de diferenciação dos parâmetros para ponderação de risco ante a carteira de crédito (ponderação de 100% para praticamente toda carteira). Os trabalhos de elaboração do Novo Acordo de Capital pretendem, entre outros aspectos, eliminar algumas limitações presentes no Acordo de 1988.

Em face desses problemas, Basiléia II foi fundamentado em três princípios básicos (BCBS, 2006):

a. **Pilar I – Exigência de Capital Mínimo**

O objetivo deste fundamento é determinar o montante de capital requerido dado o nível de risco dos ativos de uma IF. Esta exigência mínima de capital por sua vez é obtida por meio da avaliação dos três principais riscos a que estão sujeitas as IFs, são eles:

- Risco de Mercado;

¹ Entende-se como Capital Regulamentar o capital mínimo exigido pelas autoridades de supervisão bancária como condição para o exercício das atividades de instituições financeiras. Já o Capital Econômico é o capital mínimo que a instituição financeira julga necessário para merecer a confiança de seus depositantes (CHIANAMEA, 2006).

- Risco de Crédito; e
 - Risco Operacional. A grande inovação de Basiléia II. Trata-se de avaliar e quantificar o capital necessário para fazer frente às perdas resultantes de falhas pessoais, de sistemas, processos internos ou de eventos externos adversos.
- b. Pilar II - Processo de Revisão pela Supervisão
- Aos agentes supervisores do sistema financeiro caberá verificar se a alocação de capital de conglomerados/instituições financeiras é adequada no sentido de não oferecer risco que possa comprometer a estabilidade do sistema financeiro de um país. Dados de Caprio e Klingebiel (1996) mostram que uma supervisão e/ou regulamentação ruim foram os principais motivos que levaram à "quebra" de IFs nos últimos anos.
- c. Pilar III - Disciplina de Mercado
- Neste aspecto, Basiléia II procura aumentar o nível de transparência das IFs, de forma que seus riscos possam ser melhor identificados pela comunidade financeira.

1.3 Delimitação do problema e questão de pesquisa

Segundo o BCBS (2006), poderão ser adotadas duas abordagens distintas para o tratamento do risco de crédito:

- a. Abordagem Padronizada - É a abordagem mais simples baseada em classificações de risco de crédito atribuídas por agências de classificação de risco de crédito, também conhecidas como agências de *rating*;
- b. Abordagem IRB (*internal ratings based approach*) - É uma abordagem mais sofisticada em que a classificação de risco de crédito é baseada em componentes de risco gerados pelos próprios sistemas das IFs, quais sejam:
 - Probabilidade de Inadimplência (PD – *Probability of Default*);
 - Perda Dada a Inadimplência (LGD – *Loss Given Default*);
 - Exposição no Momento da Inadimplência (EAD – *Exposure at Default*); e
 - Prazo de Vencimento Residual (M – *Maturity*).

A abordagem IRB ainda possui duas variantes: a básica e a avançada. Em ambas as variantes as PDs serão estimadas pelas instituições financeiras. Já os demais componentes de risco são fornecidos pela autoridade de supervisão bancária no caso da básica ou estimados pelas IFs no caso da avançada.

Posto isto, pode-se verificar a importância da determinação das estimativas de PD na correta alocação de capital de conglomerados e instituições financeiras no novo paradigma de Basileia II.

O desenvolvimento de Basileia II induziu o estudo sobre os métodos de validação de sistemas de classificação de risco de crédito de IFs. Percebe-se que na literatura a respeito da validação destes métodos os principais fatores observados são: o poder de discriminação, ou seja, a capacidade do sistema de distinguir, em um determinado horizonte de tempo, as operações que se tornarão inadimplentes daquelas que não se tornarão, e; a calibração do sistema, isto é, a precisão dos cálculos de PDs cuja verificação se dá por meio da comparação entre o valor das PDs estimadas e o valor das PDs efetivamente observadas.

Neste contexto, esta pesquisa buscará resposta à seguinte questão:

Qual o poder discriminante das classificações das operações de crédito divulgadas pelas instituições financeiras brasileiras nas notas explicativas de seus balanços?

1.4 Hipótese de pesquisa

Dada a importância da existência de poder discriminante nos sistemas de classificação de crédito das IFs e, conseqüentemente, na gestão da mesma, e considerando-se também que a divulgação em notas explicativas das classificações de risco de crédito não é uma atividade recente, posto que é obrigatória desde a publicação da Resolução 2.682/1999 do Conselho Monetário Nacional (CMN), a hipótese adotada neste estudo é a de que as classificações de

risco das operações de crédito divulgadas pelas instituições financeiras brasileiras, nas notas explicativas de seus balanços, possuem poder discriminante.²

1.5 Objetivo da pesquisa

O objetivo geral deste estudo será o de verificar, por meio de pesquisa empírica, qual o poder discriminante das classificações de risco de crédito divulgadas pelas IFs brasileiras em suas demonstrações contábeis segundo o que estabelece a Resolução 2.682/1999 do CMN.

Além do objetivo geral, o estudo possui ainda objetivos específicos que auxiliam na compreensão da situação encontrada, quais sejam:

- a. Verificar se existe relação entre o tipo de controle da IF, público, privado nacional ou privado estrangeiro e o poder discriminante de seu sistema de classificação de risco de crédito;
- b. Verificar se IFs de maior porte possuem sistemas de classificação de risco crédito com maior poder discriminante que IFs de menor porte;
- c. Verificar se existe relação entre o tipo de IF e poder discriminante; e
- d. Verificar se a modalidade de crédito operada pela IF tem relação com o poder discriminante de seu sistema de classificação.

1.6 Justificativas

Após 1994, com o advento do Plano Real e a estabilização da moeda, as IFs sofrem uma redução significativa da renda com *float*, ou seja, do ganho decorrente do fato de não se corrigir monetariamente alguns de seus passivos, especialmente seus depósitos à vista. Tal fato, aliado à redução da taxa nominal de juros, contribuiu para um sensível aumento da aplicação em operações de crédito por essas IFs.

² A íntegra da resolução 2.682/1999 encontra-se no anexo 01.

Segundo Primo (2003), em dezembro de 1994 as operações de crédito e arrendamento mercantil representavam 29% do ativo circulante e realizável a longo prazo das IFs brasileiras. Já em dezembro de 2001, essa relação era de 36%.

Com o aumento dos ativos de crédito das IFs em relação ao total de recursos aplicados, eleva-se a relevância da correta constituição de provisões para créditos de liquidação duvidosa, pois trata-se do maior item de despesa das instituições bancárias dos principais países do mundo e o seu correto reconhecimento e mensuração é crucial para a estabilidade da instituição e do sistema financeiro global (BEATTIE *apud* Primo, 2003).

Niyama e Gomes (2000, p. 76) destacam que "o dimensionamento adequado da provisão, que permita, entre outros aspectos, avaliar o nível de risco, é de extrema importância para os diversos usuários da informação contábil".

No Brasil, a constituição de provisões para créditos de liquidação duvidosa de IFs é regulada pela Resolução 2.682/1999 do CMN que determina que as operações de crédito sejam classificadas nos níveis de risco "AA", "A", "B", "C", "D", "E", "F", "G" e "H" e que, em função desta classificação, sejam constituídas provisões mínimas para cada nível de risco.

Contudo, existem alguns indícios de que os sistemas de classificação de risco de crédito da IFs, tão importantes na gestão no negócio bancário, podem não estar realizando a tarefa adequadamente. Por exemplo, Carvalho (2005) noticia uma investigação que, dentre outros assuntos, iria apurar se a empresa de auditoria Trevisan foi omissa sobre a classificação de risco inadequada das operações de crédito do Banco Santos. Um outro artigo de Souza e Salomon (2005) também noticia a "fragilidade" do sistema de classificação de risco de crédito do BNDES.

1.7 Estrutura do trabalho

Além desta introdução, o trabalho está estruturado com mais 6 outros capítulos.

O capítulo 2 apresenta os principais modelos de classificação de risco de crédito com ênfase no modelo utilizado por Basiléia II. Além disto, este capítulo apresentada também a relação existente entre a modelagem utilizada por Basiléia II e a Resolução 2.682/1999 do CMN que dispõe sobre os critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa.

O capítulo 3 expõe o referencial teórico a respeito dos métodos de validação de modelos de classificação de risco de crédito no contexto de Basiléia II.

No capítulo 4 trata dos procedimentos metodológicos realizados para se atingir os objetivos propostos no estudo.

O capítulo 5 apresenta os resultados encontrados, alicerces das conclusões discurridas no capítulo 7 e sujeitas às limitações relacionadas no capítulo 6.

2. PRINCIPAIS MODELOS DE CLASSIFICAÇÃO DE CRÉDITO

A constituição de modelos facilita muito a compreensão de determinados fenômenos. Caouette *et al* (2000, p. 118) fazem a seguinte afirmação a respeito dos modelos financeiros: “Representam, em outras palavras, o acúmulo de conhecimento, experiência e experimentação humanos que pode ser aplicado à explicação da maneira como as pessoas se comportam ou as coisas funcionam.”

Quando se trata de modelagem de risco de crédito, a literatura apresenta uma ampla variedade de modelos com diversos escopos e técnicas de modelagem. Por exemplo, Ernesto Vicente (2001), ao discorrer a respeito de modelos de avaliação de risco de crédito, conduz sua análise focando em métodos qualitativos e quantitativos de se prever se o cliente, a quem será concedido o crédito, irá honrar o compromisso assumido. Em outras palavras, os diversos modelos citados por Ernesto Vicente (*ibid*) para a análise de crédito de pessoas físicas e jurídicas tratam do cálculo de PDs em que o evento que caracteriza a situação de *default* é o atraso no cumprimento das obrigações contratuais.

Silva (2000), ao tratar de modelos para risco de crédito, concentra seu trabalho na classificação de empresas industriais e comerciais como solventes ou insolventes. Para realizar esta discriminação, observa-se o valor das PDs estimadas em que a situação de *default* é definida como sendo a ocorrência de insolvência econômica.

Em Securato (2002) observamos uma segmentação dos conceitos de modelos de crédito. Em uma das vertentes, os modelos se prestam a avaliar as possíveis perdas de uma carteira, em outra, os modelos são utilizados para o cálculo de PDs de pessoas físicas e jurídicas.

Já no estudo realizado por Chaia (2003), os modelos possuem um único objetivo comum que é o de mensurar o risco de uma carteira de crédito como um todo, assim, embora os modelos utilizem estimativas de perdas para cada crédito da carteira, o principal propósito é estimar o valor futuro de uma carteira e, conseqüentemente, as possibilidades de perda a que está submetida. Segundo Saunders (2000) os modelos mais conhecidos para a realização dessas estimativas de perda na carteira de crédito são:

- a. *CreditMetrics*TM – Modelo desenvolvido pelo JPMorgan Bank Inc. baseado na abordagem de migração da qualidade do crédito concedido. O modelo procura definir probabilidades de mudanças das classificações de risco de crédito, incluindo a situação de *default* como se fosse uma classificação, dentro de um determinado horizonte temporal. A partir das probabilidades e do intervalo de tempo, o modelo consegue estimar o valor potencial de perda da carteira para um determinado nível de confiança estatístico.
- b. *KMV*TM – Modelo desenvolvido pela *KMV Corporation* baseado na abordagem estrutural ou avaliação de ativos com base na teoria das opções. O modelo considera o processo de falência endógeno e relacionado à estrutura de capital da entidade. A falência ocorre quando o valor dos ativos da entidade cai abaixo de um nível crítico.
- c. *CreditRisk+*TM - Modelo desenvolvido pelo *Credit Suisse Financial Products* baseado em uma abordagem atuarial. O modelo procura estabelecer medidas de perda esperada com base no perfil da carteira de empréstimos, ou títulos de crédito, e no histórico de inadimplência.
- d. *CreditPortfolioView*TM – Modelo desenvolvido pela Consultoria McKinsey baseado no impacto de variáveis econômicas na ocorrência de *default*. Este modelo procura traçar cenários multiperíodo em que a probabilidade de *default* está condicionada à variáveis econômicas tais como desemprego, taxa de juros básica da economia e taxa de crescimento da economia.

Servigny e Renault (2004) também caracterizam os modelos de risco de crédito como sendo ferramentas que agregam o risco de crédito de cada uma das posições de uma carteira para se obter o risco de crédito do portfólio. Ressalta-se que o risco de crédito do portfólio não é simplesmente a soma de todos os riscos individuais de cada posição graças aos benefícios da diversificação. Esses autores dividem a arquitetura dos modelos de risco de crédito em duas categorias:

- a. Modelos Analíticos – São modelos que, simplificando algumas suposições, fornecem soluções para a distribuição de perdas da carteira de crédito. O primeiro passo neste processo é o agrupamento dos ativos em classes homogêneas, ou subportfólios, para os quais a suposição da homogeneidade permite que se encontre soluções analíticas da distribuição de perdas. Feito isto, a estimativa de perda para o nível de portfólio é obtida

pela simples adição das perdas verificadas nos subportfólios. O *CreditRisk+*TM é um modelo que pertence a esta categoria.

- b. Modelos Baseados em Simulações – São modelos que não apresentam uma solução fechada para a distribuição de perda do portfólio. A idéia por trás desta categoria de modelos é se aproximar da distribuição real de perdas por meio de uma distribuição empírica obtida pela geração de um grande número de simulações. Pertence a esta categoria de modelos o *CreditMetrics*TM.

Percebe-se então que existe uma ampla variedade de conceitos a respeito de modelos de risco de crédito que também foi observada por Andrade (2003, p.23):

O termo “modelo de risco de crédito” abrange diversas aplicações ligadas à quantificação de risco de clientes e operações, avaliação de distribuição de perdas de carteiras e precificação de instrumentos financeiros de crédito ou sujeitos ao risco de crédito.

Ainda segundo Andrade (*Ibid*), os modelos de risco de crédito podem ser classificados em três categorias em função do que se pretende prever ou modelar. São elas:

- a. Modelos de classificação de risco: nessa categoria encontram-se os modelos que visam atribuir uma medida de risco a um devedor ou a uma determinada operação de crédito. Estes modelos são focados na quantificação do risco cliente, ou operação, por meio da modelagem da ocorrência ou não de um evento de *default*;³
- b. Modelos estocásticos de risco de crédito: são modelos que procuram modelar o comportamento estocástico de variáveis relacionadas ao *default*. Nessa categoria residem os modelos utilizados para realizar o apreçamento de derivativos de crédito.
- c. Modelos de risco de portfólio: os modelos desta categoria não risco de cada operação, mas sim da carteira de crédito como um todo com o objetivo de, considerando os benefícios que a diversificação introduz no risco da carteira, modelar a sua distribuição de perdas.

Assim, dada a grande diversidade de conceitos a respeito de modelos de risco de crédito e considerando que este trabalho procura orientar-se, sempre que possível, pelos parâmetros estabelecidos por Basileia II, haja vista que suas recomendações serão referência ao setor

³ Dependendo do tipo de modelagem, o termo *default* pode significar inadimplência ou insolvência.

financeiro em âmbito mundial, optou-se por adotar a definição conceitual de modelo de risco de crédito publicada pelo BCBS (1999, p. 14) por ocasião da conclusão da pesquisa a respeito das práticas de modelagem de risco de crédito adotadas por grandes bancos de atuação internacional, a saber: “[...] um modelo de risco de crédito incorporará todas as políticas, procedimentos e práticas utilizadas por um banco na estimação da PDF do portfolio de crédito”.^{4 5}

Também é importante observar que na literatura a respeito de mensuração de risco de crédito os termos sistema e modelo se confundem. Neste estudo, estes termos serão utilizados como sinônimos do processo de classificação de risco de crédito.

2.1 O modelo de risco de crédito de Basiléia II

2.1.1 As abordagens para alocação de capital regulamentar

De acordo com o BCBS (2005), em junho de 2004 o Comitê da Basiléia publicou o documento que será a base conceitual dos processos de implementação e regulamentação do novo acordo de capital da Basiléia em nível mundial, qual seja, o *Revised Framework on International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*.

Tal documento foi elaborado levando-se em consideração as mais recentes práticas de mensuração e gerenciamento de risco bancário da época e estabeleceu-se, para o risco de crédito, duas diferentes abordagens para a alocação de capital regulamentar:

- a. Abordagem Padronizada – Baseada em classificações de risco de crédito fornecidas por agências de classificação, ou seja, em classificações obtidas externamente às IFs. Nesta abordagem, o capital regulamentar é calculado usando ponderações de risco fixadas pelo BCBS em função da classe do ativo de crédito e das classificações de risco fornecidas pelas agências de classificação. Vale observar que, segundo o comunicado

⁴ “[...] a credit risk model encompasses all of the policies, procedures and practices used by a bank in estimating a credit portfolio’s PDF”.

⁵ PDF significa *Probability Density Function*, ou seja, trata-se da função de densidade de probabilidade das perdas de um portfolio de crédito.

12.746 do BCB, de 09 de dezembro de 2004, o BCB não utilizará classificações divulgadas por agências externas para fins de apuração da exigência de capital.

- b. Abordagem *Internal Rating Based* (IRB) – Esta abordagem utiliza quatro componentes de risco de crédito como parâmetros de entrada das fórmulas estabelecidas pelo BCBS para o cálculo do capital regulamentar de cada operação de crédito segundo sua classe, quais sejam: probabilidade de default (PD – *Probability of Default*), perda no caso de default (LGD – *Loss Given Default*), exposição no momento do *default* (EAD – *Exposure at Default*) e prazo médio de vencimento (M – *Maturity*). A abordagem IRB ainda possui duas variantes: IRB básica e IRB avançada. A diferença entre estas variantes é que na IRB básica a IF precisa estimar apenas a PD para cada classe de suas operações sendo os demais componentes de risco fornecidos pela autoridade de supervisão bancária. Já na abordagem IRB avançada, todos os componentes de risco são estimados pela instituição financeira.

Em BCBS (2005a) encontram-se os fundamentos do modelo utilizado por Basiléia II para o estabelecimento das fórmulas de exigência de capital. Entretanto, antes de iniciar a análise do modelo utilizado é necessário esclarecer alguns conceitos fundamentais de risco de crédito no contexto de Basiléia II, a saber: Perdas Esperadas, Perdas Inesperadas e Valor em Risco.

2.1.2 Os conceitos de Perdas Esperadas (EL), Perdas Inesperadas (UL) e Valor em Risco (VaR)

No crédito bancário é natural que algumas perdas ocorram ao longo do tempo, pois por motivos diversos sempre haverá algum devedor que não honrará, total ou parcialmente, o compromisso assumido junto ao credor.

Embora uma IF não possa conhecer antecipadamente as perdas que incorrerá em determinado período, ela pode, dada sua experiência no ramo, estimar um nível médio de perdas para este período. Estas perdas, no contexto de Basiléia II, são denominadas Perdas Esperadas, ou EL do inglês *Expected Losses*, e no Gráfico 1 estão sendo representadas pela linha tracejada.

É claro que, devido à sua própria natureza, a EL dificilmente será igual ao valor da perda verificada no período. Desta forma, um dos propósitos em se exigir capital de IFs é criar um

“colchão” econômico que possa proteger os credores destas IFs de momentos em que a perda verificada seja superior à EL. Estas perdas acima do esperado são denominadas Perdas Inesperadas, ou UL do inglês *Unexpected Losses*, e, no Gráfico 1, trata-se da diferença entre a linha tracejada que representa a EL e a linha cheia que representa a perda verificada. Também no Gráfico 1 pode-se observar, à direita, uma distribuição de frequência relativa às perdas verificadas ao longo do tempo.

Gráfico 1 – Perdas esperadas e perdas inesperadas

FONTE: Adaptado de BCBS, 2005a, p.2

Embora a exigência de capital crie um “colchão” econômico para absorver as UL, pode ocorrer uma UL de tal ordem que este “colchão” não seja suficiente para absorver a perda ocorrida e, conseqüentemente, evitar que a instituição financeira torne-se insolvente.

O Gráfico 2 apresenta uma distribuição de frequência das perdas verificadas de uma carteira de crédito. A área abaixo de toda a curva é igual a 100%, uma vez que se trata de um gráfico de densidade de probabilidade. Nesta curva, a probabilidade de uma instituição financeira tornar-se insolvente, ou seja, de sofrer uma perda de valor superior à soma de EL e UL, é igual à área escura do gráfico. Subtraindo esta probabilidade de 100%, encontramos o nível de confiança e o respectivo ponto de corte vinculado a este nível que determina o valor em risco, ou VaR do inglês *Value-at-Risk*, desta carteira.

No contexto de Basiléia II, a exigência de capital é determinada pela supervisão bancária por meio da fixação de um determinado nível de confiança que, por exemplo, poderia ser de 99%.

Vale observar que adotar um nível de confiança de 99% é o mesmo que admitir que em 1% dos casos o capital requerido de uma IF não será suficiente para cobrir as perdas efetivas de sua carteira de crédito.

Gráfico 2 – Valor em risco (VaR)

FONTE: Adaptado de BCBS, 2005a, p.3

Um outro aspecto conceitual importante de ser ressaltado é a composição da EL. Segundo o BCBS (2005a), a EL de um portfolio é igual à proporção de devedores que apresentarão uma situação de *default* em um determinado horizonte de tempo (PD), multiplicada pela exposição da IF a estes devedores no momento de *default* (EAD) e pelo percentual da operação que não é recuperado dada a ocorrência do *default* (LGD). Desta forma, o montante da EL pode ser encontrado com a seguinte equação:

$$EL = PD * EAD * LGD$$

Muitas vezes o valor da EL também é expresso como um percentual da EAD, neste caso, encontramos este percentual com a seguinte equação:

$$EL = PD * LGD$$

2.1.3 A estrutura do modelo de risco de crédito utilizado por Basiléia II

Entendidos os conceitos de UL, VaR e, principalmente, EL, é possível compreender o modelo de risco de crédito utilizado por Basiléia II.

Segundo Gordy (2003), as funções de risco utilizadas para se encontrar o capital necessário para cobrir a UL foram baseadas em um modelo específico desenvolvido pelo BCBS. Este modelo, com o propósito de atender às necessidades dos supervisores bancários, ficou sujeito a uma importante restrição: o modelo é *portfolio invariant*. Assim, o capital requerido para uma dada operação de crédito depende tão somente do risco desta operação e não depende da interação desta operação com o portfolio ao qual está sendo agregada. De acordo com BCBS (2005a), esta característica é fundamental para que a abordagem IRB possa ser aplicada ao maior número possível de países e IFs. Considerar a composição do portfolio de crédito na determinação do capital requerido para cada operação seria uma tarefa muito complexa para muitas IFs e supervisores bancários.

Gordy (2002) mostra que somente os modelos chamados *Asymptotic Single Risk Factor* (ASRF) são *portfolio invariant*. Modelos ASRF derivam de modelos de portfolio de crédito comuns por meio da lei dos grandes números. Quando um portfolio é constituído por um grande número de pequenas exposições, os riscos associados a cada uma destas exposições tendem a ser cancelados uns pelos outros de forma que apenas o risco sistêmico que afeta todas as exposições terá um efeito material na perda do portfolio. No modelo ASRF, os riscos são modelados utilizando-se apenas um único fator de risco sistêmico.

Em modelos ASRF é mais fácil estimar a soma das perdas esperadas e inesperadas associadas a cada exposição do portfolio. Isto é realizado calculando-se a perda esperada condicional ao fator de risco sistêmico para uma determinada exposição, utilizando-se um valor conservador do fator único de risco sistêmico.

Para realizar o cálculo da perda esperada condicional, o modelo ASRF utilizado por Basiléia II faz uso de médias de PDs, estimadas pelas IFs, que refletem os *defaults* esperados em um estado normal da economia. As médias de PDs são então transformadas em PDs condicionais utilizando-se uma função de mapeamento derivada de uma adaptação do modelo de Merton (1974) para o cálculo de PD.

Contrastando com o tratamento dado às PDs, Basiléia II não apresenta uma função explícita para a transformação das médias de LGDs em LGDs condicionais. Ao invés deste procedimento, optou-se por exigir que as IFs informem LGDs que representem momentos econômicos adversos. Isto porque em tais circunstâncias espera-se uma menor recuperação de créditos devido à diversas razões tais como a redução do valor das garantias de uma operação de crédito.

Uma análise da equação abaixo de cálculo da exigência de capital (K) estabelecida pelo BCBS (2005a) para exposições adimplentes, ou seja, exposições em que a PD é menor que 100%, ajuda a compreender o modelo adotado por Basiléia II.

$$K = \left\{ LGD * \Phi \left[\frac{1}{\sqrt{1-R}} * \Gamma(PD) + \sqrt{\frac{R}{1-R}} * \Gamma(0,999) \right] - PD * LGD \right\} * \left[\frac{1 + (M - 2,5) * b(PD)}{1 - 1,5 * b(PD)} \right]$$

Na modelagem adotada por Basiléia II, o fator de risco sistêmico único necessário em um modelo ASRF é interpretado como sendo o estado geral de uma economia. Desta forma, o termo R da equação acima representa a correlação entre o valor do somatório dos ativos de um determinado devedor e o estado geral da economia.

Observa-se também na equação a existência do termo $\Gamma(PD)$. Este termo representa uma distribuição normal padronizada inversa de um valor médio de PDs. No modelo de Merton (1974), dado um ponto de *default* encontra-se a PD de um devedor por meio de uma distribuição normal que realiza a conexão entre a PD e o ponto de *default*. Assim, dado um valor de PD, pode-se encontrar um ponto de *default* utilizando-se uma distribuição normal padronizada inversa.

$$\Gamma(PD) = \text{Ponto de default}$$

Já o termo $\Gamma(0,999)$ da equação representa a distribuição normal padronizada inversa de um valor pré-definido de nível de confiança estabelecido pela autoridade de supervisão bancária, neste caso, 0,999. Este termo fornece então o valor do fator de risco sistêmico.

$$\Gamma(0,999) = \text{Valor do fator único de risco sistêmico}$$

Realizando-se uma soma ponderada da correlação entre o ponto de *default* definido por $\Gamma(PD)$ e o valor do fator sistêmico de risco definido por $\Gamma(0,999)$, encontra-se um ponto de *default* condicional ao risco sistêmico, cuja expressão é a seguinte:

$$\left[\frac{1}{\sqrt{1-R}} * \Gamma(PD) + \sqrt{\frac{R}{1-R}} * \Gamma(0,999) \right] = \text{Ponto de } default \text{ condicional ao risco sistêmico}$$

Obtido o ponto de *default* condicional, seu valor passa a ser utilizado como entrada no modelo original de Merton (1974) para se obter novamente uma PD, entretanto, desta vez trata-se de uma PD condicional. Esta transformação é obtida com a utilização de uma distribuição normal padronizada cuja expressão na equação de exigência de capital é a seguinte:

$$\Phi \left[\frac{1}{\sqrt{1-R}} * \Gamma(PD) + \sqrt{\frac{R}{1-R}} * \Gamma(0,999) \right] = \text{PD condicional ao risco sistêmico}$$

Prosseguindo com a análise da equação de exigência de capital, é possível verificar também que o valor da PD condicional obtido por meio da expressão acima é multiplicado pelo valor da LGD, obtendo, desta forma, a soma da EL condicional com a UL de uma determinada exposição, ou seja, o valor do VaR apresentado no Gráfico 2. Desta forma, é necessário excluir o valor de EL, que é igual ao produto da PD incondicional pela LGD, da equação de exigência de capital que visa cobrir somente a possível perda relacionada à UL. Sendo assim, tem-se que:

$$\left\{ LGD * \Phi \left[\frac{1}{\sqrt{1-R}} * \Gamma(PD) + \sqrt{\frac{R}{1-R}} * \Gamma(0,999) \right] \right\} = \text{VaR} = \text{EL} + \text{UL}$$

$$PD * LGD = \text{EL}$$

$$K = \left\{ LGD * \Phi \left[\frac{1}{\sqrt{1-R}} * \Gamma(PD) + \sqrt{\frac{R}{1-R}} * \Gamma(0,999) \right] - PD * LGD \right\} = \text{UL condicional}$$

Ainda existe na equação de exigência de capital um outro termo que se aplica somente nos casos de créditos concedidos a grandes empresas, governos centrais, bancos centrais, bancos, corretoras e distribuídos de valores mobiliários. Trata-se do termo que realiza o ajuste da exigência de capital em função do prazo médio da operação. Este ajuste torna-se necessário pois o horizonte de tempo do VaR utilizado por Basiléia II é padronizado e igual a 2,5 anos. Desta forma, a expressão abaixo realiza os ajustes necessários para quaisquer que sejam os prazos médios (M) das operações.

$$\left[\frac{1 + (M - 2,5) * b(PD)}{1 - 1,5 * b(PD)} \right]$$

Onde:

- M = Prazo médio da operação;
- b = Representação da regressão de ajuste suavizado do prazo médio da operação em função de sua respectiva PD.

$$b(PD) = (0,11852 - 0,05478 * \log(PD))^2$$

2.1.4 O modelo de risco de crédito de Basiléia II e a Resolução 2.682/1999 do Conselho Monetário Nacional

Em 21 dezembro de 1.999, o Conselho Monetário Nacional publicou, por intermédio do Banco Central do Brasil (BCB), a sua Resolução nº 2.682 dispondo sobre os critérios de classificação das operações de crédito de IFs, bem como sobre as regras para a constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa.

Esta Resolução, ainda em vigor, determina que as IFs autorizadas a funcionar pelo BCB classifiquem todas as suas operações de crédito em 9 diferentes níveis de risco que, em ordem crescente, são: “AA”, “A”, “B”, “C”, “D”, “E”, “F”, “G” e “H”.

A Resolução também estabeleceu aspectos mínimos que devem ser observados pela IF detentora do crédito na classificação do mesmo, quais sejam:

a. Em relação ao devedor e seus garantidores:

- Situação econômico-financeira;
- Grau de endividamento;
- Capacidade de geração de resultados;
- Fluxo de caixa;
- Administração de qualidade de controles;
- Pontualidade e atraso nos pagamentos;
- Contingências;
- Setor de atividade econômica;
- Limite de crédito.

b. Em relação à operação:

- Natureza e finalidade da transação;
- Características das garantias, particularmente quanto a suficiência e liquidez; e
- Valor.

Além destes aspectos, o normativo do CMN determina que a classificação das operações de crédito de titularidade de pessoas físicas também deve considerar a situação de renda, o patrimônio e quaisquer outras informações cadastrais disponível a respeito do devedor.

Contudo, a Resolução 2.682/1999 oferece uma possibilidade de não se observar os aspectos acima mencionados quando o valor da operação é inferior a R\$ 50.000,00. Nesta situação, o normativo permite que a classificação das operações seja realizada de forma automática observando-se unicamente os atrasos que, de acordo com seu inciso I do artigo 4º, por si só determinam uma classificação mínima para as operações. A saber: ⁶

⁶ Existem algumas circunstâncias em que o artigo 4º a Resolução 2.682/1999 estabelece dias de atraso diferentes dos constantes no Quadro 1 para a determinação da classificação mínima das operações. É o caso por exemplo das operações com prazo a decorrer superior a 36 meses.

Quadro 1 – Classificação de risco mínima por dia de atraso

Dias de Atraso	Classificação Mínima Exigida
entre 15 e 30	B
entre 31 e 60	C
entre 61 e 90	D
entre 91 e 120	E
entre 121 e 150	F
entre 151 e 180	G
superior a 180	H

FONTE: Adaptado de CMN, 1999b.

Ainda que exista a possibilidade de realizar automaticamente a classificação de algumas operações, fica patente que, para se adequar aos preceitos da Resolução 2.682/1999, as IFs necessitam de um modelo de risco de crédito aos moldes do preconizado por Basiléia II, isto é, um modelo que incorpore todas as políticas, procedimentos e práticas utilizadas pela IF na estimação da perda de seu portfolio de crédito.

Este entendimento fica evidenciado pela obrigação estabelecida pelo artigo 10 da Resolução 2.682/1999:

Art. 10. As instituições devem manter adequadamente documentadas sua política e procedimentos para concessão e classificação de operações de crédito, os quais devem ficar à disposição do Banco Central do Brasil e do auditor independente.

Parágrafo único. A documentação de que trata o caput deste artigo deve evidenciar, pelo menos, o tipo e os níveis de risco que se dispõe a administrar, os requerimentos mínimos exigidos para a concessão de crédito e o processo de autorização.

Garcia (2003, p.22) também possui opinião semelhante a respeito da convergência conceitual que existe entre a Resolução 2.682/1999 e Basiléia II ao afirmar que: “O tipo de abordagem proposta pela Resolução 2.682 encontra-se em linha com as propostas do Novo Acordo de Capital.”

Outro aspecto conceitual de convergência entre a Resolução 2.682/1999 e Basiléia II trata-se da forma como o normativo exige a constituição de provisões para fazer face aos créditos de liquidação duvidosa.

O artigo 6º do normativo vincula os percentuais mínimos de constituição de provisões às classificações de risco atribuídas pelas IFs às suas operações, a saber:

Tabela 1 – Provisão mínima por classificação de risco

Classificação de Risco	Provisão Mínima
AA	0,0%
A	0,5%
B	1,0%
C	3,0%
D	10,0%
E	30,0%
F	50,0%
G	70,0%
H	100,0%

FONTE: Adaptado de CMN, 1999b.

Conforme apresentado anteriormente, Basiléia II possui dois conceitos fundamentais que classificam as perdas com crédito a que as IFs estão sujeitas, EL e UL, em que as perdas referentes à UL devem ser cobertas por recursos provenientes de capital, e, as perdas com EL, com os recursos das provisões constituídas.

Posto isto, visualizamos a existência de um vínculo, cujo elo é a constituição de provisões, entre as classificações de risco obtidas pelos modelos internos das IFs que devem observar o estabelecido pela Resolução 2.682/1999 e o conceito de EL de Basiléia II.

Antes de decompor o cálculo da EL em seus principais componentes e mostrar a relação dos mesmos com os aspectos mínimos a serem observados pelas IFs na classificação de suas operações de crédito, é imperativo ressaltar que ao se estimar o valor da EL de uma operação estão sendo consideradas características não só do tomador de crédito, mas também características inerentes à operação de crédito.

Prado (2003, p.350) realiza a seguinte afirmação a respeito de classificação de operações de crédito:

Quando estamos analisando uma operação de crédito, além das informações sobre o cliente tomador do crédito, existem informações sobre essa operação: as informações que são específicas

da operação em questão. Por exemplo, a existência de garantia para uma dada operação é uma informação da operação e não do cliente.

Perobelli e Borges (2002, p. 203) também observam a segregação de características de clientes e operação:

A mensuração do risco de crédito divide-se em três etapas:

- Risco do tomador do crédito (risco empresa ou rating da empresa);
- Risco da operação (risco operação ou rating da operação);
- Risco de concentração da carteira (risco concentração ou risco carteira).

Silva (2000, p.77) faz uma análise da Resolução 2.682/1999 em que procura observar o “espírito” do normativo e conclui:

[...] para chegarmos à classificação do conjunto das operações de um cliente junto a um banco, teremos de considerar quatro dimensões: (i) o risco intrínseco do cliente, (ii) o risco da operação que esteja sendo analisada; (iii) o risco de conjunto de operações do cliente; e (iv) o risco das operações do conglomerado (grupo).

Retornando à relação entre a estimativa da EL e as classificações de risco estabelecidas pela Resolução 2.682/1999, verifica-se que para cada componente do cálculo da EL estabelecido pela estrutura de Basiléia II, quais sejam, a PD, a EAD e a LGD, existem aspectos mencionados no normativo do CMN que permitem a estimação destes componentes.

No que diz respeito à PD, existem os fatores relacionados ao risco intrínseco do cliente presentes no normativo, a saber: situação econômico-financeira, grau de endividamento, capacidade de geração de resultados, fluxo de caixa, administração de qualidade de controles, pontualidade e atraso nos pagamentos, contingências e setor de atividade econômica.

Quanto à EAD, existem os fatores que influenciam a exposição da IF junto ao cliente no momento de *default*, ou seja, o valor da operação e o limite de crédito.

Já no que diz respeito à LGD, existem os fatores vinculados às operações que, no momento do *default*, influenciam o valor que se pode recuperar do crédito. São eles: natureza e finalidade da operação e características das garantias.

Posto isto, pode-se inferir que, ao verificar a qualidade das classificações de risco de crédito atribuídas pelas IFs às suas operações observando as condições impostas pela Resolução

2.682/1999, também estará sendo verificada a qualidade do modelo de classificação de risco destas mesmas IFs no que diz respeito ao cálculo do que à luz de Basiléia II convencionou-se chamar de EL ou perda esperada.

3 VALIDAÇÃO DOS MODELOS DE CLASSIFICAÇÃO DE CRÉDITO

São muitos os modelos de classificação de crédito que podem ser desenvolvidos por uma IF para as atividades de concessão de crédito, administração de risco, alocação de capital e governança corporativa.

A autoridade monetária da Áustria (*Oesterreichische Nationalbank* - OeNB, 2004, p.32) relaciona os modelos de classificação de crédito mais comuns no mercado financeiro. Segundo o OeNB, estes modelos podem ser segmentados em quatro categorias:

- a. Modelos Heurísticos – Aqueles que, com base na experiência prática e subjetiva da organização, procuram de forma metodológica estimar a capacidade de pagamento futura de um devedor. Dentre estes modelos, destacam-se as seguintes modalidades:
 - Questionários de Classificação;
 - Sistemas Qualitativos;
 - Sistemas de Lógica Fuzzy; e
 - Sistemas Especialistas.
- b. Modelos Estatísticos – Enquanto os modelos heurísticos procuram avaliar a qualidade de crédito com base em experiências subjetivas vivenciadas pela organização, modelos estatísticos procuram, utilizando-se procedimentos estatísticos, testar hipóteses com base em um banco de dados. Os modelos de classificação estatísticos mais frequentes na indústria bancária são:
 - Análise discriminante;
 - Regressão logística; e
 - Redes neurais.
- c. Modelos Causais – São modelos fundamentados nas teorias de finanças. Desta forma, não são realizados testes de hipóteses estatísticos com banco de dados. Os principais modelos que se enquadram nesta categoria são:

- Modelos de Apreçamento de Opções; e
- Modelos de Simulação de Fluxo de Caixa.

d. Modelos Híbridos – São os modelos que utilizam combinações das categorias anteriores. Segundo o OeNB (*Ibid*), na prática, os modelos das categorias anteriores são raramente utilizados na sua forma pura e com muita frequência observa-se o emprego de modelos heurísticos em conjunto com modelos estatísticos ou causais.

Contudo, qualquer que seja a categoria e o propósito dos modelos, para que o mesmo possa ser utilizado é necessário que seja validado.

Vale frisar que, quando se trata de modelos estatísticos, existem dois momentos distintos em que podem ser realizadas validações: *Ex ante*, no desenvolvimento do modelo estatístico, e *ex post*, na verificação da aplicação do modelo.

No que diz respeito ao momento *ex ante*, Hair *et al* (1998, p.24) ressaltam que, no desenvolvimento de modelos estatísticos utilizando-se de quaisquer técnicas multivariadas, o pesquisador precisa empenhar-se não apenas em encontrar o modelo de maior significância estatística, mas também em ter certeza de que o modelo é representativo da população. Para verificar esta representatividade, os autores citam três técnicas distintas:

- a. Divisão da amostra em duas partes – Trata-se de dividir a amostra que se possui em duas partes, uma subamostra para estimar o modelo e outra para verificar sua precisão;
- b. Utilização da técnica de *bootstrapping* – Consiste em uma técnica de reamostragem em que, realizando amostragens com repetição, de uma amostra original são obtidas múltiplas outras amostras.
- c. Utilização de uma segunda amostra – Trata-se de utilizar uma outra amostra para verificar se o modelo encontrado também pode ser aplicado em outras amostras.

O momento *ex post* em que se pode realizar a validação de um modelo de classificação de risco é a ocasião em que se observa o efeito prático da aplicação do modelo desenvolvido, ou

seja, após desenvolver um modelo e começar a aplicá-lo é realizada uma validação com o intuito de verificar se os resultados obtidos na prática são satisfatórios.

A validação a que se referem os documentos de Basiléia II é a validação *ex post* e é este o tipo de validação tratado neste estudo.

Segundo Houaiss (2001), uma das acepções da palavra validar é declarar válido conforme os preceitos vigentes.

Para sistemas de classificação de risco de crédito, o BCBS (2005a, p. 2) define o termo validação da seguinte forma:

No contexto de sistemas de classificação, o termo ‘validação’ abrange os processos e as atividades que contribuem para avaliar se as classificações diferenciam adequadamente o risco, e se as estimativas dos componentes de risco (tais como PD, LGD ou EAD) caracterizam apropriadamente os aspectos relevantes de risco.⁷

No que diz respeito mais especificamente à validação das PDs, o BCBS (2005b, p.3) destaca:

As metodologias de estimação e validação de PD estão em um estágio significativamente mais avançado que as utilizadas para LGD e EAD [...]. Para a validação de PDs, nós diferenciamos dois estágios: validação do poder discriminante do sistema de classificação e a precisão da estimativa da PD (calibração).⁸

O *Deutsche Bundesbank* (2003, p. 60) também define validação de forma semelhante ao BCBS: “O termo validação denota todo o processo de avaliação de um sistema interno de classificação, desde a validação do poder discriminante até a validação orientada por processos (‘teste de uso’). A Ilustração 1 apresenta os principais componentes de um processo de validação segundo o *Deutsche Bundesbank*.⁹

⁷ “In the context of rating systems, the term ‘validation’ encompasses a range of processes and activities that contribute to an assessment of whether ratings adequately differentiate risk, and whether estimates of risk components (such as PD, LGD, or EAD) appropriately characterise (sic) the relevant aspects of risk.”

⁸ “Estimation and validation methodologies for PD are significantly more advanced than those for LGD and EAD [...]. For the validation of PDs, we differentiate between two stages: validation of the discriminatory power of a rating system and validation of the accuracy of the PD quantification (calibration).”

⁹ “The term validation denotes the entire process of assessing an internal rating system, from validating its discriminatory power to process-oriented validation (‘use test’).”

Ilustração 1 – Processo de validação de sistemas de classificação

FONTE: Adaptado de DEUTSCHE BUNDESBANK; 2003, p. 60

Sun e Wang (2005, p. 3) entendem que a validação de um modelo de classificação deve ser realizada observando-se as seguintes dimensões: Poder discriminante, homogeneidade e estabilidade.¹⁰

Já Vallés (2006) estabelece dois passos para validar um modelo de classificação de risco de crédito: Analisar o poder discriminante e verificar a calibração do modelo. Divisão semelhante também é estabelecida pela autoridade monetária de Honk Kong (HONK KONG MONETARY AUTHORITY – HKMA, 2006, p. 37): “Existem dois estágios na validação de PD: validação do poder discriminante de um sistema de classificação interno e validação da calibração de um sistema de classificação interno [...]”¹¹

O Comitê de Supervisores Bancários Europeus (COMMITTEE OF EUROPEAN BANKING SUPERVISORS – CEBS, 2006) observa que, mesmo havendo limitações de dados, as IFs devem realizar uma validação quantitativa de seus modelos que verifique no mínimo a calibração, o poder discriminante e a estabilidade.

Percebe-se então que existe uma unanimidade entre os autores citados a respeito da importância da verificação do poder discriminante de um sistema de classificação de risco de

¹⁰ O que Sun e Wang definem como homogeneidade é o mesmo que é definido como calibração por outros autores.

¹¹ “There are two stages in the validation of PD: validation of the discriminatory power of an internal rating system and validation of the calibration of an internal rating system [...]”

crédito no processo geral de validação do mesmo. Além disto, verifica-se também que a validação do poder discriminante, da calibração e da estabilidade de um sistema de classificação de risco de crédito são estágios do processo de validação de um dos principais componentes de risco de crédito definidos pelo BCBS (2005b): a PD.

3.1 Poder discriminante

O *Deutsche Bundesbank* (2003, p.62) define o poder discriminante de um sistema de classificação de crédito como sendo a capacidade do sistema de identificar, *ex ante*, os devedores que podem se tornar inadimplentes. Assim, pode-se dizer que um sistema de classificação possui um alto poder discriminante se as “boas” classificações possuírem uma pequena proporção de clientes que se tornem inadimplentes e, as “más” classificações, uma grande proporção de tais clientes. Em um sistema perfeito, não seria observada a ocorrência de clientes inadimplentes com “boas” classificações *ex ante*, assim como não seria observada a ocorrência de clientes adimplentes com “más” classificações.¹²

Balzarotti *et al* (2006, p.12) observam que em um “bom” sistema de classificação o grupo de devedores que recebe as melhores classificações mostra uma menor frequência de devedores inadimplentes e, o grupo de devedores que recebe as piores classificações, uma maior frequência. Sendo assim, o poder discriminante de um sistema de classificação será tão “bom” quanto for sua habilidade de separar, segundo as classificações atribuídas, devedores inadimplentes de devedores adimplentes.

Vallés (2006, p.16) afirma que um sistema de classificação discrimina bem quando existe uma grande diferença entre as notas de clientes inadimplentes e adimplentes. Logo, o poder discriminante de um sistema pode ser interpretado como sendo a habilidade do sistema em distinguir “bons” e “maus” devedores.

O princípio fundamental de um sistema de classificação de risco de crédito é atribuir notas para cada devedor, de forma que esta nota sumarie a informação a respeito de seu risco.

¹² O trabalho do Deutsche Bundesbank (2003, p.62) faz referência a “*defaulters*”. O termo utilizado para fazer referência à *defaulters* foi inadimplentes, e, para *non-defaulters*, adimplentes. Contudo, não existe na literatura um único significado para *default*. Todavia, o termo sempre possui um conteúdo semântico negativo.

Assim, é desejável que “melhor a nota, menor a proporção observada de devedores inadimplentes e maior a proporção de adimplentes nesta nota” (STACHELL; XIA, 2006, p.5; VALLÉS, 2006, p.16).

Percebe-se então que o poder discriminante é um componente essencial em um sistema de classificação de risco de crédito. De fato, Stachell e Xia (2006, p. 5) chegam a afirmar que: “a qualidade de um sistema de classificação é determinada pelo seu poder de discriminar *ex ante* devedores inadimplentes e adimplentes em um horizonte de tempo específico, normalmente um ano.”¹³

Embora todos os autores citados até este ponto definam o poder discriminante de um sistema de classificação de risco de crédito como sendo a capacidade do sistema de distinguir diferentes tipos de devedores, o OeNB (2004, p.98) adota uma definição mais abrangente, pois não restringe o conceito unicamente à percepção de diferenças entre devedores, mas sim de casos, ou seja, pode tratar-se de devedores ou operações de crédito. A autoridade monetária da Áustria declara o seguinte: “O termo ‘poder discriminante’ refere-se à habilidade fundamental de um modelo de classificação em realizar a diferenciação entre bons e maus casos”.¹⁴

Constata-se então que, em se tratando de sistemas de classificação de risco de crédito, o conceito de poder discriminante adotado pelos autores citados está relacionado à diferenciação entre características dicotômicas, “bons” ou “maus”, de devedores, segundo a grande maioria, ou de casos segundo o OeNB.

3.2 Principais métodos de validação do poder discriminante de modelos de classificação de crédito

¹³ “[...] the quality of a rating system is determined by its discriminatory power between non-defaulting obligors and defaulters *ex ante* for a specific time horizon, usually a year”.

¹⁴ “The term ‘discriminatory power’ refers to the fundamental ability of a rating model to differentiate between good and bad cases.”

Van Deventer e Imai (2003, p. 96) observam que, embora a validação de modelos de classificação de risco de crédito esteja em seus primeiros estágios, os métodos estatísticos que podem ser aplicados para este propósito já estão bem estabelecidos uma vez que são bastante utilizados em outras áreas de conhecimento tais como a física, a eletrônica e principalmente a medicina.

De fato, vários autores (TASCHE, 2006, p.14; DEUTSCHE BUNDESBANK, 2003, p. 61; SUN;WANG, 2005, p.3; ENGELMANN *et al*, 2003, p.1) mencionam que existem diversos métodos que podem ser utilizados para validar o poder discriminante de um sistema de classificação de risco. Contudo, observa-se na literatura certa convergência na escolha destes métodos.

Schetchman *et al* (2004), em um trabalho que aborda a importância da modelagem do risco de crédito no contexto do Novo Acordo de Capital da Basiléia, apresenta duas técnicas de validação de poder discriminante que, de acordo com os autores, poderão ser utilizadas pelos gestores de IFs e supervisores bancários: o CAP (*Cumulative Accuracy Profile*) e o ROC (*Receiver Operating Characteristic*).

Tasche (2006) mostra como o desenvolvimento da regulação bancária estimulou o interesse dos pesquisadores em técnicas de validação. Adotando uma ênfase na validação quantitativa, o autor discute quatro diferentes técnicas para a validação do poder discriminante: CAP, ROC, escore de Brier e o CIER (*Conditional Information Entropy Ratio*).¹⁵

Utilizando um banco de dados composto por cerca de 9.000 empresas com informações divulgadas no período compreendido entre os anos de 1989 e 1999, Sobehart *et al* (2000) extraíram cerca de 54.000 observações, incluindo 530 observações de eventos de *default*, com as quais construíram 5 diferentes modelos de classificação de risco de crédito tendo a preocupação de utilizar a mais ampla variedade conceitual de modelagem. Encontrados os modelos, os autores procuraram demonstrar a facilidade de implementação e a robustez de 2 métodos de validação, quais sejam: o CAP com seu respectivo índice AR (*Accuracy Ratio*) e o IE (*Information Entropy*) com seu índice CIER.

¹⁵ Tanto o CAP quanto o ROC são representações gráficas, contudo, ambos possuem índices que procuram mensurar tais representações. Eles são, respectivamente, o AR (*Accuracy Ratio*, também conhecido como coeficiente de Gini) e o AUC ou AUROC (*Area Under the ROC Curve*).

Na metodologia proposta por Karakoulas (2005) para validar as estimativas dos componentes de risco de operações de varejo e de pequenas empresas, o autor divide a tarefa em três etapas: Verificação do deslocamento da distribuição de escores, análise das variações da capacidade de ordenamento no modelo empregado e verificação dos deslocamentos das distribuições das características da população.

A segunda etapa proposta por Karakoulas (*Ibid*), a saber, a análise das variações da capacidade de ordenamento no modelo empregado, trata-se de um processo de validação de poder discriminante. Segundo o autor: “Um modelo deve classificar ordenadamente os solicitantes (contas) aceitos e discriminar entre bons e ruins [...]”. Para validar este processo, o autor utilizou a estatística U de Mann-Whitney cuja representação gráfica se dá pela área abaixo da curva ROC, ou seja, a AUROC.¹⁶

Karakoulas (*Ibid*) também apresenta em seu trabalho a estatística de Kolmogorov-Smirnov (K-S). Esta estatística, bastante utilizada para avaliar o desempenho de modelos de risco de crédito (SICSÚ, 2003, p. 341; GOUVÊA e GONÇALVES, 2006), mede a distância máxima entre a curva ROC e a diagonal do gráfico que comporta esta curva. Esta distância máxima pode ocorrer em qualquer ponto da curva ROC, contudo, é melhor que ocorra nos escores mais baixos onde estaria a maioria dos casos ruins. Isto porque a perda financeira em se rejeitar uma operação boa classificada como ruim é menor que a perda financeira que se tem ao aceitar uma operação ruim classificada como boa. Como a estatística de K-S possui esta limitação de não fazer referência ao ponto em que ocorre a distância máxima, o autor afirma que, por ser mais genérica, a estatística de Mann-Whitney é melhor que a K-S.

Sicsú (2003, p. 341) também ressalta que, embora o K-S seja um índice bastante utilizado, ele não é necessariamente o melhor. Segundo o autor: “Os analistas de *credit scoring* costumam calcular alguns índices que permitem avaliar o desempenho do modelo. O mais utilizado, não necessariamente o melhor, é o índice KS (Kolmogorov-Smirnov).”

Iscanoglu (2005) desenvolveu um modelo de classificação de risco de crédito com dados reais do mercado de crédito da Turquia utilizando uma regressão logística. Para avaliar a qualidade

¹⁶ Outros autores como Braga (2000) referem-se à estatística U de Mann-Whitney citada por Karakoulas (2005) como sendo a estatística U de Wilcoxon-Mann-Whitney.

do modelo desenvolvido, o autor realiza apenas a validação do poder discriminante pois, com base no estudo de Tasche *et al* (2002, *apud* ISCANOGLU, 2005, p. 105), afirma que este é o fator mais importante em sistemas de classificação de risco de crédito. No que diz respeito aos métodos para realizar a validação do poder discriminante, o autor observa que os mais populares são o CAP e o ROC, e, em seu estudo, utiliza o ROC para verificar o desempenho do modelo encontrado.

A validação de um sistema de classificação de risco de crédito, analisando apenas o seu poder discriminante, também é mencionada em Hornik *et al* (2006, p.3):

Um procedimento comum de validação de sistemas de classificação é por meio de backtesting, ou seja, a comparação dos parâmetros estimados com as realizações empíricas. Muitos métodos de backtesting têm sido propostos pela literatura, a maioria deles focados no poder discriminante das estimativas de PD.¹⁷

Estes autores também destacam que os índices mais conhecidos para a validação do poder discriminante são: o AR, o AUROC e o escore de Brier.

De acordo com Van Deventer e Imai (2003), existem basicamente duas categorias de sistemas de classificação de risco de crédito utilizadas pelas IFs de maior porte: classificações relativas de risco com completa ou parcial estrutura de apreçamento das operações e classificações ordinais de risco sem estrutura de apreçamento das operações de crédito.

A primeira categoria de classificação está relacionada principalmente ao apreçamento de títulos de crédito emitidos pelos devedores e, segundo os autores, a validação destes modelos pode ser realizada por meio da comparação dos preços teóricos gerados pelos modelos com os preços praticados em mercados organizados de títulos de crédito. Já a segunda categoria está relacionada com a discriminação de “bons” e “maus” devedores e a validação dos modelos pode ser realizada utilizando informações históricas a respeito da performance destes devedores. As técnicas estatísticas sugeridas pelos autores para mensurar o desempenho dos modelos que se enquadram nesta segunda categoria são o teste Qui-quadrado e o ROC. Em ambos os casos, procura-se verificar se o modelo de classificação de risco de crédito da IF é melhor que um modelo aleatório de classificação.

¹⁷ “A common approach to validate rating systems is backtesting, i.e., the comparison of estimated parameters with empirical realizations. Several backtesting methods have been proposed in the literature, most of them focusing on the discriminatory power of the PD estimates.”

Servigny e Renault (2004) após descreverem várias medidas de performance de modelos de classificação de risco de crédito também citam o CAP e o ROC como técnicas de validação do poder discriminante dos modelos.

Em BCBS (2005a), o grupo de trabalho responsável pela revisão das metodologias de validação aplicadas na prática pelas IFs confirma, em sua pesquisa de campo, a existência de várias metodologias estatísticas para a verificação do poder discriminante de modelos de classificação. Contudo, o grupo consegue restringir a quantidade de metodologias ao identificar um número limitado das que são sugeridas pela literatura ou que são populares na indústria financeira. São elas:

- a) CAP e seu índice sumário, o AR;
- b) ROC e seus índices sumários, a AUROC e o coeficiente de Pietra;
- c) Taxa de Erro Bayesiana;
- d) Entropia condicional, distância de Kullback-Leibler e o CIER;
- e) Valor da Informação;
- f) Kendall's τ e Somers' D;
- g) Escore de Brier.

Posto isto, é possível constatar que, embora seja mencionada a existência de diversos métodos possíveis, a literatura a respeito das formas de validação do poder discriminante de sistemas de classificação de risco crédito converge para a utilização de alguns poucos métodos. O Quadro 2 sumariza a citação destes métodos pelos autores apresentados. Como pode ser percebido, existe uma grande ocorrência de citações dos métodos CAP e ROC, motivo pelo qual ambos são apresentados em maiores mais detalhes neste capítulo.

Quadro 2 – Métodos de validação do poder discriminante

Técnica Sugerida ou Utilizada / Índice Relacionado	Autor(es)										
	Schetchman <i>et al</i> (2004)	Tasche (2006)	Sobehart <i>et al</i> (2000)	Karakoulas (2005)	Sicsú (2003)	Gouvêa e Gonçalves (2006)	Iscanoglu (2005)	Hornik <i>et al</i> (2005)	Van Deventer e Imai (2003)	Servigny e Renault (2004)	BCBS (2005a)
CAP / AR; Gini; Lorentz	X	X	X				X	X		X	X
ROC / AUROC; Coeficiente de Pietra	X	X		X			X	X	X	X	X
Kolmogorov-Smirnov (K-S)				X	X	X					
Escore de Brier		X						X			X
IE / CIER		X	X								X
Qui-quadrado									X		
Taxa de Erro Bayesiana											X
Valor da Informação											X
Kendall's τ e Somers' D											X

3.2.1 Cumulative Accuracy Profile (CAP), Curva de Gini e Curva de Lorentz

A curva CAP (*Cumulative Accuracy Profile*), também conhecida como curva de Gini e curva de Lorentz (BANK OF JAPAN, 2005, p. 45; DANMARKS NATIONALBANK, 2005, p. 28), é um mecanismo visual em que um gráfico pode ser facilmente desenhado se houver duas amostras de escores, estabelecidos em um processo de análise discriminante, para devedores inadimplentes e adimplentes.

Para se obter a curva CAP, todos os devedores são primeiramente ordenados pelos seus respectivos escores, do mais arriscado para o menos arriscado. Então, para uma dada variação de $x\%$ do total de devedores, a curva CAP é construída calculando-se o percentual $y(x)$ dos devedores inadimplentes cujos escores são iguais ou menores que o escore máximo da variação x . A Tabela 2 exemplifica este processo. Nela são apresentados os cálculos necessários para a construção de uma curva CAP utilizando um banco de dados hipotético em que os três modelos descritos a seguir classificam 1.000 devedores, dentre os quais 200 que se tornaram inadimplentes, em cinco diferentes níveis de risco que, ordem crescente, são: “A”, “B”, “C”, “D” e “E”.

- a) Modelo Perfeito – Neste modelo, todos os devedores inadimplentes são classificados no pior nível de risco. No nosso exemplo, 100% dos devedores inadimplentes foram classificações como “E”;
- b) Modelo Bom – Neste caso, o modelo é capaz de concentrar os devedores inadimplentes nas classificações de pior risco. No nosso exemplo, os percentuais de devedores inadimplentes classificados nos níveis de risco “A”, “B”, “C”, “D” e “E” foram, respectivamente, 5%, 10%, 15%, 25% e 45%.
- c) Modelo Aleatório – Neste modelo as classificações de risco não fazem nenhuma correspondência com o percentual de devedores inadimplentes de cada nível de risco. No exemplo utilizado, o percentual de devedores inadimplentes foi de 20% em todos os cinco níveis de risco.

Tabela 2 – Cálculo do CAP

Tipo de Modelo	Classificação de Risco	Devedores Inadimplentes			Devedores Adimplentes	Total de Devedores		
		Quantidade	Percentual por Nível de Risco	Percentual por Nível de Risco Acumulado - $y(x)$	Quantidade	Quantidade	Percentual por Nível de Risco	Percentual por Nível de Risco Acumulado - x
Perfeito	E	200	100,0%	100,0%	0	200	20,0%	20,0%
	D	0	0,0%	100,0%	200	200	20,0%	40,0%
	C	0	0,0%	100,0%	200	200	20,0%	60,0%
	B	0	0,0%	100,0%	200	200	20,0%	80,0%
	A	0	0,0%	100,0%	200	200	20,0%	100,0%
Bom	E	90	45,0%	45,0%	110	200	20,0%	20,0%
	D	50	25,0%	70,0%	150	200	20,0%	40,0%
	C	30	15,0%	85,0%	170	200	20,0%	60,0%
	B	20	10,0%	95,0%	180	200	20,0%	80,0%
	A	10	5,0%	100,0%	190	200	20,0%	100,0%
Aleatório	E	40	20,0%	20,0%	160	200	20,0%	20,0%
	D	40	20,0%	40,0%	160	200	20,0%	40,0%
	C	40	20,0%	60,0%	160	200	20,0%	60,0%
	B	40	20,0%	80,0%	160	200	20,0%	80,0%
	A	40	20,0%	100,0%	160	200	20,0%	100,0%

Com os valores encontrados nas colunas “Percentual por Nível de Risco Acumulado – $y(x)$ ” de devedores inadimplentes e “Percentual por Nível de Risco Acumulado – x ” do total de devedores da Tabela 2, é possível construir as curvas CAP que se encontram no Gráfico 3.

Gráfico 3 – Curvas CAP

Percebemos no Gráfico 3 que a curva que representa o Modelo Bom está em uma posição intermediária entre o Modelo Perfeito e o Modelo Aleatório. Devido à forma de construção da curva CAP, quanto mais concentrados estiverem os devedores inadimplentes nas classificações de pior risco, mais a curva se deslocará para o canto superior esquerdo do Gráfico 3, podendo chegar até o limite definido pela curva do Modelo Perfeito.

Keenan e Sobehart (1999), com o propósito de demonstrar a utilidade da técnica do CAP, construíram cinco diferentes modelos cujas performances podem ser observadas no Gráfico 4 de curvas CAP juntamente com a reta que representa um modelo aleatório.

Gráfico 4 – Curvas CAP de Keenan e Sobehart

FONTE: KEENAN; SOBEHART, 1999, p.7

Analisando o Gráfico 4, nota-se que o *Nonlinear Model* é superior a todos os outros modelos, pois todos os seus pontos são superiores aos pontos das curvas dos demais modelos dado um mesmo percentual acumulado da população. Contudo, para que não seja sempre necessária uma análise visual das curvas CAP na determinação do poder discriminante dos modelos, é conveniente que haja uma medida que possa sumarizar o resultado encontrado. Esta medida existe e é chamada de *Accuracy Ratio* (AR) ou coeficiente de Gini (DANMARKS NATIONALBANK, 2005, p. 28; OESTERREICHISCHE NATIONALBANK, 2004, p. 108; FREIRE *et al*, 2004, p. 1).

3.2.1.1 *Accuracy Ratio* (AR) ou Coeficiente de Gini

Segundo Engelmann *et al* (2003), o AR, ou coeficiente de Gini, é definido como a razão entre a área a_r e a área a_p . Sendo a_r a área delimitada pela curva CAP do modelo de classificação que está sendo avaliado e curva CAP do modelo aleatório. Já a área a_p é delimitada pela curva CAP do modelo perfeito de classificação e a curva CAP do modelo aleatório de classificação. Assim, temos que:

$$AR = \frac{a_r}{a_p}$$

Desta forma, quanto mais próximo de 1 for o valor de AR melhor será o poder discriminante do modelo e, quanto mais próximo de 0, menor a qualidade do modelo frente a um modelo aleatório. O Gráfico 5 fornece uma visualização da relação entre essas áreas.

Gráfico 5 – Curva CAP - Razão entre as áreas a_r e a_p

Mais formalmente, a razão AR é encontrada com base na frequência amostral de devedores inadimplentes e de devedores adimplentes (KEENAN; SOBEHART, 1999, p.7). Desta forma, seu valor pode ser definido como:

$$AR = \frac{1}{1-f} \left(2 \int_0^1 y(x) dx - 1 \right) = \frac{1}{f} \left(1 - 2 \int_0^1 z(x) dx \right)$$

Onde:

- $y(x)$ é a curva de frequência de devedores inadimplentes;

- $z(x)$ é a curva de frequência de devedores adimplentes;
- $f = D/(N + D)$, sendo que D é o número total de devedores inadimplentes e N é o número total de devedores adimplentes.

3.2.2 Receiver Operating Characteristic (ROC) e Area Under a ROC Curve (AUROC)

Assim como o CAP, o ROC também é um método visual que pode ser construído a partir de duas amostras de escores para devedores inadimplentes e adimplentes. No entanto, sua construção é um pouco mais complexa que o CAP, porém, diferentemente do que ocorre com o CAP, não é necessário que a composição da amostra reflita a verdadeira proporção de devedores inadimplentes e adimplentes (BCBS, 2005a, p.30). Esta proporção é a que na equação anterior que, determina o valor do AR, é representada por f . Sendo:

$f = D/(N + D)$, onde D é o número total de devedores inadimplentes e N é o número total de devedores adimplentes.

Segundo Braga (2000), a análise ROC teve origem na teoria de decisão estatística e foi desenvolvida entre 1950 e 1960 na avaliação de sinais de radar e na psicologia sensorial. A análise ROC foi, desde então, aplicada com sucesso a uma grande variedade de testes de diagnósticos, sobretudo, no diagnóstico de imagem médica.

Engelmann *et al* (2003) ilustram como construir uma curva ROC. Primeiramente, é necessário determinar as duas curvas de distribuição de escores de classificação, uma para devedores que, posteriormente ao processo de classificação, mostraram-se inadimplentes (*defaulters*) e outra para aqueles que se mostraram adimplentes (*non-defaulters*). Exemplos destas curvas encontram-se no Gráfico 6. Os autores observam ainda que, em um sistema de classificação perfeito, as curvas de distribuição estariam completamente separadas, todavia, em sistemas normais de classificação, as curvas estarão sobrepostas tais como estão no Gráfico 6.¹⁸

¹⁸ No trabalho de Engelmann *et al* (2003), são utilizados os termos *defaulters* e *non-defaulters* que foi traduzido livremente como, respectivamente, inadimplentes e adimplentes.

O passo seguinte na construção da curva ROC é determinar um ponto de corte C . Supondo que alguém tenha, *ex ante*, que determinar, por meio das classificações de risco atribuídas pelo sistema, quais devedores se tornarão inadimplentes e quais não se tornarão, uma das possibilidades de se realizar esta tarefa é por meio do estabelecimento de um ponto de corte C , tal como ilustrado no Gráfico 6. Procedendo desta forma, todos os devedores com escore inferior a C serão classificados como inadimplentes e, os com escore superior, como adimplentes.

Adotando o procedimento descrito acima, quatro diferentes resultados de predição são possíveis:

- O escore está abaixo do ponto de corte C e o devedor mostrou-se inadimplente, ou seja, resultado correto;
- O escore está acima do ponto de corte C e o devedor mostrou-se inadimplente, ou seja, resultado incorreto;
- O escore está abaixo do ponto de corte C e o devedor mostrou-se adimplente, ou seja, resultado incorreto;
- O escore está acima do ponto de corte C e o devedor mostrou-se adimplente, ou seja, resultado correto.

Gráfico 6 – ROC -Distribuição de escores

FONTE: ENGELMANN *et al*, 2003, p. 84

Utilizando-se a notação de Engelmann *et al* (2003), uma taxa de acerto, ou *hit rate* (HR), pode ser definida como:

$$HR(C) = \frac{H(C)}{N_D}$$

Onde:

- $H(C)$ é o número de devedores inadimplentes classificados corretamente *ex ante* utilizando o ponto de corte C , cujo valor é igual à área de cor amarela no Gráfico 6;
- N_D é o número total de devedores inadimplentes na amostra.

Já uma taxa de falso alarme, ou *false alarm rate* (FAR), cujo valor é igual à área marrom no Gráfico 6, é definida pelos autores como sendo:

$$FAR(C) = \frac{F(C)}{N_{ND}}$$

Onde:

- $F(C)$ é o número de falsos alarmes, ou seja, o número de devedores adimplentes que foram classificados, *ex ante*, incorretamente como inadimplentes ao utilizar o ponto de corte C ;
- N_{ND} é o número total de devedores adimplentes na amostra.

Definidas estas razões, o passo seguinte para a construção da curva ROC é, para cada valor possível de C no intervalo de escores do sistema, calcular os respectivos valores de $HR(C)$ e $FAR(C)$. Obtidos estes valores de $HR(C)$ e $FAR(C)$, a curva ROC é então traçada conforme pode ser observado no Gráfico 7.

Gráfico 7 – Curva ROC

FONTE: Adaptado de ENGELMANN *et al*, 2003, p. 84

Um sistema de classificação será tão melhor quanto maior for sua proximidade do ponto (0,1), uma vez que este ponto representa uma taxa de acerto igual a 100% e uma taxa de falso alarme igual a 0%. Ainda segundo Engelmann *et al* (*Ibid*) a área abaixo da curva, denominada *area under a ROC curve* (AUROC), pode ser calculada segundo a seguinte equação:

$$AUROC = \int_0^1 HR(FAR) d(FAR)$$

Esta área possui um valor igual a 0,5 para modelos de classificação aleatórios sem nenhum poder discriminante e valor igual a 1,0 para modelos de classificação perfeitos. Assim sendo, para modelos de classificação reais com algum poder discriminante, espera-se encontrar valores entre 0,5 e 1,0.

Outra contribuição relevante do trabalho de Engelmann *et al* (*Ibid*) foi demonstrar que existe uma relação linear entre o índice que sumariza a curva CAP, o AR, e o índice que sumariza a curva ROC, o AUROC, com a seguinte forma:

$$AR = 2 * AUROC - 1$$

Sendo assim, conhecendo o valor da AUROC, o valor de AR pode ser calculado diretamente e vice-versa, logo, pode-se afirmar que ambos os índices contêm a mesma informação a respeito do poder discriminante do modelo.

A forma proposta por Engelmann *et al* (*Ibid*) para o cálculo da AUROC não é a única possível. Existem outros métodos para se encontrar este valor. A pesquisa conduzida por Braga (2000, p.36) relaciona quatro diferentes métodos para o cálculo da AUROC:

Dentre os métodos para cálculo de áreas abaixo de uma curva ROC, podem ser considerados os seguintes:

- (i) regra do trapézio;
- (ii) estimação de máxima verosimilhança;
- (iii) a partir do declive e termo de intercepto da representação dos dados originais em papel de probabilidades binormal;
- (iv) aproximação à estatística U de Wilcoxon-Mann-Whitney.

Braga (*Ibid*, p. 37) também destaca que as diferentes formas de se calcular o valor da AUROC estão associadas às diferentes formas de se encontrar os erros-padrão desta medida:

Como resultado dos métodos propostos para o cálculo da área abaixo da curva ROC, os erros-padrão associados a esta, podem ser obtidos de três maneiras:

- (i) como resultado da estimativa de máxima verosimilhança;
- (ii) a partir da variância da estatística de Wilcoxon;
- (iii) como resultado da aproximação à estatística U de Wilcoxon-Mann-Wuitney.

Contudo, vale ressaltar que a existência de diferentes formas de se obter a AUROC e seu respectivo erro-padrão não significa que a interpretação do significado da área varia em função da forma como é calculada. Hanley e McNeil (1982), por exemplo, mostram empiricamente que o resultado que se obtém na interpretação da AUROC é o mesmo, seja seu cálculo realizado por meio da aproximação à estatística U de Wilcoxon-Mann-Whitney ou pela regra do trapézio. Além desta constatação, os autores ainda apresentam importantes considerações a respeito do significado da AUROC e a relação entre estatística U de Wilcoxon-Mann-Whitney e a probabilidade de se obter pareamentos corretos de classificações.

Quanto ao significado da AUROC, Hanley e McNeil (*Ibid*), respaldados pelos trabalhos de Bamber (1975) e Green e Swets (1966), mostram que o índice pode ser interpretado como a probabilidade de se classificar corretamente um par de casos normais e anormais, ou seja, a probabilidade de que, escolhendo aleatoriamente um caso normal de uma população de casos normais com distribuição X_N e um caso anormal de uma população de casos anormais com distribuição X_A , a classificação do caso normal será melhor, no sentido de ter menor

probabilidade de se tornar anormal, que a classificação do caso anormal. Formalmente, os autores definem esta probabilidade da seguinte forma:

$$\theta = \text{Prob}(x_A > x_N)$$

Segundo Hanley e McNeil (*Ibid*), a estatística U de Wilcoxon-Mann-Whitney é normalmente utilizada para testar se o nível de alguma variável quantitativa x em uma população A tende a ser maior que em uma outra população N sem que se tenha que assumir nenhuma distribuição específica para a variável x em ambas as populações.

A hipótese nula do teste é de que a variável x não é um fator discriminante, ou seja, a probabilidade θ de que um valor x observado em um elemento da população A seja maior que o valor x observado em um elemento da população N é igual a probabilidade de que um valor x observado em um elemento da população A seja menor. Sendo assim, o único valor possível para θ é 0,5. Podemos descrever esta situação com seguinte equação:

$$\theta = \text{Prob}(x_A > x_N) = 0,5$$

O procedimento para o cálculo da estatística U de Wilcoxon-Mann-Whitney pode ser entendido também como um simples processo de pontuação em que é extraída uma amostra de tamanho n_A , de uma população A de casos anormais, e uma amostra de tamanho n_N , de uma população N de casos normais, para que sejam feitas todas as comparações possíveis dos pares de valores de x observados em n_A e n_N . Os pares S obtidos são então pontuados de acordo com a seguinte regra:

$$S(x_A, x_N) = \begin{cases} 1 & \text{quando } x_A > x_N \\ 1/2 & \text{quando } x_A = x_N \quad (\text{somente em casos discretos}) \\ 0 & \text{quando } x_A < x_N \end{cases}$$

Obtidas as pontuações para cada par de x_A e x_N , o valor da estatística U de Wilcoxon-Mann-Whitney é encontrado calculando-se a média das pontuações, ou seja:

$$U = \frac{1}{n_A \bullet n_N} \sum_{i=1}^{n_A} \sum_{j=1}^{n_N} S(x_A, x_N)$$

Outra contribuição importante de Hanlay e McNeil (*Ibid*) foi a constatação de que não existe a necessidade de suposições a respeito da distribuição das classificações de casos normais e anormais para realizar o cálculo de desvio-padrão da estimativa da AUROC.

Van Deventer e Imai (2003) também utilizam a estatística *U* de Wilcoxon-Mann-Whitney para calcular a AUROC. Segundo estes autores, uma das grandes vantagens do método consiste no fato de que não há dados desperdiçados, ou seja, a técnica utiliza cada uma das classificações de risco disponíveis para a análise.

Por exemplo, a curva ROC construída pelos autores baseou-se em 15,7 milhões de observações de classificações de risco dentre as quais 100 mil observações eram de devedores inadimplentes. Estas observações resultaram em 1,56 trilhões de pares de devedores inadimplentes e adimplentes que foram utilizados para o cálculo da AUROC adotando-se o procedimento de cálculo da estatística *U* de Wilcoxon-Mann-Whitney descrito pelos autores da seguinte forma:¹⁹

- a) Constituição de todos os pares possíveis de devedores;
- b) Comparação da classificação dos dois devedores do par;
- c) Atribuição de 1 ponto se o devedor adimplente tiver uma classificação melhor que o inadimplente, $\frac{1}{2}$ ponto se as classificações forem iguais e nenhum ponto caso a classificação do devedor inadimplente tenha sido melhor;
- d) Soma dos pontos;
- e) Divisão da soma dos pontos pelo número de pontos possíveis, ou seja, pelo número total de pares.

A Tabela 3 ilustra a aplicação deste procedimento em um sistema hipotético de classificação em que empresas recebem uma nota de 9 a 5 de acordo com a probabilidade de falência de cada uma. A melhor nota é 9, ou seja, as empresas com esta nota apresentam uma menor probabilidade de falência. Já a pior nota, ou seja, a nota que indica a mais alta probabilidade de falência, é 5.

¹⁹ O número de pares possíveis é dado pela multiplicação do número de devedores problemáticos, 15,7 milhões, pelo número de devedores não-problemáticos, 100 mil.

Na Tabela 3, cada linha representa uma das 9 companhias que faliram e tornaram-se inadimplentes enquanto, que cada coluna representa uma das 21 companhias que não faliram e permaneceram adimplentes. A interseção de cada linha com cada coluna contém o número de pontos do respectivo par. Por exemplo, na interseção da primeira coluna, posição ocupada pela companhia *a*, com a primeira linha, posição ocupada pela companhia *e*, é dado ½ ponto, pois ambas as empresas apresentaram a mesma classificação. Já a interseção da primeira coluna, posição ocupada pela companhia *a*, com a segunda linha, posição ocupada pela companhia *j*, é dado 1 ponto, pois a empresa *a* possui uma classificação melhor que a empresa *j*. Este procedimento de pontuação é repetido para todos os 189 pares, 9 linhas vezes 21 colunas. A soma total das pontuações, 136,5 pontos, é então dividida pelo número total de pares, encontrando-se desta forma o que os autores chamam de percentual ROC, ou seja, a estatística *U* cujo valor é igual a 0,7222.

Tabela 3 – Cálculo do AUROC

Bankrupt Companies		ROC Accuracy Ratio/Mann-Whitney U Test for Internal Ratings Approach Companies that Did Not Go Bankrupt																							
		Company	a	b	c	d	f	g	h	i	k	l	m	n	o	p	r	s	t	x	z	aa	ab		
		Internal Rating	9	9	9	9	9	9	8	8	9	8	8	8	7	7	7	7	6	6	5	5	5		
Company	Internal Rating	Count of Pairs for Which Rating Was More Risky for Company Which Went Bankrupt																							
e	9		0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.0	0.0	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
j	8		1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	0.5	1.0	0.5	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
q	7		1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	0.5	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
v	6		1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0		
w	6		1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0		
y	6		1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0		
ac	5		1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	0.5	0.5		
ad	5		1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	0.5	0.5		
ae	5		1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.5	0.5	0.5		
Subtotal			8.5	8.5	8.5	8.5	8.5	8.5	7.5	7.5	8.5	7.5	7.5	7.5	6.5	6.5	6.5	6.5	4.5	4.5	1.5	1.5	1.5		
Total Count			136.50																						
ROC Percentage			0.7222																						
Number of Pairs			189.00																						

FONTE: VAN DEVENTER e IMAI, 2003, p. 103

Assim como Van Deventer e Imai (2003), o grupo criado pelo BCBS para o estudo de técnicas de validação de sistemas de classificação de risco de crédito também demonstra preferência pelo método do ROC para a verificação do poder discriminante de sistemas de classificação de risco de crédito devido às suas propriedades estatísticas (BCBS, 2005a, 32)²⁰:

²⁰ Vale lembrar que o trabalho de Engelmann *at al* (2003) mostra que o índice que sumariza a curva ROC e o índice que sumariza da curva CAP possuem uma relação linear, logo, ambos os métodos de validação de poder discriminante possuem a mesma informação.

O Grupo entende que o *Accuracy Ratio* (AR) e a medida da ROC parecem ser mais significativos que os outros índices acima mencionados devido às suas propriedades estatísticas. Para ambos os índices é possível calcular intervalos de confiança de forma simples.²¹

De fato, a possibilidade de se calcular facilmente os intervalos de confiança da AUROC é uma propriedade bastante desejada, pois considerando-se que os valores deste índice são, via de regra, obtidos por meio da seleção de amostras, torna-se necessária a realização de testes de hipóteses estatísticos para que se possa comparar os valores dos índices AUROC encontrados com o valor que significa a inexistência de poder discriminante de um sistema de classificação, qual seja, 0,5. Além disto, a determinação de intervalos de confiança também é fundamental para que se possa comparar o desempenho de valores distintos de AUROC provenientes de diferentes modelos de classificação de risco.

3.2.1.1 Comparação de curvas ROC

Uma das maiores virtudes das curvas ROC consiste na possibilidade de comparar sistemas de classificação diferentes. Em geral, tal comparação é realizada utilizando testes de hipóteses. Braga (2000, p.87) propõe o seguinte procedimento:

- a) escolha da hipótese nula relacionada com os parâmetros da curva ROC;
- b) estimação dos parâmetros relevantes das duas curvas ROC assim como as incertezas e correlações existentes nesses parâmetros;
- c) formação da estatística do teste que deverá seguir uma distribuição padrão;
- d) cálculo do valor de prova, ou *p-value*, de que um resultado da estatística de teste poderá provir da distribuição assumida.

Braga (*Ibid*) ainda diferencia as formas de comparação de curvas ROC em 4 grupos cuja formação se dá em função das características das amostras que geraram estas curvas. São eles:

- a) Amostras independentes e abordagem paramétrica;
- b) Amostras independentes e abordagem não-paramétrica;
- c) Amostras correlacionadas e abordagem paramétrica; e

²¹ “The Group has found that the *Accuracy Ratio* (AR) and the ROC measure appear to be more meaningful than the other above-mentioned indices because of their statistical properties. For both summary statistics, it is possible to calculate confidence intervals in a simple way.”

d) Amostras correlacionadas e abordagem não-paramétrica.

As abordagens paramétricas impõem que as curvas ROC de dois sistemas de classificação possuam uma forma funcional binormal, ou seja, as funções de densidades de probabilidade de casos normais e de casos anormais são curvas gaussianas.

Já as abordagens que tratam de amostras correlacionadas consideram que os casos observados em ambos os sistemas de classificação tratam de um mesmo indivíduo (DELONG *et al*, 1988).

As características básicas de sistemas de classificação de risco de crédito levam a considerar as abordagens de comparação fundamentadas em amostras independentes e não-paramétricas como sendo a primeira opção para a realização de comparações. Primeiramente porque em sistemas de classificação de risco de crédito, em que se observe algum poder discriminante, espera-se que os casos de inadimplência estejam mais concentrados nas piores classificações e os casos de adimplência nas melhores classificações, sendo assim, não se espera observar nestes sistemas distribuições gaussianas para as funções de densidades de probabilidade de casos de inadimplência e de adimplência.

Também não é esperado que sejam observadas correlações significativas entre os sistemas de classificação de risco de crédito das IFs brasileiras, uma vez que, conforme observa Nakane (2003), o sistema bancário contém algumas particularidades que limitam o número de IFs com as quais os clientes operam.

Uma das particularidades mais relevantes é a assimetria de informações existente neste mercado que faz com que sejam gerados altos custos de transferência. Segundo Nakane (*Ibid*), modalidades de crédito relacionados com a manutenção de contas bancárias, tais como cheque especial para pessoas físicas e conta garantida para pessoas jurídicas, são típicas situações em que os clientes ficam presos nas instituições bancárias mantenedoras de suas contas devido à dificuldade em transferir para outras instituições competidoras seu histórico cadastral. Sem ter esta informação, a instituição competidora não consegue reduzir suas taxas para atrair o bom cliente sem incorrer no problema de seleção adversa, ou seja, sem que ao tentar atrair o bom cliente de seu rival também não atraia clientes de pior qualidade.

Sendo assim, para realizar a comparação de curvas ROC de sistemas de classificação de risco de crédito a abordagem que utiliza amostras independentes e não-paramétricas é a mais adequada.

Hanley e McNeil (1983), através da relação entre a AUROC e a estatística de Wilcoxon-Mann-Whitney, definiram uma razão crítica para realizar um teste de hipótese a respeito de duas AUROCs distintas provenientes de amostras não-paramétricas.

Com base no trabalho desses autores, o software SPSS[®] 15.0 for Windows realiza o cálculo da razão crítica z de um teste de hipótese aplicando a seguinte equação: ²²

$$Z = \frac{W - 0,5}{SD(W)|_{\theta=0,5}} \sim N(0,1)$$

Sendo que $SD(W)|_{\theta=0,5}$ é igual a:

$$SD(W)|_{\theta=0,5} = \sqrt{\frac{\theta(1-\theta) + (n_A - 1)(Q_1 - \theta^2) + (n_N - 1)(Q_2 - \theta^2)}{n_A n_N}}$$

Onde:

- θ é o valor real da AUROC;
- W é a aproximação não-paramétrica do valor de θ ;
- SD é o desvio-padrão de W .
- n_A é o número de casos anormais da amostra;
- n_N é o número de casos normais da amostra;
- Q_1 corresponde à probabilidade de dois casos anormais, aleatoriamente escolhidos, possuírem uma classificação pior que um caso normal aleatoriamente escolhido;
- Q_2 corresponde à probabilidade de um caso anormal, aleatoriamente escolhido, possuir uma classificação pior que dois casos normais aleatoriamente escolhidos.

²² A hipótese nula do teste é que o sistema não apresenta poder discriminante.

Pode ser demonstrado (Cf. SPSS, 1996) que Q_1 e Q_2 são iguais a $\frac{1}{3}$ quando $\theta = 0,5$. Assim, chega-se à seguinte expressão para o cálculo do desvio-padrão da estimativa de W quando $\theta = 0,5$:

$$SD(W)|_{\theta=0,5} = \sqrt{\frac{n_A n_N (n_A + n_N + 1)}{12}} / n_A n_N$$

Posto isto, utilizando-se amostras independentes e abordagem não-paramétrica, para verificar se um modelo de classificação de risco de crédito possui poder discriminante ou não, ou seja, se a estimativa da AUROC é, para um determinado nível de significância, diferente de 0,5, basta conhecer os valores de W , n_A e n_N .

Dentre os métodos mais comuns de validação do poder discriminante de modelos de classificação de crédito apresentados, CAP e ROC, o estudo utilizará o ROC, pois, conforme pôde ser verificado no transcurso da explanação a respeito deste método, embora CAP e ROC capturem a mesma informação a respeito do poder discriminante, o ROC apresenta uma relevante vantagem em relação ao CAP que consiste na não exigência de que a composição da amostra reflita a verdadeira proporção de devedores inadimplentes e adimplentes da população.²³

²³ O CAP e o ROC contêm a mesma informação a respeito do poder discriminante dos modelos pois, conforme apresentado anteriormente, o trabalho de Engelmann *et al* (2003) mostra que os índices destes métodos possuem uma relação linear: $AR = 2 * AUROC - 1$.

4 METODOLOGIA

A pesquisa utiliza uma abordagem empírico-analítica com o emprego de métodos quantitativos para a análise do poder discriminante dos sistemas de classificação de risco das IFs.

Martins (2000, p. 26) define esse tipo de abordagem da seguinte forma:

[...] são abordagens que apresentam em comum a utilização de técnicas de coleta, tratamento e análise de dados marcadamente quantitativos. Privilegiam estudos práticos. Suas propostas têm caráter técnico, restaurador e incrementalista. Têm forte preocupação com a relação causal entre as variáveis. A validação da prova científica é buscada através de testes dos instrumentos, graus de significância e sistematização das definições operacionais.

Sendo assim, será detalhado na sequência as características dos dados coletados para a pesquisa, os procedimentos para a seleção de uma amostra destes dados e os métodos quantitativos utilizados para a análise.

4.1 Descrição dos dados utilizados para a pesquisa

As notas explicativas publicadas pelas IFs em suas demonstrações financeiras trazem a distribuição de suas carteiras de crédito segregadas por classificação de risco. Todavia, para que se possa realizar a análise do poder discriminante das informações divulgadas, é necessário que se tenha informações a respeito da classificação de cada uma destas operações. Informações com este nível de detalhamento, por operação, podem ser obtidas com o acesso aos sistemas de classificação de risco de crédito de cada IF ou com o acesso aos dados armazenados no Sistema de Informações de Crédito do Banco Central do Brasil (SCR).

Considerando que nas datas selecionadas para o estudo, dezembro de 2005 e dezembro de 2006, existiam 987 IFs com carteira de crédito, a única opção viável para a obtenção das informações necessárias é o acesso ao SCR.²⁴

²⁴ O critério de seleção das datas do estudo é apresentado em detalhes no item 4.3.

De acordo com o BACEN (2004), o SCR é: “[...] um instrumento de registro e consulta de informações sobre as operações de crédito, avais e fianças prestados e limites de crédito concedidos por instituições financeiras a pessoas físicas e jurídicas no país.” Destas operações, as IFs somente são obrigadas a enviar mensalmente ao SCR as informações a respeito das operações cujos montantes por cliente sejam iguais ou superiores a R\$ 5.000,00 (BACEN, 2000a).²⁵

Ainda segundo o BACEN (*Ibid*) o SCR possui os seguintes objetivos:

- prover a supervisão do Banco Central de informações que melhorem a capacidade de avaliação da carteira de crédito das instituições, auxiliando a detecção e prevenção de crises bancárias;
- permitir o desenvolvimento de ferramentas que sinalizem instituições com problemas potenciais em relação à carteira de crédito;
- permitir que o Banco Central realize análises sobre o mercado de crédito;
- auxiliar as instituições financeiras na gestão de suas carteiras de crédito, preenchendo a lacuna de informações comportamentais de um cliente.

Embora o SCR possua uma ampla variedade de informações a respeito das operações de crédito, tais como identificação do credor, identificação do devedor, modalidade de crédito, fluxo de vencimentos, taxa de juros, classificação de risco, data de vencimento da operação, data de contratação da operação e garantias constituídas; só foi solicitado ao BACEN o fornecimento das informações estritamente necessárias para atingir os objetivos deste trabalho. Tal preocupação deve-se ao fato de que as informações do sistema estão protegidas pelas leis que regulam o sigilo bancário no país e também porque a solicitação de muitas informações seria uma tarefa de difícil execução em um sistema de grande porte tal como o SCR. Desta forma, solicitou-se ao BACEN uma amostra das operações armazenadas no sistema com as seguintes informações:

- a. Código de identificação da operação de crédito – Número interno do SCR que permite diferenciar cada uma das operações de crédito;
- b. Código de identificação da IF – Número interno do SCR que permite diferenciar as IFs;
- c. Tipo de IF – Classificação atribuída a uma IF em função das atividades que pode exercer. As IFs obrigadas a enviar informações ao SCR são aquelas em que uma de suas

²⁵ As IFs também são obrigadas a enviar ao SCR informações a respeito de operações cujos montantes são inferiores a R\$ 5.000,00. Contudo, estas informações são fornecidas de forma agregada e, sendo assim, não possuem o grau de detalhamento necessário para a realização do estudo.

principais atividades é a concessão de crédito. De acordo a Resolução 2.724 do CMN, publicada em 31 de maio de 2000 com alterações realizadas pelas Resoluções 2.789 e 2.874 do mesmo órgão, devem enviar informações ao SCR os seguintes tipos de IFs:

- i) Associações de Poupança e Empréstimo;
- ii) Bancos Comerciais;
- iii) Bancos de Desenvolvimento;
- iv) Bancos de Investimento;
- v) Bancos Múltiplos;
- vi) Caixa Econômica Federal;
- vii) Companhias Hipotecárias;
- viii) Cooperativas de Crédito com carteira de crédito superior a R\$ 2 milhões;
- ix) Sociedades de Arrendamento Mercantil;
- x) Sociedades de Crédito, Financiamento e Investimento;
- xi) Sociedades de Crédito Imobiliário.

d. Tipo de controle da IF – Classificação que identifica o tipo de entidade que controla a IF. Existem as seguintes variantes:

- i) Pública;
- ii) Privada nacional; e
- iii) Privada estrangeira.

e. Modalidade da operação de crédito - Característica referente ao tipo de produto de crédito operado pela IF, cuja denominação varia em função de prazos, taxas, formas de pagamento e tipos de garantia dentre outros fatores. O Quadro 3 apresenta as classificações de modalidades e submodalidades de crédito disponíveis no SCR.

Quadro 3 – Modalidades de operações de crédito do SCR

Modalidade	Modalidade detalhada
Adiantamentos a depositantes	adiantamentos a depositantes
Empréstimos	cheque especial e conta garantida
	crédito pessoal - com consignação em folha de pagamento
	crédito pessoal - sem consignação em folha de pagamento
	crédito rotativo vinculado a cartão de crédito
	capital de giro com prazo de vencimento inferior a 30 dias
	capital de giro com prazo vencimento igual ou superior 30 dias
	vendor
	comprar
	ARO - adiantamento de receitas orçamentárias
	financiamento de projeto
	outros empréstimos
Títulos descontados	desconto de duplicatas
	desconto de cheques
	antecipação de fatura de cartão de crédito
	outros títulos descontados
Financiamentos	aquisição de bens – veículos automotores
	aquisição de bens – outros bens
	microcrédito
	vendor
	comprar
	financiamento de projeto
	outros financiamentos
Financiamentos à exportação	financiamento à exportação
	adiantamento sobre contratos de câmbio
	adiantamento sobre cambiais entregues
	créd decorrentes de contratos de exportação - export note
	financiamento de projeto
	outros financiamentos à exportação
Financiamentos à importação	financiamento à importação
	financiamento de projeto
Financiamentos com interveniência	aquisição de bens com interveniência – veículos automotores
	aquisição de bens com interveniência – outros bens
	financiamento de projeto
	outros financiamentos com interveniência
Financiamentos rurais e agroindustriais	custeio e pré-custeio
	investimento e capital de giro de financiamento agroindustrial
	comercialização e pré-comercialização
	financiamento de projeto
Financiamentos imobiliários	financiamento habitacional – SFH
	financiamento habitacional – carteira hipotecária
	financiamento imobiliário – empreendimentos exceto habitação
	financiamento de projeto
Financiamentos de títulos e valores mobiliários	financiamento de TVM

Financiamentos de infraestrutura e desenvolvimento	financiamento de infraestrutura e desenvolvimento
	financiamento de projeto
Operações de arrendamento	arrendamento financeiro
	arrendamento financeiro imobiliário
	subarrendamento
	arrendamento financeiro vinculado
	financiamento de projeto
Outros créditos	avais e fianças honrados
	devedores por compra de valores e bens
	títulos e créditos a receber
	financiamento de projeto
	outros com característica de crédito
Coobrigações	beneficiários de garantias prestadas - PJ financeira (exceto coobrigação assumida em cessão, securitização de crédito ou negociação de certificados ou cédulas de crédito bancário)
	beneficiários de garantias prestadas - outras pessoas (exceto coobrigação assumida em cessão, securitização de crédito ou negociação de certificados ou cédulas de crédito bancário)
	coobrigações com fundos constitucionais
	coobrigação assumida em cessão, securitização de crédito ou negociação de certificados ou cédulas de crédito bancário para pessoa jurídica financeira
	coobrigação assumida em cessão, securitização de crédito ou negociação de certificados ou cédulas de crédito bancário para outras pessoas
	financiamento de projeto
	beneficiários de outras coobrigações
Créditos a liberar	SFH
	crédito rotativo
	financiamento de projeto
	outros

FONTE: Adaptado de BACEN, 2002

- f. Data de vencimento da operação de crédito – Data prevista para o pagamento da última parcela da operação ou do término do contrato;
- g. Valor da operação de crédito em dezembro de 2005 – Valor da operação na data de 31 de dezembro de 2005 computadas as receitas e encargos de qualquer natureza. Observando que, para as operações de arrendamento mercantil, o valor é o corresponde ao valor presente das contraprestações dos contratos utilizando-se a taxa interna de retorno de cada contrato na forma do disposto na Circular n. 1.429 do Bacen, de 20 de janeiro de 1989, e que os adiantamentos sobre contatos de cambio, excetuadas as transações com instituições financeiras, são informados adicionados de suas respectivas rendas a receber;

- h. Classificação de risco da operação em dezembro de 2005 – Classificações de risco das operações, conforme o determinado pelo artigo 1º da Resolução 2.682/1999 do CMN, divulgadas pelas IFs nos balanços de 31 de dezembro de 2005;²⁶
- i. Valor da operação de crédito em dezembro de 2006 – Valor da operação na data de 31 de dezembro de 2006 computadas as receitas e encargos de qualquer natureza. Observando que, para as operações de arrendamento mercantil, o valor é o corresponde ao valor presente das contraprestações dos contratos, utilizando-se a taxa interna de retorno de cada contrato, na forma do disposto na Circular n. 1.429 do Bacen, de 20 de janeiro de 1989, e que os adiantamentos sobre contatos de cambio, excetuadas as transações com instituições financeiras, são informados adicionados de suas respectivas rendas a receber;
- j. Classificação de risco da operação em dezembro de 2006 – Classificações de risco das operações, conforme o determinado pelo artigo 1º da resolução 2.682/1999 do CMN, divulgadas pelas IFs nos balanços de 31 de dezembro de 2006.

4.2 Plano de amostragem

Na data-base de dezembro de 2005, existiam no banco de dados do SCR 14.185.929 registros de operações de crédito acima de R\$ 5.000,00 informados por 987 IFs.

O complexo trâmite para a obtenção destes dados junto ao BACEN, bem como a dificuldade de processamento de tal volume de informações, foram fatores determinantes da opção de se trabalhar com uma amostra dos registros ao invés de sua totalidade.

Vicente *et al* (2001, p. 21) citam algumas vantagens de se trabalhar com uma amostra relativamente à totalidade de um conjunto de dados, tais como: redução de custos, estrutura necessária para conduzir o estudo e rapidez no tratamento dos dados. Além destas vantagens, os autores observam ainda que, embora a não medição de todos os elementos de uma população constitua uma fonte de erros para a amostragem, mesmo quando se trabalha com toda a população, existe a possibilidade de erros nas medições realizadas em função da existência de dados incompletos, errados ou tratados incorretamente.

²⁶ A íntegra da Resolução 2.682 encontra-se no anexo 01.

Uma vez que o alicerce do estudo está fundamentado na determinação do poder discriminante das classificações de risco de crédito atribuídas por cada uma das IFs, é imperativo que se utilize uma técnica de amostragem que garanta uma representação adequada das operações de crédito de cada IF da população. Além disto, também interessa que a técnica empregada minimize, *a priori*, o erro amostral.

4.2.1 Pré-seleção da amostra

Com o propósito de auxiliar a supervisão bancária do BACEN em sua atividade fim, as IFs enviam ao SCR informações a respeito de todas as operações que, com características de crédito, possam representar algum perda financeira. Algumas destas operações não são adequadas para se verificar o poder discriminante de seus sistemas de classificação. É o caso, por exemplo, das operações que se encontram em curso anormal, ou seja, das operações em que já se foi verificada a perda financeira. Não há de se falar em discriminar operações com esta característica visto que a situação de *default* já foi verificada. Estas operações inadequadas à verificação do poder discriminante foram excluídas da amostra.

Também existem operações no SCR que devem ser excluídas do estudo em função de sua modalidade. É o caso das operações classificadas como “Coobrigação”. Estas operações representam contratos em que a IF assume a posição de garantidora da operação. Assim, somente nos casos em que o tomador final da operação não honre o compromisso assumido com uma terceira parte é que a IF irá desembolsar recursos financeiros e tornar-se credora de seu cliente. Sendo assim, uma operação cuja modalidade é “Coobrigação”, embora representem um risco para IF, não é registrada em suas contas patrimoniais, conseqüentemente, não existe um ativo de crédito e não é constituída a respectiva provisão.

Além destas operações, existem outras que, para atender às necessidades da supervisão bancária, são informadas ao SCR para efeitos de controle do sistema. Assim, antes de realizar o procedimento estatístico para a seleção de uma amostra representativa da população, foi solicitado ao BACEN que excluísse do universo de dados do SCR as operações que não podem ser utilizadas para efeitos de cálculo do poder discriminante, a saber:

- a. Operações de valor menor ou igual a R\$ 5.000,00 – O SCR também recebe informações a respeito de operações abaixo de R\$ 5.000,00, contudo, estas informações são informadas de forma agregada, logo, não se pode avaliar a performance individual de cada operação;
- b. Operações adquiridas de IFs com coobrigação – As operações no SCR que possuem esta característica referem-se à contratos de cessão de crédito entre IFs. Nesta situação, a IF cedente informa ao SCR os detalhes das operações junto aos tomadores finais e, por estar coobrigada com pagamento das operações objeto de cessão, é a IF que assume o risco de crédito destes tomadores. Já a IF cessionária informa ao SCR, para efeitos de controle, apenas o contrato de cessão com a cedente que agrega todas as operações com os tomadores finais. Foi solicitado ao BACEN a exclusão destes contratos de cessão.
- c. Operações classificação como “Coobrigações” e “Créditos a Liberar” – Conforme discutido anteriormente, as operações classificadas como “Coobrigações” representam os contratos em que as IFs são garantidoras das operações e, embora estas operações representem um risco para as IFs, elas não aparecem como um ativo em seus balanços, logo, não são constituídas provisões para perdas com estas operações. Situação análoga acontece com as operações classificadas como “Créditos à Liberar”. Estas operações representam contratos em que as IFs disponibilizam um determinado valor que pode ser sacado a qualquer momento pelo cliente durante a vigência do contrato. É, por exemplo, o caso do limite de “Cheque Especial”. Enquanto o limite disponível não for utilizado, as contas patrimoniais das IFs não serão sensibilizadas.

Vale observar que a simples aplicação dos critérios de pré-seleção descritos acima excluiu do estudo as 11 IFs apresentadas no Quadro 4. Outrossim, o número de IFs em análise passou de 987 para 976.

Quadro 4 – IFs excluídas na pré-seleção

Código de Identificação da IF	Número de Operações antes da Pré-seleção	Tipo de Controle	Tipo de IF
11	213	Privada Nacional	Banco Múltiplo
271	79	Privada Nacional	Banco de Investimento
292	2	Pública	Sociedade de Arrendamento Mercantil
386	5	Privada Nacional	Banco de Investimento
407	14	Privada Nacional	Sociedade de Arrendamento Mercantil
524	5	Privada Nacional	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento
630	5	Privada Nacional	Sociedade de Arrendamento Mercantil
650	136	Privada Nacional	Banco Múltiplo
2007	8	Privada Nacional	Banco Múltiplo
3236	57	Privada Nacional	Cooperativa de Crédito
3572	79	Privada Nacional	Banco de Investimento

4.2.2 Procedimentos de amostragem e cálculo do tamanho da amostra

A segunda etapa do processo de constituição da amostra foi a escolha do procedimento de amostragem, bem como o cálculo de seu tamanho.

Posto que interessa garantir que todas as classificações de risco de crédito das operações em curso normal de todas as IFs estejam representadas na amostra, e que não haja nenhum viés de seleção, foi realizada uma amostragem aleatória simples de subgrupos da população.

Cada subgrupo da população foi determinado segundo a combinação de duas variáveis: instituição financeira, 976 IFs, e classificação de crédito em curso normal, 5 classificações. Desta forma, as operações de crédito poderiam ser agrupadas em até 4.880 subgrupos. Contudo, foram obtidos 3.609 grupos, pois algumas IFs não possuíam 5 classificações distintas para operações em curso normal.²⁷

Encontrados os subgrupos, foi realizado o cálculo do tamanho necessário de cada subamostra. Para este propósito, foi utilizada a equação citada por Martins (2005, p. 187) para encontrar o tamanho de amostras de proporções de populações finitas:

$$n = \frac{Z^2 \cdot \hat{p} \cdot \hat{q} \cdot N}{d^2 (N - 1) + Z^2 \cdot \hat{p} \cdot \hat{q}}$$

²⁷ O item 4.3 que trata da operacionalização do cálculo da AUROC apresenta a motivação que levou à definição de apenas 5 classificações como operações em curso normal.

Onde:

- N = tamanho da população do subgrupo;
- Z = abscissa da normal padrão;
- $\hat{p}$ = estimativa da proporção;
- $\hat{q} = 1 - \hat{p}$
- d = erro amostral;
- n = tamanho da amostra aleatória simples a ser selecionada da população de cada subgrupo.

Como não foi encontrado nenhum estudo prévio que desse uma estimativa do valor $\hat{p}$ para cada um dos subgrupos, considerou-se $\hat{p} = 0,5$ pois este valor maximiza o tamanho da amostra. Já para determinar a abscissa da normal padrão Z e o erro amostral d , foram realizadas simulações variando o erro amostral entre 0,5% e 5% com acréscimos de 0,5% e atribuindo à Z os valores de 1,64; 1,96 e 2,57 que estão relacionados respectivamente aos níveis de confiança de 90%, 95% e 99%.

Os tamanhos de amostras obtidos com as simulações foram classificados em ordem crescente de tamanho e então foi selecionado o resultado a partir do qual observou-se uma redução relevante na taxa de crescimento do tamanho. Esta situação ocorreu com o valor de Z igual a 1,96 e o valor de d igual a 3,5%.

4.2.3 Sumário da amostra obtida

Aplicando os procedimentos descritos no item anterior, obteve-se uma amostra com 488.318 operações de crédito, ou seja, aproximadamente 3,4% da população original.

A Tabela 4 com estatísticas descritivas do número de operações por IF juntamente com o Gráfico 8 auxiliam no entendimento das diferenças entre as distribuições da população e da amostra.

Tabela 4 – Distribuições do número de operações por IFs

	População	Amostra
Média	14.372,8	500,3
Erro padrão	3.691,9	22,4
Mediana	310,0	238,0
Moda	122,0	1,0
Desvio padrão	115.986,0	698,5
Variância da amostra	13.452.743.138,9	487.920,5
Curtose	226,9	8,1
Assimetria	13,8	2,8
Intervalo	2.386.750,0	3.906,0
Mínimo	1,0	1,0
Máximo	2.386.751,0	3.907,0
Soma	14.185.929,0	488.318,0
Contagem	987,0	976,0
Maior número de operações por IF	2.386.751,0	3.907,0
Menor número de operações por IF	1,0	1,0

Gráfico 8 - Distribuições dos números de operações por IFs

A redução do número de operações por IF ocorreu de forma diretamente proporcional à quantidade inicial de operações por IF. A Tabela 5 exemplifica o ocorrido. Nela pode-se perceber que da IF com o maior número de operações, a de código 710 com 2.386.751, foram selecionadas para a amostra apenas 0,2 % de suas operações. Já no caso da IF com o menor número de operações na Tabela 5, a de código 405, foram selecionadas 78,7% das operações.

Tabela 5 – Exemplificação da amostragem por IF

Código da IF	População (P)	Amostra (A)	A/P
710	2.386.751	3.907	0,2%
123	1.707	752	44,1%
405	239	188	78,7%

4.3 Operacionalização do cálculo da AUROC

Obtida a amostra, foi utilizado o software SPSS 15.0 for Windows para estimar, utilizando o método não-paramétrico de cálculo, o valor da AUROC de cada IF e realizar testes de hipóteses para verificar se, adotando um intervalo de confiança de 95%, é rejeitada a hipótese nula de que a AUROC estimada é igual a 0,5, ou seja, de que o sistema de classificação de risco de crédito da IF em análise não possui poder discriminante.

Para realizar estas estimações e testes de hipóteses é necessário que sejam estabelecidos os conceitos de operações em curso normal e anormal e também o período entre as observações da situação de cada operação.

No que diz respeito ao critério de classificação das operações em normal e anormal, foram consideradas normais/*non-default* as operações classificadas como “AA”, “A”, “B”, “C” e “D”, e conseqüentemente, as operações classificadas como “E”, “F”, “G” e “H” bem como aquelas lançadas como prejuízo foram consideradas anormais/*default*.

Critério semelhante também foi utilizado por Carneiro *et al* (2004) em um estudo de caso sobre a aplicação do Novo Acordo de Capital da Basiléia no contexto brasileiro. Além destes autores, Garcia (2003), ao comentar a relação entre a Resolução 2.682/1999 do CMN que estabelece os critérios para a classificação de risco das operações de crédito das IFs e as propostas no Novo Acordo de Capital da Basiléia, destaca que: “Devido à definição inadimplência estabelecida no Novo Acordo de Capital, apenas as operações classificadas nos cinco primeiros níveis podem ser consideradas operações normais (atrasos até noventa dias)”.

Quanto aos momentos em que serão realizadas as observações, vale observar que, conforme pesquisa realizada pelo BCBS (1999), a maioria dos bancos utiliza o horizonte de tempo de um ano na modelagem de seus sistemas de classificação de risco de crédito. Além disto, o

BCBS (2006, p. 99) deixa claro que, para aquelas IFs que utilizarem a abordagem IRB, este é o horizonte de tempo que deve ser utilizado para o cálculo das médias de PD: “As estimativas de PD devem ser a média de longo prazo das taxas de inadimplência para um ano dos devedores de determinada classificação [...]”.²⁸

Posto isto, foi solicitado ao BACEN que fossem fornecidas as informações do SCR referentes às datas de publicação de balanços mais recentes disponíveis observado um horizonte de tempo de 12 meses. Assim, foram fornecidas as informações referentes às datas-base de dezembro de 2005 e dezembro de 2006.

Tendo em vista que a quantidade de operações é diretamente proporcional à qualidade das estimativas da AUROC, é necessário estabelecer um número mínimo de operações por IF para que se garanta uma qualidade mínima das estimativas realizadas.

Uma vez que a distribuição do teste estatístico realizado para se verificar a hipótese nula de que as AUROCs estimadas das IFs são iguais a 0,5 só começa a se assemelhar a uma distribuição normal com média 0 e desvio-padrão igual a 1 quando são observados mais de 8 casos para cada situação da variável dicotômica (MANN; WHITNEY, 1947, p. 50; BRADLEY; LONGSTAFF, 2004, p. 430), só foram consideradas no estudo as IFs que na amostra obtida possuíam um mínimo de 9 operações em cada um dos possíveis estados da operação, quais sejam, curso normal e curso anormal na data-base de dezembro de 2006.

Este critério reduziu significativamente o número de IFs do estudo que passou de 976 para 271. Todavia, a representatividade destas 271 IFs, em relação ao número de operações, é bastante elevada. A amostra com 976 IFs possui 488.318 operações e a amostra com 271 IFs possui 295.639, ou seja, a redução de 73,5% do número de IFs resultou em uma redução de apenas 39,5% do número de operações. Outro aspecto importante a ser observado é que grandes IFs tendem a ter um número maior que 9 operações em cada um dos possíveis estados, normal e anormal, e, considerando a grande concentração do crédito bancário nas maiores IFs do SFN, a representatividade das 271 IFs, em termos de volume total de crédito, tende a ser maior que a observada em números de operações.²⁹

²⁸ “PD estimates must be the long-run average of one-year default rates for borrowers in the grade [...]”

²⁹ Dados do relatório “50 Maiores Bancos e o Consolidado do Sistema Financeiro Nacional” para a data-base de dezembro de 2005 disponibilizado pelo BACEN em seu site na Internet mostram que as 50 maiores instituições,

Selecionadas as IFs com um mínimo de 9 operações em cada um dos possíveis estados da operação, realizou-se o cálculo da AUROC para cada uma das 271 IFs da amostra, bem como os testes de hipóteses para verificar se as AUROCs estimadas são estatisticamente diferentes de 0,5. Com os resultados encontrados foram criadas as variáveis “Estimativa da AUROC” e “AUROC = 0,5”.³⁰

Em uma análise inicial dos valores de AUROC encontrados, 10 casos foram classificados como sendo *outliers*. Segundo Hair *et al* (1.998, p. 64): “*Outliers* são observações com uma combinação única de características que as identificam claramente com diferentes das outras observações”. Ainda segundo estes mesmos autores (1.998, p.66): “Após os *outliers* terem sido identificados, analisados, e categorizados, o pesquisador deve decidir a respeito da retenção ou exclusão de cada um.”^{31 32}

A característica peculiar desses 10 casos foi o valor encontrado da estimativa de AUROC menor que 0,5. Uma vez que no método do ROC os valores de AUROC variam entre 1,0 e 0,5, e que o significado de uma AUROC igual a 0,5 é que o sistema de classificação em análise é aleatório, valores de AUROC menores que 0,5 são desprovidos de significado lógico. Sendo assim, por se tratar de um resultado claramente aberrante, optou-se pela exclusão de todos esses casos, reduzindo a amostra para 261 IFs.

4.4 Procedimentos estatísticos empregados

Considerando o tipo de informação disponível, foram empregados diferentes procedimentos estatísticos para alcançar cada um dos objetivos específicos declarados no estudo.

4.4.1 Relação entre tipo de controle da IF e poder discriminante

ou seja, somente 2,6% das 1.898 instituições existentes naquela data, eram responsáveis por 80,0% do volume total de créditos do SFN.

³⁰ No apêndice 01 deste estudo é possível conferir os valores encontrados para as variáveis.

³¹ “*Outliers are observations with a unique combination of characteristics identifiable as distinctly different from the other observations*”

³² “*After the outliers have been identified, profiled, and categorized, the researcher must decide on the retention or deletion of each one*”

Para verificar se existe relação entre o tipo de controle da IF e o poder discriminante de seu sistema de classificação de crédito, pode ser aplicado o teste do Qui-quadrado entre as variáveis “AUROC = 0,5” e “Tipo de Controle”.

A variável “AUROC = 0,5” é uma variável dicotômica que pode assumir os valores “1” caso, adotando um intervalo de confiança de 95%, seja rejeitada a hipótese nula de que a AUROC estimada é igual a 0,5, e “0” no caso contrário.

Já variável “Tipo de Controle” é uma variável nominal categorizada que classifica as IFs segundo as seguintes categorias estabelecidas pelo BACEN: Pública, Privada Nacional e Privada Estrangeira.

4.4.1.1 O teste do Qui-quadrado

O teste do Qui-quadrado (χ^2) ou de Pearson serve para testar se duas ou mais amostras independentes diferem relativamente a uma determinada característica, isto é, se a frequência com que os elementos de uma amostra se repartem pelas classes de uma variável nominal categorizada é ou não idêntica (MAROCO, 2003, p. 86).

O teste tem por definição que as duas variáveis em análise são independentes se a probabilidade de cada observação pertencer a uma célula for o produto das suas probabilidades marginais. A estatística do teste é dada por (MARTINS, 2003, p. 262):

$$\chi^2_{cal} = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^C \frac{(Fo_{ij} - Fe_{ij})^2}{Fe_{ij}}$$

Onde:

L = Número de linhas de uma tabela de dupla entrada, ou tabela de contingência;

C = Numero de colunas de uma tabela de dupla entrada, ou tabela de contingência;

Fo = Frequência observada;

Fe = Frequência esperada.

A frequência esperada Fe_{ij} de cada evento considerado é dada por:

$$Fe_{ij} = \frac{(\text{soma das observações da linha } i)(\text{Soma das observações da coluna } j)}{(\text{total de observações})}$$

O X^2_{cal} assim calculado aproxima-se do valor obtido em uma distribuição Qui-quadrado com $(C-1)(L-1)$ graus de liberdade. Desta forma, para um determinado nível de significância α rejeita-se a hipótese nula H_0 se:

$$X^2 \geq \chi^2_{1-\alpha, (C-1)(L-1)}$$

Onde as hipóteses do teste são:

- H_0 : As variáveis são independentes;
- H_1 : As variáveis são dependentes.

Todavia, para se realizar o teste do Qui-quadrado deve-se verificar se seus pressupostos estão sendo observados, quais sejam (MAROCO, 2003, p. 90):

- a. Tamanho da amostra maior que 20;
- b. Nenhuma combinação de categorias das variáveis com frequência esperada (Fe_{ij}) inferior a 1;
- c. Pelo menos 80% das células da Tabela com frequência esperada igual ou superior 5.

Além desses pressupostos, Pestana e Gageiro (2000, p. 103) também citam uma outra exigência para o teste nos casos em que as variáveis utilizadas possuem apenas duas categorias cada: “Em tabelas 2x2 alguns investigadores consideram ser ainda necessário não existir nenhuma célula com frequência esperada inferior a 5”.

4.4.2 Relação entre porte, tipo de IF e poder discriminante

Para verificar se o porte e/ou o tipo de IF influenciam o poder discriminante dos sistemas de classificação de risco de crédito das IFs, também foram realizados testes do Qui-quadrado. Contudo, a associação inerente entre porte e tipo de IF torna necessária a realização de outros procedimentos para que se verifique isoladamente o efeito que cada uma das variáveis exerce sobre o poder discriminante dos sistemas de classificação de risco de crédito das IFs.³³

Nesta análise, a variável que identifica a existência de um sistema com poder discriminante continua sendo a variável dicotômica “AUROC = 0,5” que assume os valores “1”, caso adotando um intervalo de confiança de 95% seja rejeitada a hipótese nula de que a AUROC estimada é igual a 0,5, e “0” no caso contrário.

Entretanto, para utilizar as variáveis explicativas é necessário que inicialmente se realize alguns procedimentos preliminares. A variável que classifica as IFs em função do porte necessita ser criada, posto que este tipo de classificação não foi fornecido pelo BACEN. Já a variável que realiza a classificação das IFs em função do tipo necessita ser transformada, pois, conforme detalhado no item 5.4.2.2, a distribuição original do número de IFs em tipos não permite que sejam observados os pressupostos do teste do Qui-quadrado.

4.4.2.1 Criação da variável “Porte da IF”

As informações fornecidas pelo BACEN não trazem qualquer variável específica que classifique a IF em função de seu porte. Sendo assim, utilizando o número original de operações de crédito por IF informado pelo BACEN, foi criada uma variável chamada “Porte da IF” com quatro categorias distintas: Grande, Média, Pequena e Micro.

Para realizar esta categorização, foi utilizado o método de Dalenius-Hodges (*Cf.* DALENIUS; HODGES, 1957) que procura agrupar a população em estratos, segundo uma característica específica, de tal forma que a variância dentro dos estratos seja a menor possível e a variância entre os estratos, a maior possível. Neste caso, a característica observada foi o número de operações de crédito por IF.

³³ O item 4.4.2.3 trata especificamente da associação entre porte e tipo de IF.

O método consiste basicamente em dividir em intervalos iguais a função acumulativa da raiz de uma distribuição de frequência definida como:

$$Z(Y) = \int_{Y_0}^{Y_M} \sqrt{f(Y)} dY$$

Onde:

- $f(Y)$ = Função de frequência da característica utilizada para agrupar a população em estratos;
- Y_M = O maior valor de Y ;
- Y_0 = O menor valor de Y .

Considerando que a característica específica utilizada para a classificação das IFs em função do porte é o número original de operações de crédito por IF informado pelo BACEN, os termos da equação que define $Z(Y)$ podem ser entendidos como:

- $f(Y)$ = Função de frequência do número de operações de crédito por IF;
- Y_M = O maior número de operações de crédito por IF;
- Y_0 = O menor número de operações de crédito por IF.

Uma vez que o propósito é criar a variável “Porte da IF” com quatro categorias, basta dividir o valor de $Z(Y)$ por quatro para encontrar a amplitude de cada categoria e seus limites inferiores e superiores. Por fim, a função inversa de $Z(Y)$ fornece os limites inferiores e superiores das categorias para Y . A Tabela 7 apresenta o resultado do procedimento.

Tabela 7 – Classificação por porte das IFs

Porte da IF	Número de IFs	Y - Número de Operações por IF	
		Limite Superior	Limite Inferior
Grande	26	2.386.751	52.575
Médio	28	48.890	11.013
Pequeno	115	9.324	1.115
Micro	91	1.086	52

4.4.2.2 Transformação da variável “Tipo de IF”

As 261 IFs cujos valores das AUROCs foram estimados estão distribuídas em 10 diferentes classificações de tipos atribuídas pelo BACEN conforme disposto na Tabela 8.³⁴

Tabela 8 – Distribuição de tipos de IFs

Tipo de IF	Quantidade
Agência de Fomento	8
Associação de Poupança e Empréstimo	2
Banco Comercial	4
Banco de Desenvolvimento	4
Banco Múltiplo	73
Cooperativa de Crédito	126
Sociedade de Arrendamento Mercantil	14
Sociedade de Crédito Imobiliário	1
Sociedade de Crédito Imobiliário - Repassadora	5
Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	24
Total	261

Porém, a classificação original dos tipos de IFs não permite que os pressupostos do teste do Qui-quadrado sejam atendidos. Isto ocorre porque os pressupostos relacionados ao menor valor da amostra e à frequência esperada das células da tabela cruzada não são observados. Existe, por exemplo, uma classificação de “Tipo de IF”, qual seja, Sociedade de Crédito Imobiliário, com apenas uma observação que, em uma tabela cruzada com a variável “AUROC = 0,5”, gera células com valores esperados inferiores aos mínimos admitidos.

Uma solução para resolver este inconveniente é a transformação da variável “Tipo de IF” em uma variável com um número menor de categorias mais abrangentes. Martins (2005, p.266) observa que:

O teste Qui-Quadrado de associação é aconselhável quando o tamanho da amostra é razoavelmente grande, e deve ser aplicado com maior cuidado se existirem frequências esperadas menores do que 5. Nesses casos, a solução é juntar classes adjacentes, evitando $F_e < 5$.

Assim, realizou-se a transformação da variável “Tipo de IF” reduzindo o número de categorias para três: Bancária, Não-bancária Cooperativa de Crédito e Não-bancária Outra. A Tabela 9 apresenta a forma como foi realizada esta transformação.

³⁴ O Banco do Brasil (BB), a Caixa Econômica Federal (CEF) e o Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) possuem classificações exclusivas no BACEN. Sendo assim, para que estas IFs não possam ser identificadas no estudo, o BB e a CEF foram reclassificados como “Banco Múltiplo” e o BNDES como “Banco de Desenvolvimento”.

Tabela 9 – Transformação da variável “Tipo de IF”

Tipo de IF	Quantidade	Tipo de IF - Transformado	Quantidade
Banco Comercial	4	Bancária	81
Banco de Desenvolvimento	4		
Banco Múltiplo	73		
Cooperativa de Crédito	126	Não-bancária Cooperativa de Crédito	126
Agência de Fomento	8	Não-bancária Outra	54
Associação de Poupança e Empréstimo	2		
Sociedade de Arrendamento Mercantil	14		
Sociedade de Crédito Imobiliário	1		
Sociedade de Crédito Imobiliário Repassadora	5		
Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	24		
Total	261	Total	261

4.4.2.3 A associação entre as variáveis “Porte da IF” e “Tipo de IF”

Devido à regulamentação bancária vigente, espera-se que exista uma associação entre as variáveis “Porte da IF” e “Tipo de IF”. A existência desta associação compromete a avaliação adequada da influência de cada variável no poder discriminante dos sistemas de classificação de risco das IFs.

Para que uma IF possa operar no Brasil, ela necessita de autorização do BACEN que, dentre diversas outras obrigações, exige do pleiteante integralização e recolhimento de capital social em montante equivalente a, pelo menos, o valor do patrimônio líquido mínimo estabelecido pela regulamentação em vigor para o tipo de IF que se pretende constituir. Por exemplo, o patrimônio líquido mínimo exigido para se constituir um banco comercial ou um banco múltiplo com carteira comercial é de R\$ 17.500.000,00. Já para se constituir uma sociedade de crédito, financiamento e investimento a exigência é de R\$ 7.000.000,00 (CMN, 1.999a).

Sendo bastante provável a existência de associação entre as variáveis, é necessário que se empregue uma outra técnica que permita identificar o efeito isolado de cada uma delas e, se for o caso, o efeito conjunto destas mesmas variáveis no poder discriminante dos sistemas de classificação das IFs. A técnica utilizada para este propósito é a análise de variância univariada (ANOVA) para dois fatores.

4.4.2.4 A análise de variância univariada (ANOVA) para dois fatores

Segundo Pestana e Gageiro (2000), a análise de variância com mais de um fator é uma extensão da One-Way ANOVA e possui os mesmos pressupostos, quais sejam, os dados dentro de cada célula são independentes e provêm de populações normais com variâncias iguais. Ainda segundo estes autores, a ANOVA é robusta à não normalidade quando os números de observações por células são maiores que 30 e também é robusta à violação da homocedasticidade quando os números de observações por células são aproximadamente iguais, ou seja, utilizando a regra prática estabelecida por Hair *et al* (1995, p. 348), quando a divisão do maior número de observações por célula pelo menor número de observações por célula for inferior a 1,5.³⁵

A questão central da ANOVA para dois fatores consiste em saber qual o efeito isolado e qual o efeito conjunto dos fatores, variáveis independentes qualitativas, na variável dependente quantitativa. Para se conhecer estes efeitos, são realizados os seguintes testes de hipóteses:

Para os efeitos isolados dos fatores

- $H_0: \mu_1 = \mu_2 \dots = \mu_k$, onde 1, 2, ..., k são as categorias do fator
- $H_1: \exists i \mu_i \neq \mu_j, i \neq j$

Para o efeito dos dois fatores em conjunto

- H_0 : Não existe interação entre os dois fatores
- H_1 : Existe interação entre os dois fatores

No estudo, as variáveis independentes da ANOVA para dois fatores são as variáveis qualitativas “Porte da IF” e “Tipo de IF” utilizadas nos testes do Qui-quadrado. Todavia, não se pode utilizar a variável “AUROC = 0,5” como variável dependente, pois também se trata de uma variável qualitativa. Posto isto, a variável dependente utilizada para medir o poder discriminante dos sistemas de classificação de risco das IFs é a variável “Estimativa da AUROC”. Contudo, salienta-se que esta variável possui uma limitação na medição do poder

³⁵ De acordo com Pestana e Gageiro (2000), cada célula consiste na observação dos valores da variável dependente de natureza quantitativa segundo cada combinação das categorias dos fatores em estudo.

discriminante dos sistemas de classificações das IFs, pois não é considerada a variabilidade das estimativas das AUROC.

4.4.3 Relação entre modalidade de operação de crédito e poder discriminante

A influência da modalidade de crédito no poder discriminante dos sistemas de classificação de risco de crédito das IFs é analisada com o emprego de uma regressão linear múltipla em que a variável dependente, que necessita ser quantitativa, é a “Estimativa da AUROC” e as variáveis independentes são variáveis quantitativas que medem a razão entre o número de operações de determinada modalidade em cada IF e o total de operações desta IF na amostra.

A análise é realizada apenas com os dados de bancos múltiplos pois, além de constituir um grupo homogêneo que evita a influência de outros fatores no fenômeno que se deseja observar, são os bancos múltiplos que possuem maior flexibilidade para a operação de suas carteiras de crédito. Um banco múltiplo, por exemplo, pode ter uma carteira de arrendamento mercantil e outra de crédito, financiamento e investimento. Já uma sociedade de arrendamento mercantil só pode possuir a carteira de arrendamento mercantil. Desta forma, o número de IFs disponíveis para a análise foi reduzido de 261 para 73.

Considerando que o número adequado de observações para a utilização de uma regressão linear múltipla está situado entre 15 e 20 observações por variável independente (HAIR *et al*, 1995, p. 166), as 73 IFs disponíveis permitem que se realize adequadamente regressões com 4 ou no máximo 5 variáveis. Nestas situações, a razão entre o número de observações e o de variáveis independentes fica sendo, respectivamente, de 18,25 e 14,60.

Posto isto, e com base na amostra disponível, foram criadas 5 variáveis independentes para medir a alocação das carteiras de crédito das IFs em diferentes modalidades. O processo de criação destas variáveis pode ser dividido em 3 etapas:

Etapa 1 – Junção de modalidades de natureza semelhante.

Na amostra fornecida pelo BACEN, podem ser identificadas operações de crédito com 51 diferentes tipos de modalidades, sendo a média de modalidades operadas por IF igual

a 8,25. Desta forma, a junção de modalidades de natureza semelhante torna-se uma boa prática para que se obtenha variáveis com um menor número de casos zerados.

Etapa 2 – Identificação das 5 modalidades de maior representatividade

Esta etapa do processo serve para apontar quais as 5 modalidades, após a junção da etapa 1, são mais frequentemente operadas pelas IFs, logo, mais representativas no universo do SFN.

Etapa 3 – Cálculo das variáveis de proporção

Identificadas as cinco modalidades mais representativas, criaram-se 5 variáveis cujos valores representam a razão entre o número de operações da respectiva modalidade de cada IF em relação ao total de operações da IF na amostra. Mais formalmente, para cada variável X_1, X_2, X_3, X_4, X_5 relacionadas às cinco modalidades, a razão é encontrada por:

$$\frac{N_{SI}}{T_I}$$

Onde:

- N_{SI} é o número de operações da submodalidade S da IF_I; e
- T_I é o número total de operação na amostra da IF_I.

Realizadas as etapas descritas acima, foram encontradas as variáveis apresentadas na Tabela 10. Dentre outras informações disponíveis, pode-se verificar na Tabela 10 que o número de operações das modalidades escolhidas representa 56,2% do total de operações de bancos múltiplos da amostra.

Tabela 10 – Percentual de operações de bancos múltiplos por modalidade de crédito

Nome da Variável	Modalidades Detalhadas que Compõem a Variável	Número de Operações das Modalidades nos Bancos Múltiplos da Amostra - (A)	Total de Operações dos Bancos Múltiplos da Amostra - (B)	A / B
Crédito Pessoal - Proporção	Crédito pessoal com consignação em folha de pagamento; crédito pessoal sem consignação em folha de pagamento	33.807	141.705	23,9%
Capital de Giro - Proporção	Capital de giro com prazo de vencimento inferior a 30 dias; capital de giro com prazo de vencimento superior a 30 dias	7.774		5,5%
Aquisição de Veículos - Proporção	Aquisição de bens - veículos automotores	34.771		24,5%
Financiamento Rural - Proporção	Custeio e pré-custeio	2.240		1,6%
Arrendamento - Proporção	Arrendamento financeiro	1.059		0,7%
TOTAL		79.651		56,2%

4.4.3.1 A regressão linear múltipla

A técnica de regressão linear múltipla utilizada para analisar a relação entre a alocação de recursos pelos bancos múltiplos em diferentes modalidades de crédito e o poder discriminante dos sistemas de classificação destas mesmas IFs é uma técnica estatística descritiva e inferencial que permite a análise da relação entre uma variável dependente e um conjunto de variáveis independentes (PESTANA;GAGEIRO, 2000, p. 474).

A expressão geral de um modelo de regressão linear múltipla é (MARTINS, 2005, p. 338):

$$Y_i = \alpha + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \varepsilon_i$$

onde: Y_i é a variável dependente – variável de estudo;
 $X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ki}$ São as variáveis independentes;
 β_i determina a contribuição da variável independente X_i ;
 ε_i o erro aleatório componente do modelo.

Contudo, para que se possa realizar uma inferência válida com o modelo de regressão linear múltipla, são necessárias as seguintes hipóteses sobre a componente aleatória do erro associado ao modelo (*Ibid*, p. 343):

- H1: a média da distribuição de probabilidade da variável ε_i é zero, isto é, $E(\varepsilon_i) = 0$.
- H2: a variância σ^2 da distribuição de probabilidade da variável ε é constante para todas as variáveis independentes do modelo.
- H3: a distribuição da probabilidade da variável ε é *normal*.
- H4: os erros associados a duas observações quaisquer são independentes.

5 ANÁLISE DOS RESULTADOS

O apêndice 01 apresenta as variáveis utilizadas nos teste do Qui-quadrado e na ANOVA. Já o apêndice 02 apresenta as variáveis utilizadas na regressão múltipla com variáveis de proporção.

5.1 Tipo de controle da IF e poder discriminante

Conforme pode ser observado na Tabela 12, adotando um nível de significância de 0,05, o teste do Qui-quadrado realizado não rejeita a hipótese nula de que as variáveis “Tipo de Controle” e “AUROC = 0,5” são independentes, ou seja, de que as proporções de ocorrências de casos em que o sistema de classificação de risco de crédito de uma IF não apresenta poder discriminante são independentes do tipo de controle das IFs.

Tabela 12 – Teste do Qui-quadrado entre “Tipo de Controle” e “AUROC = 0,5”

Chi-Square Tests			
	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	3,819 ^a	2	,148
Likelihood Ratio	4,440	2	,109
N of Valid Cases	261		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 5,28.

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

De fato, analisando a Tabela 13, percebe-se que o número de observações obtido em cada célula é bastante semelhante ao número de observações esperado obtido pelo produto das probabilidades marginais. Outra informação relevante mostrada na Tabela 13 é a totalização das ocorrências. Lembrando que o código “0” da variável dicotômica “AUROC = 0,5” significa que o sistema de classificação de risco de crédito da IF não apresenta poder discriminante e que o código “1” significa que apresenta, é possível verificar que em 53 das 261 IFs da amostra, aproximadamente 20,3%, não se pode rejeitar a hipótese nula de que o sistema não possui poder discriminante.

Tabela 13 – Tabela cruzada entre “Tipo de Controle” e “AUROC = 0,5”

Tipo de Controle * AUROC = 0,5 Crosstabulation					
			AUROC = 0,5		Total
			0	1	
Tipo de Controle	Privada Estrangeira	Count	6	32	38
		Expected Count	7,7	30,3	38,0
	Privada Nacional	Count	45	152	197
		Expected Count	40,0	157,0	197,0
	Pública	Count	2	24	26
		Expected Count	5,3	20,7	26,0
Total	Count	53	208	261	
	Expected Count	53,0	208,0	261,0	

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

A Tabela 13 também mostra que todos os pressupostos do teste do Qui-quadrado foram atendidos, pois não existe uma única célula sequer com valor esperado inferior a 5. Com isto, pode-se afirmar que não há evidências de relação entre tipo de controle da IF e poder discriminante.

5.2 Porte, tipo de IF e poder discriminante

5.2.1 Teste do Qui-quadrado para as variáveis “Porte da IF” e “AUROC = 0,5”

A Tabela 14 mostra que o teste do Qui-quadrado realizado com as variáveis “Porte da IF” e “AUROC = 0,5” encontra um valor de significância de aproximadamente zero. Uma vez que o nível de significância utilizado no estudo é de 0,05, rejeita-se a hipótese nula de que as variáveis são independentes.³⁶

³⁶ Não é possível obter um valor de significância igual a zero no teste do Qui-quadrado. Contudo, quando o valor obtido é extremamente pequeno, a configuração padrão do SPSS v. 15.0 arredonda para 0,000.

Tabela 14 – Teste do Qui-quadrado entre “Porte da IF” e “AUROC = 0,5”

Chi-Square Tests			
	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	35,469 ^a	3	,000
Likelihood Ratio	39,779	3	,000
N of Valid Cases	261		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 5,28.

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

O resultado do teste é corroborado pelos valores apresentados na Tabela 15 onde pode ser observado que o número ocorrências de IFs de grande, médio e pequeno porte em que não se rejeita a hipótese nula de que seus sistemas de classificação de risco de crédito não possuem poder discriminante, “AUROC = 0,5” = 0, é significativamente menor que o valor esperado. Situação oposta ocorre com as IFs de micro porte.

Tabela 15 – Tabela cruzada entre “Porte da IF” e “AUROC = 0,5”

Porte da IF * AUROC = 0,5 Crosstabulation					
			AUROC = 0,5		Total
			0	1	
Porte da IF	Grande	Count	0	26	26
		Expected Count	5,3	20,7	26,0
	Médio	Count	1	28	29
		Expected Count	5,9	23,1	29,0
	Micro	Count	36	55	91
		Expected Count	18,5	72,5	91,0
	Pequeno	Count	16	99	115
		Expected Count	23,4	91,6	115,0
Total	Count	53	208	261	
	Expected Count	53,0	208,0	261,0	

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

Também na Tabela 15 não se verifica nenhuma célula com valor esperado inferior a 5, o que garante a observância dos pressupostos do teste.

5.2.2 Teste do Qui-quadrado para as variáveis “Tipo de IF - Transformado” e “AUROC = 0,5”

O teste do Qui-quadrado realizado com as variáveis “Tipo de IF - Transformado” e “AUROC = 0,5” rejeita e a hipótese nula de que estas variáveis são independentes, uma vez que o nível de significância observado na Tabela 16 é bem inferior ao nível de 0,05 estabelecido como referência no estudo. Sendo assim, existem indícios de relação entre as ocorrências de casos em que o sistema de classificação de risco de crédito de uma IF não apresenta poder discriminante e o tipo de IF.

Tabela 16 – Teste do Qui-quadrado entre “Tipo de IF - Transformado” e “AUROC = 0,5”

Chi-Square Tests			
	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	17,091 ^a	2	,000
Likelihood Ratio	17,599	2	,000
N of Valid Cases	261		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 10,97.

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

Observando a Tabela 17 percebe-se que o número de ocorrências de casos em que as IFs não apresentam poder discriminante, “AUROC = 0,5” = 0, é significativamente maior que o esperado quando as IFs são cooperativas de crédito. Já nos casos em que as IFs são de outros tipos, a ocorrência observada é aproximadamente a metade do valor esperado.

Tabela 17 – Tabela cruzada entre “Tipo de IF - Transformado” e “AUROC = 0,5”

Tipo de IF - Transformada * AUROC = 0,5 Crosstabulation					
			AUROC = 0,5		Total
			0	1	
Tipo de IF - Transformada	Bancário	Count	8	73	81
		Expected Count	16,4	64,6	81,0
	Não-bancário - Cooperativas de Crédito	Count	39	87	126
		Expected Count	25,6	100,4	126,0
	Não-bancário - Outros	Count	6	48	54
		Expected Count	11,0	43,0	54,0
	Total	Count	53	208	261
		Expected Count	53,0	208,0	261,0

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

Uma vez que nenhuma célula chega a apresentar valor esperado inferior a 5, todos os pressupostos do teste do Qui-quadrado estão sendo atendidos.

5.2.3 Teste do Qui-quadrado para as variáveis “Porte da IF” e “Tipo de IF - Transformado”

Conforme expectativa antecipada no capítulo que trata da metodologia do estudo, existem indícios da existência de uma relação entre as variáveis “Porte da IF” e “Tipo de IF - Transformado”, uma vez que, com um nível de significância de 0,05, o teste do Qui-quadrado realizado com estas variáveis rejeita a hipótese nula de que elas são independentes.

Tabela 18 – Teste do Qui-quadrado entre “Porte da IF” e “Tipo de IF - Transformado”

Chi-Square Tests			
	Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson Chi-Square	95,747 ^a	6	,000
Likelihood Ratio	109,455	6	,000
N of Valid Cases	261		

a. 0 cells (,0%) have expected count less than 5. The minimum expected count is 5,38.

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

Analisando a diferença entre os valores observados e esperados da Tabela 19 é possível perceber que as IFs bancárias tendem a ser de maior porte enquanto que as IFs não-bancárias que são cooperativas de crédito tendem a ser de menor porte com uma grande concentração de ocorrências em micro porte, 66 dos 91 casos ou, aproximadamente, 72,5%. Quanto às IFs não-bancárias diferentes de cooperativas de crédito, não é possível identificar qualquer tendência clara em relação ao porte.

Tabela 19 – Tabela cruzada entre “Porte da IF” e “Tipo de IF - Transformado”

Porte da IF * Tipo de IF - Transformada Crosstabulation						
			Tipo de IF - Transformada			Total
			Bancário	Não-bancário - Cooperativas de Crédito	Não-bancário - Outros	
Porte da IF	Grande	Count	21	0	5	26
		Expected Count	8,1	12,6	5,4	26,0
	Médio	Count	23	1	5	29
		Expected Count	9,0	14,0	6,0	29,0
	Micro	Count	7	66	18	91
		Expected Count	28,2	43,9	18,8	91,0
	Pequeno	Count	30	59	26	115
		Expected Count	35,7	55,5	23,8	115,0
	Total	Count	81	126	54	261
		Expected Count	81,0	126,0	54,0	261,0

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

Ainda observando a Tabela 19, constata-se que os pressupostos do teste do Qui-quadrado realizado foram atendidos, haja vista que nenhuma das células possui valor esperado inferior a 5.

5.2.4 Aplicação da ANOVA para dois fatores: “Porte da IF” e “Tipo de IF - Transformado”

Dada a forte evidência de relação entre as variáveis, ou fatores, “Porte da IF” e “Tipo de IF - Transformado”, é aplicada a ANOVA para dois fatores com o propósito de isolar a influência de cada fator no poder discriminante dos sistemas de classificação de risco das IFs medido agora pela variável “Estimativa da AUROC”.

A Tabela 20 apresenta os resultados do teste de igualdade de variância de Levene. Nela é possível verificar que o valor da significância do teste é igual a 0,363. Sendo assim, adotando um nível de significância de 0,05, não se rejeita a hipótese nula de igualdade de variância, um dos pressupostos da ANOVA.

Tabela 20 – ANOVA - Teste de Levene

Levene's Test of Equality of Error Variancês			
Dependent Variable: Estimativa da AUROC			
F	df1	df2	Sig.
1,100	10	250	,363

Tests the null hypothesis that the error variance of the dependent variable is equal across groups.

a. Design: Intercept+Porte+TipoTransf+Porte * TipoTransf

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

Já a Tabela 21 mostra que outro pressuposto da ANOVA está sendo observado, pois, a um nível de significância de 0,05, o teste de Kolmogorov-Smirnov aplicado não permite rejeitar a hipótese nula de que os resíduos da ANOVA possuem uma distribuição normal.

O Gráfico 9 possibilita visualizar a aproximação da distribuição de frequência dos resíduos à distribuição teórica de uma curva normal.

Tabela 21 – Teste de normalidade dos resíduos da ANOVA

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test		
		Residual for AUROC
N		261
Normal Parameters ^{a,b}	Mean	,0000
	Std. Deviation	,08882
Most Extreme Differences	Absolute	,042
	Positive	,039
	Negative	-,042
Kolmogorov-Smirnov Z		,680
Asymp. Sig. (2-tailed)		,744

a. Test distribution is Normal.

b. Calculated from data.

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

Gráfico 9 – Distribuição dos resíduos da ANOVA

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

A Tabela 22 mostra que na ANOVA realizada o único fator significativo a 0,05 é o “Porte da IF”. Também pode ser verificado nesta tabela que o poder observado para este fator é de 0,982, ou seja, a probabilidade de se rejeitar corretamente a hipótese nula de igualdade das médias das quatro categorias de porte é de 98,2% (MAROCO, 2003, p.145).

Tabela 22 – Resultado da ANOVA

Tests of Between-Subjects Effects								
Dependent Variable: Estimativa da AUROC								
Source	Type III Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.	Partial Eta Squared	Noncent. Parameter	Observed Power ^a
Corrected Model	,314 ^b	10	,031	3,825	,000	,133	38,248	,996
Intercept	31,237	1	31,237	3807,677	,000	,938	3807,677	1,000
Porte	,177	3	,059	7,179	,000	,079	21,537	,982
TipoTransf	,010	2	,005	,639	,529	,005	1,278	,156
Porte * TipoTransf	,033	5	,007	,816	,539	,016	4,079	,291
Error	2,051	250	,008					
Total	137,899	261						
Corrected Total	2,365	260						

a. Computed using alpha = ,05
b. R Squared = ,133 (Adjusted R Squared = ,098)

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

Nas estatísticas descritivas apresentadas na Tabela 23, percebe-se certa homogeneidade das médias dentro dos grupos formados em função do porte da IFs. Percebe-se também uma diferença mais significativa entre a média total do grupo de IFs de micro porte em relação aos demais grupos de IFs.

Tabela 23 – Estatísticas descritivas - “Porte da IF – Transformado”

Descriptive Statistics				
Dependent Variable: Estimativa da AUROC				
Porte da IF	Tipo de IF - Transformada	Mean	Std. Deviation	N
Grande	Bancário	,75720189	,078030191	21
	Não-bancário - Outros	,76832179	,072966971	5
	Total	,75934034	,075781342	26
Médio	Bancário	,74081971	,085665890	23
	Não-bancário - Cooperativas de Crédito	,82680368	.	1
	Não-bancário - Outros	,75541592	,084445295	5
	Total	,74630126	,083998582	29
Micro	Bancário	,65263604	,117982502	7
	Não-bancário - Cooperativas de Crédito	,67906021	,094308745	66
	Não-bancário - Outros	,69095045	,096024186	18
	Total	,67937950	,095789840	91
Pequeno	Bancário	,75131775	,105203162	30
	Não-bancário - Cooperativas de Crédito	,71831850	,092076348	59
	Não-bancário - Outros	,76735964	,058919296	26
	Total	,73801456	,091290194	115
Total	Bancário	,74133429	,096893131	81
	Não-bancário - Cooperativas de Crédito	,69861563	,095264755	126
	Não-bancário - Outros	,74087310	,082563212	54
	Total	,72061607	,095367352	261

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

Para verificar diferenças significantes de médias entre as categorias da variável “Porte da IF”, foram aplicados os testes de Tukey HDS e de Scheffé, os dois mais utilizados na comparação múltipla de médias (MAROCO, 2003, p.136). Na Tabela 24 é possível observar que não existe diferença significativa entre médias dos grupos de IFs de pequeno, médio de grande porte. Todos estes grupos encontram-se no mesmo *subset* da tabela. Já o grupo de IFs de micro porte apresenta uma média menor e distinta de todos os demais grupos.

Tabela 24 – Comparação múltipla de médias -Testes de Tukey HDS e Scheffé

Estimativa da AUROC				
Porte da IF		N	Subset	
			1	2
Tukey HSD ^{a,b,c}	Micro	91	,67937950	
	Pequeno	115		,73801456
	Médio	29		,74630126
	Grande	26		,75934034
	Sig.		1,000	,693
Scheffe ^{a,b,c}	Micro	91	,67937950	
	Pequeno	115		,73801456
	Médio	29		,74630126
	Grande	26		,75934034
	Sig.		1,000	,754

Means for groups in homogeneous subsets are displayed.
Based on Type III Sum of Squares
The error term is Mean Square(Error) = ,008.

- a. Uses Harmonic Mean Sample Size = 43,183.
- b. The group sizes are unequal. The harmonic mean of the group sizes is used. Type I error levels are not guaranteed.
- c. Alpha = ,05.

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

5.3 Modalidade de operação de crédito e poder discriminante

5.3.1 Regressão linear múltipla com variáveis de proporção

Conforme pode ser observado na Tabela 25, a regressão linear múltipla que utiliza a variável “Estimativa da AUROC” como variável dependente e as variáveis quantitativas que medem a razão entre o número de operações de determinada modalidade em cada IF e o total de operações desta IF apresenta uma performance bastante ruim, haja vista que o modelo apresenta um R^2 ajustado de apenas 0,012.

Tabela 25 – Performance da regressão múltipla com variáveis de proporção

Model Summary^b					
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	,284 ^a	,081	,012	,088655128	1,944

a. Predictors: (Constant), Arrendamento - Proporção, Financiamento Rural - Proporção, Capital de Giro - Proporção, Crédito Pessoal - Proporção, Aquisição de Veículos - Proporção

b. Dependent Variable: Estimativa da AUROC

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

A Tabela 26 também corrobora a percepção de baixa performance do modelo ao apresentar uma significância do teste F igual a 0,329, ou seja, adotando um nível de significância de 0,05, não se pode rejeitar a hipótese nula de que todos os coeficientes angulares da regressão são iguais a zero.

Tabela 26 – ANOVA da regressão múltipla com variáveis de proporção

ANOVA ^b						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	,046	5	,009	1,179	,329 ^a
	Residual	,527	67	,008		
	Total	,573	72			

a. Predictors: (Constant), Arrendamento - Proporção, Financiamento Rural - Proporção, Capital de Giro - Proporção, Crédito Pessoal - Proporção, Aquisição de Veículos - Proporção

b. Dependent Variable: Estimativa da AUROC

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

Todavia, a despeito dos números apresentados na Tabela 26, dentre as estimativas dos coeficientes angulares apresentados na Tabela 27 existe uma variável com coeficiente significativo ao nível de 0,05, qual seja, a variável “Arrendamento – Proporção”.

Tabela 27 – Coeficientes da regressão múltipla com variáveis de proporção

Coefficient ^a											
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Correlations			Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta			Zero-order	Partial	Part	Tolerance	VIF
1	(Constant)	,771	,022		35,185	,000					
	Crédito Pessoal - Proporção	,000	,000	-,100	-,754	,453	,007	-,092	-,088	,778	1,286
	Capital de Giro - Proporção	-,001	,001	-,129	-1,046	,299	-,101	-,127	-,123	,906	1,104
	Aquisição de Veículos - Proporção	,000	,000	-,147	-1,085	,282	-,056	-,131	-,127	,745	1,343
	Financiamento Rural - Proporção	-,002	,003	-,063	-,526	,601	-,038	-,064	-,062	,969	1,032
	Arrendamento - Proporção	-,002	,001	-,250	-2,094	,040	-,232	-,248	-,245	,962	1,040

a. Dependent Variable: Estimativa da AUROC

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

A razão desta inconsistência poderia ser explicada pela existência de autocorrelação ou de heterocedasticidade dos resíduos. Entretanto, utilizando o teste de Durbin-Watson (DW) a um nível de significância de 0,05, não se pode rejeitar a hipótese nula da não existência de autocorrelação entre os resíduos, pois o valor da estatística de DW constante na Tabela 25 situa-se dentro da região de não-rejeição do teste (Cf. MAROCO, 2003, p.400).

Também não é possível atribuir a inconsistência verificada à existência de heterocedasticidade dos resíduos, pois o teste de heterocedasticidade de Breusch-Pagan-Godfrey, a um nível de significância de 0,05, não rejeita a hipótese nula de que não há heterocedasticidade dos resíduos, em outras palavras, os resíduos aparentam ter homocedasticidade.

Tabela 28 – Teste de heterocedasticidade da regressão múltipla com variáveis de proporção

Heteroskedasticity Test: Breusch-Pagan-Godfrey

F-statistic	0.743550	Prob. F(5,67)	0.5936
Obs*R-squared	3.837730	Prob. Chi-Square(5)	0.5730
Scaled explained SS	3.542594	Prob. Chi-Square(5)	0.6170

FONTE: Saída do Eviews 6.0

Porém, ao analisar o Gráfico 10 da regressão parcial entre a variável “Estimativa da AUROC” e a variável “Arrendamento – Proporção”, observa-se a existência de dois pontos bastante influentes, quais sejam, os pontos relacionados às IFs cujos códigos de identificação são 193 e 430. É provável que o coeficiente angular da variável “Arrendamento – Proporção” tenha sido significativo devido à existência destas duas observações.

Gráfico 10 – Regressão parcial – Variável “Arrendamento Proporção”

FONTE: Saída do SPSS v. 15.0

Embora as observações 193 e 430 sejam influentes, não há qualquer motivação fundamentada para excluí-las da análise. Contudo, é razoável desconsiderar o valor da significância encontrada para o coeficiente angular da variável “Arrendamento – Proporção”, de forma que é possível inferir que as variáveis de proporção não explicam a variância da variável dependente da regressão.

6. LIMITAÇÕES DO ESTUDO

Os resultados deste estudo estão sujeitos às limitações inerentes à metodologia utilizada. Dentre estas limitações, destacam-se as seguintes:

- Devido à natureza do SCR, só foram utilizadas no estudo operações de crédito cujos montantes em dezembro de 2005 eram superiores a R\$ 5.000,00. Desta forma, as estimativas de AUROCs de IFs com foco de atuação em operações de crédito de pequeno montante podem ser bastante imprecisas;
- As variáveis disponíveis não são capazes de diferenciar as operações concedidas às pessoas físicas das concedidas às pessoas jurídicas, o que compromete, em grau indeterminado, as análises a respeito da relação entre modalidade da operação de crédito e poder discriminante;
- As operações que foram objeto de cessão no período em análise foram, na IF cedente, consideradas como operações pagas;
- Diferentemente da variável “AUROC = 0,5”, a variável “Estimativa da AUROC” não leva em consideração a variabilidade do valor da AUROC estimada. Assim, deve-se ter a devida precaução ao se comparar médias obtidas com a variável “Estimativa da AUROC”.

Embora tenha sido discutido no capítulo que trata da validação de modelos de classificação de crédito, é importante frisar, mais uma vez, que a validação do poder discriminante é apenas uma parte do amplo processo de validação de um sistema. Assim, a validação do poder discriminante é uma condição necessária, mas não suficiente para validar o sistema como um todo.

Também cumpre ressaltar que o estudo realizado possui um caráter exploratório de uma situação verificada em determinado período. Sendo assim, alterações no panorama apresentado são possíveis e, em algumas circunstâncias, desejáveis.

7. CONCLUSÕES

O objetivo de verificar, por meio de pesquisa empírica, qual o poder discriminante das classificações de crédito divulgadas pelas IFs brasileiras em suas demonstrações contábeis, segundo o que estabelece a Resolução 2.682/1999 do CMN, foi atingido.

Sistemas de classificação de crédito eficientes são fundamentais para realizar uma boa gestão dos portfólios de crédito das IFs. As classificações fornecidas por estes sistemas são, no Brasil, as referências utilizadas para a constituição de provisões para créditos de liquidação duvidosa, um dos maiores itens de despesa das IFs.

Essas classificações também possuem papel relevante no Novo Acordo de Capital da Basiléia, ou Basiléia II, que estabelece os parâmetros de cálculo do capital exigido das IFs para que, ao absorver perdas inesperadas em seus portfólios de crédito, seja preservada a estabilidade do sistema financeiro como um todo.

A literatura apresenta uma ampla variedade de modelos de classificação de crédito que diferem entre si principalmente em função do escopo e técnica de modelagem empregada.

Em relação ao escopo, existem modelos que visam atribuir uma medida de risco a um devedor ou a uma determinada operação, modelos que são utilizados para realizar o apreçamento de instrumentos de crédito e modelos que estimam o risco de crédito não de uma única operação ou devedor, mas de todo o portfólio de crédito.

As técnicas de modelagem utilizadas para atribuir uma medida de risco a um devedor ou a uma determinada operação também são bastante diversas. Elas podem utilizar abordagens heurísticas, tais como questionários de classificação, sistemas de lógica fuzzy e sistemas qualitativos; abordagens estatísticas, tais como análise discriminante, regressão logística e redes neurais; e ainda abordagens causais, tais como apreçamento de opções e simulação de fluxo de caixa.

Contudo, os métodos de validação de sistemas de classificação de crédito mencionados pela literatura são independentes das técnicas de modelagem.

Um dos principais aspectos observados nos procedimentos de validação de sistemas de classificação de crédito é o poder discriminante deste sistema. A literatura sobre validação de sistemas de classificação de crédito define poder discriminante como sendo a capacidade do sistema em diferenciar, *ex ante*, casos “bons” de casos “ruins”. Existem diversos métodos de validação do poder discriminante. Todavia, dois métodos que possuem o mesmo nível de informação a respeito do poder discriminante avaliado destacam-se na literatura, quais sejam, o *Receiver Operating Characteristic* (ROC), cujo índice sumário é a *Area under na ROC Curve* (AUROC), e o *Cumulative Accuracy Profile* (CAP) cujo índice sumário é o *Accuracy Ratio* (AR).

Embora os métodos forneçam a mesma informação sobre o poder discriminante do sistema, quando se trabalha com amostra, o ROC mostra-se mais vantajoso em relação ao CAP, pois, diferentemente deste último, não necessita que seja verificada na amostra a mesma proporção de casos normais e anormais verificados na população.

Utilizando-se o método ROC para medir o do poder discriminante dos sistemas das 261 IFs que, para garantir uma qualidade mínima das estimativas de suas AUROCs, possuíam um número mínimo de operações de crédito no período compreendido entre dezembro de 2005 e dezembro de 2006, o estudo mostrou que cerca de 79,7% das IFs pesquisadas possuíam sistemas de classificação de risco de crédito com poder discriminante. Além disso, também foi mostrado que:

- a) Não existe relação significativa entre poder discriminante e tipo de controle da IF: público, privado nacional e privado estrangeiro;
- b) Existe relação significativa entre poder discriminante e porte de IF;
- c) Existe relação significativa entre poder discriminante e tipo de IF. Contudo, trata-se de uma relação indireta pois tipo de IF e porte de IF estão relacionados e apenas este último fator mostrou-se diretamente relacionado com o poder discriminante;
- d) Não existe relação significativa entre poder discriminante e a modalidade de crédito operada pela IF.

O panorama apresentado, em tempos de implementação do Novo Acordo de Capitais da Basileia, pode auxiliar a autoridade de supervisão bancária brasileira no planejamento e execução das atividades necessárias à implementação do Novo Acordo no Brasil.

Outro aspecto digno de nota é a indiferença do poder discriminante em relação ao tipo de controle da IF. Não importa se o controle da IF é público, privado nacional ou privado estrangeiro. No que diz respeito ao poder discriminante, todas essas IFs mostraram ter a mesma habilidade no desenvolvimento de sistemas de classificação de risco de crédito.

Dada a significativa e crescente participação do crédito nas atividades desenvolvidas pelas IFs, os resultados encontrados são bastante úteis para o processo de avaliação econômico-financeira destas entidades, e em última análise, para o processo de avaliação da estabilidade do SFN. Uma vez que no Brasil a constituição de provisões para créditos de liquidação duvidosa está diretamente relacionada às classificações de risco atribuídas pelas IFs às suas operações de crédito, é fundamental que se tenha alguma informação a respeito da qualidade das classificações divulgadas sob o risco de realizar análises econômico-financeiras equivocadas.

Os resultados do estudo mostram que a grande maioria das IFs, principalmente as de maior porte que concentram o crédito concedido no SFN, são capazes de diferenciar adequadamente as operações de crédito em função do risco associado a cada uma delas.

Por outro lado, o estudo revela deficiências nas classificações de risco que as IFs de micro porte atribuem às suas operações. Cerca de 39,6% destas IFs de micro porte, geralmente cooperativas de crédito, não demonstraram ser capazes de discriminar suas operações em função do risco incorrido, o que implica necessariamente um gerenciamento de risco de crédito falho.

Um gerenciamento de risco de crédito inadequado de cooperativas de crédito pode acarretar diversos problemas à sua administração que vão desde a alocação ineficiente de capital até a insolvência em momentos econômicos adversos. Neste último caso, considerando que um momento adverso da economia afetaria todas as cooperativas de crédito simultaneamente, poderia ser verificada a insolvência de uma grande parte do setor, que, conseqüentemente, traria um prejuízo duradouro à imagem deste importante canal de distribuição de crédito.

Finalmente, cumpre ressaltar que o estudo não esgota a discussão a respeito do poder discriminante das classificações de risco de crédito divulgadas pelas IFs, pelo contrário, o estudo traz à tona dúvidas que induzem a execução de novos estudos com o propósito de explicar o porquê do panorama encontrado e o significado deste panorama na avaliação da estabilidade do SFN.

REFERÊNCIAS

ANDRADE, Fábio Wendling Muniz de. Modelos de Risco de Crédito. **Tecnologia de Crédito**. São Paulo: Serasa, n. 7, v. 38, p. 23-53, 2003.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION – BCBS. *An Explanatory Note on Basel II IRB Risk Weight Functions*. Basel: Bank for International Settlements, 2005a.

_____. *Credit Risk Modelling: Current Practices and Applications*. Basel: Bank for International Settlements, 1999.

_____. *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. - A Revised Framework*. Basel: Bank for International Settlements, 2006.

_____. *Studies on the Validation of Internal Rating Systems*. Basel: Bank for International Settlements, 2005b.

_____. *Update on work of the Accord Implementation Group related to validation under Basel Framework*. Basel, 2005c.

BALZAROTTI, Verónica et al. *Credit Scoring models with truncated samples and their validation. Working Paper 2006/3*. Buenos Aires: Banco Central de la República Argentina, 2006. Disponível em: <www.bcra.gov.ar/pdfs/investigaciones/WP03%2006_i.pdf>. Acesso em 12/05/2007.

BAMBER, Donald. *The Area Above the Ordinal Dominance Graph and the Area Below the Receiver Operating Characteristic*. **Journal of Mathematical Psychology**. [S.I.]: The Society for Mathematical Psychology, v. 12, p.287-415, 1975.

BANCO CENTRAL DO BRASIL - BACEN. **Circular n. 1.429**, de 20/01/1989. Brasília, 1989. Disponível em: <<http://www5.bcb.gov.br/normativos/detalhamentocorreio.asp?N=089147413&C=1429&ASS=CIRCULAR+1.429>>. Acesso em 07/12/2007.

_____. **Circular n. 2.977**, de 06/04/2000. Brasília, 2000a. Disponível em: <<http://www5.bcb.gov.br/normativos/detalhamentocorreio.asp?N=100059645&C=2977&ASS=CIRCULAR+2.977>>. Acesso em 07/12/2007.

_____. **Circular n. 2.999**, de 24/08/2000. Brasília, 2000b. Disponível em: <<http://www5.bcb.gov.br/normativos/detalhamentocorreio.asp?N=100159246&C=2999&ASS=CIRCULAR+2.999>>. Acesso em 07/12/2007.

_____. **Leiautes Datas-base Novembro/2002 e Seguintes**. Brasília, 2002. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/fis/crc/ftp/SCR_Leiaute_fev07-v12.xls>. Acesso em: 11/12/2007.

_____. **Sistema de Informações de Crédito do Banco Central – SCR**. Brasília, 2004. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/fis/crc/ftp/SCR_VisaoGeral_v1.00.pdf>. Acesso em 10/12/2007.

BANK OF JAPAN – BoJ. *Advancing Credit Risk Management Through Internal Rating Systems. Working Paper*. Tokio, 2005. Disponível em: <<http://www.boj.or.jp/en/type/release/zuiji/data/fsk0509a.pdf>>. Acesso em: 22/11/2007.

BRAGA, Ana Cristina da Silva. **Curvas ROC: Aspectos Funcionais e Aplicações**. Braga, 2000. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção e Sistemas) – Escola de Engenharia, Universidade do Minho.

BRADLEY, A. P.; LONGSTAFF, I. D. *Sample Size Estimation Using the Receiver Operating Characteristic Curve. Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*. v. 4, p. 428-431, 2004. Disponível em: <<http://eprint.uq.edu.au/archive/00003123/01/BradleyLongstaff%20ICPR04.pdf>> Acesso em 10/12/2007.

CAOQUETTE, Jonh B. *et al.* **Gestão do Risco de Crédito: O Próximo Grande Desafio Financeiro**. 1. ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.

CAPRIO JR, Gerald; KLINGEBIEL, Daniela. *Bank Insolvency: Bad Luck, Bad Policy, or Bad Banking. Annual World Bank Conference on Development Economics*, 1996.

CARNEIRO, Fabio F. L. *et al.* Novo Acordo da Basiléia: estudo de caso para o contexto brasileiro. **Resenha BM&F**. São Paulo: Bolsa de Mercadorias & Futuros, n. 63, 2004.

CARVALHO, Mario Cesar. Trevisan é Investigada por ação no Santos. **Folha de São Paulo**. São Paulo, p. B3, 28/09/2005.

CHAIA, Alexandre Jorge. **Modelos de Gestão do Risco de Crédito e sua Aplicabilidade ao Mercado Brasileiro**. São Paulo, 2003. Dissertação (Mestrado em Administração) – Programa de Pós-graduação em Administração, Departamento de Administração, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.

CHIANAMEA, Dante Ricardo. **Basiléia II: Risco de Concorrência Bancária**. Boletim Economia Política Internacional: Análise Estratégica. Campinas: Unicamp, n. 8, p. 53-62, 2006. Disponível em: <www.eco.unicamp.br/asp-scripts/boletim_ceri/boletim/boletim8/06_DANTE.pdf>. Acesso em: 13/05/2007.

COMMITTEE OF EUROPEAN BANKING SUPERVISORS – CEBS. *Guidelines on the Application of the Supervisory Review Process. Consultation papers*. London, 2006.

Disponível em: <http://www.c-ebs.org/Consultation_papers/consultationpapers.htm>. Acesso em: 08/05/2007.

CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL. **Resolução 2.607**, de 27/05/1999. Brasília, 1999a. Disponível em: <<http://www5.bcb.gov.br/normativos/detalhamentocorreio.asp?N=099294427&C=2682&AS=RESOLUCAO+2.682>>. Acesso em 18/12/2007.

_____. **Resolução 2.682**, de 21/12/1999. Brasília, 1999b. Disponível em: <<http://www5.bcb.gov.br/normativos/detalhamentocorreio.asp?N=099294427&C=2682&AS=RESOLUCAO+2.682>>. Acesso em 07/12/2007.

_____. **Resolução 2.724**, de 31/05/2000. Brasília, 2000. Disponível em: <<http://www5.bcb.gov.br/normativos/detalhamentocorreio.asp?N=100098472&C=2724&AS=RESOLUCAO+2.724>>. Acesso em 07/12/2007.

_____. **Resolução 2.798**, de 30/11/2000. Brasília, 2000. Disponível em: <<http://www5.bcb.gov.br/normativos/detalhamentocorreio.asp?N=100230394&C=2798&AS=RESOLUCAO+2.798>>. Acesso em 07/12/2007.

_____. **Resolução 2.878**, de 26/07/2001. Brasília, 2001. Disponível em: <<http://www5.bcb.gov.br/normativos/detalhamentocorreio.asp?N=101142195&C=2878&AS=RESOLUCAO+2.878>>. Acesso em 07/12/2007.

DALENIUS, Tore; HODGES Jr., Joseph L. *Minimum Variance Stratification*. **Journal of the American Statistical Association**. [S.I.]: American Statistical Association, v. 54, n. 285, p. 88-101, 1959. Disponível em: < <http://www.jstor.org/> >. Acesso em 18/12/2007.

DANMARKS NATIONALBANK. *Testing the Assumptions of Credit-scoring Models*. **Working Paper 28/2005**. Copenhagen, 2005. Disponível em: < [http://www.nationalbanken.dk/C1256BE9004F6416/side/58461D913B50CE83C1257027004B9544/\\$file/WP28_samlet_r.pdf](http://www.nationalbanken.dk/C1256BE9004F6416/side/58461D913B50CE83C1257027004B9544/$file/WP28_samlet_r.pdf)>. Acesso em: 22/11/2007.

DELONG, Elizabeth R. *et al.* *Comparing the Areas under Two or More Correlated Receiver Operating Characteristic Curves: A Nonparametric Approach*. **Biometrics**. . [S.I.]: International Biometric Society, v. 44, n. 3, p. 837-845, 1988. Disponível em: < <http://www.jstor.org/> >. Acesso em 18/06/2007.

DEUTSCHE BUNDESBANK. *Approaches to the validation of internal rating systems*. **Deutsche Bundesbank Monthly Reports**. [Berlim], v. 55, n. 9, p. 59-71, 2003.

ENGELMANN Bernd *et al.* *Testing Rating Accuracy*. **Risk**. [S.I.], v. 16, n. 1., p. 82-86, 2003. Disponível em: < www-m4.ma.tum.de/pers/tasche/testing.pdf> Acesso em: 31/05/2007.

FREIRE, Antônio Augusto Sá *et al.* Metodologias de Aferição da Acurácia de Modelos de Classificação de Risco de Crédito. *In: CONGRESSO USP DE CONTROLADORIA E CONTABILIDADE*, 4., 2004, São Paulo. **Anais...** Disponível em: <<http://www.congressoeac.locaweb.com.br/artigos42004/134.pdf>>. Acesso em: 21/11/2007.

GARCIA, Valéria Salomão. Gerenciamento de riscos em instituições financeiras e o Novo Acordo de Capital. *In: DUARTE JUNIOR, Antônio Marcos; VARGA, Gyorgy (Org.). Gestão de Riscos no Brasil*. 1. ed. Rio de Janeiro: Financial Consultoria, 2003.

GORDY, Michael B. *A Risk-Factor Model Foundation for Ratings-Based Bank Capital Rules. Working Paper 2002-55*. [S.I]: Board of Governors of the Federal Reserve System, 2002. Disponível em: <<http://ssrn.com/abstract=361302>>. Acesso em: 18/07/2007.

GOUVÊA, Maria Aparecida; GOLÇALVES, Eric Bacconi. Análise de Risco de Crédito com o Uso de Modelos de Redes Neurais e Algoritmos Genéricos. IX SEMEAD – SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO FEA-USP. **Resumo dos Trabalhos...** São Paulo, 2006. Disponível em: <http://www.ead.fea.usp.br/Semead/9semead/resultado_semead/trabalhosPDF/106.pdf>. Acesso em 26/11/2007.

GREEN, D. M; SWETS, J. A. *Signal Detection Theory and Psychophysics*. New York: Robert E. Krieger Publishing Company, 1973.

HAIR, Joseph F. *et al. Multivariate Data Analysis*. 5th ed. New Jersey: Prentice Hall, 1998.

HANLEY, James A.; MCNEIL, Bárbara J. *The Meaning and use of the Area under a Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve. Radiology*. Oak Brook: The Radiological Society of North America, v. 143, p. 29-36, 1982.

HANLEY, James A.; MCNEIL, Bárbara J. *A Method of Comparing the Areas under Receiver Operating Characteristic Curves Derived from the Same Cases. Radiology*. Oak Brook: The Radiological Society of North America, v. 148, p. 839-843, 1983.

HONG KONG MONETARY AUTHORITY - HKMA. *Supervisory Policy Manual - Validating Risk Rating Systems under the IRB Approaches*. Hong Kong, 2006. Disponível em: <<http://www.info.gov.hk/hkma/eng/bank/spma/index.htm>>. Acesso em: 09/05/2007.

HORNIK, Kurt *et al. Validation of Credit Rating Systems Using Multi-Rater Information. Risk Management Abstracting Journal*. [S.I]: FEN Subject Matter Journals, n. 5, v. 6, 2006. Disponível em: <http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=871213> Acesso em: 15/5/2007.

HOUAISS, Antonio. **Dicionário Houaiss da Língua Portuguesa**. Rio de Janeiro: Objetiva, 2001.

ISCANOGLU, Aysegul. *Credit Scoring Methods and Accuracy Ratio*. Ankara, 2005. Dissertação (Mestrado em Matemática Aplicada) – Department of Financial Mathematics, Institute of Applied Mathematics, The Middle East Technical University. Disponível em: <<http://www3.iam.metu.edu.tr/iam/images/0/05/Ay%C5%9Feg%C3%BCli%C5%9Fcano%C4%9Fthesis.pdf>>. Acesso em: 21/05/2007.

KAPSTEIN, E. B. *Supervising international banks: origins and implications of the Basle Accord*. In STONE, C. A.; ZISSU, A. (Org). **Global Risk Based Capital Regulations**. [S.I]: Richard D. Irwin, Inc., 1994

KARAKOULAS, Grigoris. Validação Empírica de Modelos de *Scoring* de Crédito para Varejo. **Tecnologia de Crédito**. São Paulo: Serasa, n. 9, v. 51, p. 7-21, 2005.

KEENAN, S. C.; SOBEHART, Jorge. *Performance Measures for Credit Risk Models*. **Moody's Risk Management Services**. New York: Moody's Investors Service, 1999. Disponível em: <<http://www.riskmania.com/pdsdata/PerformanceMeasuresforCreditRiskModels.pdf>> Acesso em: 31/3/2007.

LOHR, Sharon L. *Sampling: Design and Analysis*. [S.I.]: Duxbury Press, 1999.

MAGIDSON, Jay. The Chaid Approach to Segmentation Modeling. In: BAGOZZI, Jay (Org.). **Advanced Methods of Marketing Research**. 1. ed. Cambridge: Blackwell Publishers Inc., 1994. *Advanced Methods of Marketing Research*.

MANN, H. B.; WHITNEY, D. R. *On a Test of Whether one of Two Random Variables is Stochastically Larger Than the Other*. **The Annals of Mathematical Statistics**, n. 1, v. 18, p. 50-60, 1947. Disponível em : <<http://links.jstor.org/sici?sici=0003-4851%28194703%2918%3A1%3C50%3AOATOWO%3E2.0.CO%3B2-M>>. Acesso em 10/12/2007.

MAROCO, João. **Análise Estatística com Utilização do SPSS**. 2 ed. Lisboa: Sílabo, 2003.

MARTINS, Gilberto de Andrade. **Estatística Geral e Aplicada**. 3 ed. São Paulo: Atlas, 2005+-

_____. **Manual para Elaboração de Monografias e Dissertações**. 2 ed. São Paulo: Atlas, 2000.

MERTON, Robert C. *On Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates*. **Journal of Finance**. New York: American Finance Association, n. 2, v. 29, p. 449-470, 1974. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/p/mit/sloanp/1874.html>>. Acesso em: 20/07/2007.

NAKANE, Márcio I. Concorrência e spread bancário: uma revisão da evidência para o Brasil. In: BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Economia Bancária e Crédito: Avaliação de 4 anos**

do projeto Juros e Spread bancário. Brasília, 2003. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/ftp/rel_economia_bancaria_credito.pdf>. Acesso em: 18/06/2007.

NIYAMA, Jorge Katsumi; GOMES, Amaro L. Oliveira – **Contabilidade de Instituições Financeiras.** São Paulo: Atlas, 2000.

OESTERREICHISCHE NATIONALBANK - OeNB. *Rating Models and Validation. Publications of the OeNB.* Viena, 2004. Disponível em: <http://www.oenb.at/en/finanzm_stab/basel_II/publikationen/dokumente_oesterr/publications_of_the_oenb.jsp>. Acesso em 10/05/2007.

PEROBELLI, Fernanda; BORGES, Olavo. Classificação do Risco de Crédito: *Rating.* In: SECURATO, José Roberto (Org.). **Crédito: Análise e Avaliação do Risco – Pessoas Físicas e Jurídicas.** 1. ed. São Paulo: Saint Paul, 2002.

PESTANA, Maria Helena; GAGEIRO, João Nunes. **Análise de Dados para Ciências Sociais: A Complementaridade do SPSS.** 2 ed. Lisboa: Sílabo, 2000.

PRADO, Eduardo A. Gestão de risco de crédito em bancos de varejo. In: DUARTE JUNIOR, Antônio Marcos; VARGA, Gyorgy (Org.). **Gestão de Riscos no Brasil.** 1. ed. Rio de Janeiro: Financial Consultoria, 2003.

PRIMO, Uverlan Rodrigues. Relação da Provisão Para Créditos de Liquidação Duvidosa das Instituições Financeiras do Brasil com a Inadimplência do Setor. **3º. Congresso USP Controladoria e Contabilidade.** São Paulo, 2003.

ROSA, Paulo T. M. **Modelos de Credit Scoring: Regressão Logística, CHAID e REAL.** São Paulo, 2000. Dissertação (Mestrado em Estatística) - Departamento de Estatística, Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo.

SAUNDERS, Anthony. **Medindo o Risco de Crédito:** Novas abordagens para *Value at Risk* e Outros Paradigmas. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.

SCHETCHMAN, Ricardo *et al.* Aferindo o Poder Discriminatório dos Modelos de Classificação de Risco de Crédito. In: **Semana da Contabilidade, 10.** 2004, Brasília. Disponível em: <<http://www4.bcb.gov.br/?CONTABIL10>>. Acesso em: 21/05/2007.

SECURATO, José Roberto (Org.). **Crédito: Análise e Avaliação do Risco – Pessoas Físicas e Jurídicas.** 1. ed. São Paulo: Saint Paul, 2002.

SERVIGNY, Arnaud de; RENAULT, Olivier. **Measuring and Managing Credit Risk.** New York: McGraw-Hill, 2004.

SICSÚ, Abraham Laredo. Desenvolvimento de um Sistema de *Credit Scoring*. In: DUARTE JUNIOR, Antônio Marcos; VARGA, Gyorgy (Org.). **Gestão de Riscos no Brasil**. 1. ed. Rio de Janeiro: Financial Consultoria, 2003.

SILVA, José Pereira da. **Gestão e Análise de Risco de Crédito**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2000.

SOBEHART, Jorge et al. *Benchmarking Quantitative Default Risk Models: A Validation Methodology*. **Moody's Rating Methodology**. New York: Moody's Investors Service, 2000. Disponível em: < <http://www.moodyskmv.com/research/files/wp/53621.pdf>>. Acesso em: 21/05/2007.

SOUZA, Leonardo; SALOMON, Marta. BC aponta controles 'frágeis' no BNDES. **Folha de São Paulo**. São Paulo, p. B1, 06/09/2005.

SPSS, Inc. **Spss Statistical Algorithms**. 2. ed. Chicago: SPSS, 1996.

STACHELL, Stephen; XIA, Wei. *Analytic models of the ROC Curve: Applications to Credit Rating Model Validation*. **School of Finance and Economics, University of Technology Sydney**. Sydney, 2006. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/p/uts/rpaper/181.html>>. Acesso em 12/05/2007.

SUN, Ming-Yi; WANG, Szu-Fang. *Validation of Credit Rating Models - A Preliminary Look at Methodology and Literature Review*. **JCIC Column**. Taipei: Joint Credit Information Center, v. 1, n. 1, 03/2005. Disponível em: < http://www.jcic.org.tw/publish_eng.htm>. Acesso em: 12/05/2007.

TASCHE, Dirk. *Validation of internal rating systems and PD estimates*. **Working Paper**. [S.I.], 2006. Disponível em: < <http://adsabs.harvard.edu/abs/2006physics...6071T>>. Acesso em 19/05/2007.

VALLÉS, Verónica. *Stability of a "through-the-cycle" rating system during a financial crisis*. **Financial Stability Institute (FSI) publications**. Basel, 2006. Disponível em: <<http://www.bis.org/fsi/fsipapers.htm>>. Acesso em: 08/05/2007.

VAN DEVENTER, Donald R; IMAI Kenji. **Credit Risk Models & the Basel Accords**. Singapura: John Wiley & Sons, 2003.

VICENTE, Ernesto Fernando Rodrigues. **A estimativa do risco na constituição da PDD**. São Paulo, 2001. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) – Programa de Pós-graduação em Ciências Contábeis, Departamento de Contabilidade e Atuária, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.

VICENTE, Paula et al. **Sondagens: A amostragem como factor decisivo de qualidade**. 2. ed. Lisboa: Edições Silabo, 2001.

APÊNDICES

APÊNDICE 1 – TESTES QUI-QUADRADO E ANOVA

APÊNDICE 2 – REGRESSÃO MÚLTIPLA COM VARIÁVEIS DE PROPORÇÃO

APÊNDICE 1 – TESTES QUI-QUADRADO E ANOVA

Código de Identificação da IF	Estimativa da AUROC	AUROC = 0,5	Tipo de Controle da IF	Porte da IF	Tipo de IF	Tipo de IF - Transformado
4	0,700101	1	Privada Nacional	Grande	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
10	0,720466	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
12	0,753494	1	Privada Nacional	Médio	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
24	0,536432	0	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
29	0,704538	1	Pública	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
37	0,797403	1	Privada Nacional	Micro	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
38	0,764601	1	Privada Nacional	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
43	0,926982	1	Privada Estrangeira	Micro	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
62	0,776258	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Comercial	Bancário
65	0,629817	1	Privada Nacional	Micro	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
82	0,750324	1	Privada Estrangeira	Grande	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
84	0,800610	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Crédito Imobiliário - Repassadora	Não-bancário - Outros
85	0,705525	1	Privada Estrangeira	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
92	0,884059	1	Pública	Pequeno	Banco de Desenvolvimento	Bancário
93	0,688132	1	Privada Estrangeira	Médio	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
98	0,801502	1	Privada Estrangeira	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
121	0,823145	1	Pública	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
123	0,788275	1	Privada Estrangeira	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
124	0,740955	1	Privada Nacional	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
125	0,753438	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
126	0,665073	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
129	0,734026	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
131	0,747727	1	Pública	Micro	Agência de Fomento	Não-bancário - Outros

132	0,830617	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
133	0,745663	1	Privada Estrangeira	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
134	0,716578	1	Privada Nacional	Micro	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
141	0,593338	0	Privada Estrangeira	Micro	Banco Múltiplo	Bancário
142	0,584218	0	Privada Estrangeira	Micro	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
148	0,729766	1	Privada Nacional	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
149	0,827237	1	Privada Nacional	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
150	0,778618	1	Privada Estrangeira	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
151	0,732203	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
155	0,803840	1	Privada Estrangeira	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
158	0,793638	1	Privada Nacional	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
159	0,717211	1	Privada Nacional	Micro	Sociedade de Crédito Imobiliário - Repassadora	Não-bancário - Outros
160	0,827201	1	Pública	Pequeno	Agência de Fomento	Não-bancário - Outros
186	0,721732	1	Privada Nacional	Grande	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
187	0,708105	1	Privada Nacional	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
190	0,839518	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
193	0,669889	1	Privada Nacional	Micro	Banco Múltiplo	Bancário
223	0,627087	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
224	0,834913	1	Privada Nacional	Micro	Banco Múltiplo	Bancário
225	0,748483	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
229	0,691700	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
238	0,813077	1	Privada Estrangeira	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
240	0,512457	0	Privada Nacional	Pequeno	Banco Comercial	Bancário
242	0,820285	1	Pública	Pequeno	Banco de Desenvolvimento	Bancário
243	0,718479	1	Privada Estrangeira	Médio	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
248	0,510935	0	Pública	Médio	Banco de Desenvolvimento	Bancário

249	0,686920	1	Privada Estrangeira	Pequeno	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
250	0,829572	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
254	0,545788	0	Privada Nacional	Micro	Banco Múltiplo	Bancário
255	0,803970	1	Privada Nacional	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
256	0,656406	1	Privada Estrangeira	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
257	0,767508	1	Pública	Pequeno	Agência de Fomento	Não-bancário - Outros
259	0,722776	1	Privada Nacional	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
260	0,851839	1	Privada Nacional	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
267	0,886345	1	Privada Nacional	Grande	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
268	0,803903	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
269	0,783789	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
273	0,840842	1	Pública	Pequeno	Sociedade de Crédito Imobiliário	Não-bancário - Outros
274	0,749198	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Crédito Imobiliário - Repassadora	Não-bancário - Outros
276	0,710583	1	Privada Nacional	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
279	0,777716	1	Privada Nacional	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
284	0,882754	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
285	0,620112	1	Privada Estrangeira	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
287	0,834800	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
290	0,802079	1	Privada Estrangeira	Pequeno	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
293	0,784678	1	Pública	Pequeno	Agência de Fomento	Não-bancário - Outros
294	0,880386	1	Privada Estrangeira	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
296	0,614743	1	Privada Estrangeira	Pequeno	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
297	0,783626	1	Privada Estrangeira	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
300	0,720734	1	Privada Nacional	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
301	0,670562	1	Privada Estrangeira	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
302	0,783107	1	Privada Nacional	Grande	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros

321	0,766918	1	Privada Estrangeira	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
322	0,900671	1	Pública	Médio	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
342	0,716303	1	Pública	Médio	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
363	0,804267	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
382	0,744552	1	Privada Nacional	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
383	0,894056	1	Privada Estrangeira	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
384	0,945937	1	Privada Estrangeira	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
385	0,642228	1	Privada Nacional	Micro	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
388	0,786350	1	Privada Nacional	Micro	Sociedade de Crédito Imobiliário - Repassadora	Não-bancário - Outros
390	0,821806	1	Privada Estrangeira	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
391	0,829781	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
402	0,714129	1	Privada Nacional	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
405	0,552135	0	Privada Estrangeira	Micro	Banco Múltiplo	Bancário
411	0,811610	1	Privada Estrangeira	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
412	0,758430	1	Pública	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
413	0,809175	1	Privada Nacional	Pequeno	Associação de Poupança e Empréstimo	Não-bancário - Outros
425	0,841771	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
426	0,784121	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
427	0,743325	1	Privada Estrangeira	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
428	0,688920	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
429	0,774498	1	Privada Estrangeira	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
430	0,579633	0	Privada Estrangeira	Micro	Banco Múltiplo	Bancário
442	0,719528	1	Privada Estrangeira	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
443	0,547900	0	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
461	0,649714	1	Privada Nacional	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
463	0,712850	1	Pública	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
502	0,700000	1	Pública	Micro	Agência de Fomento	Não-bancário -

						Outros
503	0,805073	1	Privada Estrangeira	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
506	0,710937	1	Privada Nacional	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
507	0,704311	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
508	0,572502	0	Privada Estrangeira	Micro	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
523	0,642976	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
561	0,597518	1	Pública	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
572	0,772563	1	Privada Estrangeira	Pequeno	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
573	0,793115	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
574	0,615927	0	Privada Nacional	Micro	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
576	0,750811	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
577	0,695821	1	Privada Nacional	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
578	0,792757	1	Privada Nacional	Micro	Banco Múltiplo	Bancário
592	0,756991	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
593	0,693936	1	Privada Nacional	Micro	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
594	0,742157	1	Pública	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
610	0,913218	1	Pública	Grande	Banco de Desenvolvimento	Bancário
613	0,734440	1	Privada Nacional	Pequeno	Banco Múltiplo	Bancário
673	0,555879	0	Privada Nacional	Micro	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
675	0,806032	1	Pública	Pequeno	Sociedade de Crédito, Financiamento e Investimento	Não-bancário - Outros
690	0,791005	1	Pública	Pequeno	Banco Comercial	Bancário
710	0,778110	1	Pública	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
750	0,821929	1	Privada Estrangeira	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
771	0,846141	1	Privada Nacional	Médio	Banco Múltiplo	Bancário
1.500	0,628558	1	Pública	Médio	Banco Comercial	Bancário
1.502	0,623622	1	Pública	Grande	Banco Múltiplo	Bancário
2.001	0,573333	0	Pública	Micro	Agência de Fomento	Não-bancário - Outros
2.002	0,734316	1	Pública	Pequeno	Agência de Fomento	Não-bancário - Outros

2.009	0,695689	1	Privada Nacional	Micro	Associação de Poupança e Empréstimo	Não-bancário - Outros
2.012	0,742950	1	Privada Nacional	Pequeno	Sociedade de Crédito Imobiliário - Repassadora	Não-bancário - Outros
2.027	0,668390	0	Privada Estrangeira	Pequeno	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
2.042	0,711162	1	Privada Estrangeira	Micro	Sociedade de Arrendamento Mercantil	Não-bancário - Outros
2.182	0,631970	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.195	0,560857	0	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.208	0,640382	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.217	0,806042	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.230	0,957691	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.241	0,808625	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.250	0,843750	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.305	0,651765	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.311	0,816814	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.326	0,826804	1	Privada Nacional	Médio	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.332	0,567340	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.384	0,711233	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.425	0,541690	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.428	0,552168	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.445	0,681799	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.453	0,729940	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.512	0,694932	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de

						Crédito
2.546	0,695025	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.577	0,642888	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.630	0,814855	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.655	0,701198	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.667	0,640980	0	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.677	0,669022	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.833	0,518637	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.869	0,766032	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.878	0,565079	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.913	0,514689	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
2.961	0,790097	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.000	0,506119	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.002	0,845833	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.024	0,728263	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.029	0,823810	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.034	0,504434	0	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.035	0,692470	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.036	0,662984	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.038	0,825263	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito

3.040	0,638948	0	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.081	0,752829	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.092	0,850723	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.094	0,722820	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.096	0,573649	0	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.122	0,608854	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.123	0,642134	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.125	0,600635	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.128	0,727720	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.140	0,579789	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.146	0,539298	0	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.171	0,796848	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.228	0,553985	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.231	0,692073	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.248	0,739530	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.253	0,847555	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.282	0,614547	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.314	0,673877	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.320	0,848407	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.385	0,573780	0	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de

						Crédito
3.390	0,575857	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.404	0,713872	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.416	0,701543	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.419	0,627321	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.420	0,740098	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.422	0,733170	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.425	0,731146	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.427	0,655017	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.432	0,700691	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.433	0,769659	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.434	0,737025	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.435	0,666858	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.436	0,691979	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.437	0,732488	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.438	0,546174	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.442	0,646970	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.447	0,667031	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.448	0,775057	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.449	0,656421	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito

3.451	0,652131	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.454	0,662725	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.456	0,562163	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.458	0,627946	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.459	0,669620	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.460	0,789710	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.463	0,748083	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.464	0,892975	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.484	0,670048	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.485	0,581785	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.492	0,795635	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.498	0,619411	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.502	0,710459	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.504	0,612864	0	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.505	0,694162	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.506	0,692395	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.507	0,695057	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.508	0,746234	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.509	0,544660	0	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.510	0,651818	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de

						Crédito
3.511	0,771980	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.514	0,682102	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.517	0,722747	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.518	0,772720	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.519	0,701623	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.520	0,832911	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.522	0,719478	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.523	0,763228	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.524	0,754531	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.526	0,868215	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.528	0,687367	0	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.532	0,564150	0	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.534	0,704861	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.535	0,819687	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.537	0,776408	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.538	0,759040	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.540	0,631037	0	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.542	0,755108	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.544	0,849520	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito

3.546	0,663416	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.547	0,734531	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.549	0,735826	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.550	0,736280	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.551	0,830996	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.552	0,647236	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.553	0,873443	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.555	0,659094	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.562	0,725586	1	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.563	0,788703	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.564	0,748711	1	Privada Nacional	Pequeno	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.856	0,770167	1	Pública	Micro	Agência de Fomento	Não-bancário - Outros
3.961	0,547297	0	Privada Nacional	Micro	Cooperativa de Crédito	Não-bancário - Cooperativas de Crédito
3.967	0,887873	1	Privada Estrangeira	Grande	Banco Múltiplo	Bancário

APÊNDICE 2 – REGRESSÃO MÚLTIPLA COM VARIÁVEIS DE PROPORÇÃO

Código de Identificação da IF	Estimativa da AUROC	Crédito Pessoal - Proporção	Capital de Giro - Proporção	Aquisição de Veículos - Proporção	Financiamento Rural - Proporção	Arrendamento - Proporção
10	0,720466	0,18%	0,54%	18,96%	0,00%	0,00%
24	0,536432	25,61%	6,69%	0,00%	0,00%	0,00%
29	0,704538	36,15%	11,64%	0,27%	9,54%	0,00%
38	0,764601	93,09%	2,37%	0,00%	0,00%	0,00%
85	0,705525	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%
98	0,801502	0,00%	0,34%	0,00%	0,00%	0,00%
121	0,823145	60,73%	8,62%	0,00%	1,78%	0,00%
123	0,788275	0,00%	0,00%	79,92%	0,00%	0,00%
124	0,740955	0,00%	0,00%	99,92%	0,00%	0,08%
125	0,753438	0,00%	12,81%	57,36%	0,00%	1,51%
126	0,665073	66,73%	3,15%	0,43%	0,00%	0,68%
133	0,745663	3,69%	4,18%	27,10%	0,31%	0,00%
141	0,593338	4,92%	47,54%	0,00%	0,00%	0,00%
148	0,729766	9,58%	6,46%	13,93%	2,27%	0,00%
149	0,827237	27,05%	7,16%	1,44%	0,06%	0,00%
150	0,778618	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%
151	0,732203	0,23%	0,00%	99,77%	0,00%	0,00%
155	0,803840	15,30%	3,13%	44,68%	0,96%	0,00%
158	0,793638	21,88%	5,31%	23,11%	0,90%	2,54%
187	0,708105	1,05%	16,86%	78,47%	0,00%	3,29%
193	0,669889	3,10%	35,92%	23,26%	0,00%	34,63%
223	0,627087	0,00%	6,39%	1,22%	0,00%	0,00%
224	0,834913	4,04%	9,74%	0,95%	0,00%	1,90%
238	0,813077	0,00%	0,00%	83,46%	0,00%	0,00%
250	0,829572	53,86%	5,66%	0,00%	0,00%	0,00%
254	0,545788	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
255	0,803970	0,15%	36,13%	0,00%	0,00%	0,00%
256	0,656406	23,76%	0,00%	49,62%	0,00%	0,00%
259	0,722776	1,06%	6,52%	28,40%	0,46%	0,00%
260	0,851839	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
276	0,710583	98,78%	0,36%	0,00%	0,00%	0,00%
279	0,777716	74,60%	1,02%	23,37%	0,00%	0,00%
284	0,882754	86,53%	4,15%	1,04%	0,00%	0,00%
285	0,620112	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
294	0,880386	0,00%	0,43%	94,71%	0,00%	4,86%
297	0,783626	1,76%	0,00%	98,07%	0,00%	0,00%
300	0,720734	20,90%	2,23%	59,43%	2,47%	0,00%
301	0,670562	34,24%	0,17%	0,00%	0,00%	0,00%
321	0,766918	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
382	0,744552	38,30%	0,56%	26,76%	0,00%	0,00%
383	0,894056	0,00%	0,04%	0,00%	0,00%	0,00%
384	0,945937	16,17%	0,12%	0,00%	0,00%	0,00%
390	0,821806	26,78%	6,43%	9,40%	0,00%	0,00%
391	0,829781	63,97%	2,59%	0,00%	0,00%	0,00%

402	0,714129	81,06%	0,00%	18,94%	0,00%	0,00%
405	0,552135	2,13%	11,70%	0,00%	0,00%	0,00%
411	0,811610	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
412	0,758430	2,92%	14,91%	0,10%	3,98%	0,00%
425	0,841771	83,47%	11,90%	0,00%	0,00%	0,00%
427	0,743325	50,03%	0,00%	48,27%	0,00%	0,00%
429	0,774498	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
430	0,579633	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%
442	0,719528	48,86%	2,62%	0,00%	0,48%	0,00%
443	0,547900	0,40%	0,00%	97,92%	0,00%	0,00%
461	0,649714	3,39%	0,00%	85,63%	0,00%	2,87%
463	0,712850	46,50%	5,04%	2,10%	11,92%	2,69%
503	0,805073	18,75%	6,43%	40,58%	0,82%	1,55%
506	0,710937	89,33%	0,74%	0,00%	0,00%	0,00%
507	0,704311	98,92%	0,36%	0,00%	0,00%	0,00%
523	0,642976	13,66%	0,00%	86,12%	0,00%	0,00%
561	0,597518	12,09%	12,01%	0,00%	0,00%	0,00%
573	0,793115	41,71%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
576	0,750811	88,27%	1,17%	0,00%	0,00%	0,00%
577	0,695821	30,94%	24,55%	0,08%	0,32%	0,00%
578	0,792757	39,38%	41,38%	0,00%	0,00%	0,00%
592	0,756991	74,82%	7,39%	0,00%	0,00%	0,00%
594	0,742157	92,82%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
613	0,734440	0,00%	0,00%	0,00%	1,48%	5,17%
710	0,778110	14,44%	7,50%	0,56%	20,89%	0,00%
750	0,821929	0,00%	1,02%	10,73%	0,00%	0,79%
771	0,846141	38,92%	19,40%	0,00%	0,34%	0,00%
1.502	0,623622	36,79%	8,78%	1,90%	9,05%	0,89%
3.967	0,887873	9,47%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%

ANEXOS

ANEXO A – RESOLUÇÃO 2.682/1999 DO CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL

ANEXO A – RESOLUÇÃO 2.682/1999 DO CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL

RESOLUCAO 2.682

Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa.

O BANCO CENTRAL DO BRASIL, na forma do art. 9º da Lei nº 4.595, de 31 de dezembro de 1964, torna público que o CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL, em sessão realizada em 21 de dezembro de 1999, com base no art. 4º, incisos XI e XII, da citada Lei,

R E S O L V E U:

Art. 1º Determinar que as instituições financeiras e demais instituições autorizadas a funcionar pelo Banco Central do Brasil devem classificar as operações de crédito, em ordem crescente de risco, nos seguintes níveis:

- I - nível AA;
- II - nível A;
- III - nível B;
- IV - nível C;
- V - nível D;
- VI - nível E;
- VII - nível F;
- VIII - nível G;
- IX - nível H.

Art. 2º A classificação da operação no nível de risco correspondente é de responsabilidade da instituição detentora do crédito e deve ser efetuada com base em critérios consistentes e verificáveis, amparada por informações internas e externas, contemplando, pelo menos, os seguintes aspectos:

- I - em relação ao devedor e seus garantidores:
 - a) situação econômico-financeira;
 - b) grau de endividamento;
 - c) capacidade de geração de resultados;
 - d) fluxo de caixa;
 - e) administração e qualidade de controles;
 - f) pontualidade e atrasos nos pagamentos;

g) contingências;

h) setor de atividade econômica;

i) limite de crédito;

II - em relação à operação:

a) natureza e finalidade da transação;

b) características das garantias, particularmente quanto à suficiência e liquidez;

c) valor.

Parágrafo único. A classificação das operações de crédito de titularidade de pessoas físicas deve levar em conta, também, as situações de renda e de patrimônio bem como outras informações cadastrais do devedor.

Art. 3º A classificação das operações de crédito de um mesmo cliente ou grupo econômico deve ser definida considerando aquela que apresentar maior risco, admitindo-se excepcionalmente classificação diversa para determinada operação, observado o disposto no art. 2º, inciso II.

Art. 4º A classificação da operação nos níveis de risco de que trata o art. 1º deve ser revista, no mínimo:

I - mensalmente, por ocasião dos balancetes e balanços, em função de atraso verificado no pagamento de parcela de principal ou de encargos, devendo ser observado o que segue:

a) atraso entre 15 e 30 dias: risco nível B, no mínimo;

b) atraso entre 31 e 60 dias: risco nível C, no mínimo;

c) atraso entre 61 e 90 dias: risco nível D, no mínimo;

d) atraso entre 91 e 120 dias: risco nível E, no mínimo;

e) atraso entre 121 e 150 dias: risco nível F, no mínimo;

f) atraso entre 151 e 180 dias: risco nível G, no mínimo;

g) atraso superior a 180 dias: risco nível H;

II - com base nos critérios estabelecidos nos arts. 2º e 3º:

a) a cada seis meses, para operações de um mesmo cliente ou grupo econômico cujo montante seja superior a 5% (cinco por cento) do patrimônio líquido ajustado;

b) uma vez a cada doze meses, em todas as situações, exceto na hipótese prevista no art. 5º.

Parágrafo 1º As operações de adiantamento sobre contratos de câmbio, as de financiamento à importação e aquelas com prazos inferiores a um mês, que apresentem atrasos superiores a trinta dias, bem como o adiantamento a depositante a partir de trinta dias de sua

ocorrência, devem ser classificados, no mínimo, como de risco nível G.

Parágrafo 2º Para as operações com prazo a decorrer superior a 36 meses admite-se a contagem em dobro dos prazos previstos no inciso I.

Parágrafo 3º O não atendimento ao disposto neste artigo implica a reclassificação das operações do devedor para o risco nível H, independentemente de outras medidas de natureza administrativa.

Art. 5º As operações de crédito contratadas com cliente cuja responsabilidade total seja de valor inferior a R\$50.000,00 (cinquenta mil reais) podem ter sua classificação revista de forma automática unicamente em função dos atrasos consignados no art. 4º, inciso I, desta Resolução, observado que deve ser mantida a classificação original quando a revisão corresponder a nível de menor risco.

Parágrafo 1º O Banco Central do Brasil poderá alterar o valor de que trata este artigo.

Parágrafo 2º O disposto neste artigo aplica-se às operações contratadas até 29 de fevereiro de 2000, observados o valor referido no caput e a classificação, no mínimo, como de risco nível A.

Art. 6º A provisão para fazer face aos créditos de liquidação duvidosa deve ser constituída mensalmente, não podendo ser inferior ao somatório decorrente da aplicação dos percentuais a seguir mencionados, sem prejuízo da responsabilidade dos administradores das instituições pela constituição de provisão em montantes suficientes para fazer face a perdas prováveis na realização dos créditos:

- I - 0,5% (meio por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível A;
- II - 1% (um por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível B;
- III - 3% (três por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível C;
- IV - 10% (dez por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível D;
- V - 30% (trinta por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível E;
- VI - 50% (cinquenta por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível F;
- VII - 70% (setenta por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível G;
- VIII - 100% (cem por cento) sobre o valor das operações classificadas como de risco nível H.

Art. 7º A operação classificada como de risco nível H deve ser transferida para conta de compensação, com o correspondente débito em provisão, após decorridos seis meses da sua classificação nesse nível de risco, não sendo admitido o registro em período inferior.

Parágrafo único. A operação classificada na forma do dispos-

to no caput deste artigo deve permanecer registrada em conta de compensação pelo prazo mínimo de cinco anos e enquanto não esgotados todos os procedimentos para cobrança.

Art. 8º A operação objeto de renegociação deve ser mantida, no mínimo, no mesmo nível de risco em que estiver classificada, observado que aquela registrada como prejuízo deve ser classificada como de risco nível H.

Parágrafo 1º Admite-se a reclassificação para categoria de menor risco quando houver amortização significativa da operação ou quando fatos novos relevantes justificarem a mudança do nível de risco.

Parágrafo 2º O ganho eventualmente auferido por ocasião da renegociação deve ser apropriado ao resultado quando do seu efetivo recebimento.

Parágrafo 3º Considera-se renegociação a composição de dívida, a prorrogação, a novação, a concessão de nova operação para liquidação parcial ou integral de operação anterior ou qualquer outro tipo de acordo que implique na alteração nos prazos de vencimento ou nas condições de pagamento originalmente pactuadas.

Art. 9º É vedado o reconhecimento no resultado do período de receitas e encargos de qualquer natureza relativos a operações de crédito que apresentem atraso igual ou superior a sessenta dias, no pagamento de parcela de principal ou encargos.

Art. 10. As instituições devem manter adequadamente documentadas sua política e procedimentos para concessão e classificação de operações de crédito, os quais devem ficar à disposição do Banco Central do Brasil e do auditor independente.

Parágrafo único. A documentação de que trata o caput deste artigo deve evidenciar, pelo menos, o tipo e os níveis de risco que se dispõe a administrar, os requerimentos mínimos exigidos para a concessão de empréstimos e o processo de autorização.

Art. 11. Devem ser divulgadas em nota explicativa às demonstrações financeiras informações detalhadas sobre a composição da carteira de operações de crédito, observado, no mínimo:

I - distribuição das operações, segregadas por tipo de cliente e atividade econômica;

II - distribuição por faixa de vencimento;

III - montantes de operações renegociadas, lançados contra prejuízo e de operações recuperadas, no exercício.

Art. 12. O auditor independente deve elaborar relatório circunstanciado de revisão dos critérios adotados pela instituição quanto à classificação nos níveis de risco e de avaliação do provisionamento registrado nas demonstrações financeiras.

Art. 13. O Banco Central do Brasil poderá baixar normas complementares necessárias ao cumprimento do disposto nesta Resolução, bem como determinar:

I - reclassificação de operações com base nos critérios estabelecidos nesta Resolução, nos níveis de risco de que trata o art.

1º;

II - provisionamento adicional, em função da responsabilidade do devedor junto ao Sistema Financeiro Nacional;

III - providências saneadoras a serem adotadas pelas instituições, com vistas a assegurar a sua liquidez e adequada estrutura patrimonial, inclusive na forma de alocação de capital para operações de classificação considerada inadequada;

IV - alteração dos critérios de classificação de créditos, de contabilização e de constituição de provisão;

V - teor das informações e notas explicativas constantes das demonstrações financeiras;

VI - procedimentos e controles a serem adotados pelas instituições.

Art. 14. O disposto nesta Resolução se aplica também às operações de arrendamento mercantil e a outras operações com características de concessão de crédito.

Art. 15. As disposições desta Resolução não contemplam os aspectos fiscais, sendo de inteira responsabilidade da instituição a observância das normas pertinentes.

Art. 16. Esta Resolução entra em vigor na data da sua publicação, produzindo efeitos a partir de 1º de março de 2000, quando ficarão revogadas as Resoluções nºs 1.748, de 30 de agosto de 1990, e 1.999, de 30 de junho de 1993, os arts. 3º e 5º da Circular nº 1.872, de 27 de dezembro de 1990, a alínea "b" do inciso II do art. 4º da Circular nº 2.782, de 12 de novembro de 1997, e o Comunicado nº 2.559, de 17 de outubro de 1991.

Brasília, 21 de dezembro de 1999

Arminio Fraga Neto
Presidente