



**BANCO CENTRAL DO BRASIL**

Trabalhos para Discussão

167

**O Poder Discriminante das Operações de Crédito  
das Instituições Financeiras Brasileiras**

*Clodoaldo Aparecido Annibal*

Julho, 2008

ISSN 1519-1028  
CGC 00.038.166/0001-05

Trabalhos para Discussão	Brasília	nº 167	jul	2008	p. 1-67
--------------------------	----------	--------	-----	------	---------

# *Trabalhos para Discussão*

Editado pelo Departamento de Estudos e Pesquisas (Depep) – *E-mail*: [workingpaper@bcb.gov.br](mailto:workingpaper@bcb.gov.br)

Editor: Benjamin Miranda Tabak – *E-mail*: [benjamin.tabak@bcb.gov.br](mailto:benjamin.tabak@bcb.gov.br)

Assistente Editorial: Jane Sofia Moita – *E-mail*: [jane.sofia@bcb.gov.br](mailto:jane.sofia@bcb.gov.br)

Chefe do Depep: Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo – *E-mail*: [carlos.araujo@bcb.gov.br](mailto:carlos.araujo@bcb.gov.br)

Todos os Trabalhos para Discussão do Banco Central do Brasil são avaliados em processo de *double blind referee*.

Reprodução permitida somente se a fonte for citada como: Trabalhos para Discussão nº 167.

Autorizado por Mário Mesquita, Diretor de Política Econômica.

## **Controle Geral de Publicações**

Banco Central do Brasil

Secre/Surel/Dimep

SBS – Quadra 3 – Bloco B – Edifício-Sede – 1º andar

Caixa Postal 8.670

70074-900 Brasília – DF

Telefones: (61) 3414-3710 e 3414-3567

Fax: (61) 3414-3626

*E-mail*: [editor@bcb.gov.br](mailto:editor@bcb.gov.br)

As opiniões expressas neste trabalho são exclusivamente do(s) autor(es) e não refletem, necessariamente, a visão do Banco Central do Brasil.

Ainda que este artigo represente trabalho preliminar, citação da fonte é requerida mesmo quando reproduzido parcialmente.

*The views expressed in this work are those of the authors and do not necessarily reflect those of the Banco Central or its members.*

*Although these Working Papers often represent preliminary work, citation of source is required when used or reproduced.*

## **Central de Atendimento ao Público**

Endereço: Secre/Surel/Diate

Edifício-Sede – 2º subsolo

SBS – Quadra 3 – Zona Central

70074-900 Brasília – DF

DDG: 0800 9792345

Fax: (61) 3414-2553

Internet: <http://www.bcb.gov.br>

# O Poder Discriminante das Operações de Crédito das Instituições Financeiras Brasileiras\*

Clodoaldo Aparecido Annibal\*\*

*Este Trabalho para Discussão não deve ser citado como representando as opiniões do Banco Central do Brasil. As opiniões expressas neste trabalho são exclusivamente do autor e não refletem, necessariamente, a visão do Banco Central do Brasil.*

## 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 provisões para créditos de liquidação duvidosa de IFs estão diretamente relacionadas às classificações de risco de crédito atribuídas por estas IFs às suas operações. Também no Novo Acordo de Capital da Basiléia, o capital requerido das IFs possui relação direta com o risco de crédito das operações. 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, qual seja, o poder discriminante do sistema. A medição do poder discriminante foi realizada utilizando o método chamado *Receiver Operating Characteristic* (ROC). Realizada essa medição, foi verificado se existem relações significantes entre o poder discriminante observado e algumas das características das IFs, quais sejam, tipo de controle, tipo de IF e porte da IF. Os resultados alcançados mostraram que os sistemas de classificação de risco de crédito da grande maioria das IFs brasileiras possuíam poder discriminante. Mostraram também que não havia relação entre o tipo de controle da IF e o poder discriminante. Entretanto, foi verificado que IFs de micro porte, normalmente cooperativas de crédito, apresentam um número maior que o esperado de sistemas de classificação sem poder discriminante.

**Palavras-chave:** risco de crédito; validação, poder discriminante; ROC.

**Classificação JEL:** C12, C19, G21, M42.

---

\* Agradeço os comentários e sugestões de Sérgio Mikio Koyama e a colaboração de Plínio César Romanini e Henrique Cláudio Ferreira na obtenção dos dados.

\*\* Departamento de Estudos e Pesquisas, Banco Central do Brasil. E-mail: clodoaldo.annibal@bcb.gov.br

## 1 Introdução

Após 1994, com o advento do Plano Real e a estabilização da moeda, as instituições financeiras (IFs) sofreram uma redução significativa da renda com *float*, ou seja, do ganho decorrente do fato de não 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 na aplicação em operações de crédito por essas IFs.

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 se trata 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).

Além das aplicações de gestão de crédito inerentes a sistemas de classificação de risco, outra aplicação relevante desses sistemas é a determinação do capital regulamentar e econômico de uma IF no contexto do Novo Acordo de Capital da Basiléia.<sup>1</sup>

Em essência, o Novo Acordo de Capital da Basiléia ou Basiléia II procura resolver os problemas encontrados com inovações financeiras que surgiram após 1988 – securitizações de crédito, por exemplo – e com o descasamento entre capital regulamentar e capital econômico.

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

---

<sup>1</sup> 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).

a. Pilar I – Exigência de capital mínimo

O objetivo desse fundamento é determinar o montante de capital requerido dado o nível de risco dos ativos de uma IF. Esse requerimento mínimo de capital, por sua vez, é obtido por meio da avaliação dos três principais riscos a que estão sujeitas as IFs, são eles:

- risco de mercado;
- risco de crédito; e
- risco operacional.

b. Pilar II – Processo de revisão pela supervisão

c. Pilar III – Disciplina de mercado

### 1.1 Delimitação do problema e questão de pesquisa

Basileia II traz duas abordagens distintas para o tratamento do risco de crédito (BCBS, 2006), quais sejam:

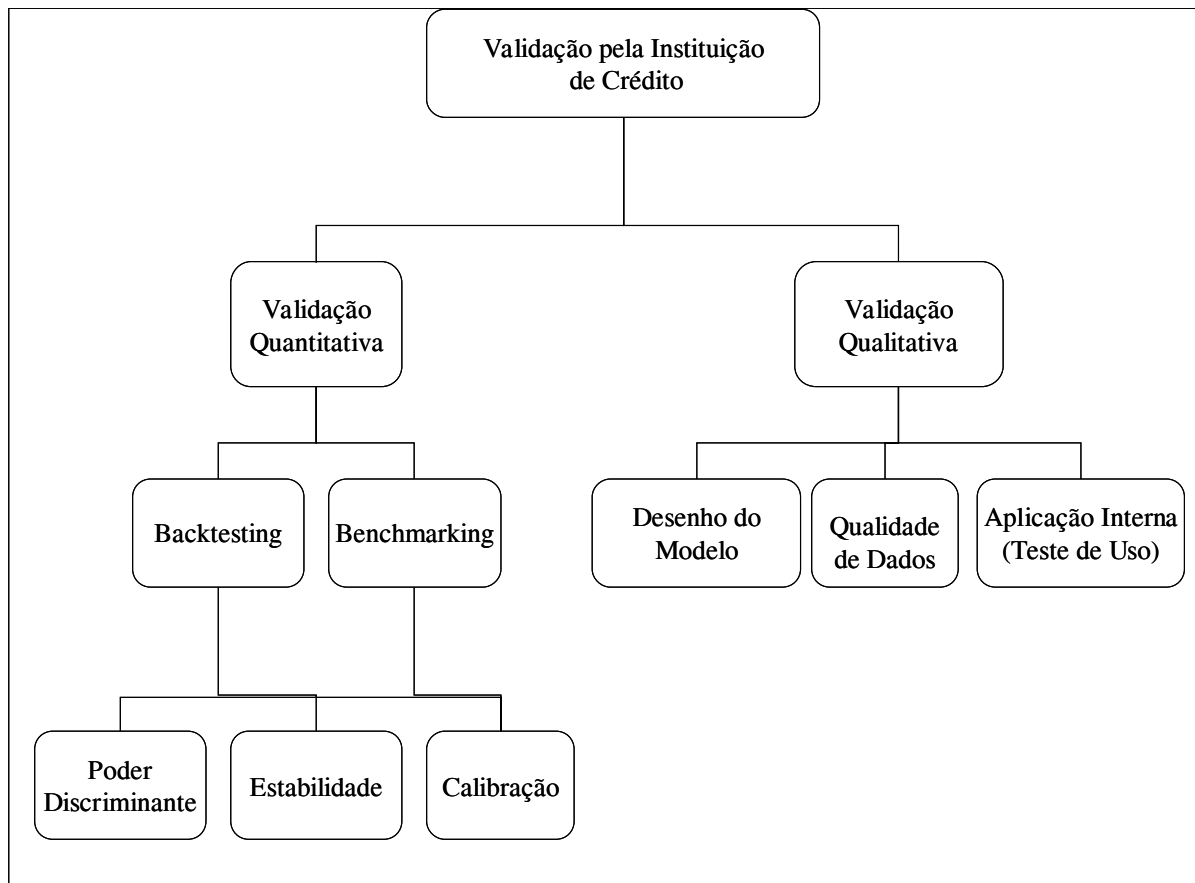
a. abordagem padronizada – baseada em classificações de risco de crédito atribuídas por agências de classificação de risco de crédito, também conhecidas como agências de *rating*; é a abordagem mais simples;

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, que são:

- 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 IFs. 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.

O desenvolvimento de Basiléia II induziu o estudo a respeito de métodos de validação de sistemas de classificação de risco de crédito de IFs. Percebe-se que, na literatura a respeito da validação desses métodos, os principais fatores observados são: o poder de discriminação, ou seja, a capacidade do sistema em 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. Na Ilustração 1, pode ser observado como esses fatores estatísticos estão inseridos no processo de validação de sistemas de classificação de risco de crédito.



**Ilustração 1 – Processo de validação de sistemas de classificação de risco de crédito**

Fonte: Adaptado de DEUTSCHE BUNDESBANK, 2003, p.60.

Nesse contexto, este estudo buscará resposta à seguinte questão:

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

## 1.2 Objetivo da pesquisa

O objetivo geral do estudo será 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 Conselho Monetário Nacional (CMN).

Além do objetivo geral citado acima, 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 de crédito com maior poder discriminante que IFs de menor porte;
- c. verificar se existe relação entre o tipo de IF e o poder discriminante.

## 2 Principais Métodos de Validação do Poder Discriminante de Modelos de Classificação de Risco de Crédito

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 esse 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 desses métodos.

Observando o Quadro 1, fica nítida a maior incidência dos métodos ROC (*Receiver Operating Characteristic*), cujo índice relacionado é a AUROC (*Area Under a ROC*

curve) ou coeficiente de Pietra; e CAP (*Cumulative Accuracy Profile*), também conhecido como curva de Gini e curva de Lorentz (BANK OF JAPAN, 2005, p. 45; DANMARKS NATIONALBANK, 2005, p. 28), cujo índice relacionado é o AR (*Accuracy Ratio*).

**Quadro 1 – 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 $\tau$ e Somers' D											X

Além de serem os métodos predominantes na literatura, Engelmann *et al.* (2003) demonstram 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 e que a qualidade da medição realizada é a mesma, não importando o método utilizado.

Posto isso, foi utilizado o método ROC para a medição do poder discriminante pois, conforme poderá ser verificado adiante, esse método apresenta uma forma bastante intuitiva de estimação de seu índice.

## 2.1 Receiver Operating Characteristic (ROC) e Area Under a ROC curve (AUROC)

O ROC é um método visual que pode ser construído a partir de duas amostras de escores, uma para casos anormais, como devedores inadimplentes, e outra para casos normais. O método possui a conveniência de não exigir que a composição da amostra utilizada para a estimação da AUROC reflita a proporção de casos anormais e normais da população (BCBS, 2005a, p. 30).

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 duas curvas de distribuição de escores de classificação, uma para devedores que, posteriormente ao processo de classificação, se mostraram inadimplentes (*defaulters*); e outra para aqueles que se mostraram adimplentes (*non-defaulters*). Exemplos dessas curvas encontram-se no Gráfico 1. 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 1.<sup>2</sup>

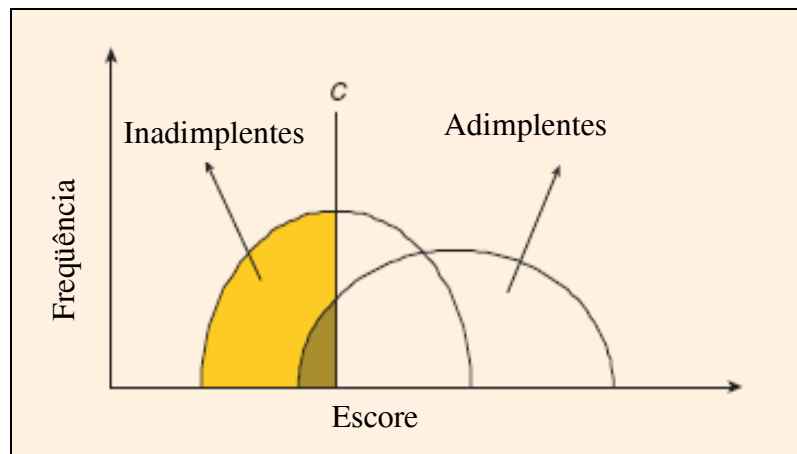
O passo seguinte na construção da curva ROC é determinar um ponto de corte  $C$ . Supondo que alguém tenha, *ex ante*, de determinar, a partir das classificações de risco atribuídas pelo sistema, quais devedores se tornarão inadimplentes e quais não se tornarão, uma das possibilidades de se realizar essa tarefa é por meio do estabelecimento de um ponto de corte  $C$  tal como ilustrado no Gráfico 1. Procedendo dessa forma, todos os devedores com escore inferior a  $C$  serão classificados como inadimplentes, e os com escore superior, como adimplentes.

---

<sup>2</sup> No trabalho de Engelmann *et al.* (2003), são utilizados os termos *defaulters* e *non-defaulters*, que optamos por traduzir livremente como, respectivamente, inadimplentes e adimplentes.

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

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



**Gráfico 1 – ROC – Distribuição de escores**

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

Utilizando 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 de cor amarela no Gráfico 1;
- $N_D$  é o número total de devedores inadimplentes na amostra.

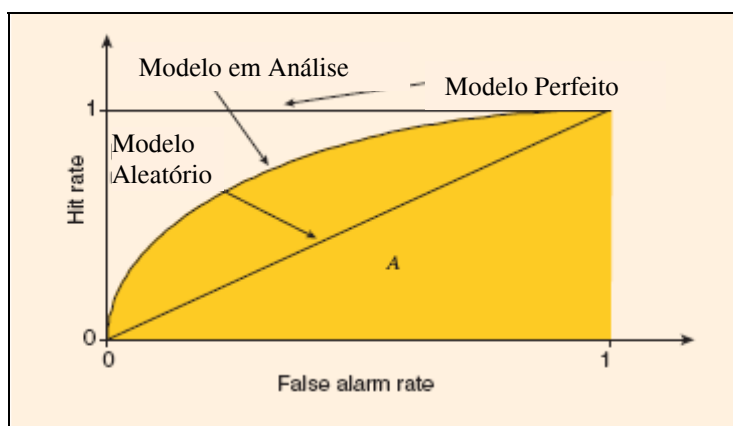
Já uma taxa de falso alarme, ou *false alarm rate* ( $FAR$ ), cujo valor é igual à área marrom no Gráfico 1, é definida pelos autores como sendo:

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

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 essas 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 esses valores de  $HR(C)$  e  $FAR(C)$ , a curva ROC é, então, traçada conforme pode ser observado no Gráfico 2.



**Gráfico 2 – Curva ROC.**

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

Um sistema de classificação será tão melhor quanto maior for sua proximidade em relação ao ponto (0,1), uma vez que esse ponto representa uma taxa de acerto igual a 100% e uma taxa de falso alarme igual a 0%. Ainda segundo Engelmann *et al.* (2003), a área abaixo da curva, denominada *area under a ROC curve* (AUROC), pode ser calculada segundo a seguinte equação:

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

Essa 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.<sup>3</sup>

Existem, ainda, outros métodos de estimação da AUROC. Dentre eles, um bastante intuitivo é o da aproximação à estatística *U* de Wilcoxon-Mann-Whitney. O método pode ser entendido 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

<sup>3</sup> O modelo de classificação aleatório, o modelo de classificação perfeito e uma hipótese de modelo real estão representados no Gráfico 2, respectivamente, pelas curvas *radom model*, *perfect model* e *rating model*.

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:

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

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

$$U = \frac{1}{n_A \bullet n_N} \sum_1^{n_A} \sum_1^{n_N} S(x_A, x_N)$$

A Tabela 1 ilustra a aplicação desse 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 essa nota apresentam uma menor probabilidade de falência. Já a pior nota, 5, indica a mais alta probabilidade de falência.

Na Tabela 1, cada linha representa uma das nove companhias que faliram e se tornaram inadimplentes, enquanto 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  $\frac{1}{2}$  ponto, pois ambas as empresas apresentaram a mesma classificação. Já na 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  $j$ . Esse 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, dessa forma, o que os autores chamam de percentual ROC, ou seja, a estatística  $U$ , cujo valor é igual a 0,7222.

**Tabela 1 – Cálculo do AUROC**

		ROC Accuracy Ratio/Mann-Whitney U Test for Internal Ratings Approach																					
		Companies that Did Not Go Bankrupt																					
Bankrupt Companies		Company	a	b	c	d	f	g	h	i	k	l	m	n	o	p	r	s	t	x	z	aa	ab
Bankrupt Companies		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	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	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	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	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	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	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	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	1.0	1.0	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	1.0	1.0	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.

Importante ressaltar que o BCBS (2005a, p. 32) 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.

De fato, a possibilidade de facilmente se calcularem os intervalos de confiança da AUROC é uma propriedade bastante desejada, pois, considerando que os valores desse índice são, via de regra, obtidos por meio da seleção de amostras, torna-se necessária a realização de testes de hipótese 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 disso, 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.

## 2.2 Comparação de curvas ROC

Uma das maiores virtudes das curvas ROC consiste na possibilidade de comparar sistemas de classificação diferentes. Hanley e McNeil (1983), por meio da relação entre a AUROC e a estatística de Wilcoxon-Mann-Whitney, definiram uma razão crítica para realizar um teste de hipótese com duas AUROCs distintas provenientes de amostras

não-paramétricas quando se deseja verificar se um modelo de classificação de risco de crédito possui poder discriminante, qual seja:

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

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:

- $\theta$  é o valor real da AUROC;
- $W$  é a aproximação não-paramétrica do valor de  $\theta$ ;
- $SD$  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.

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  $\theta = 0,5$ :

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

Dessa forma, basta que se conheçam os valores de  $W$ ,  $n_A$  e  $n_N$  para realizar o teste de hipótese que verifica a existência de poder discriminante do sistema de classificação.

### **3 Metodologia**

#### **3.1 Descrição dos dados utilizados para a pesquisa**

Para realizar a análise do poder discriminante dos sistemas de classificação de risco de crédito das IFs, é fundamental que se tenham informações a respeito da classificação de cada uma de suas operações de crédito. Informações com esse 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. Dessa forma, do SCR foi extraída uma amostra 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. São obrigadas a enviar informações ao SCR as IFs dos seguintes tipos:
  - i) Associações de Poupança e Empréstimo;
  - ii) Banco do Brasil;
  - iii) Bancos Comerciais;
  - iv) Bancos de Desenvolvimento;
  - v) Banco de Desenvolvimento Econômico e Social;
  - vi) Bancos de Investimento;
  - vii) Bancos Múltiplos;

- viii) Caixa Econômica Federal;
  - ix) Companhias Hipotecárias;
  - x) Cooperativas de Crédito com carteira de crédito superior a R\$2 milhões;
  - xi) Sociedades de Arrendamento Mercantil;
  - xii) Sociedades de Crédito, Financiamento e Investimento;
  - xiii) 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, entre outros fatores.
- 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, computados receitas e encargos de qualquer natureza;
- 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;
- i. valor da operação de crédito em dezembro de 2006 – valor da operação na data de 31 de dezembro de 2006, computados receitas e encargos de qualquer natureza;
- 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.

## 3.2 Amostragem

Na data-base de dezembro de 2005, existem no SCR 14.185.929 registros de operações de crédito acima de R\$5.000,00 informados por 987 IFs. Dada a dificuldade de processamento de tal volume de informações, foi utilizada uma amostra dos registros para a execução do estudo.

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 disso, também interessa que a técnica empregada minimize, *a priori*, o erro amostral.

### 3.2.1 Pré-seleção da amostra

Com o propósito de auxiliar a supervisão bancária do Banco Central (BC) em sua atividade-fim, as IFs enviam ao SCR informações a respeito de todas as operações que, com características de crédito, possam representar alguma perda financeira. Algumas dessas 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 foi verificada a perda financeira. Não há de se falar em discriminar operações com essa característica, visto que a situação de *default* já foi verificada.<sup>4</sup> Além dessas operações, também foram excluídas do universo de dados do SCR as seguintes:

- a. operações adquiridas de IFs com coobrigação – as operações no SCR que possuem essa característica se referem a contratos de cessão de crédito entre IFs. Nessa 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 desses tomadores. Já a IF cessionária informa ao SCR, para efeitos de controle, apenas o contrato de cessão com a

---

<sup>4</sup> O item 3.3 apresenta os detalhes a respeito da definição de *default* utilizada no estudo.

cedente que agrega todas as operações com os tomadores finais. Foi realizada a exclusão desses contratos informados pela cessionária.

- b. operações classificadas como “Coobrigações” e “Créditos a Liberar” – as operações classificadas como “Coobrigações” representam os contratos em que as IFs são garantidoras das operações e, embora essas operações representem um risco para as IFs, elas não aparecem como um ativo em seus balanços, logo, não são constituídas provisões para perdas com essas operações. Situação análoga acontece com as operações classificadas como “Créditos a Liberar”. Essas 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 onze IFs do estudo. Outrossim, o número de IFs em análise, que originalmente era de 987, passou para 976.

### **3.2.2 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 do tamanho da amostra.

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 risco de crédito em curso normal, cinco classificações. Embora as operações de crédito pudessem ser agrupadas em até

4.880 subgrupos, foram obtidos 3.609 subgrupos, pois algumas IFs não possuíam cinco classificações de risco distintas para operações em curso normal.<sup>5</sup>

Encontrados os subgrupos, foi realizado o cálculo do tamanho necessário de cada subamostra. Para esse propósito, foi utilizada a equação citada por Mason *et al.* (1999, p. 292) para amostras de proporções de populações infinitas:

$$n = p(1 - p)\left(\frac{z}{E}\right)^2$$

Onde:

- $n$  é o tamanho da subamostra;
- $p$  é uma estimativa da proporção populacional que possui o atributo de interesse. No estudo realizado, o atributo de interesse é a migração da operação de uma situação de curso normal para curso anormal após doze meses;
- $z$  é o nível de confiança desejado;
- $E$  é o erro máximo admitido.

Como não foi encontrado nenhum estudo prévio que fornecesse uma estimativa do valor  $p$  para cada um dos subgrupos, considerou-se  $p = 0,5$  pois esse valor maximiza a variância da população e conduz ao valor mais conservador de  $n$ , garantindo assim o cumprimento da precisão fixada (NEWBOLD, 1991 *apud* VICENTE *et al.*, 2001, p. 100). Já para o nível de confiança  $z$ , foi estabelecido o valor de 95% e, para o erro máximo admitido  $E$ , o valor de 3,5%.

Finalmente, considerando que o tamanho de cada subgrupo da população é finito, o tamanho da subamostra de cada subgrupo foi ajustado pelo fator de correção mencionado por Vicente *et al.* (2001, p. 100), qual seja:

$$\frac{n}{1 + n/N_i}$$

---

<sup>5</sup> Detalhes sobre o conceito de operações em curso normal, anormal e sobre a escolha do período de doze meses encontram-se no item 3.3 que trata da operacionalização do cálculo da AUROC.

Onde:

- $n$  é o tamanho da subamostra obtido pela equação que considera populações infinitas;
- $N_i$  é o número de observações do  $i$ ésimo subgrupo da população.

Aplicando os procedimentos descritos, é obtida uma amostra com 488.318 operações de crédito, ou seja, aproximadamente 3,4% da população original.

A redução do número de operações por IF ocorreu de forma diretamente proporcional à quantidade inicial de operações por IF. A Tabela 2 exemplifica o ocorrido. Nela se percebe 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 2, a de código 405, foram selecionadas 78,7% das operações.

**Tabela 2 – Exemplificação da amostragem por IF**

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

### **3.3 Operacionalização do cálculo da AUROC**

Após a obtenção da amostra, foram realizadas as estimativas das AUROCs de cada IF e os 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 essas estimações e testes de hipóteses, é necessário que sejam estabelecidos os conceitos de operações em curso normal e anormal – ou *non-default* e *default* – e que seja definido 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 Basileia no contexto brasileiro. Além desses 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 Basileia, destaca que: “Devido à definição de 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 ressaltar 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 disso, 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 [...]”.<sup>6</sup>

Posto isso, foram utilizadas as informações do SCR referentes às datas de publicação de balanços disponíveis mais recentes observado um horizonte de tempo de doze meses, quais foram, 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

---

<sup>6</sup> “PD estimates must be the long-run average of one-year default rates for borrowers in the grade [...]”.

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 nove operações em cada um dos possíveis estados da operação, quais sejam, curso normal e curso anormal na data-base de dezembro de 2006.

Esse critério reduziu significativamente o número de IFs do estudo, que passou de 976 para 271. Todavia, a representatividade dessas 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 do que nove 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.<sup>7</sup>

Selecionadas as IFs com um mínimo de nove 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”.<sup>8</sup>

Em uma análise inicial dos valores de AUROC encontrados, dez casos foram classificados como *outliers*. Segundo Hair *et al.* (1998, p. 64): “*Outliers* são observações com uma combinação única de características que as identificam claramente como diferentes das outras observações”. Ainda segundo esses mesmos autores (1998, p. 66): “Após os *outliers* terem sido identificados, analisados, e

---

<sup>7</sup> Dados do relatório “50 Maiores Bancos e o Consolidado do Sistema Financeiro Nacional” para a data-base de dezembro de 2005, disponibilizado pelo BC em seu *site* na Internet, mostram que as cinquenta maiores instituições, ou seja, somente 2,6% das 1.898 instituições existentes naquela data, eram responsáveis por 80,0% do volume total de créditos do SFN.

<sup>8</sup> No Apêndice 1 deste estudo, é possível conferir os valores encontrados para as variáveis.

categorizados, o pesquisador deve decidir a respeito da retenção ou exclusão de cada um.”<sup>9, 10</sup>

A característica peculiar desses dez 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 significa 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.

### **3.4 Procedimentos estatísticos empregados**

#### **3.4.1 Relação entre tipo de controle da IF e poder discriminante**

Para verificar se existe relação entre o tipo de controle das IFs e o poder discriminante de seus sistemas de classificação de risco 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 a variável “Tipo de Controle” é uma variável nominal categorizada que classifica as IFs segundo as seguintes categorias estabelecidas pelo BC: pública, privada nacional e privada estrangeira.

#### **3.4.2 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

---

<sup>9</sup> “Outliers are observations with a unique combination of characteristics identifiable as distinctly different from the other observations”.

<sup>10</sup> “After the outliers have been identified, profiled, and categorized, the researcher must decide on the retention or deletion of each one”.

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.

Nessa análise, a variável que identifica a existência de um sistema com poder discriminante continua sendo a variável dicotômica “AUROC = 0,5”.

Entretanto, para utilizar as variáveis explicativas, é necessário que inicialmente sejam realizados alguns procedimentos preliminares. A variável que classifica as IFs em função do porte necessita ser criada, pois esse tipo de classificação não existe no SCR. Já a variável que realiza a classificação das IFs em função do tipo necessita ser transformada, para que os pressupostos do teste do Qui-quadrado sejam atendidos.

### 3.4.2.1 Criação da variável “Porte da IF”

As informações fornecidas pelo BC não trazem nenhuma variável específica que classifique as IFs em função de seu porte. Sendo assim, utilizando o número original de operações de crédito por IF informado pelo BC, foi criada uma variável chamada “Porte da IF”, com quatro categorias distintas: grande, média, pequena e micro.

Para realizar essa categorização, foi utilizado o método de Dalenius-Hodges (*cf.* DALENIUS; HODGES, 1957), que procura agrupar uma 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. Nesse caso, a característica observada foi o número de operações de crédito por IF. A Tabela 3 apresenta o resultado obtido com a aplicação do método.

**Tabela 3 – Classificação por porte das IFs**

<b>Porte da IF</b>	<b>Número de IFs</b>	<b>Maior Número de Operações por IF</b>	<b>Menor Número de Operações por IF</b>
Grande	26	2.386.751	52.575
Médio	28	48.890	11.013
Pequeno	115	9.324	1.115
Micro	91	1.086	52

### 3.4.2.2 Transformação da variável “Tipo de IF”

As 261 IFs cujos valores das AUROCs foram estimados estão distribuídas em dez diferentes classificações de tipos atribuídas pelo BC, conforme disposto na Tabela 4.<sup>11</sup>

**Tabela 4 – Distribuição de tipos de IFs**

<b>Tipo de IF</b>	<b>Quantidade</b>
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
<b>Total</b>	<b>261</b>

Porém, a classificação original dos tipos de IFs não permite que os pressupostos do teste do Qui-quadrado sejam atendidos. Isso 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 esse inconveniente é a transformação da variável “Tipo de IF” em uma variável com um número menor de categorias mais abrangentes. 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 5 apresenta a forma como foi realizada essa transformação.

---

<sup>11</sup> O Banco do Brasil (BB), a Caixa Econômica Federal (CEF) e o Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) possuem classificações exclusivas no BC. Sendo assim, para que essas 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 5 – Transformação da variável “Tipo de IF”**

<b>Tipo de IF</b>	<b>Quantidade</b>	<b>Tipo de IF – Transformado</b>	<b>Quantidade</b>
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		
<b>Total</b>	<b>261</b>	<b>Total</b>	<b>261</b>

### **3.4.3 A associação entre as variáveis “Porte da IF” e “Tipo de IF”**

Devido à regulamentação bancária existente, espera-se que exista uma associação entre as variáveis “Porte da IF” e “Tipo de IF”. A existência dessa 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 BC, que, entre 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, 1999a).

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 dessas mesmas variáveis no poder discriminante dos sistemas de classificação das IFs. A técnica utilizada para esse propósito é a análise de variância univariada (ANOVA) para dois fatores.

## 4 Resultados

As técnicas estatísticas utilizadas no estudo foram aplicadas em um conjunto de variáveis criadas segundo os procedimentos descritos anteriormente. O Apêndice 1 deste estudo apresenta as variáveis utilizadas nos testes do Qui-quadrado e da ANOVA executados com o auxílio do software SPSS v. 15.

Antes de iniciar a verificação de relações entre variáveis, é importante observar se a definição de *default* utilizada no estudo produz um resultado de lógica satisfatória. A Tabela 6 mostra que sim, pois observa-se que a proporção de operações em situação de *default* aumenta conforme piora a classificação de risco. Mais ainda, os percentuais de *default* observados diferem significativamente dos percentuais esperados, indício de relação entre ocorrência de *default* e classificação de risco.<sup>12</sup>

Tabela 6 – *Default* por classificação de risco

Classificação de Risco em 2005	Contagem	Defaults ( D )	Total ( T )	D/T
AA	Observada	505,0	32.183,0	1,57%
	Esperada	2.046,8	32.183,0	6,36%
A	Observada	2.542,0	109.612,0	2,32%
	Esperada	6.971,1	109.612,0	6,36%
B	Observada	3.443,0	66.863,0	5,15%
	Esperada	4.252,3	66.863,0	6,36%
C	Observada	5.147,0	52.171,0	9,87%
	Esperada	3.318,0	52.171,0	6,36%
D	Observada	7.057,0	33.112,0	21,31%
	Esperada	2.105,9	33.112,0	6,36%
<b>Total</b>	<b>Observada</b>	<b>18.694,0</b>	<b>293.941,0</b>	<b>6,36%</b>

### 4.1 Tipo de controle da IF e poder discriminante

Conforme pode ser observado na Tabela 7, 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

---

<sup>12</sup> Na hipótese de a classificação de risco não influir nas ocorrências de *defaults*, espera-se que o número de *defaults* em cada classificação de risco seja proporcional ao total de *defaults* observados. Em outras palavras, o percentual esperado de *defaults* para cada classificação de risco é igual ao percentual total de *defaults* observados.

ocorrências de casos em que o sistema de classificação de risco de crédito de uma IF não apresenta poder discriminante não são influenciadas pelo tipo de controle das IFs.

**Tabela 7 – 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 <sup>a</sup>	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.

De fato, observando a Tabela 8, 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 8 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 25,5%, não se pode rejeitar a hipótese nula de que o sistema não possui poder discriminante.

**Tabela 8 – 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	

A Tabela 8 também mostra que todos os pressupostos do teste do Qui-quadrado foram atendidos, pois não existe sequer uma célula com valor esperado inferior a 5. Posto isso,

pode-se afirmar que não há evidências de relação entre tipo de controle da IF e poder discriminante.

## 4.2 Porte, tipo de IF e poder discriminante

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

A Tabela 9 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.<sup>13</sup>

**Tabela 9 – 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 <sup>a</sup>	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.

O resultado do teste é corroborado pelos valores apresentados na Tabela 10. Nessa tabela, pode ser observado que o número de ocorrências de IFs de grande, médio e pequeno porte em que não se rejeita a hipótese nula de sistemas de classificação sem poder discriminante, “AUROC = 0,5” = 0, é significativamente menor que o valor esperado. Situação oposta ocorre com as IFs de micro porte.

<sup>13</sup> Não é possível obter um valor de significância igual a zero no teste do Qui-quadrado. Contudo, quando esse valor é extremamente pequeno, a configuração padrão do SPSS v. 15.0 arredonda o valor para 0,000.

**Tabela 10 – 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

Também na Tabela 10 não se verifica nenhuma célula com valor esperado inferior a 5, o que garante a observância dos pressupostos do teste.

**4.2.2 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 a hipótese nula de que essas variáveis são independentes, uma vez que o nível de significância observado na Tabela 11 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 11 – Teste do Qui-quadrado entre “Tipo de IF – Transformado” e “AUROC = 0,5”**

Chi-Square				
		Value	df	Asymp. Sig. (2-sided)
Pearson	Chi-	82,20 <sup>a</sup>	4	,00
Likelihood		105,68	4	,00
N of Valid		26		

a. 0 cells (.0%) have expected count less than minimum expected count is

Observando a Tabela 12, 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 12 – 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	

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

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

Conforme expectativa antecipada no item 3.6.3, 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 essas variáveis rejeita a hipótese nula de que elas são independentes.

**Tabela 13 – 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 <sup>a</sup>	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.

Analisando a diferença entre os valores observados e esperados da Tabela 14, 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 nenhuma tendência clara em relação ao porte.

**Tabela 14 – 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

Ainda observando a Tabela 14, 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.

#### **4.2.4 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 15 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 15 – ANOVA – Teste de Levene**

<b>Levene's Test of Equality of Error Variancês</b>			
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

Já a Tabela 16 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.

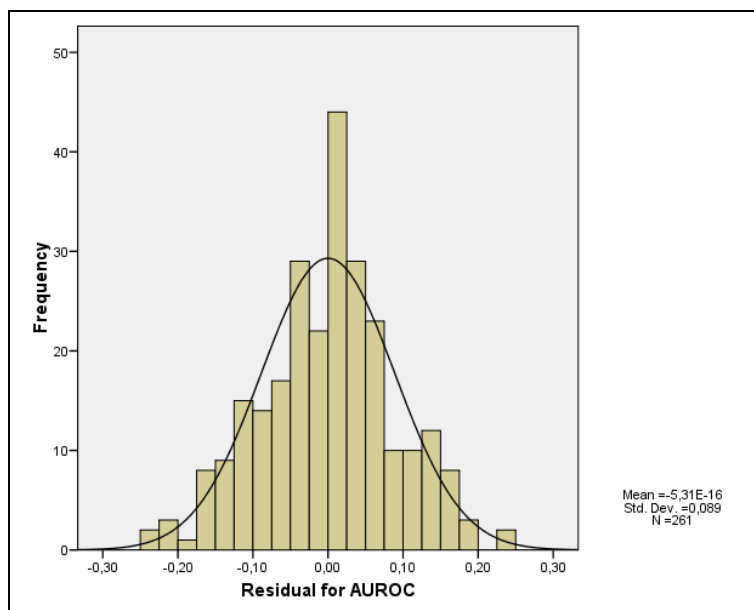
O Gráfico 3 possibilita visualizar a aproximação da distribuição de frequência dos resíduos à distribuição teórica de uma curva normal.

**Tabela 16 – Teste de normalidade dos resíduos da ANOVA**

<b>One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test</b>		
		Residual for AUROC
N		261
Normal Parameters <sup>a,b</sup>	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.



**Gráfico 3 – Distribuição dos resíduos da ANOVA**

A Tabela 17 mostra que, na ANOVA realizada, o único fator significativo a 0,05 é o “Porte da IF”. Também pode ser verificado na tabela que o poder observado para esse 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 17 – 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 <sup>a</sup>
Corrected Model	,314 <sup>b</sup>	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)

Nas estatísticas descritivas apresentadas na Tabela 18, 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 18 – 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

Para verificar diferenças significantes de médias entre as categorias da variável “Porte da IF”, são aplicados os testes de Tukey HDS e de Scheffé, os dois mais utilizados na comparação múltipla de médias (MAROCO, 2003, p. 136). Na Tabela 19, é possível observar que não existe diferença significativa entre médias dos grupos de IFs de pequeno, médio de grande porte. Todos esses 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.

**Tabela 19 – Comparação múltipla de médias – Testes de Tukey HSD e Scheffé**

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

## 5 Conclusões

O objetivo 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 foi atingido.

A ampla variedade existente de sistemas de classificação de risco de crédito não foi um fator impeditivo na execução do estudo, pois o mecanismo de validação de poder discriminante utilizado, o ROC, independe do sistema de classificação.

A utilização do método ROC de validação do poder discriminante dos sistemas das IFs mostrou que, no período compreendido entre dezembro de 2005 e dezembro de 2006, cerca de 80% das IFs pesquisadas possuíam sistemas de classificação de risco de crédito com poder discriminante.

Além disso, as técnicas estatísticas empregadas mostraram 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 esse último fator mostrou-se diretamente relacionado com o poder discriminante.

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 na execução das atividades necessárias à implementação do Novo Acordo no Brasil.

Também é digno de nota ressaltar 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 dessas 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 60% dessas IFs, 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. Nesse 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 segmento que, conseqüentemente, traria um prejuízo duradouro à imagem desse 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, como por exemplo..., que induzem à execução de novos estudos, com o propósito de explicar o porquê do panorama encontrado e o significado desse panorama na avaliação da estabilidade do SFN.

## **5.1 Considerações finais**

Cabe reconhecer que os resultados deste estudo estão sujeitos às limitações inerentes à metodologia utilizada. Dentre essas limitações, destacam-se as seguintes:

- 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 item que trata da validação de modelos de classificação de risco de crédito, é importante frisar mais uma vez que a validação do poder discriminante é apenas uma parte do processo de validação de um sistema. Assim, a validação do poder discriminante é uma condição necessária, mas não suficiente, para validar o sistema de classificação 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.

## Bibliografia

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.

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 17<sup>th</sup> 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.

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

CHIANAMEA, Dante Ricardo. **Basileia 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](http://www.eco.unicamp.br/asp-scripts/boletim_ceri/boletim/boletim8/06_DANTE.pdf)>. Acesso em: 13/5/2007.

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&ASS=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&ASS=RESOLUCAO+2.682>>. Acesso em 7/12/2007.

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.

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.l.], v. 16, n. 1, p. 82-86, 2003. Disponível em: <[www-m4.ma.tum.de/pers/tasche/testing.pdf](http://www-m4.ma.tum.de/pers/tasche/testing.pdf)> Acesso em: 31/5/2007.

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.

GOUVÊA, Maria Aparecida; GOLÇALVES, Eric Bacconi. Análise de risco de crédito com o uso de modelos de redes neurais a 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](http://www.ead.fea.usp.br/Semead/9semead/resultado_semead/trabalhosPDF/106.pdf)>. Acesso em 26/11/2007.

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

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.

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](http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=871213)> Acesso em: 15/5/2007.

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%9Fluthesis.pdf>>. Acesso em: 21/5/2007.

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.

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.

MASON, Robert Deward *et al.* **Statistical Techniques in Business and Economics**. 10. ed. [S.I.]: Irwin McGraw-Hill, 1999.

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.

SCHETCHMAN, Ricardo *et al.* Aferindo o poder discriminatório dos modelos de classificação de risco de crédito. *In: Semana da Contabilidade*, 10. Brasília, 2004. Disponível em: < <http://www4.bcb.gov.br/?CONTABIL10>>. Acesso em: 21/5/2007.

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.

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: 21/5/2007.

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

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](http://www.jcic.org.tw/publish_eng.htm)>. Acesso em: 12/5/2007.

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 19/5/2007.

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

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

## 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

# Banco Central do Brasil

## Trabalhos para Discussão

*Os Trabalhos para Discussão podem ser acessados na internet, no formato PDF, no endereço: <http://www.bc.gov.br>*

## Working Paper Series

*Working Papers in PDF format can be downloaded from: <http://www.bc.gov.br>*

- |           |   |          |
|-----------|---|----------|
| <b>1</b>  | <b>Implementing Inflation Targeting in Brazil</b><br><i>Joel Bogdanski, Alexandre Antonio Tombini and Sérgio Ribeiro da Costa Werlang</i>   | Jul/2000 |
| <b>2</b>  | <b>Política Monetária e Supervisão do Sistema Financeiro Nacional no Banco Central do Brasil</b><br><i>Eduardo Lundberg</i>   | Jul/2000 |
|           | <b>Monetary Policy and Banking Supervision Functions on the Central Bank</b><br><i>Eduardo Lundberg</i>   | Jul/2000 |
| <b>3</b>  | <b>Private Sector Participation: a Theoretical Justification of the Brazilian Position</b><br><i>Sérgio Ribeiro da Costa Werlang</i>  | Jul/2000 |
| <b>4</b>  | <b>An Information Theory Approach to the Aggregation of Log-Linear Models</b><br><i>Pedro H. Albuquerque</i>  | Jul/2000 |
| <b>5</b>  | <b>The Pass-Through from Depreciation to Inflation: a Panel Study</b><br><i>Ilan Goldfajn and Sérgio Ribeiro da Costa Werlang</i>   | Jul/2000 |
| <b>6</b>  | <b>Optimal Interest Rate Rules in Inflation Targeting Frameworks</b><br><i>José Alvaro Rodrigues Neto, Fabio Araújo and Marta Baltar J. Moreira</i>   | Jul/2000 |
| <b>7</b>  | <b>Leading Indicators of Inflation for Brazil</b><br><i>Marcelle Chauvet</i>  | Sep/2000 |
| <b>8</b>  | <b>The Correlation Matrix of the Brazilian Central Bank's Standard Model for Interest Rate Market Risk</b><br><i>José Alvaro Rodrigues Neto</i>   | Sep/2000 |
| <b>9</b>  | <b>Estimating Exchange Market Pressure and Intervention Activity</b><br><i>Emanuel-Werner Kohlscheen</i>  | Nov/2000 |
| <b>10</b> | <b>Análise do Financiamento Externo a uma Pequena Economia<br/>Aplicação da Teoria do Prêmio Monetário ao Caso Brasileiro: 1991–1998</b><br><i>Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo e Renato Galvão Flôres Júnior</i> | Mar/2001 |
| <b>11</b> | <b>A Note on the Efficient Estimation of Inflation in Brazil</b><br><i>Michael F. Bryan and Stephen G. Cecchetti</i>  | Mar/2001 |
| <b>12</b> | <b>A Test of Competition in Brazilian Banking</b><br><i>Márcio I. Nakane</i>  | Mar/2001 |

<b>13</b>	<b>Modelos de Previsão de Insolvência Bancária no Brasil</b> <i>Marcio Magalhães Janot</i>	Mar/2001
<b>14</b>	<b>Evaluating Core Inflation Measures for Brazil</b> <i>Francisco Marcos Rodrigues Figueiredo</i>	Mar/2001
<b>15</b>	<b>Is It Worth Tracking Dollar/Real Implied Volatility?</b> <i>Sandro Canesso de Andrade and Benjamin Miranda Tabak</i>	Mar/2001
<b>16</b>	<b>Avaliação das Projeções do Modelo Estrutural do Banco Central do Brasil para a Taxa de Variação do IPCA</b> <i>Sergio Afonso Lago Alves</i>	Mar/2001
	<b>Evaluation of the Central Bank of Brazil Structural Model's Inflation Forecasts in an Inflation Targeting Framework</b> <i>Sergio Afonso Lago Alves</i>	Jul/2001
<b>17</b>	<b>Estimando o Produto Potencial Brasileiro: uma Abordagem de Função de Produção</b> <i>Tito Nícias Teixeira da Silva Filho</i>	Abr/2001
	<b>Estimating Brazilian Potential Output: a Production Function Approach</b> <i>Tito Nícias Teixeira da Silva Filho</i>	Aug/2002
<b>18</b>	<b>A Simple Model for Inflation Targeting in Brazil</b> <i>Paulo Springer de Freitas and Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Apr/2001
<b>19</b>	<b>Uncovered Interest Parity with Fundamentals: a Brazilian Exchange Rate Forecast Model</b> <i>Marcelo Kfoury Muinhos, Paulo Springer de Freitas and Fabio Araújo</i>	May/2001
<b>20</b>	<b>Credit Channel without the LM Curve</b> <i>Victorio Y. T. Chu and Márcio I. Nakane</i>	May/2001
<b>21</b>	<b>Os Impactos Econômicos da CPMF: Teoria e Evidência</b> <i>Pedro H. Albuquerque</i>	Jun/2001
<b>22</b>	<b>Decentralized Portfolio Management</b> <i>Paulo Coutinho and Benjamin Miranda Tabak</i>	Jun/2001
<b>23</b>	<b>Os Efeitos da CPMF sobre a Intermediação Financeira</b> <i>Sérgio Mikio Koyama e Márcio I. Nakane</i>	Jul/2001
<b>24</b>	<b>Inflation Targeting in Brazil: Shocks, Backward-Looking Prices, and IMF Conditionality</b> <i>Joel Bogdanski, Paulo Springer de Freitas, Ilan Goldfajn and Alexandre Antonio Tombini</i>	Aug/2001
<b>25</b>	<b>Inflation Targeting in Brazil: Reviewing Two Years of Monetary Policy 1999/00</b> <i>Pedro Fachada</i>	Aug/2001
<b>26</b>	<b>Inflation Targeting in an Open Financially Integrated Emerging Economy: the Case of Brazil</b> <i>Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Aug/2001
<b>27</b>	<b>Complementaridade e Fungibilidade dos Fluxos de Capitais Internacionais</b> <i>Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo e Renato Galvão Flôres Júnior</i>	Set/2001

28	<b>Regras Monetárias e Dinâmica Macroeconômica no Brasil: uma Abordagem de Expectativas Racionais</b> <i>Marco Antonio Bonomo e Ricardo D. Brito</i>	Nov/2001
29	<b>Using a Money Demand Model to Evaluate Monetary Policies in Brazil</b> <i>Pedro H. Albuquerque and Solange Gouvêa</i>	Nov/2001
30	<b>Testing the Expectations Hypothesis in the Brazilian Term Structure of Interest Rates</b> <i>Benjamin Miranda Tabak and Sandro Canesso de Andrade</i>	Nov/2001
31	<b>Algumas Considerações sobre a Sazonalidade no IPCA</b> <i>Francisco Marcos R. Figueiredo e Roberta Blass Staub</i>	Nov/2001
32	<b>Crises Cambiais e Ataques Especulativos no Brasil</b> <i>Mauro Costa Miranda</i>	Nov/2001
33	<b>Monetary Policy and Inflation in Brazil (1975-2000): a VAR Estimation</b> <i>André Minella</i>	Nov/2001
34	<b>Constrained Discretion and Collective Action Problems: Reflections on the Resolution of International Financial Crises</b> <i>Arminio Fraga and Daniel Luiz Gleizer</i>	Nov/2001
35	<b>Uma Definição Operacional de Estabilidade de Preços</b> <i>Tito Nícias Teixeira da Silva Filho</i>	Dez/2001
36	<b>Can Emerging Markets Float? Should They Inflation Target?</b> <i>Barry Eichengreen</i>	Feb/2002
37	<b>Monetary Policy in Brazil: Remarks on the Inflation Targeting Regime, Public Debt Management and Open Market Operations</b> <i>Luiz Fernando Figueiredo, Pedro Fachada and Sérgio Goldenstein</i>	Mar/2002
38	<b>Volatilidade Implícita e Antecipação de Eventos de Stress: um Teste para o Mercado Brasileiro</b> <i>Frederico Pechir Gomes</i>	Mar/2002
39	<b>Opções sobre Dólar Comercial e Expectativas a Respeito do Comportamento da Taxa de Câmbio</b> <i>Paulo Castor de Castro</i>	Mar/2002
40	<b>Speculative Attacks on Debts, Dollarization and Optimum Currency Areas</b> <i>Aloisio Araujo and Márcia Leon</i>	Apr/2002
41	<b>Mudanças de Regime no Câmbio Brasileiro</b> <i>Carlos Hamilton V. Araújo e Getúlio B. da Silveira Filho</i>	Jun/2002
42	<b>Modelo Estrutural com Setor Externo: Endogenização do Prêmio de Risco e do Câmbio</b> <i>Marcelo Kfoury Muinhos, Sérgio Afonso Lago Alves e Gil Riella</i>	Jun/2002
43	<b>The Effects of the Brazilian ADRs Program on Domestic Market Efficiency</b> <i>Benjamin Miranda Tabak and Eduardo José Araújo Lima</i>	Jun/2002

<b>44</b>	<b>Estrutura Competitiva, Produtividade Industrial e Liberação Comercial no Brasil</b> <i>Pedro Cavalcanti Ferreira e Osmani Teixeira de Carvalho Guillén</i>	Jun/2002
<b>45</b>	<b>Optimal Monetary Policy, Gains from Commitment, and Inflation Persistence</b> <i>André Minella</i>	Aug/2002
<b>46</b>	<b>The Determinants of Bank Interest Spread in Brazil</b> <i>Tarsila Segalla Afanasieff, Priscilla Maria Villa Lhacer and Márcio I. Nakane</i>	Aug/2002
<b>47</b>	<b>Indicadores Derivados de Agregados Monetários</b> <i>Fernando de Aquino Fonseca Neto e José Albuquerque Júnior</i>	Set/2002
<b>48</b>	<b>Should Government Smooth Exchange Rate Risk?</b> <i>Ilan Goldfajn and Marcos Antonio Silveira</i>	Sep/2002
<b>49</b>	<b>Desenvolvimento do Sistema Financeiro e Crescimento Econômico no Brasil: Evidências de Causalidade</b> <i>Orlando Carneiro de Matos</i>	Set/2002
<b>50</b>	<b>Macroeconomic Coordination and Inflation Targeting in a Two-Country Model</b> <i>Eui Jung Chang, Marcelo Kfoury Muinhos and Joaúlio Rodolpho Teixeira</i>	Sep/2002
<b>51</b>	<b>Credit Channel with Sovereign Credit Risk: an Empirical Test</b> <i>Victorio Yi Tson Chu</i>	Sep/2002
<b>52</b>	<b>Generalized Hyperbolic Distributions and Brazilian Data</b> <i>José Fajardo and Aquiles Farias</i>	Sep/2002
<b>53</b>	<b>Inflation Targeting in Brazil: Lessons and Challenges</b> <i>André Minella, Paulo Springer de Freitas, Ilan Goldfajn and Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Nov/2002
<b>54</b>	<b>Stock Returns and Volatility</b> <i>Benjamin Miranda Tabak and Solange Maria Guerra</i>	Nov/2002
<b>55</b>	<b>Componentes de Curto e Longo Prazo das Taxas de Juros no Brasil</b> <i>Carlos Hamilton Vasconcelos Araújo e Osmani Teixeira de Carvalho de Guillén</i>	Nov/2002
<b>56</b>	<b>Causality and Cointegration in Stock Markets: the Case of Latin America</b> <i>Benjamin Miranda Tabak and Eduardo José Araújo Lima</i>	Dec/2002
<b>57</b>	<b>As Leis de Falência: uma Abordagem Econômica</b> <i>Aloisio Araujo</i>	Dez/2002
<b>58</b>	<b>The Random Walk Hypothesis and the Behavior of Foreign Capital Portfolio Flows: the Brazilian Stock Market Case</b> <i>Benjamin Miranda Tabak</i>	Dec/2002
<b>59</b>	<b>Os Preços Administrados e a Inflação no Brasil</b> <i>Francisco Marcos R. Figueiredo e Thaís Porto Ferreira</i>	Dez/2002
<b>60</b>	<b>Delegated Portfolio Management</b> <i>Paulo Coutinho and Benjamin Miranda Tabak</i>	Dec/2002

<b>61</b>	<b>O Uso de Dados de Alta Frequência na Estimação da Volatilidade e do Valor em Risco para o Ibovespa</b> <i>João Maurício de Souza Moreira e Eduardo Facó Lemgruber</i>	Dez/2002
<b>62</b>	<b>Taxa de Juros e Concentração Bancária no Brasil</b> <i>Eduardo Kiyoshi Tonooka e Sérgio Mikio Koyama</i>	Fev/2003
<b>63</b>	<b>Optimal Monetary Rules: the Case of Brazil</b> <i>Charles Lima de Almeida, Marco Aurélio Peres, Geraldo da Silva e Souza and Benjamin Miranda Tabak</i>	Fev/2003
<b>64</b>	<b>Medium-Size Macroeconomic Model for the Brazilian Economy</b> <i>Marcelo Kfoury Muinhos and Sergio Afonso Lago Alves</i>	Fev/2003
<b>65</b>	<b>On the Information Content of Oil Future Prices</b> <i>Benjamin Miranda Tabak</i>	Fev/2003
<b>66</b>	<b>A Taxa de Juros de Equilíbrio: uma Abordagem Múltipla</b> <i>Pedro Calhman de Miranda e Marcelo Kfoury Muinhos</i>	Fev/2003
<b>67</b>	<b>Avaliação de Métodos de Cálculo de Exigência de Capital para Risco de Mercado de Carteiras de Ações no Brasil</b> <i>Gustavo S. Araújo, João Maurício S. Moreira e Ricardo S. Maia Clemente</i>	Fev/2003
<b>68</b>	<b>Real Balances in the Utility Function: Evidence for Brazil</b> <i>Leonardo Soriano de Alencar and Márcio I. Nakane</i>	Fev/2003
<b>69</b>	<b>r-filters: a Hodrick-Prescott Filter Generalization</b> <i>Fabio Araújo, Marta Baltar Moreira Areosa and José Alvaro Rodrigues Neto</i>	Fev/2003
<b>70</b>	<b>Monetary Policy Surprises and the Brazilian Term Structure of Interest Rates</b> <i>Benjamin Miranda Tabak</i>	Fev/2003
<b>71</b>	<b>On Shadow-Prices of Banks in Real-Time Gross Settlement Systems</b> <i>Rodrigo Penaloza</i>	Apr/2003
<b>72</b>	<b>O Prêmio pela Maturidade na Estrutura a Termo das Taxas de Juros Brasileiras</b> <i>Ricardo Dias de Oliveira Brito, Angelo J. Mont'Alverne Duarte e Osmani Teixeira de C. Guillen</i>	Maio/2003
<b>73</b>	<b>Análise de Componentes Principais de Dados Funcionais – uma Aplicação às Estruturas a Termo de Taxas de Juros</b> <i>Getúlio Borges da Silveira e Octavio Bessada</i>	Maio/2003
<b>74</b>	<b>Aplicação do Modelo de Black, Derman &amp; Toy à Precificação de Opções Sobre Títulos de Renda Fixa</b> <i>Octavio Manuel Bessada Lion, Carlos Alberto Nunes Cosenza e César das Neves</i>	Maio/2003
<b>75</b>	<b>Brazil's Financial System: Resilience to Shocks, no Currency Substitution, but Struggling to Promote Growth</b> <i>Ilan Goldfajn, Katherine Hennings and Helio Mori</i>	Jun/2003

- 76 **Inflation Targeting in Emerging Market Economies** Jun/2003  
*Arminio Fraga, Ilan Goldfajn and André Minella*
- 77 **Inflation Targeting in Brazil: Constructing Credibility under Exchange Rate Volatility** Jul/2003  
*André Minella, Paulo Springer de Freitas, Ilan Goldfajn and Marcelo Kfoury Muinhos*
- 78 **Contornando os Pressupostos de Black & Scholes: Aplicação do Modelo de Precificação de Opções de Duan no Mercado Brasileiro** Out/2003  
*Gustavo Silva Araújo, Claudio Henrique da Silveira Barbedo, Antonio Carlos Figueiredo, Eduardo Facó Lemgruber*
- 79 **Inclusão do Decaimento Temporal na Metodologia Delta-Gama para o Cálculo do VaR de Carteiras Compradas em Opções no Brasil** Out/2003  
*Claudio Henrique da Silveira Barbedo, Gustavo Silva Araújo, Eduardo Facó Lemgruber*
- 80 **Diferenças e Semelhanças entre Países da América Latina: uma Análise de Markov Switching para os Ciclos Econômicos de Brasil e Argentina** Out/2003  
*Arnildo da Silva Correa*
- 81 **Bank Competition, Agency Costs and the Performance of the Monetary Policy** Jan/2004  
*Leonardo Soriano de Alencar and Márcio I. Nakane*
- 82 **Carteiras de Opções: Avaliação de Metodologias de Exigência de Capital no Mercado Brasileiro** Mar/2004  
*Cláudio Henrique da Silveira Barbedo e Gustavo Silva Araújo*
- 83 **Does Inflation Targeting Reduce Inflation? An Analysis for the OECD Industrial Countries** May/2004  
*Thomas Y. Wu*
- 84 **Speculative Attacks on Debts and Optimum Currency Area: a Welfare Analysis** May/2004  
*Aloisio Araujo and Marcia Leon*
- 85 **Risk Premia for Emerging Markets Bonds: Evidence from Brazilian Government Debt, 1996-2002** May/2004  
*André Soares Loureiro and Fernando de Holanda Barbosa*
- 86 **Identificação do Fator Estocástico de Descontos e Algumas Implicações sobre Testes de Modelos de Consumo** Maio/2004  
*Fabio Araujo e João Victor Issler*
- 87 **Mercado de Crédito: uma Análise Econométrica dos Volumes de Crédito Total e Habitacional no Brasil** Dez/2004  
*Ana Carla Abrão Costa*
- 88 **Ciclos Internacionais de Negócios: uma Análise de Mudança de Regime Markoviano para Brasil, Argentina e Estados Unidos** Dez/2004  
*Arnildo da Silva Correa e Ronald Otto Hillbrecht*
- 89 **O Mercado de Hedge Cambial no Brasil: Reação das Instituições Financeiras a Intervenções do Banco Central** Dez/2004  
*Fernando N. de Oliveira*

- 90 Bank Privatization and Productivity: Evidence for Brazil** Dec/2004  
*Márcio I. Nakane and Daniela B. Weintraub*
- 91 Credit Risk Measurement and the Regulation of Bank Capital and Provision Requirements in Brazil – a Corporate Analysis** Dec/2004  
*Ricardo Schechtman, Valéria Salomão Garcia, Sergio Mikio Koyama and Guilherme Cronemberger Parente*
- 92 Steady-State Analysis of an Open Economy General Equilibrium Model for Brazil** Apr/2005  
*Mirta Noemi Sataka Bugarin, Roberto de Goes Ellery Jr., Victor Gomes Silva, Marcelo Kfoury Muinhos*
- 93 Avaliação de Modelos de Cálculo de Exigência de Capital para Risco Cambial** Abr/2005  
*Claudio H. da S. Barbedo, Gustavo S. Araújo, João Maurício S. Moreira e Ricardo S. Maia Clemente*
- 94 Simulação Histórica Filtrada: Incorporação da Volatilidade ao Modelo Histórico de Cálculo de Risco para Ativos Não-Lineares** Abr/2005  
*Claudio Henrique da Silveira Barbedo, Gustavo Silva Araújo e Eduardo Facó Lemgruber*
- 95 Comment on Market Discipline and Monetary Policy by Carl Walsh** Apr/2005  
*Maurício S. Bugarin and Fábria A. de Carvalho*
- 96 O que É Estratégia: uma Abordagem Multiparadigmática para a Disciplina** Ago/2005  
*Anthero de Moraes Meirelles*
- 97 Finance and the Business Cycle: a Kalman Filter Approach with Markov Switching** Aug/2005  
*Ryan A. Compton and Jose Ricardo da Costa e Silva*
- 98 Capital Flows Cycle: Stylized Facts and Empirical Evidences for Emerging Market Economies** Aug/2005  
*Helio Mori e Marcelo Kfoury Muinhos*
- 99 Adequação das Medidas de Valor em Risco na Formulação da Exigência de Capital para Estratégias de Opções no Mercado Brasileiro** Set/2005  
*Gustavo Silva Araújo, Claudio Henrique da Silveira Barbedo, e Eduardo Facó Lemgruber*
- 100 Targets and Inflation Dynamics** Oct/2005  
*Sergio A. L. Alves and Waldyr D. Areosa*
- 101 Comparing Equilibrium Real Interest Rates: Different Approaches to Measure Brazilian Rates** Mar/2006  
*Marcelo Kfoury Muinhos and Márcio I. Nakane*
- 102 Judicial Risk and Credit Market Performance: Micro Evidence from Brazilian Payroll Loans** Apr/2006  
*Ana Carla A. Costa and João M. P. de Mello*
- 103 The Effect of Adverse Supply Shocks on Monetary Policy and Output** Apr/2006  
*Maria da Glória D. S. Araújo, Mirta Bugarin, Marcelo Kfoury Muinhos and Jose Ricardo C. Silva*

- 104 Extração de Informação de Opções Cambiais no Brasil** Abr/2006  
*Eui Jung Chang e Benjamin Miranda Tabak*
- 105 Representing Roommate's Preferences with Symmetric Utilities** Apr/2006  
*José Alvaro Rodrigues Neto*
- 106 Testing Nonlinearities Between Brazilian Exchange Rates and Inflation Volatilities** May/2006  
*Cristiane R. Albuquerque and Marcelo Portugal*
- 107 Demand for Bank Services and Market Power in Brazilian Banking** Jun/2006  
*Márcio I. Nakane, Leonardo S. Alencar and Fabio Kanczuk*
- 108 O Efeito da Consignação em Folha nas Taxas de Juros dos Empréstimos Pessoais** Jun/2006  
*Eduardo A. S. Rodrigues, Victorio Chu, Leonardo S. Alencar e Tony Takeda*
- 109 The Recent Brazilian Disinflation Process and Costs** Jun/2006  
*Alexandre A. Tombini and Sergio A. Lago Alves*
- 110 Fatores de Risco e o Spread Bancário no Brasil** Jul/2006  
*Fernando G. Bignotto e Eduardo Augusto de Souza Rodrigues*
- 111 Avaliação de Modelos de Exigência de Capital para Risco de Mercado do Cupom Cambial** Jul/2006  
*Alan Cosme Rodrigues da Silva, João Maurício de Souza Moreira e Myrian Beatriz Eiras das Neves*
- 112 Interdependence and Contagion: an Analysis of Information Transmission in Latin America's Stock Markets** Jul/2006  
*Angelo Marsiglia Fasolo*
- 113 Investigação da Memória de Longo Prazo da Taxa de Câmbio no Brasil** Ago/2006  
*Sergio Rubens Stancato de Souza, Benjamin Miranda Tabak e Daniel O. Cajueiro*
- 114 The Inequality Channel of Monetary Transmission** Aug/2006  
*Marta Areosa and Waldyr Areosa*
- 115 Myopic Loss Aversion and House-Money Effect Overseas: an Experimental Approach** Sep/2006  
*José L. B. Fernandes, Juan Ignacio Peña and Benjamin M. Tabak*
- 116 Out-Of-The-Money Monte Carlo Simulation Option Pricing: the Joint Use of Importance Sampling and Descriptive Sampling** Sep/2006  
*Jaqueline Terra Moura Marins, Eduardo Saliby and Josete Florencio dos Santos*
- 117 An Analysis of Off-Site Supervision of Banks' Profitability, Risk and Capital Adequacy: a Portfolio Simulation Approach Applied to Brazilian Banks** Sep/2006  
*Theodore M. Barnhill, Marcos R. Souto and Benjamin M. Tabak*
- 118 Contagion, Bankruptcy and Social Welfare Analysis in a Financial Economy with Risk Regulation Constraint** Oct/2006  
*Aloísio P. Araújo and José Valentim M. Vicente*

- 119 **A Central de Risco de Crédito no Brasil: uma Análise de Utilidade de Informação** Out/2006  
*Ricardo Schechtman*
- 120 **Forecasting Interest Rates: an Application for Brazil** Oct/2006  
*Eduardo J. A. Lima, Felipe Ludovice and Benjamin M. Tabak*
- 121 **The Role of Consumer's Risk Aversion on Price Rigidity** Nov/2006  
*Sergio A. Lago Alves and Mirta N. S. Bugarin*
- 122 **Nonlinear Mechanisms of the Exchange Rate Pass-Through: a Phillips Curve Model With Threshold for Brazil** Nov/2006  
*Arnildo da Silva Correa and André Minella*
- 123 **A Neoclassical Analysis of the Brazilian "Lost-Decades"** Nov/2006  
*Flávia Mourão Graminho*
- 124 **The Dynamic Relations between Stock Prices and Exchange Rates: Evidence for Brazil** Nov/2006  
*Benjamin M. Tabak*
- 125 **Herding Behavior by Equity Foreign Investors on Emerging Markets** Dec/2006  
*Barbara Alemanni and José Renato Haas Ornelas*
- 126 **Risk Premium: Insights over the Threshold** Dec/2006  
*José L. B. Fernandes, Augusto Hasman and Juan Ignacio Peña*
- 127 **Uma Investigação Baseada em Reamostragem sobre Requerimentos de Capital para Risco de Crédito no Brasil** Dec/2006  
*Ricardo Schechtman*
- 128 **Term Structure Movements Implicit in Option Prices** Dec/2006  
*Caio Ibsen R. Almeida and José Valentim M. Vicente*
- 129 **Brazil: Taming Inflation Expectations** Jan/2007  
*Afonso S. Bevilaqua, Mário Mesquita and André Minella*
- 130 **The Role of Banks in the Brazilian Interbank Market: Does Bank Type Matter?** Jan/2007  
*Daniel O. Cajueiro and Benjamin M. Tabak*
- 131 **Long-Range Dependence in Exchange Rates: the Case of the European Monetary System** Mar/2007  
*Sergio Rubens Stancato de Souza, Benjamin M. Tabak and Daniel O. Cajueiro*
- 132 **Credit Risk Monte Carlo Simulation Using Simplified Creditmetrics' Model: the Joint Use of Importance Sampling and Descriptive Sampling** Mar/2007  
*Jaqueline Terra Moura Marins and Eduardo Saliby*
- 133 **A New Proposal for Collection and Generation of Information on Financial Institutions' Risk: the Case of Derivatives** Mar/2007  
*Gilneu F. A. Vivan and Benjamin M. Tabak*
- 134 **Amostragem Descritiva no Apreçamento de Opções Europeias através de Simulação Monte Carlo: o Efeito da Dimensionalidade e da Probabilidade de Exercício no Ganho de Precisão** Abr/2007  
*Eduardo Saliby, Sergio Luiz Medeiros Proença de Gouvêa e Jaqueline Terra Moura Marins*

- 135 **Evaluation of Default Risk for the Brazilian Banking Sector** May/2007  
*Marcelo Y. Takami and Benjamin M. Tabak*
- 136 **Identifying Volatility Risk Premium from Fixed Income Asian Options** May/2007  
*Caio Ibsen R. Almeida and José Valentim M. Vicente*
- 137 **Monetary Policy Design under Competing Models of Inflation Persistence** May/2007  
*Solange Gouvea e Abhijit Sen Gupta*
- 138 **Forecasting Exchange Rate Density Using Parametric Models: the Case of Brazil** May/2007  
*Marcos M. Abe, Eui J. Chang and Benjamin M. Tabak*
- 139 **Selection of Optimal Lag Length in Cointegrated VAR Models with Weak Form of Common Cyclical Features** Jun/2007  
*Carlos Enrique Carrasco Gutiérrez, Reinaldo Castro Souza and Osmani Teixeira de Carvalho Guillén*
- 140 **Inflation Targeting, Credibility and Confidence Crises** Aug/2007  
*Rafael Santos and Aloísio Araújo*
- 141 **Forecasting Bonds Yields in the Brazilian Fixed income Market** Aug/2007  
*Jose Vicente and Benjamin M. Tabak*
- 142 **Crises Análise da Coerência de Medidas de Risco no Mercado Brasileiro de Ações e Desenvolvimento de uma Metodologia Híbrida para o Expected Shortfall** Ago/2007  
*Alan Cosme Rodrigues da Silva, Eduardo Facó Lemgruber, José Alberto Rebello Baranowski e Renato da Silva Carvalho*
- 143 **Price Rigidity in Brazil: Evidence from CPI Micro Data** Sep/2007  
*Solange Gouvea*
- 144 **The Effect of Bid-Ask Prices on Brazilian Options Implied Volatility: a Case Study of Telemar Call Options** Oct/2007  
*Claudio Henrique da Silveira Barbedo and Eduardo Facó Lemgruber*
- 145 **The Stability-Concentration Relationship in the Brazilian Banking System** Oct/2007  
*Benjamin Miranda Tabak, Solange Maria Guerra, Eduardo José Araújo Lima and Eui Jung Chang*
- 146 **Movimentos da Estrutura a Termo e Critérios de Minimização do Erro de Previsão em um Modelo Paramétrico Exponencial** Out/2007  
*Caio Almeida, Romeu Gomes, André Leite e José Vicente*
- 147 **Explaining Bank Failures in Brazil: Micro, Macro and Contagion Effects (1994-1998)** Oct/2007  
*Adriana Soares Sales and Maria Eduarda Tannuri-Pianto*
- 148 **Um Modelo de Fatores Latentes com Variáveis Macroeconômicas para a Curva de Cupom Cambial** Out/2007  
*Felipe Pinheiro, Caio Almeida e José Vicente*
- 149 **Joint Validation of Credit Rating PDs under Default Correlation** Oct/2007  
*Ricardo Schechtman*

<b>150</b>	<b>A Probabilistic Approach for Assessing the Significance of Contextual Variables in Nonparametric Frontier Models: an Application for Brazilian Banks</b> <i>Roberta Blass Staub and Geraldo da Silva e Souza</i>	Oct/2007
<b>151</b>	<b>Building Confidence Intervals with Block Bootstraps for the Variance Ratio Test of Predictability</b> <i>Eduardo José Araújo Lima and Benjamin Miranda Tabak</i>	Nov/2007
<b>152</b>	<b>Demand for Foreign Exchange Derivatives in Brazil: Hedge or Speculation?</b> <i>Fernando N. de Oliveira and Walter Novaes</i>	Dec/2007
<b>153</b>	<b>Aplicação da Amostragem por Importância à Simulação de Opções Asiáticas Fora do Dinheiro</b> <i>Jaqueline Terra Moura Marins</i>	Dez/2007
<b>154</b>	<b>Identification of Monetary Policy Shocks in the Brazilian Market for Bank Reserves</b> <i>Adriana Soares Sales and Maria Tannuri-Pianto</i>	Dec/2007
<b>155</b>	<b>Does Curvature Enhance Forecasting?</b> <i>Caio Almeida, Romeu Gomes, André Leite and José Vicente</i>	Dec/2007
<b>156</b>	<b>Escolha do Banco e Demanda por Empréstimos: um Modelo de Decisão em Duas Etapas Aplicado para o Brasil</b> <i>Sérgio Mikio Koyama e Márcio I. Nakane</i>	Dez/2007
<b>157</b>	<b>Is the Investment-Uncertainty Link Really Elusive? The Harmful Effects of Inflation Uncertainty in Brazil</b> <i>Tito Nícias Teixeira da Silva Filho</i>	Jan/2008
<b>158</b>	<b>Characterizing the Brazilian Term Structure of Interest Rates</b> <i>Osmani T. Guillen and Benjamin M. Tabak</i>	Feb/2008
<b>159</b>	<b>Behavior and Effects of Equity Foreign Investors on Emerging Markets</b> <i>Barbara Alemanni and José Renato Haas Ornelas</i>	Feb/2008
<b>160</b>	<b>The Incidence of Reserve Requirements in Brazil: Do Bank Stockholders Share the Burden?</b> <i>Fábia A. de Carvalho and Cyntia F. Azevedo</i>	Feb/2008
<b>161</b>	<b>Evaluating Value-at-Risk Models via Quantile Regressions</b> <i>Wagner P. Gaglianone, Luiz Renato Lima and Oliver Linton</i>	Feb/2008
<b>162</b>	<b>Balance Sheet Effects in Currency Crises: Evidence from Brazil</b> <i>Marcio M. Janot, Márcio G. P. Garcia and Walter Novaes</i>	Apr/2008
<b>163</b>	<b>Searching for the Natural Rate of Unemployment in a Large Relative Price Shocks' Economy: the Brazilian Case</b> <i>Tito Nícias Teixeira da Silva Filho</i>	May/2008
<b>164</b>	<b>Foreign Banks' Entry and Departure: the recent Brazilian experience (1996-2006)</b> <i>Pedro Fachada</i>	Jun/2008
<b>165</b>	<b>Avaliação de Opções de Troca e Opções de Spread Europeias e Americanas</b> <i>Giuliano Carrozza Uzêda Iorio de Souza, Carlos Patrício Samanez e Gustavo Santos Raposo</i>	Jul/2008

**166 Testing Hyperinflation Theories Using the Inflation Tax Curve: a case study**  
*Fernando de Holanda Barbosa and Tito Nícias Teixeira da Silva Filho*

Jul/2008