

# Relatório de Economia Bancária e Crédito



**2009**

# Relatório de Economia Bancária e Crédito



**2009**

# Apresentação

---

Os efeitos da crise internacional repercutiram mais intensamente na economia brasileira a partir de setembro de 2008, em particular com a virtual paralisação do mercado de crédito. Entretanto, em 2009, observou-se retomada do processo de crescimento, com a elevação de 15,2% no saldo das operações de crédito do Sistema Financeiro Nacional (SFN), equivalente a 45% do Produto Interno Bruto (PIB). Esse processo foi, em grande parte, decorrente de medidas anticíclicas adotadas pelo governo federal no intuito de mitigar os efeitos da crise. No que diz respeito à atuação do Banco Central do Brasil (BCB), a estratégia adotada envolveu essencialmente o provimento de liquidez, no intuito de restabelecer a funcionalidade dos mercados. Em 2009, notou-se expansão acentuada (29,1%) do crédito direcionado e aumento da participação dos bancos públicos no total de crédito do SFN, que passou de 36,3% em 2008 para 41,5% em 2009.

Este Relatório apresenta, na parte I (Evolução Recente do Mercado de Crédito e Decomposição do *Spread*), capítulo 1 (“Juros e *Spread* Bancário”), o comportamento recente dos principais indicadores do mercado de crédito, entre os quais constam a evolução de saldos e o comportamento das taxas de empréstimo, bem como a decomposição do *spread*. No capítulo 2 (“Medidas”), apresentam-se as principais medidas adotadas em 2009 no âmbito do crédito e do controle da liquidez e, em anexo, um resumo das medidas sugeridas e adotadas no período.

Na parte II (Estudos Seleccionados), apresenta-se um conjunto de estudos realizados no âmbito do BCB com vistas ao melhor entendimento da conjuntura atual. De uma forma geral, pode-se segmentar esses estudos em dois grandes grupos: um voltado ao entendimento dos efeitos da crise financeira internacional e outro, ao estudo do comportamento do risco de crédito.

No artigo “Crise de 2008 e as Mudanças no Mercado de Crédito”, procura-se entender e avaliar as mudanças ocorridas no mercado de crédito brasileiro após a crise de 2008. Para tanto, o artigo apresenta breve retrospectiva do período 2002/2009, destacando os saldos e juros das modalidades e os agregados de crédito que apresentaram maiores variações. Além disso, foram aplicados testes econométricos, com o propósito de avaliar a hipótese de quebra estrutural no mercado de crédito brasileiro em função da crise. No agregado, os testes indicaram que o saldo total dos créditos direcionados apresentou quebra em setembro de 2008, enquanto o saldo total dos créditos livres, que já vinha em uma trajetória consistente de elevação, não

apresentou quebra estatisticamente significativa. Em relação às taxas de juros, exceto pela modalidade capital de giro, foi observada elevação generalizada, que culminou na redução do volume de concessões de algumas modalidades específicas.

O desdobramento da crise do *subprime* nos Estados Unidos da América (EUA) teve como consequência no Brasil, entre outras, restrição de liquidez no segmento de bancos de pequeno e médio porte. A fim de assegurar a estabilidade do SFN, o BCB tomou algumas medidas, como a redução de recolhimentos compulsórios sobre depósitos bancários. Sob esse contexto, também criou incentivos para que bancos de grande porte direcionassem parte dos seus recolhimentos compulsórios a bancos de menor porte, via compra de carteiras de crédito e aplicações em depósitos interfinanceiros. Tais medidas mostraram-se eficazes e, na ocasião, verificou-se alívio na restrição de liquidez.

O segundo artigo da parte II, “Liberação de Compulsórios, Crédito Bancário e Estabilidade Financeira no Brasil”, teve por objetivo testar se as medidas de liberação do compulsório resultaram em aumento das concessões e do saldo da carteira de crédito. A metodologia de estimação utilizada foi a de diferença em diferenças com dados em painel, considerando os grandes bancos como grupo de tratamento, pois, devido à estrutura dos recolhimentos compulsórios no Brasil, foram esses bancos que receberam a maior parcela dos recursos liberados. Os resultados dos testes mostram que os bancos de grande porte aumentaram significativamente suas concessões no período pós-crise.

O terceiro artigo, “Reverendo os Determinantes das Taxas de Juros de Crédito no Brasil após a Crise de 2008”, analisa os determinantes das taxas de juros bancárias, tanto do ponto de vista macroeconômico quanto das características das instituições financeiras. Foram examinados os determinantes das taxas de empréstimos consolidadas para pessoas físicas e para pessoas jurídicas, e estimou-se o *pass-through* da taxa de política monetária para as taxas de juros de cinco modalidades de empréstimos. Entre os resultados apresentados, cabe destacar que, após a crise de 2008, observou-se aumento da velocidade do *pass-through* nos empréstimos para pessoas jurídicas. Além disso, as estimações oferecem indícios de que a concentração bancária, a falta de capitalização e o grau de ineficiência dos bancos – representada pelo custo total que os bancos incorrem para captar depósitos sobre o volume total desses depósitos – afetam positivamente as taxas de empréstimos.

A partir do quarto artigo da parte II, o Relatório muda o foco para a análise de risco de crédito. Nesse sentido, o quarto artigo, “Testes Macro de Estresse de Risco de Crédito com Foco nas Caudas”, investiga testes macroeconômicos de estresse do risco de crédito de sistema financeiro, com ênfase especial nas caudas das distribuições de risco de crédito condicionais a cenários macroeconômicos adversos. O trabalho estima a ligação de variáveis macroeconômicas com risco de crédito por meio do modelo tradicional de Wilson (1997), bem como por meio de um método alternativo de regressão quantílica (QR) (KOENKER; XIAO, 2002), no qual a importância relativa das variáveis macros pode variar ao longo da distribuição de risco de crédito, incorporando conceitualmente incerteza nas correlações de inadimplência. No segmento de pessoas físicas, os exercícios indicam, no horizonte de um trimestre, que cenário de estresse em taxa de desemprego produz o efeito mais relevante, enquanto taxas de inflação e de juros “estressadas” geram impactos maiores em períodos mais longos.

O quinto artigo, “Determinantes Macroeconômicos da Inadimplência Bancária de Pessoas Jurídicas no Brasil”, visa contribuir para o entendimento da relação entre o ambiente macroeconômico e a inadimplência de pessoas jurídicas tomadoras de crédito bancário. Foi possível inferir que, a despeito de eventuais flutuações na taxa do Sistema Especial de Liquidação e de Custódia (Selic) e/ou na taxa de câmbio R\$/US\$, a condução de uma política macroeconômica que propicie crescimento da atividade econômica de forma sustentada é fator preponderante para a redução da inadimplência de pessoas jurídicas na carteira de crédito das instituições financeiras brasileiras e, por conseguinte, para a preservação da estabilidade do sistema financeiro brasileiro.

O sexto artigo, “Eficiência Bancária e Inadimplência: testes de causalidade”, procura estimar a relação entre créditos inadimplentes e eficiência bancária. Para avaliar a eficiência bancária, utilizou-se um modelo de Análise Envoltória de Dados (DEA). Um painel dinâmico de Arellano-Bond e um VAR-painel foram empregados para testar se créditos inadimplentes geram baixa eficiência (“hipótese do azar”) ou se a eficiência bancária afeta a qualidade dos empréstimos (“hipótese da ineficiência gerencial” e “hipótese do gerenciamento com aversão ao risco”). Os resultados empíricos para o caso brasileiro suportam a segunda hipótese.

Por fim, o sétimo artigo, “Correlação de *Default*: uma investigação empírica de créditos de varejo no Brasil”, a partir de uma base de dados de classificação de risco de operações de crédito, proveniente do Sistema de Informações de Crédito (SCR) do BCB, estima empiricamente matrizes de correlação de *default* das operações de varejo realizadas entre 2003 e 2008. As modalidades consideradas foram crédito pessoal sem consignação e financiamento de veículos. Foi identificada elevação da probabilidade e da correlação de *default* em período de recessão econômica no Brasil. A segmentação das matrizes de correlação foi inicialmente realizada em função da classificação de risco da operação. Por meio de um modelo de regressão *probit*, entretanto, verificou-se que o tipo de ocupação do cliente seria mais significativo para os eventos de *default* e, assim, as correlações empíricas foram recalculadas a partir dessa nova forma de agrupamento. Os resultados indicaram melhora na dispersão das correlações para as duas modalidades estudadas.

# Sumário

---

Parte I – Evolução Recente do Mercado de Crédito e Decomposição do <i>Spread</i> .....	11
1 – Juros e <i>Spread</i> Bancário.....	13
1 Evolução.....	13
2 Decomposição do <i>spread</i> bancário.....	16
2 – Medidas.....	23
Anexo.....	25
Súmula das principais medidas adotadas e propostas.....	25
Parte II – Estudos Seleccionados.....	35
1 – Crise de 2008 e as Mudanças no Mercado de Crédito.....	37
1 Evolução do crédito – Principais tendências.....	38
2 Teste de quebra estrutural.....	47
3 Conclusões.....	49
Referências.....	52
2 – Liberação de Compulsórios, Crédito Bancário e Estabilidade Financeira no Brasil.....	53
1 Introdução.....	53
2 Estrutura dos recolhimentos compulsórios.....	55
3 Descrição dos dados.....	55
4 Estratégia empírica e resultados das estimações.....	60
5 Conclusão.....	63
Referências.....	64
Anexo.....	65
3 – Revendo os Determinantes das Taxas de Juros de Crédito no Brasil após a Crise de 2008.....	69
1 Introdução.....	69
2 Determinantes da taxa de juros de empréstimo.....	70
3 Os dados.....	71
4 Resultados.....	72
5 Conclusão.....	77

Referências.....	78
Anexo.....	79
A.1 Descrição de algumas das variáveis.....	79
A.2 Estimáveis.....	79
4 – Testes Macro de Estresse de Risco de Crédito com Foco nas Caudas .....	83
1 Introdução.....	83
2 Metodologia .....	85
3 Resultados.....	88
3.1 Estimáveis dos modelos Wilson e QR.....	88
3.2 Exercícios de teste de estresse.....	90
4 Conclusão.....	94
Referências.....	96
Anexos.....	99
5 – Determinantes Macroeconômicos da Inadimplência Bancária de Pessoas Jurídicas no Brasil .....	109
1 Introdução.....	109
2 Modelos de avaliação de risco de crédito.....	110
3 Metodologia e dados utilizados.....	112
4 Resultados.....	116
5 Conclusão.....	118
Referências.....	120
Anexo A.....	122
Anexo B1.....	122
Anexo B2.....	123
6 – Eficiência bancária e inadimplência: testes de causalidade.....	125
1 Introdução.....	125
2 Síntese literária.....	126
3 Dados e metodologia.....	127
3.1 Medida de eficiência.....	127
3.2 Painel dinâmico de Arellano-Bond.....	129
3.3 Modelo VAR.....	132
3.4 Dados Utilizados.....	133
4 Resultados.....	134
5 Conclusões.....	135
Referências.....	137
7 – Correlação de <i>Default</i> : uma investigação empírica de créditos de varejo no Brasil .....	139
1 Introdução.....	139
2 Revisão de literatura.....	141
3 Metodologia.....	142
3.1 Correlações empíricas.....	142
3.2 Estimáveis das perdas por VaR.....	144
3.3 Modelo <i>Probit</i> .....	145
4 Resultados.....	147
4.1 Correlações empíricas por classe de risco.....	147
4.2 Modelo de regressão <i>Probit</i> .....	151

4.2.1 Modalidade crédito pessoal sem consignação.....	153
4.2.1.a Correlação empírica por tipo de ocupação do cliente .....	154
4.2.2 Modalidade financiamento de veículos.....	154
4.2.2.a Correlação empírica por tipo de ocupação .....	155
5 Conclusão .....	155
Referências.....	157
Apêndice A.1 .....	158
Apêndice A.2 .....	159
Apêndice A.3 .....	160
Apêndice A.4 .....	161
Apêndice A.5 .....	162
Apêndice A.6 .....	163
Apêndice B.1.....	164
Apêndice B.2.....	164
Apêndice B.3.....	164
Apêndice B.4.....	164
Apêndice C.1.....	165
Apêndice C.2.....	165
Apêndice C.3.....	165
Apêndice C.4.....	165
Apêndice D.1 .....	166
Apêndice D.2 .....	167
Apêndice D.3 .....	168
Apêndice D.4 .....	169
Apêndice D.5 .....	170
Apêndice E.1.....	171
Apêndice E.2.....	172
Apêndice E.3.....	173
Apêndice E.4.....	174
Apêndice E.5.....	175



## Parte I

---

# Evolução Recente do Mercado de Crédito e Decomposição do *Spread*

# 1

## Juros e *Spread* Bancário

### 1 Evolução

As operações de crédito do sistema financeiro registraram expansão, em 2009, em ritmo menos acentuado do que em anos anteriores. Essa evolução mostrou-se consistente com a retomada gradual da atividade econômica, após período mais crítico da crise financeira internacional de 2008/2009.

**Tabela 1 – Evolução do crédito total**

Discriminação	2007	2008	2009	R\$ bilhões	
				Variação (%)	
				t-1	t-2
Total	936,0	1227,3	1414,3	15,2	51,1
Recursos livres	660,8	871,2	954,5	9,6	44,4
Recursos direcionados	275,2	356,1	459,8	29,1	67,1
Participação %:					
Total/PIB	35,2	40,8	45,0		
Recursos livres/PIB	24,8	29,0	30,4		
Recursos direcionados/PIB	10,4	11,9	14,6		

O saldo das operações de crédito do sistema financeiro, considerados os recursos livres e direcionados, totalizou R\$1.414 bilhões em dezembro de 2009, com expansão anual de 15,2%, ante 31,1% no ano anterior. Em consequência, o total de empréstimos ao final do ano correspondeu a 45% do Produto Interno Bruto (PIB), comparativamente a 40,8% em dezembro de 2008.

**Tabela 2 – Evolução do crédito com recursos direcionados**

Discriminação	2007	2008	2009	R\$ bilhões	
				Variação (%)	
				t-1	t-2
Total	275,2	356,1	459,8	29,1	67,1
BNDES	160,0	209,3	283,0	35,3	76,9
Direto	77,8	107,8	158,1	46,7	103,3
Repasses	82,2	101,5	124,9	23,1	52,0
Rural	64,3	78,3	78,8	0,6	22,5
Habitação	43,6	59,7	87,4	46,3	100,4
Outros	7,3	8,8	10,7	20,7	45,5

O crescimento do crédito foi maior no segmento de recursos direcionados, reflexo da atuação das instituições financeiras públicas e da adoção, pelo governo, de medidas anticíclicas destinadas ao provimento de recursos para projetos habitacionais e de infraestrutura, bem como para capital de giro do setor produtivo. Dentre essas iniciativas, cabe citar a Medida Provisória (MP) nº 453, de 22 de janeiro de 2009, que autorizou o Tesouro Nacional a conceder crédito de até R\$100 bilhões ao Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES), mediante a emissão de títulos públicos. O volume total da carteira de crédito direcionado atingiu R\$459,8 bilhões, e expandiu 29,1% em 2009 ante o ano anterior, com destaque para as operações realizadas pelo BNDES e para os financiamentos habitacionais. Nesse contexto, a participação dos bancos públicos no total de crédito concedido pelo sistema financeiro elevou-se de 36,3% em 2008 para 41,5% em 2009.

**Tabela 3 – Evolução do crédito com recursos livres**

Discriminação	2007	2008	2009	R\$ bilhões	
				Variação (%)	
				t-1	t-2
Total	660,8	871,2	954,5	9,6	44,4
Pessoa jurídica	343,2	476,9	484,7	1,6	41,2
Recursos domésticos	274,7	386,1	429,8	11,3	56,4
Referencial <sup>1/</sup>	214,9	300,7	342,9	14,0	59,5
Leasing	34,8	55,3	48,1	-12,9	38,3
Rural	2,0	3,8	4,0	7,7	104,5
Outros	23,0	26,3	34,7	31,8	51,0
Recursos externos	68,6	90,8	54,9	-39,5	-19,9
Pessoa física	317,6	394,3	469,9	19,2	48,0
Referencial <sup>1/</sup>	240,2	277,6	323,8	16,6	34,8
Cooperativas	12,5	16,9	21,1	24,5	69,1
Leasing	30,1	56,7	64,2	13,1	112,9
Outros	34,7	43,1	60,8	41,3	75,3

1/ Crédito utilizado para cálculo da taxa de juros, definido pela Circular nº 2.957, de 30.12.1999.

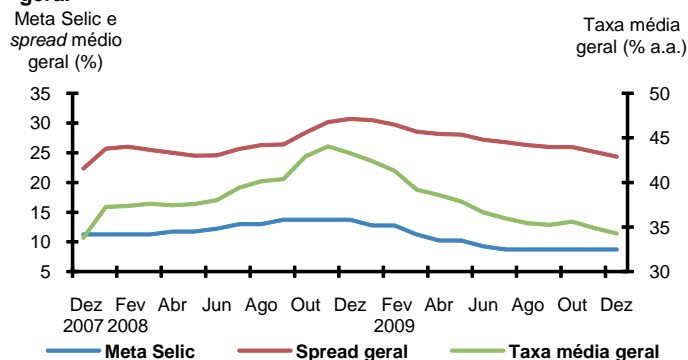
Entre as operações com recursos livres, apresentaram maior expansão os empréstimos destinados a pessoas físicas – em consonância com a evolução dos indicadores do mercado de trabalho, com a redução das taxas de juros e com a estabilização dos níveis de inadimplência. Os financiamentos a pessoas jurídicas cresceram em ritmo moderado, refletindo a persistência dos impactos negativos da crise de 2008/2009 sobre a confiança do setor empresarial, bem como as restrições na oferta de crédito bancário de curto prazo a pequenas e médias empresas, que enfrentaram dificuldades para a rolagem de seus compromissos financeiros. Adicionalmente, as operações fundeadas em recursos externos experimentaram forte redução, o que, em parte, se deveu à contração do comércio exterior.

**Tabela 4 – Evolução das carteiras de crédito referencial**

Discriminação	2007	2008	2009	R\$ bilhões	
				Variação (%)	
				t-1	t-2
Total	523,7	669,1	721,6	7,8	37,8
P. Jurídicas	283,5	391,5	397,8	1,6	40,3
P. Físicas	240,2	277,6	323,8	16,6	34,8
Participação relativa (%)					
P. Jurídicas	54,1	58,5	55,1		
P. Físicas	45,9	41,5	44,9		

Entre as modalidades de crédito com recursos livres destinadas a pessoas jurídicas, as operações de capital de giro registraram forte incremento em 2009 (27,3%). Os empréstimos consignados destacaram-se entre as operações destinadas às famílias, com expansão de 36,8%.

**Gráfico 1 – Meta Selic, taxa de juros<sup>1/</sup> e *spread* médio geral**

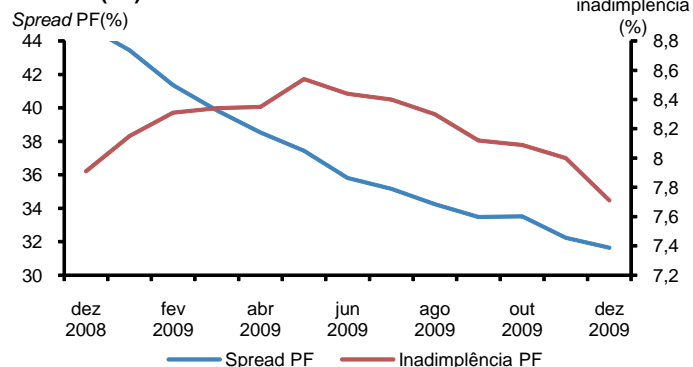


1/ Refere-se ao crédito referencial

O comportamento das taxas de juros em 2009, no âmbito do crédito referencial<sup>1</sup>, traduziu a flexibilização da política monetária e a recuperação da confiança dos agentes econômicos após a crise financeira internacional, entre outros fatores. A redução da meta para a taxa do Sistema Especial de Liquidação e de Custódia (Selic) propiciou o declínio gradual do custo de captação das instituições financeiras, ao tempo em que a evolução favorável das expectativas quanto à recuperação econômica contribuiu para a moderação do *spread* bancário. Dessa maneira, a redução da taxa Selic em 5 pontos percentuais (p.p.) e do *spread* bancário em 6,4 p.p., ao longo de 2009, contribuíram para a retração de 9 p.p. na taxa média de juros, que se situou em 34,3% ao ano (a.a.).

Em relação aos empréstimos a pessoas físicas, cuja participação no crédito referencial aumentou de 41% ao final de 2008 para 45% em dezembro de 2009, o *spread* recuou 13,4 p.p., contribuindo para a diminuição de 15,2 p.p. na taxa média de juros desse segmento, que alcançou 42,7% a.a. Em operações a pessoas jurídicas, o *spread* apresentou queda de 1,9 p.p., que concorreu para a retração de 5,2 p.p. na taxa média de juros.

**Gráfico 2 – Taxa de inadimplência e *spread* – Pessoas Físicas (PF)**



1 O crédito referencial constituiu-se das modalidades de crédito relevantes para o cálculo da taxa de juros e do *spread* bancário praticadas no segmento de crédito livre do Sistema Financeiro Nacional (SFN).

O comportamento do *spread* bancário nas operações com pessoas físicas alinha-se à evolução da inadimplência dessas carteiras. Considerados os atrasos superiores a noventa dias, a taxa de inadimplência dos empréstimos às famílias recuou ao longo do segundo semestre de 2009, para 7,7% ao final do ano, com redução de 0,2 p.p. em relação a dezembro de 2008. Por outro lado, em operações contratadas por pessoas jurídicas, embora tenha recuado 0,2 p.p. no último trimestre, a taxa de inadimplência atingiu 3,8%, patamar 2 p.p. superior ao alcançado em dezembro de 2008.

Destaque-se, aqui, a edição da Carta-Circular nº 3.418, de 22 de outubro de 2009, que visava ampliar, a partir de agosto de 2010, a abrangência dos dados informados diariamente pelas instituições de crédito ao Banco Central do Brasil (BCB). A nova sistemática objetiva o aprimoramento dos cálculos referentes às taxas de juros, aos *spreads*, aos prazos e aos fluxos praticados no mercado creditício, possibilitando ganhos analíticos relativos à evolução dessas variáveis. Nesse sentido, a nova abrangência estender-se-á a operações não consideradas atualmente, como as de arrendamento mercantil (*leasing*) e o crédito com recursos direcionados – que incluem os financiamentos do BNDES, o crédito habitacional, com recursos da poupança e do Fundo de Garantia do Tempo de Serviço (FGTS), e o crédito rural. Adicionalmente, serão detalhadas informações relativas a modalidades que ganharam expressão nos anos recentes, tais como os empréstimos consignados e as operações realizadas por intermédio de cartões de crédito.

## 2 Decomposição do *spread* bancário

A decomposição do *spread* bancário, incluindo estimativas específicas para os grupos de bancos públicos, de bancos privados e dos maiores bancos em volume de concessão de crédito, que começou a ser feita em 2008, é apresentada a seguir. As estimativas foram realizadas com base na nova metodologia publicada no Relatório de Economia Bancária e Crédito (REBC) de 2008<sup>2</sup>, e estendem-se de 2002 a 2009. Relativamente à decomposição do *spread* bancário (tabela 5), destaca-se a queda, em 2009, da participação percentual da margem bruta, erros e omissões (somatório da margem líquida, erros, omissões com impostos diretos – Imposto de Renda e Contribuição Social sobre o Lucro Líquido – CSLL). Ainda assim, esse agregado representou a maior parcela do *spread* bancário em 2009 (46,6%), superando o percentual atribuído à inadimplência e ao custo administrativo (32,2% e 15,8%,

2 A alteração mais relevante da nova metodologia em relação à antiga consiste na estimação do efeito dos subsídios cruzados causados pelo direcionamento obrigatório de parte dos depósitos à vista e de poupança para aplicação em crédito rural e/ou crédito habitacional. Adicionalmente, a nova metodologia utiliza as taxas efetivas de captação de depósito à vista e de poupança, bem como de depósitos a prazo (neste caso, dadas pelas taxas dos Certificados de Depósitos Bancários – CDBs para cada banco), como taxa de captação. Em termos do impacto dos recolhimentos compulsórios, optou-se pela utilização dos custos efetivos de captação dos depósitos bancários que originam os recolhimentos compulsórios (depósitos a prazo, à vista e/ou de poupança). A nova metodologia também incorporou alterações no cálculo do impacto do FGC e realiza a separação dos tributos segundo as respectivas bases de cálculo. Para a estimação da componente relacionada ao custo administrativo, tal componente permanece sendo calculada a partir de uma função custo para o setor bancário e a alocação dos custos administrativos para cada produto, por intermédio do algoritmo de *Aumann-Shapley*. A componente relacionada à inadimplência manteve a mesma forma de cálculo da metodologia antiga, sendo, portanto, estimada com base nas classificações de risco das carteiras de empréstimo dos bancos e nas respectivas provisões mínimas (segundo os parâmetros constantes da Resolução nº 2.682, de 21 de dezembro de 1999).

respectivamente). Em relação a essa última rubrica, apesar da maior estabilidade em termos absolutos, verifica-se acréscimo, de 2008 para 2009, da participação percentual no *spread* (conforme tabela 5) em virtude da própria variação do *spread*, que aumentou ao final de 2008 e retornou aos patamares anteriores à crise ao final de 2009. Entretanto, ao se observar sua participação, em p.p., na decomposição do *spread* (tabela 6), percebe-se tendência de queda ao longo do tempo, a qual foi interrompida por uma estabilidade nos valores dos últimos dois anos. Em suma, a trajetória do *spread* gerou esse efeito de aumento da participação, a despeito da constância das despesas administrativas em termos de p.p. nos últimos dois anos.

**Tabela 5 – Decomposição do *spread* bancário prefixado – Total**

Discriminação	Em proporção (%) do <i>spread</i>							
	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
1 <i>Spread</i> Total	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2 Custo Administrativo	19,07	25,52	23,65	22,43	21,15	21,19	11,50	15,77
3 Inadimplência	29,07	34,48	28,79	33,12	35,70	33,54	31,23	32,16
4 Compulsório + Subsídio Cruzado	5,60	7,08	5,69	4,29	3,21	3,45	1,48	1,65
5 Encargos Fiscais e FGC	4,77	4,66	4,67	4,53	3,70	3,85	3,71	3,77
Impostos Indiretos	3,30	3,05	3,31	3,11	2,99	3,09	3,19	3,15
Custo do FGC	1,47	1,61	1,36	1,42	0,71	0,77	0,52	0,62
6 Margem Bruta, Erros e Omissões (1-2-3-4-5)	41,49	28,27	37,20	35,62	36,24	37,97	52,09	46,65
7 Impostos Diretos	14,28	10,42	12,78	12,21	12,40	13,20	20,90	18,67
8 Margem Líquida, Erros e Omissões (6-7)	27,20	17,85	24,42	23,41	23,84	24,76	31,19	27,97

Fonte: Depep

A decomposição, em p.p., apresenta, segundo outra perspectiva, a evolução nominal das componentes do *spread* ao longo do tempo. Na tabela 6, observa-se tendência de recuo dessa variável para quase todos os componentes, em linha com a redução dos juros e do *spread* bancário. O destaque negativo ocorreu em 2008, com a crise internacional, quando se observou aumento da inadimplência, da margem bruta, erros e omissões e da margem líquida, erros e omissões. Esses aumentos foram revertidos em 2009, com a volta à normalidade no mercado de crédito brasileiro.

**Tabela 6 – Decomposição do *spread* bancário prefixado – Total**

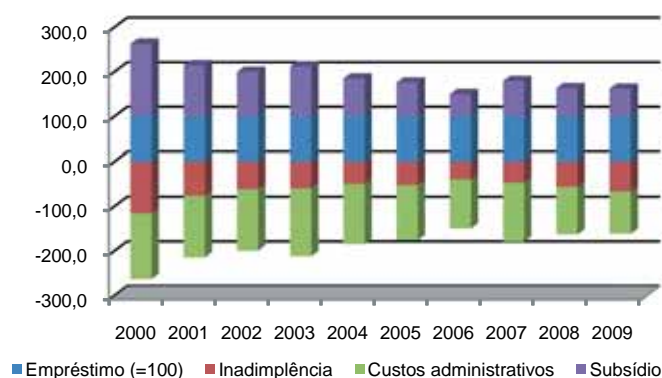
Discriminação	Em pontos percentuais (p.p.)							
	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
A Taxa de Aplicação*	70,13	57,34	53,11	53,33	47,31	40,18	52,91	40,32
B Taxa de Captação*	27,67	15,82	17,55	16,93	12,55	11,78	12,93	10,51
1 <i>Spread</i> Total	42,46	41,52	35,56	36,40	34,76	28,40	39,98	29,81
2 Custo Administrativo	8,10	10,60	8,41	8,17	7,35	6,02	4,60	4,70
3 Inadimplência	12,34	14,31	10,24	12,06	12,41	9,53	12,48	9,59
4 Compulsório + Subsídio Cruzado	2,38	2,94	2,02	1,56	1,12	0,98	0,59	0,49
5 Encargos Fiscais e FGC	2,02	1,93	1,66	1,65	1,29	1,09	1,48	1,12
Impostos Indiretos	1,40	1,26	1,18	1,13	1,04	0,88	1,28	0,94
Custo do FGC	0,62	0,67	0,48	0,52	0,25	0,22	0,21	0,18
6 Margem Bruta, Erros e Omissões (1-2-3-4-5)	17,62	11,74	13,23	12,97	12,60	10,78	20,82	13,91
7 Impostos Diretos	6,06	4,32	4,55	4,44	4,31	3,75	8,35	5,57
8 Margem Líquida, Erros e Omissões (6-7)	11,55	7,41	8,68	8,52	8,29	7,03	12,47	8,34

Fonte: Depep

(\*) Valores Estimados

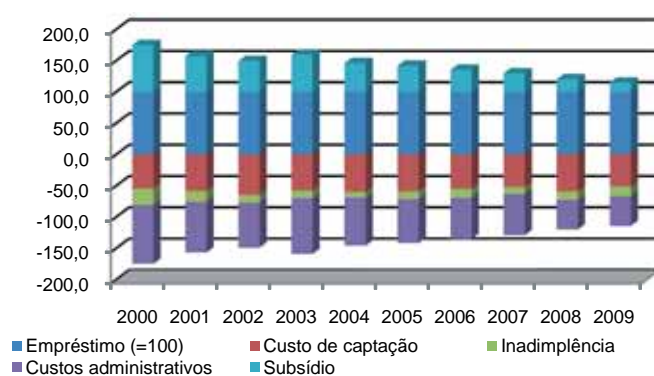
Em relação à inadimplência e aos custos administrativos, além dos efeitos diretos sobre o *spread* bancário, é importante notar que existem os efeitos indiretos, via subsídios cruzados, referentes à inadimplência e a custos administrativos do crédito rural e imobiliário. No caso do crédito rural (gráfico 3), estima-se que as perdas com inadimplência consumam cerca de 60% da receita com financiamentos, sendo os 40% restantes insuficientes para cobrir as despesas administrativas, que, isoladamente, absorvem quase toda a receita.

**Gráfico 3 – Subsídio cruzado do crédito rural**



No caso do crédito imobiliário (gráfico 4), com a redução das despesas administrativas, estima-se que as receitas dos financiamentos já sejam suficientes para cobrir os custos administrativos e de captação. Assim, atualmente, o subsídio cruzado é explicado pelas perdas com inadimplência, a qual, após a adoção da alienação fiduciária de imóveis, vem apresentando tendência de redução.

**Gráfico 4 – Subsídio cruzado do crédito habitacional**



A decomposição do *spread* bancário dos bancos públicos (tabela 7) mostra a inadimplência como principal componente, a qual tem absorvido mais de 40% dos *spreads* nos últimos anos, percentual maior, inclusive, do que a margem bruta, erros e omissões. A decomposição apresentada na forma de p.p. (tabela 8) mostra redução de custos, em especial em 2008 e em 2009, o que ajuda a explicar a maior competitividade dos bancos públicos relativamente aos privados no período recente, inclusive a redução dos juros e *spreads* praticados, sem prejuízo aparente das margens. A margem bruta, erros e omissões e a margem líquida, erros e omissões dos bancos públicos apresentaram, em 2008 e 2009, as maiores participações percentuais e os maiores valores absolutos (em p.p.)<sup>3</sup> da série estimada.

3 Conforme apresentado no REBC de 2008, a decomposição dos *spreads* bancários em p.p. para os bancos públicos e privados exigiu a realização de estimativas específicas quanto ao nível dos *spreads*

**Tabela 7 – Decomposição do *spread* bancário prefixado – Bancos públicos**

Discriminação	Em proporção (%) do <i>spread</i>							
	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
1 <i>Spread</i> Total	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2 Custo Administrativo	23,59	26,24	28,07	26,16	26,81	30,99	15,23	16,63
3 Inadimplência	31,74	34,02	41,05	39,91	41,56	45,09	40,48	40,26
4 Compulsório + Subsídio Cruzado	7,56	6,95	7,87	7,57	7,44	9,28	3,82	3,30
5 Encargos Fiscais e FGC	4,55	4,53	4,25	4,22	3,52	3,52	3,47	3,56
Impostos Indiretos	3,17	3,07	2,74	2,79	2,72	2,55	2,76	2,78
Custo do FGC	1,38	1,46	1,50	1,42	0,80	0,96	0,71	0,78
6 Margem Bruta, Erros e Omissões (1-2-3-4-5)	32,56	28,26	18,76	22,15	20,67	11,12	37,01	36,26
7 Impostos Diretos	11,39	9,87	6,81	7,77	7,08	4,89	14,99	14,50
8 Margem Líquida, Erros e Omissões (6-7)	21,17	18,39	11,95	14,37	13,59	6,23	22,02	21,75

Fonte: Depep

**Tabela 8 – Decomposição do *spread* bancário prefixado – Bancos públicos**

Discriminação	Em pontos percentuais (p.p.)					
	2004	2005	2006	2007	2008	2009
A Taxa de Aplicação*	55,65	57,55	48,81	40,19	49,71	36,02
B Taxa de Captação*	16,02	16,01	12,14	11,46	12,71	9,90
1 <i>Spread</i> Total (A - B)	39,64	41,54	36,66	28,73	37,00	26,12
2 Custo Administrativo	11,13	10,87	9,83	8,90	5,63	4,34
3 Inadimplência	16,27	16,58	15,24	12,95	14,98	10,51
4 Compulsório + Subsídio Cruzado	3,12	3,14	2,73	2,67	1,41	0,86
5 Encargos Fiscais e FGC	1,68	1,75	1,29	1,01	1,28	0,93
Impostos Indiretos	1,09	1,16	1,00	0,73	1,02	0,73
Custo do FGC	0,60	0,59	0,29	0,28	0,26	0,20
6 Margem Bruta, Erros e Omissões (1-2-3-4-5)	7,43	9,20	7,58	3,20	13,69	9,47
7 Impostos Diretos	2,70	3,23	2,60	1,41	5,55	3,79
8 Margem Líquida, Erros e Omissões (6-7)	4,74	5,97	4,98	1,79	8,15	5,68

Fonte: Depep

(\*) Valores estimados

Relativamente à decomposição do *spread* bancário dos bancos privados, observam-se basicamente as mesmas tendências da decomposição do total dos bancos (tabela 9). Ressalte-se, aqui, o crescimento da participação percentual da margem bruta, erros e omissões (58% em 2008 e 51,8% em 2009), indicando que reduções dos custos têm sido preferencialmente apropriadas como ganho dos próprios bancos. Em termos de p.p. (tabela 10), nota-se que a tendência de queda na margem bruta, erros e omissões observada desde 2002 foi bruscamente interrompida em 2008, tendo aumentado para 23,8 p.p. (12,7 p.p. em 2007). A pequena queda em 2009, para 16,2 p.p., indica que os bancos privados têm espaço para competir e retomar mercados de crédito perdidos para os bancos públicos durante a crise de 2008/2009.

desses bancos. Contudo, em virtude da instabilidade dos valores obtidos para o período de 2000 a 2003, optou-se pela apresentação da decomposição em termos de p.p. para bancos públicos e privados apenas a partir de 2004.



**Tabela 9 – Decomposição do *spread* bancário prefixado – Bancos privados**

Discriminação	Em proporção (%) do <i>spread</i>							
	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
1 <i>Spread</i> Total	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2 Custo Administrativo	18,30	25,35	22,69	21,51	19,55	18,73	10,02	15,33
3 Inadimplência	28,62	34,59	26,14	31,44	34,05	30,65	27,57	28,12
4 Compulsório + Subsídio Cruzado	5,27	7,10	5,21	3,49	2,02	1,99	0,56	0,83
5 Encargos Fiscais e FGC	4,81	4,69	4,76	4,61	3,75	3,94	3,80	3,88
Impostos Indiretos	3,32	3,04	3,43	3,19	3,06	3,22	3,36	3,34
Custo do FGC	1,49	1,65	1,33	1,42	0,68	0,72	0,44	0,54
6 Margem Bruta, Erros e Omissões (1-2-3-4-5)	43,01	28,27	41,19	38,95	40,63	44,70	58,05	51,83
7 Impostos Diretos	14,78	10,55	14,08	13,30	13,90	15,29	23,23	20,75
8 Margem Líquida, Erros e Omissões (6-7)	28,23	17,72	27,11	25,65	26,73	29,41	34,81	31,08

Fonte: Depep

**Tabela 10 – Decomposição do *spread* bancário prefixado – Bancos privados**

Discriminação	Em pontos percentuais (p.p.)					
	2004	2005	2006	2007	2008	2009
A Taxa de Aplicação*	52,31	52,13	46,89	40,18	53,97	41,94
B Taxa de Captação*	17,82	17,14	12,64	11,85	12,99	10,71
1 <i>Spread</i> Total	34,49	34,99	34,25	28,32	40,98	31,23
2 Custo Administrativo	7,83	7,53	6,70	5,30	4,11	4,79
3 Inadimplência	9,02	11,00	11,66	8,68	11,30	8,78
4 Compulsório + Subsídio Cruzado	1,80	1,22	0,69	0,56	0,23	0,26
5 Encargos Fiscais e FGC	1,64	1,61	1,28	1,12	1,56	1,21
Impostos Indiretos	1,18	1,12	1,05	0,91	1,38	1,04
Custo do FGC	0,46	0,50	0,23	0,20	0,18	0,17
6 Margem Bruta, Erros e Omissões (1-2-3-4-5)	14,21	13,63	13,92	12,66	23,79	16,19
7 Impostos Diretos	4,86	4,66	4,76	4,33	9,52	6,48
8 Margem Líquida, Erros e Omissões (6-7)	9,35	8,97	9,16	8,33	14,27	9,70

Fonte: Depep

(\*) Valores estimados

Os dados da decomposição do *spread* bancário para os maiores bancos do país (tabelas 11 e 12) mostram basicamente as mesmas tendências observadas para o total de bancos. A margem bruta, erros e omissões dos grandes bancos públicos e privados permaneceu superior à metade do *spread* bancário em 2009, valores praticamente iguais aos de 2008, indicando que existe espaço para a queda dos *spreads* bancários, a partir de políticas que possam contribuir para sua redução.

**Tabela 11 – Decomposição do *spread* bancário prefixado – Maiores bancos(\*)**

Discriminação	Em proporção (%) do <i>spread</i>							
	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
1 <i>Spread</i> Total	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
2 Custo Administrativo	17,89	24,85	23,53	22,68	20,59	21,24	11,38	14,64
3 Inadimplência	28,29	34,15	29,10	32,55	35,63	33,78	29,71	27,23
4 Compulsório + Subsídio Cruzado	5,67	8,32	6,77	5,08	3,51	4,12	1,66	2,41
5 Encargos Fiscais e FGC	4,72	4,57	4,64	4,57	3,71	3,86	3,77	4,02
Impostos Indiretos	3,33	3,06	3,30	3,14	2,99	3,08	3,26	3,38
Custo do FGC	1,39	1,51	1,34	1,43	0,72	0,78	0,50	0,64
6 Margem Bruta, Erros e Omissões (1-2-3-4-5)	43,42	28,10	35,96	35,12	36,55	37,00	53,48	51,70
7 Impostos Diretos	14,84	10,44	12,28	11,94	12,43	12,88	21,39	20,68
8 Margem Líquida, Erros e Omissões (6-7)	28,59	17,66	23,68	23,18	24,12	24,12	32,09	31,02

Fonte: Depep

(\*) No início da série os maiores bancos eram doze, mas por processo de fusões e aquisições, tais bancos foram reduzidos a oito, a saber, BB, Caixa, Bradesco, Itaú, HSBC, Santander, Safra e Votorantim.

**Tabela 12 – Decomposição do *spread* bancário prefixado – Maiores bancos (\*)**

Discriminação	Em pontos percentuais (p.p.)							
	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
A Taxa de Aplicação*	70,13	57,34	53,11	53,33	47,31	40,18	52,91	40,32
B Taxa de Captação*	27,67	15,82	17,55	16,93	12,55	11,78	12,93	10,51
1 <i>Spread</i> Total	42,46	41,52	35,56	36,40	34,76	28,40	39,98	29,81
2 Custo Administrativo	7,60	10,32	8,37	8,26	7,16	6,03	4,55	4,36
3 Inadimplência	12,01	14,18	10,35	11,85	12,39	9,59	11,88	8,12
4 Compulsório + Subsídio Cruzado	2,41	3,46	2,41	1,85	1,22	1,17	0,66	0,72
5 Encargos Fiscais e FGC	2,00	1,90	1,65	1,66	1,29	1,10	1,51	1,20
Impostos Indiretos	1,42	1,27	1,17	1,14	1,04	0,87	1,30	1,01
Custo do FGC	0,59	0,63	0,48	0,52	0,25	0,22	0,20	0,19
6 Margem Bruta, Erros e Omissões (1-2-3-4-5)	18,44	11,67	12,79	12,78	12,71	10,51	21,38	15,41
7 Impostos Diretos	6,30	4,34	4,37	4,35	4,32	3,66	8,55	6,16
8 Margem Líquida, Erros e Omissões (6-7)	12,14	7,33	8,42	8,44	8,39	6,85	12,83	9,25

Fonte: Depep

(\*) No início da série os maiores bancos eram doze, mas por processo de fusões e aquisições, tais bancos foram reduzidos a oito, a saber, BB, Caixa, Bradesco, Itaú, HSBC, Santander, Safra e Votorantim.

Dessa forma, o BCB entende que a queda dos *spreads* bancários deve, necessariamente, estar relacionada a ações que visem, entre outros, ao aumento da concorrência e da eficiência bancária, bem como à redução da inadimplência.

Após a superação das dificuldades de liquidez de 2008, os recolhimentos compulsórios sobre depósitos a prazo e interfinanceiros de sociedades de arrendamento mercantil foram revistos, de forma a enxugar o excesso de liquidez do sistema. Após redução de 15% para 13,5% (Circular nº 3.468, de 28 de setembro de 2009), o recolhimento foi recomposto para 15% desses depósitos (Circular nº 3.485, de 24 de fevereiro de 2010). No período da crise, a dedução sobre a exigibilidade após a aplicação da alíquota de recolhimento foi aumentada de R\$300 milhões para R\$700 milhões (Circular nº 3.408, de 8 de agosto de 2008) e para R\$2,0 bilhões (Circular nº 3.410, de 13 de outubro de 2008). Após esse período, as deduções foram alteradas, passando a ser de R\$2,0 bilhões para as instituições financeiras (IFs) com patrimônio de referência (PR) inferior a R\$2,0 bilhões, de R\$1,5 bilhão para IFs com PR entre R\$2,0 e R\$5,0 bilhões e zero para IFs com PR superior a R\$5,0 bilhões (Resolução nº 3.485, de 2010). Com o mesmo objetivo, também houve aumento de 40% para 45% no cumprimento da exigibilidade em títulos federais (Circular nº 3.427, de 19 de dezembro de 2008), restrição que foi removida com a remuneração dos recolhimentos passando a ser feita com base na taxa Selic (Circular nº 3.485, de 2010).

Também foi alterada a exigibilidade adicional sobre depósitos (Circular nº 3.486, de 24 de fevereiro de 2010):

- a) aumento do recolhimento de 5% para 8% sobre depósitos à vista;
- b) aumento do recolhimento de 4% para 8% sobre os depósitos a prazo e depósitos interfinanceiros de sociedades de arrendamento mercantil;
- c) manutenção do recolhimento de 10% sobre depósitos de poupança.

A dedução sobre a exigibilidade calculada após a aplicação das alíquotas acima foi alterada de R\$1,0 bilhão (Circular nº 3.410, de 2008) para R\$2,0 bilhões no caso das IFs com PR inferior a R\$2,0 bilhões, para R\$1,5 bilhão para IFs com PR entre R\$2,0 e R\$5,0 bilhões e zero para IFs com PR superior a R\$5,0 bilhões (Circular nº 3.486, de 2010).

O direcionamento obrigatório de 25% dos depósitos à vista em operações de crédito rural, que haviam sido aumentados transitoriamente para 30% (Resolução nº 3.623, de 14 de outubro de 2008), teve fixado o cronograma de redução em 1 ponto percentual (p.p.) anual a partir de julho de 2010, de forma que a referida exigibilidade volte aos 25% em julho de 2014 (Resolução nº 3.704, de 26 de março de 2009).

Foram determinadas a revisão e a atualização da coleta de informações sobre as operações de crédito do segmento livre (juros, saldos, concessões, prazo médio e níveis de atraso), que deverá ter início com a coleta dos dados de maio de 2010 em regime de produção assistida e, a partir da coleta dos dados de agosto de 2010, em regime definitivo (Circular nº 3.445, de 26 de março de 2009, e Carta-Circular nº 3.418, de 22 de outubro de 2009). O principal benefício com a revisão será o acesso mais amplo a informações sobre as operações de crédito, com um maior número de modalidades e submodalidades acompanhadas.

No caso de operações de crédito com recursos livres para pessoas jurídicas, serão acompanhadas de: a) desconto de duplicatas, b) desconto de cheques, c) antecipação de faturas de cartão de crédito, d) capital de giro com prazo até 365 dias, e) capital de giro com prazo superior a 365 dias, f) capital de giro com teto rotativo, g) conta garantida, h) cheque especial, i) financiamento imobiliário, j) crédito rural, k) aquisição de veículos, l) aquisição de outros bens, m) arrendamento mercantil de veículos, n) arrendamento mercantil de outros bens, o) *vendor*, p) *comprar*, q) cartão de crédito – rotativo, r) cartão de crédito – parcelado, s) cartão de crédito – compras à vista, t) adiantamento sobre contratos de câmbio (ACC), u) financiamento a importações, v) financiamento a exportações, w) repasse externo e x) outros créditos livres.

No caso de operações de crédito com recursos livres para pessoas físicas, serão acompanhadas de: a) cheque especial, b) crédito pessoal não consignado, c) crédito pessoal não consignado vinculado a renegociação de dívidas, d) crédito pessoal consignado para trabalhadores do setor público, e) crédito pessoal consignado para trabalhadores do setor privado, f) crédito pessoal consignado para aposentados e pensionistas do Instituto Nacional do Seguro Social (INSS), g) financiamento imobiliário, h) crédito rural, i) aquisição de veículos, j) aquisição de outros bens, k) cartão de crédito – rotativo, l) cartão de crédito – parcelado, m) cartão de crédito – compras à vista, n) arrendamento mercantil de veículos, o) arrendamento mercantil de outros bens, p) desconto de cheques e q) outros créditos livres.

No caso de operações de crédito com recursos direcionados para pessoas jurídicas, serão acompanhadas de: a) crédito rural controlado, b) financiamento do setor habitacional, c) capital de giro com recursos do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES), d) financiamento de investimentos com recursos do BNDES, e) financiamento ao setor agroindustrial com recursos do BNDES, f) outros créditos direcionados.

No caso de operações de crédito com recursos direcionados para pessoas físicas, serão acompanhadas de: a) crédito rural controlado, b) financiamento para aquisição e construção de residências, c) capital de giro com recursos do BNDES, d) financiamento de investimentos com recursos do BNDES, e) financiamento ao setor agroindustrial com recursos do BNDES, f) microcrédito – consumo, g) microcrédito – microempreendedor, h) microcrédito – consignado e i) outros créditos direcionados.

## Anexo

### Súmula das principais medidas adotadas e propostas

Medidas	Observações
Competência do Banco Central	
<b>a) Alteração dos recolhimentos compulsórios.</b>	<p><b>Instrumento de política monetária</b></p> <p>A diminuição dos recolhimentos compulsórios pode contribuir para o aumento da oferta de crédito e a redução do <i>spread</i> bancário, mas a fixação de suas alíquotas varia em função da política monetária.</p> <p>Após a superação das dificuldades de liquidez de 2008, os recolhimentos compulsórios foram revistos, a saber:</p> <p>a) mantidos em 42% (não remunerados) sobre os depósitos à vista (Circular nº 3.413, de 14.10.2008), com dedução de R\$44 milhões da base de cálculo (Circular nº 3.274, de 10.2.2005);</p> <p>b) após redução de 15% para 13,5% sobre os depósitos a prazo e depósitos interfinanceiros de sociedades de arrendamento mercantil (Circular nº 3.468, de 28.9.2009), o recolhimento foi recomposto para 15% (Circular nº 3.485, de 24.2.2010); no período da crise, a dedução sobre a exigibilidade após a aplicação da alíquota de recolhimento foi aumentada de R\$300 milhões para R\$700 milhões (Circular nº 3.408, de 8.10.2008) e para R\$2,0 bilhões (Circular nº 3.410, de 13.10.2008). Após esse período, as deduções foram alteradas, passando a ser de R\$2,0 bilhões para as IFs com PR inferior a R\$2,0 bilhões, de R\$1,5 bilhão para IFs com PR entre R\$2,0 e R\$5,0 bilhões e zero para IFs com PR superior a R\$5,0 bilhões (Resolução nº 3.485, de 24.2.2010); aumento de 40% para 45% no cumprimento da exigibilidade em títulos federais (Circular nº 3.427, de 19.12.2008), restrição que foi removida com a remuneração dos recolhimentos passando a ser feita com base na taxa Selic (Circular nº 3.485, de 2010);</p> <p>c) 20% remunerados sobre o total dos depósitos de poupança (Circular nº 3.130, de 27.6.2002).</p>

Medidas	Observações
	<p>Também foi alterada a exigibilidade adicional sobre depósitos (Circular nº 3.486, de 24.2.2010):</p> <p>a) de 5% para 8% de recolhimentos sobre depósitos à vista;</p> <p>b) de 4% para 8% de recolhimentos sobre depósitos a prazo e depósitos interfinanceiros de sociedades de arrendamento mercantil;</p> <p>c) 10% sobre depósitos de poupança.</p> <p>A dedução sobre a exigibilidade calculada depois da aplicação das alíquotas acima foi alterada de R\$1,0 bilhão (Circular nº 3.486, de 2010) para R\$2,0 bilhões no caso das IFs com PR inferior a R\$2,0 bilhões, para R\$1,5 bilhão para IFs com PR entre R\$2,0 e R\$5,0 bilhões e zero para IFs com PR superior a R\$5,0 bilhões (Circular nº 3.486, de 2010).</p>
<p><b>b) Aplicações diretas e indiretas dos recolhimentos compulsórios em créditos</b> – Medidas adotadas para manter a liquidez e o crédito concedido pelas pequenas e médias instituições financeiras.</p>	<p>Autorizada a utilização de até 40% dos recolhimentos compulsórios sobre recursos a prazo para aquisição interbancária de operações de crédito (Circular nº 3.407, de 2.10.2008), limite que foi aumentado para 70% dos mesmos recolhimentos (Circular nº 3.411, de 13.10.2008).</p> <p>Introdução de compulsórios sobre recursos a prazo com parte dos recolhimentos em espécie e sem remuneração (dos recolhimentos sobre recursos a prazo, 70% em espécie, Circular nº 3.417, de 30.10.2008), conjugada com a autorização da utilização desses recolhimentos para aplicação em depósitos interfinanceiros de não ligadas.</p> <p>A Circular nº 3.427, de 19.12.2008, consolidou as diversas normas para o uso de recolhimentos compulsórios sobre recursos a prazo. Autorizada a dedução da base de cálculo do recolhimento compulsório sobre depósitos à vista do adiantamento voluntário de até 60 contribuições mensais do Fundo Garantidor de Crédito (FGC) (Circular nº 3.416, de 24.10.2008), cujo estatuto foi alterado para aumentar sua flexibilidade na realização de depósitos e na aquisição de direitos creditórios de instituições financeiras e de sociedades de arrendamento mercantil (Resolução nº 3.656, de 17.12.2008).</p>

Medidas	Observações
<p><b>c) Operações especiais do Banco Central para resguardar a liquidez do Sistema Financeiro Nacional (SFN) e das operações internacionais do país</b> – Medidas adotadas para regularizar a liquidez e compensar a escassez de linhas de crédito internacional causada pela crise internacional iniciada em setembro de 2008.</p>	<p>A Medida Provisória (MP) nº 442, de 6.10.2008, entre outras disposições, autorizou o Conselho Monetário Nacional (CMN) a estabelecer critérios de avaliação de ativos recebidos pelo Banco Central do Brasil (BCB) em operações de redesconto em moeda nacional (estabelecidos pela Resolução nº 3.622, de 9.10.2008) ou em garantia de empréstimos em moeda estrangeira (que foram regulados pela Resolução nº 3.672, de 17.12.2008, e pela Circular nº 3.434, de 4.2.2009).</p>
<p><b>d) Flexibilização dos direcionamentos obrigatórios do crédito</b> – Medidas específicas destinadas a reduzir os subsídios cruzados no crédito.</p>	<p><b>Não implementado</b></p> <p>Hoje as IFs são obrigadas a destinar:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>a) 25% de seus depósitos à vista em operações de crédito rural, com taxas favorecidas, com a exigibilidade aumentada transitoriamente para 30% pela Resolução nº 3.623, de 14.10.2008, com cronograma de redução estabelecida pela Resolução nº 3.704, de 26.3.2009, de 1 p.p. anual a partir de julho de 2010, de forma a atingir 25% em julho de 2014;</li> <li>b) 65% de suas captações em cadernetas de poupança a operações de crédito imobiliário com taxas administradas;</li> <li>c) 2% de seus depósitos à vista a operações de microfinanças, com taxas máximas fixadas pelo governo.</li> </ul> <p>Apesar de o grupo de trabalho interministerial ter discutido o crédito rural, não houve progressos nessa área. A flexibilização desse direcionamento de crédito depende de alternativas de mercado para o crédito rural.</p>
<p><b>e) Aperfeiçoamento do Sistema de Pagamentos Brasileiro (SPB).</b></p>	<p><b>Implementado</b></p> <p>O novo SPB entrou em operação em 22 de abril de 2002.</p>
<p><b>f) Modificações nas regras de classificação das operações de crédito e de constituição de provisões</b> – Medidas para aumentar a segurança das operações de crédito, disseminando melhor cultura de crédito no país.</p>	<p><b>Implementado</b></p> <p>Aprovada a Resolução nº 2.682, de 21.12.1999, que dispõe sobre a classificação das operações de crédito, bem como sobre novas regras para constituição de provisões para créditos de liquidação duvidosa.</p>

Medidas	Observações
<p><b>g) Transparência nas operações bancárias</b> – Medida para levantar informações detalhadas sobre juros e encargos das principais operações de crédito e divulgá-las à população pela internet.</p>	<p><b>Implementado</b></p> <p>Desde outubro de 1999, as informações básicas sobre os juros cobrados pelas IFs estão disponíveis na página do BCB na internet. A partir de 31.5.2000, as IFs passaram a prestar ao BCB informações diárias mais detalhadas de suas operações de crédito (Circular nº 2.957, de 30.12.1999, e Comunicado nº 7.569, de 25.5.2000).</p> <p>A coleta de informações sobre as operações de crédito do segmento livre (juros, saldos, concessões, prazo médio e níveis de atraso) está sofrendo uma revisão e atualização. Essa revisão terá início com a coleta dos dados de maio de 2010 em regime de produção assistida e, a partir da coleta dos dados de agosto de 2010, em regime definitivo (Circular nº 3.445, de 26.3.2009, que revoga a Circular nº 2.957, de 30.12.1999, e Carta-Circular nº 3.418, de 22.10.2009).</p>
<p><b>h) Informação do Custo Efetivo Total (CET).</b></p>	<p><b>Implementado</b></p> <p>Desde 3.3.2008, as instituições financeiras devem informar a seus clientes pessoas físicas, previamente à contratação da operação, o custo total da operação, expresso em termos de taxa percentual anual. O CET deve ser calculado considerando todos os fluxos de liberações e pagamentos previstos, taxa de juros utilizada, tributos, tarifas, seguros e outras despesas cobradas do cliente, mesmo que relativas ao pagamento de serviços de terceiros contratados pela instituição, inclusive quando tais despesas forem objeto de financiamento (Resolução nº 3.517, de 6.12.2007).</p>
<p><b>i) Ampliação da base de cobertura da Central de Risco (atual Sistema de Informações de Crédito – SCR) do BCB</b> – Medida para reduzir o limite de valor informado.</p>	<p><b>Implementado</b></p> <p>Reduzido de R\$50 mil para R\$20 mil o valor mínimo das responsabilidades que devem ser informadas pelas IFs ao SCR (Circular nº 2.938, de 14.10.1999). Reduzido para R\$5 mil, a partir de janeiro de 2001, o valor mínimo para identificação de clientes no sistema (Circular nº 2.999, de 24.8.2000).</p>



Medidas	Observações
<p><b>j) Implementação do novo SCR do BCB</b> – Medida para aumentar o número e a qualidade das informações disponíveis, assim como agilizar o processo de consultas pelas IFs.</p>	<p><b>Implementado</b> Em 1º.7.2004, entrou em operação o novo sistema de informações, cuja implementação se deve a uma grande reestruturação do Sistema Central de Risco de Crédito. As IFs informam mensalmente ao BCB dados sobre seu risco de crédito, informações individualizadas sobre as operações dos clientes (responsabilidades acima de R\$5 mil) e das operações relevantes (acima de R\$5 milhões), bem como dados complementares semestrais (Circular nº 3.098, de 20.3.2002).</p>
<p><b>k) Promoção institucional do SCR do BCB</b> – Medida para esclarecer o papel dessa central como instrumento de disseminação de informações positivas.</p>	<p><b>Implementado</b> Com o objetivo de melhor divulgar suas iniciativas relativas ao SCR à opinião pública e a seus usuários, o BCB implementou na internet uma página específica sobre esse sistema. A página inclui uma apresentação didática sobre a implementação, a regulamentação e os objetivos do sistema.</p>
<p><b>l) Portabilidade de informações cadastrais</b> – Medida para aumentar a concorrência bancária, autorizando os clientes a transferir seus cadastros entre IFs.</p>	<p><b>Implementado</b> Desde 2.4.2001, as IFs estão obrigadas a fornecer a seus clientes, quando por eles solicitadas, suas principais informações cadastrais dos dois últimos anos, que compreendem os dados pessoais, o histórico das operações de crédito e financiamento e o saldo médio mensal mantido em conta-corrente, aplicações financeiras e demais modalidades de investimento realizadas (Resolução nº 2.808, de 21.12.2000, atual Resolução nº 2.835, de 30.5.2001). Essas informações podem ser fornecidas a terceiros, desde que formalmente autorizado, caso a caso, pelo cliente.</p>
<p><b>m) Portabilidade das operações de crédito</b> – Medida para aumentar a concorrência no mercado de crédito, autorizando a renegociação de uma operação com outra instituição financeira.</p>	<p><b>Implementado</b> A Resolução nº 3.401, de 6.9.2006, dispôs sobre a quitação antecipada de operações de crédito. A partir dela, ficou possível a transferência, por solicitação do próprio mutuário, da operação de crédito contratada com uma instituição financeira para outra, cabendo a essa última realizar a quitação antecipada do crédito.</p>

Medidas	Observações
	<p>A regulamentação da cobrança de tarifa por liquidação antecipada de operações de crédito (art. 2º da Resolução nº 3.401, de 2006) foi revogada pela Resolução nº 3.516, de 6.12.2007, ficando vedada a cobrança desse tipo de tarifa sobre operações de crédito contratadas a partir da edição desse normativo. Em seu lugar, foi regulada a forma de cálculo do valor presente dos pagamentos para efeitos de amortização ou resgate antecipado das operações de crédito. Para esse cálculo, deverá ser utilizada:</p> <p>a) no caso das operações com prazo a decorrer inferior a doze meses, a taxa de juros contratual; e</p> <p>b) no caso das operações com prazo superior a doze meses, a taxa equivalente ao somatório do <i>spread</i> contratado com a taxa Selic apurada na data do pedido do pagamento antecipado.</p>
<p><b>n) Elaboração de cartilha sobre portabilidade de informações cadastrais</b> – Medida para disseminar as informações aos consumidores quanto à possibilidade de acesso a seus cadastros e, com isso, aumentar a concorrência.</p>	<p><b>Proposta</b></p> <p>A transferência de informações cadastrais de consumidores entre IFs vem sendo muito pouco utilizada.</p>
<p><b>o) Promoção de mais concorrência no cheque especial</b> – Medida para proporcionar mais transparência quanto a juros, encargos e outras condições praticadas nessas operações.</p>	<p><b>Implementado</b></p> <p>Os bancos comerciais estão obrigados a fornecer, desde 2.4.2001, mesmo nos extratos mensais gratuitos, informações detalhadas sobre os encargos financeiros cobrados em operações de cheque especial (Resolução nº 2.808, de 2000, atual Resolução nº 2.835, de 2001). As informações devem compreender o período de incidência da cobrança, a taxa de juros efetivamente cobrada e os valores debitados a cada mês.</p>
<p><b>p) Redução de exigências burocráticas</b> – Medida para revisar exigências que podem ser consideradas excessivas em relação a operações de pequeno valor.</p>	<p><b>Ação permanente</b></p> <p>O BCB exige dos bancos e das IFs grande número de informações. Algumas podem estar em duplicidade ou se tornar pouco necessárias. Isso configura-se, na composição dos custos dos bancos, em custos de observância, vinculados às exigibilidades de envio de informações ao órgão fiscalizador.</p>

Medidas	Observações
<p><b>q) Securitização e negociação de recebíveis</b> – Medidas destinadas a estimular a disseminação e o crescimento desse mercado.</p>	<p><b>Implementado</b></p> <p>Foi editada a Resolução nº 2.907, de 29.11.2001, que dispõe sobre a constituição e o funcionamento de fundos de investimento em direitos creditórios e de fundos de aplicação em quotas de fundos de investimento em direitos creditórios.</p>
<p><b>r) Derivativos de crédito</b> – Medida para possibilitar o uso desses instrumentos de redução e transferência dos riscos de crédito.</p>	<p><b>Implementado</b></p> <p>A Resolução nº 2.933, de 28.2.2002, autorizou a realização de operações com derivativos de crédito, estabelecendo que somente poderão operar na qualidade de receptora do risco de crédito as IFs autorizadas a realizar empréstimos, financiamentos e operações de arrendamento mercantil. A Circular nº 3.106, de 10.4.2002, regulamentou a realização dessas operações com derivativos de crédito.</p>
Proposição de medidas legais	Observações
<b>I – No âmbito do Poder Executivo</b>	
<p><b>a) Redução dos impostos indiretos sobre a intermediação financeira</b> – Propor alternativas, visando à redução de impostos que incidem sobre o crédito (Imposto sobre Operações de Crédito, Câmbio e Seguros – IOF) e a intermediação financeira (Programa de Integração Social – PIS, Contribuição para o Financiamento da Seguridade Social – Cofins, Contribuição Provisória sobre Movimentação ou Transmissão de Valores e de Créditos e Direitos de Natureza Financeira – CPMF etc.)</p>	<p><b>Proposta</b></p> <p>Os impostos indiretos sobre o crédito e a intermediação financeira tendem a ser repassados como custo aos tomadores de crédito. Em razão da importância do crédito para a economia, a maior parte dos países evita a imposição desse tipo de imposto. Como ele é parte integrante e importante da arrecadação tributária, sua redução depende fundamentalmente das condições da execução do orçamento fiscal.</p> <p><b>Eliminação da CPMF a partir de 1º.1.2008</b></p> <p>Vencimento do prazo constitucional (31.12.2007) da vigência da CPMF (art. 84 e 90 das Disposições Transitórias da Constituição).</p> <p><b>Aumento do IOF</b></p> <p>Para compensar a perda de arrecadação da CPMF, o governo elevou as alíquotas do IOF (Decreto nº 6.339, de 3.1.2008), a saber:</p> <p>a) pessoas físicas – de 0,0041% ao dia para 0,0082% ao dia, até o máximo de 3,0% (antes 1,5%), mais alíquota adicional de 0,38% sobre a operação de crédito;</p>

Medidas	Observações
	<p>b) pessoas jurídicas – mantidas as alíquotas de 0,0041% ao dia até o máximo de 1,5%, mas com alíquota adicional de 0,38% sobre a operação de crédito.</p> <p><b>Redução do IOF</b></p> <p>Em função dos efeitos da crise internacional, as alíquotas das operações com pessoa física voltaram ao patamar anterior, mantida a alíquota adicional (Decreto nº 6.691, de 11.12.2008), ou seja, 0,0041% ao dia, até o máximo de 1,5%, mais alíquota adicional de 0,38% sobre a operação de crédito.</p>
<p><b>b) Incidência de Imposto de Renda (IR) e Contribuição Social sobre o Lucro Líquido (CSLL) sobre provisionamento de créditos</b> – A regulamentação tributária deveria reconhecer as exigências contábeis das IFs, já que são instituições sob intensa regulação e fiscalização do BCB.</p>	<p><b>Proposta</b></p> <p>A regulamentação do BCB é mais conservadora do que a da Secretaria da Receita Federal (SRF) no que se refere ao reconhecimento de créditos não recebidos (inadimplência), o que faz com que as IFs recolham IR/CSLL sobre receitas/lucros que o BCB não reconhece (que passam a ser registradas na contabilidade das IFs como créditos tributários, passíveis de retornarem mediante abatimento do IR/CSLL de exercícios futuros).</p>
<p><b>d) Melhoria do Cadastro Informativo dos Créditos não Quitados do Setor Público Federal (Cadin)</b> – Modernizar o Cadin, de forma que se torne mais amigável quanto à acessibilidade e mais disponível para consultas fora do setor público.</p>	
<b>II – No âmbito do Poder Legislativo</b>	
<p><b>a) Criação da Cédula de Crédito Bancário (CCB)</b> – Disseminar a utilização de um título de crédito mais simples e eficaz no trâmite judicial.</p>	<p><b>Implementado</b></p> <p>Sancionada em 2.8.2004, a Lei nº 10.931, que dispõe sobre o patrimônio de afetação, também trata da CCB e dos Certificados de Cédula de Crédito Bancário (CCCBs), revogando a MP nº 2.160-25, de 23.8.2001 (originalmente MP nº 1.925, de 15.10.1999).</p> <p>Por sua característica de título executivo judicial, a CCB independe de um processo de conhecimento para sua execução judicial, o que agiliza e reduz os custos de cobrança de dívidas bancárias na Justiça. A criação dos CCCB negociáveis em mercado também é importante para aumentar a liquidez e o atrativo na concessão de crédito bancário.</p>

Medidas	Observações
<p><b>b) Esclarecimento sobre anatocismo (juros sobre juros) no SFN</b> – Esclarecer que o dispositivo da lei da usura não se aplica ao SFN.</p>	<p><b>Implementado</b></p> <p>A MP nº 1.963-17, de 30.3.2000, atual MP nº 2.170-36, de 23.8.2001, em seu artigo 5º, esclarece que, nas operações do SFN, é admissível a capitalização de juros com periodicidade inferior a um ano.</p> <p>A nova legislação que cria e regula as CCBs (Lei nº 10.931, de 2.8.2004) contempla a capitalização dos juros nas operações de crédito com a utilização desse título executivo.</p>
<p><b>c) Alienação fiduciária</b> – Aumentar o alcance desse eficiente instituto de garantia ao crédito, antes restrito a bens móveis.</p>	<p><b>Implementado</b></p> <p>A Lei nº 10.931, de 2004, que dispõe sobre o patrimônio de afetação, também modifica a legislação que trata de alienação fiduciária, estendendo sua utilização até mesmo a operações em garantia de coisa fungível ou de direito. Com a nova lei, perde a relevância o art. 22 da MP nº 2.160-25, de 2001 (originalmente MP nº 2.063-22, de 23.6.2001). A alienação fiduciária, antes restrita aos bens móveis, principalmente veículos, poderá ser feita também sobre outros bens e direitos, como títulos e outros créditos.</p>
<p><b>d) Separação juros/principal</b> – Permitir a segmentação das parcelas controversas no processo de cobrança de empréstimos do SFN, como o faz a recente legislação específica de contratos de financiamento imobiliário.</p>	<p><b>Proposta</b></p> <p>É muito comum que devedores utilizem as ineficiências e demoras dos processos judiciais para adiar o pagamento de suas obrigações. Uma das formas de fazer isso é questionar aspectos menores, relacionados à cobrança dos encargos financeiros devidos. Normalmente, é muito difícil para o devedor justificar irregularidades quanto ao principal.</p> <p>A Lei nº 10.931, de 2004, ao tratar os contratos de financiamento de imóveis, regula o tratamento dos valores controversos e incontroversos nas ações judiciais. Pelo seu artigo 50, o devedor deve discriminar os valores controversos, obrigando-se a manter o pagamento normal dos valores incontroversos, no tempo e no modo contratados.</p>

Medidas	Observações
<p><b>e) Contrato eletrônico de crédito –</b> Trabalhar pelo estabelecimento de uma lei que regule a proteção das partes contratantes em operações transitadas pela internet e por outros meios eletrônicos.</p>	<p><b>Implementado</b> A MP nº 2.200, de 28.6.2001, atual MP nº 2.200-2, de 24.8.2001, institui a Infraestrutura de Chaves Públicas Brasileira (ICP-Brasil), para garantir a autenticidade, a integridade e a validade jurídica dos contratos eletrônicos.</p>
<p><b>f) Consignação de pagamentos de créditos pessoais no salário do trabalhador.</b></p>	<p><b>Implementado</b> A Lei nº 10.820, de 17.12.2003, dispõe sobre o desconto de prestação de operações de crédito em folha de pagamento dos salários dos empregados.</p>

Parte II

---

Estudios Seleccionados

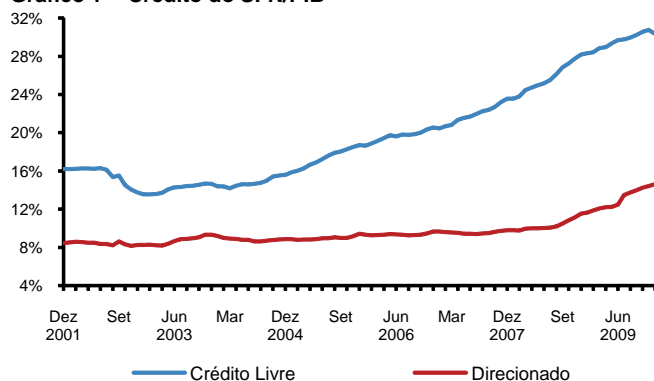
# 1

## Crise de 2008 e as Mudanças no Mercado de Crédito

Clodoaldo Annibal  
Eduardo Lundberg  
Sérgio Mikio Koyama<sup>1</sup>

O crédito do Sistema Financeiro Nacional (SFN) apresentou forte crescimento nos últimos sete anos, passando de R\$384,4 bilhões (22,0% do Produto Interno Bruto – PIB) em dezembro de 2002 para R\$1.414,4 bilhões (44,9% do PIB) em dezembro de 2009, o que equivale a um crescimento médio superior a 20% ao ano (a.a.) nesse período. O crédito livre doméstico foi o destaque dessa expansão, aumentando de 13,8% do PIB para 30,3% do PIB no mesmo período. A expansão do crédito direcionado, por sua vez, apresentou variação mais modesta, pelo menos até a crise de 2008, passando de 8,3% do PIB em dezembro de 2002 para 10,5% do PIB em setembro de 2008. Entretanto, com a crise, o crédito direcionado cresceu fortemente, em razão da grande expansão das operações do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES), passando a representar 14,4% do PIB em dezembro de 2009 (gráfico 1).

Gráfico 1 – Crédito do SFN/PIB



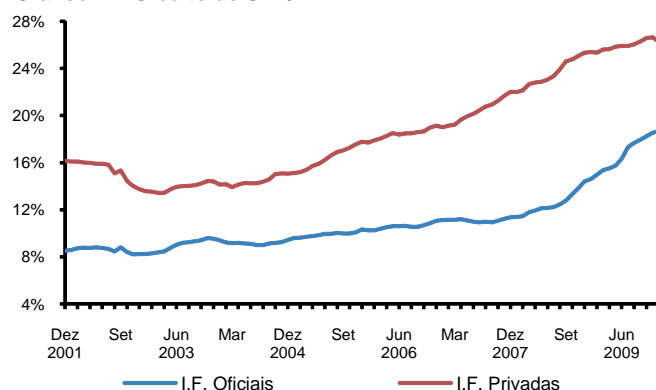
Outra alteração importante observada após a crise de 2008 foi o aumento da importância relativa dos créditos concedidos por bancos oficiais. Com a forte expansão do crédito livre, pelo menos até setembro de 2008, observava-se que o crescimento das operações de crédito das instituições financeiras privadas era maior do que o das públicas (gráfico 2). No entanto, com a crise de 2008, e com a já comentada expansão das operações do BNDES, os créditos dos bancos oficiais

1 Clodoaldo Aparecido Annibal, Eduardo Luis Lundberg e Sérgio Mikio Koyama são servidores do Departamento de Estudos e Pesquisas (Depep) do Banco Central do Brasil. Os autores agradecem aos comentários dos colegas João Mauricio de Souza Moreira, Eduardo José Araújo Lima e Adriana Soares Sales. As opiniões expressas neste artigo são de responsabilidade de seus autores e não refletem a visão do Banco Central do Brasil (BCB).



também apresentaram forte crescimento, fazendo com que sua participação relativa no total do crédito do SFN passasse de 34,2% em setembro de 2008 para 41,5% em dezembro de 2009.

**Gráfico 2 – Crédito do SFN/PIB**

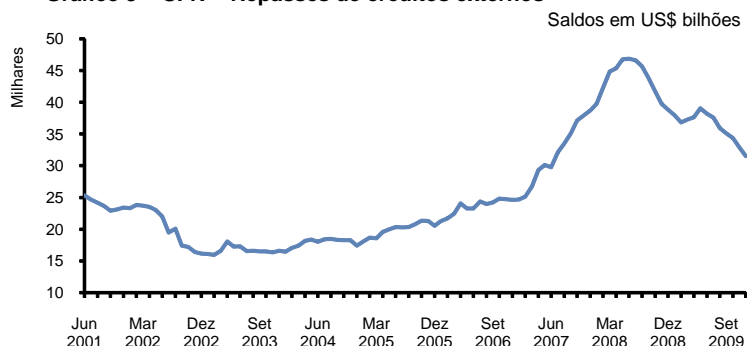


Em função desse crescimento recente do crédito público direcionado, relativamente ao crédito livre (público e privado), bem como da alteração da tendência observada em algumas séries de taxas de juros e concessões, pergunta-se se a crise de 2008 representou mudança no comportamento das principais variáveis do mercado de crédito. Para responder a essa questão, este artigo apresenta breve retrospectiva do período 2002/2009 (parte I) e aplica testes estatísticos com o propósito de avaliar a hipótese de quebra estrutural no mercado de crédito brasileiro em função da crise de 2008 (parte II). As conclusões são apresentadas na parte III.

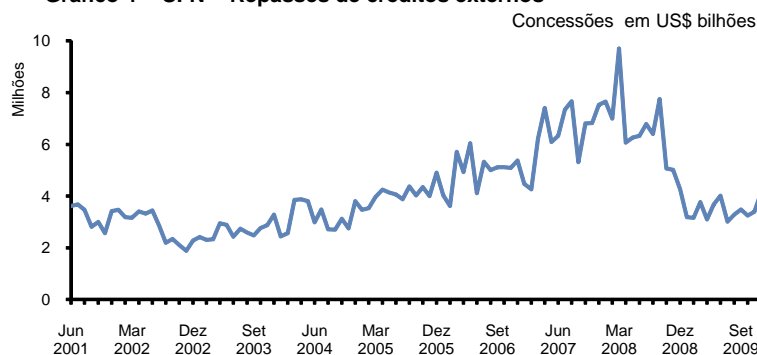
## 1 Evolução do crédito – Principais tendências

Um dos pontos marcantes da crise de 2008/2009 foi o pedido de concordata do banco de investimentos norte-americano *Lehmann Brothers* em setembro de 2008, o que gerou retração da liquidez e do crédito nos mercados financeiros internacionais. Assim, um dos efeitos da crise sobre o Brasil foi a redução das linhas de crédito internacionais oferecidas ao país. Em decorrência, os repasses de créditos externos pelas instituições do SFN apresentaram redução dos seus saldos a partir de julho de 2008, movimento que se acentuou a partir de setembro do mesmo ano (gráfico 3) – deslocaram-se de US\$46,8 bilhões em junho de 2008 para US\$31,5 bilhões em dezembro de 2009. Os fluxos de concessões, após atingirem quase US\$9,7 bilhões em março de 2008, apresentaram queda nos meses seguintes, redução que se acelerou entre outubro e dezembro do mesmo ano, passando a flutuar no intervalo entre US\$3,0 e US\$4,1 bilhões em 2009 (gráfico 4).

**Gráfico 3 – SFN – Repasses de créditos externos**

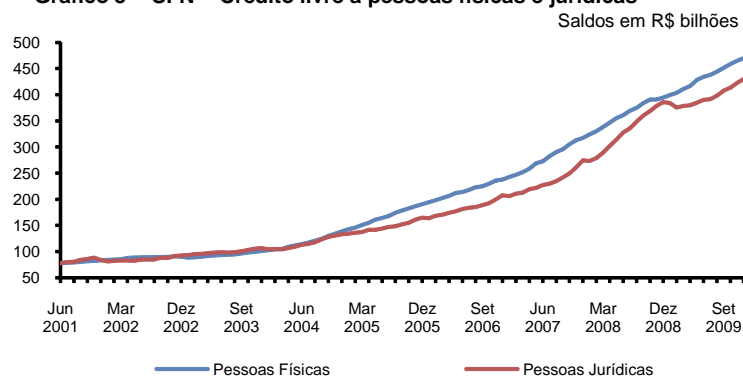


**Gráfico 4 – SFN – Repasses de créditos externos**

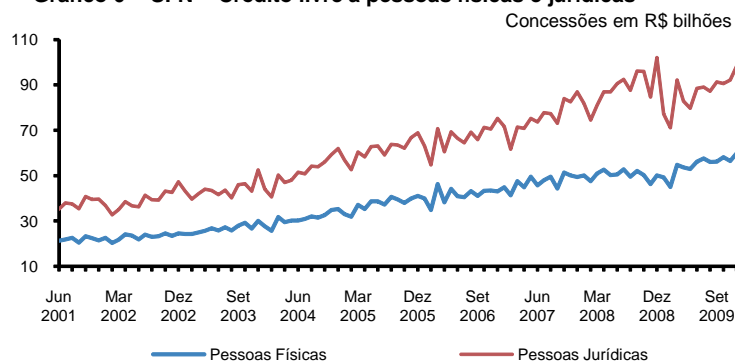


O crédito livre do SFN concedido com recursos domésticos foi pouco afetado pela crise, em função das reduções de depósitos compulsórios e de outras medidas adotadas pelo BCB no sentido de injetar liquidez do mercado. Nos primeiros meses que se sucederam à concordata do *Lehmann Brothers* (outubro de 2008 a janeiro de 2009), o saldo total das operações de crédito às pessoas físicas permaneceu estagnado na casa dos R\$390 bilhões, voltando a crescer a partir de fevereiro de 2009. As operações de crédito doméstico com recursos livres às pessoas jurídicas foram mais afetadas pela crise, com discreta queda no saldo dessas operações nos primeiros meses de 2009, que passou de R\$386 bilhões em dezembro de 2008 para R\$380 bilhões em abril de 2009 (gráfico 5). Com isso, o fluxo de concessões totais de crédito livre doméstico a pessoas físicas e jurídicas apresentou redução devido à crise, conforme pode ser visualizado no gráfico 6.

**Gráfico 5 – SFN – Crédito livre a pessoas físicas e jurídicas**



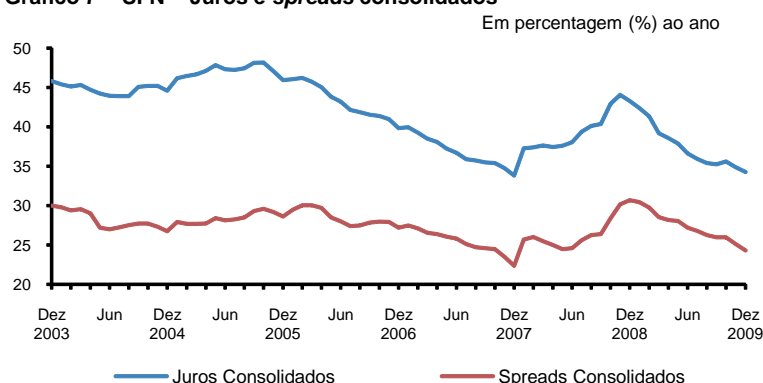
**Gráfico 6 – SFN – Crédito livre a pessoas físicas e jurídicas**



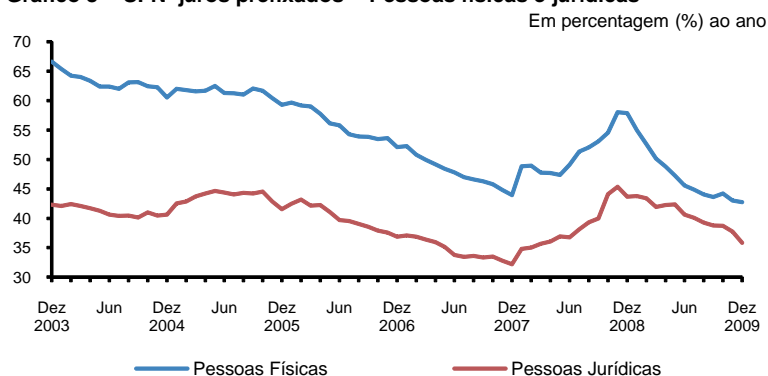
Com relação a juros e *spreads* praticados no mercado de crédito livre, é interessante observar a elevação que se iniciou ainda na virada de 2008, influenciada

por um cenário internacional que já se mostrava instável, mas, também, por uma economia doméstica mais aquecida e pela expectativa de elevação da inadimplência. Com o agravamento da crise, juros e *spreads* bancários intensificaram sua elevação, mas já em dezembro de 2008 interromperam a alta e iniciaram processo de baixa (gráfico 7). O aumento observado ao longo de 2008 foi proporcionalmente maior nos empréstimos e financiamentos a pessoas jurídicas, com os juros médios prefixados subindo de 32,2% a.a. em dezembro de 2007 para 45,4% a.a. em novembro de 2008. Ainda assim, o recuo posterior no custo do dinheiro foi mais lento no caso das pessoas jurídicas. De fato, os juros em dezembro de 2009 ainda não haviam retornado ao nível prevalecente em 2007, antes da crise, ao contrário do ocorrido com os juros de pessoas físicas, que já ao final de 2009 se mostravam menores do que o observado em 2007 (gráfico 8).

**Gráfico 7 – SFN – Juros e *spreads* consolidados**



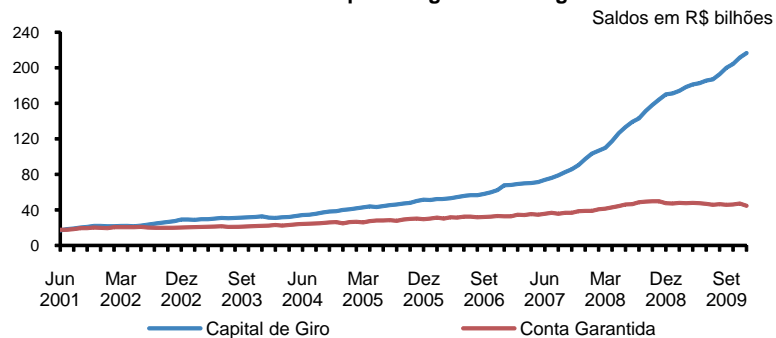
**Gráfico 8 – SFN juros prefixados – Pessoas físicas e jurídicas**



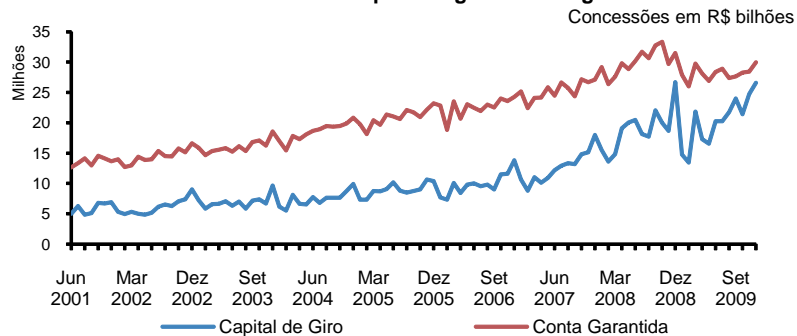
Entre as principais modalidades de crédito doméstico livre a pessoas jurídicas, as mais afetadas pela crise foram Conta Garantida, Aquisição de Bens e *Vendor*, que apresentaram redução no fluxo de concessões e alguma redução nos saldos no período pós-crise. Compensando parcialmente esses efeitos, as operações de crédito para capital de giro apresentaram forte crescimento no período, com os saldos passando de R\$151,3 bilhões em setembro de 2008 para R\$200,1 bilhões em setembro de 2009, os quais representaram crescimento de 32,3% nesse período (gráficos 9 a 12)<sup>2</sup>.

2 Em razão de o prazo médio das operações de Conta Garantida ser menor do que as de capital de giro, o fluxo de concessões mensais para fazer o giro de um mesmo saldo de operações deve ser maior, o que explica o fato de os valores das concessões de crédito para Conta Garantida serem maiores do que as de capital de giro, não obstante o saldo de capital de giro ser maior do que o de Conta Garantida. O mesmo se observa relativamente às operações de *vendor* e financiamento para aquisição de bens. Assim, relativamente aos gráficos 9 a 12, é importante visualizar as variações ocorridas nas respectivas modalidades, sendo irrelevante a comparação cruzada de fluxos e estoques das modalidades.

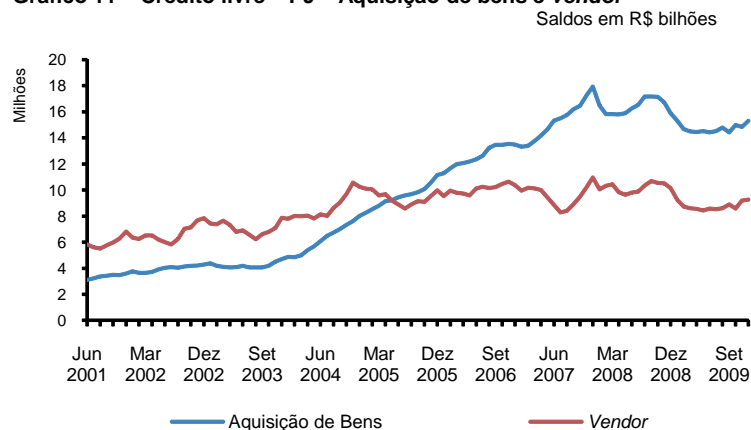
**Gráfico 9 – Crédito livre – PJ – Capital de giro e conta garantida**



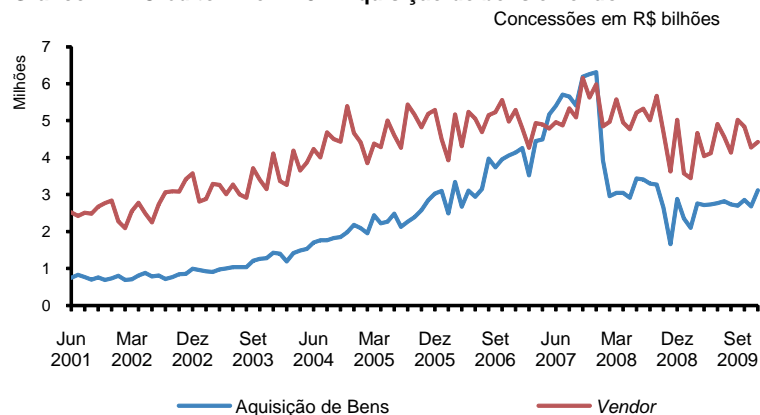
**Gráfico 10 – Crédito livre – PJ – Capital de giro e conta garantida**



**Gráfico 11 – Crédito livre – PJ – Aquisição de bens e *vendor***

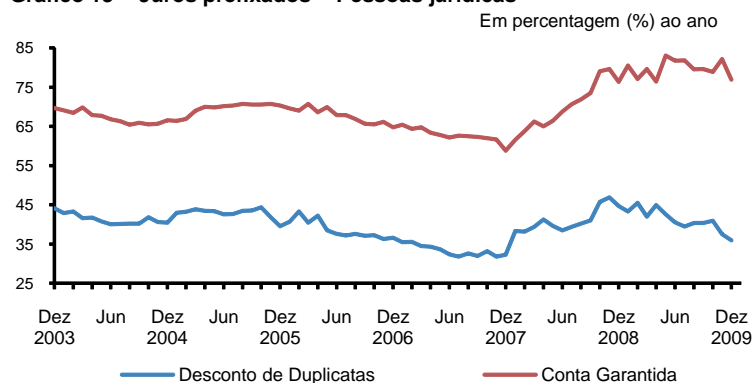


**Gráfico 12 – Crédito livre – PJ – Aquisição de bens e *vendor***

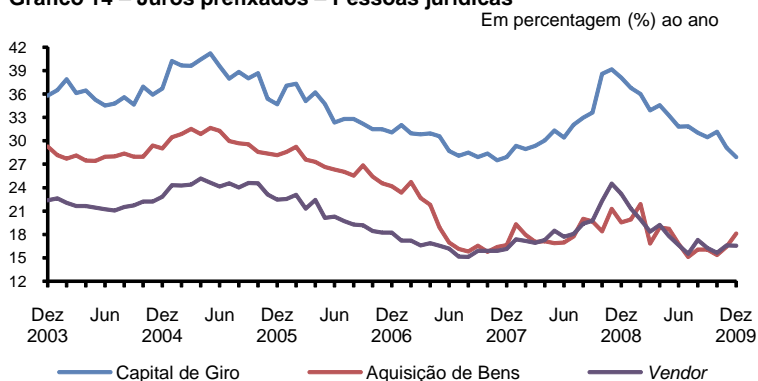


Relativamente ao custo do dinheiro, as modalidades de crédito a pessoas jurídicas mais afetadas pela crise foram as de menor prazo e de maior risco. No caso das operações de Conta Garantida, os juros subiram ao longo de 2008 e não apresentaram nenhuma tendência de queda desde então (gráfico 13). Os demais financiamentos, como aqueles para capital de giro, para aquisição de bens e *vendor*, mostraram menores elevações em 2008, atingindo valores máximos mais baixos do que o pico anterior (final de 2005), voltando a cair para os níveis vigentes ao final de 2007 (gráfico 14).

**Gráfico 13 – Juros prefixados – Pessoas jurídicas**

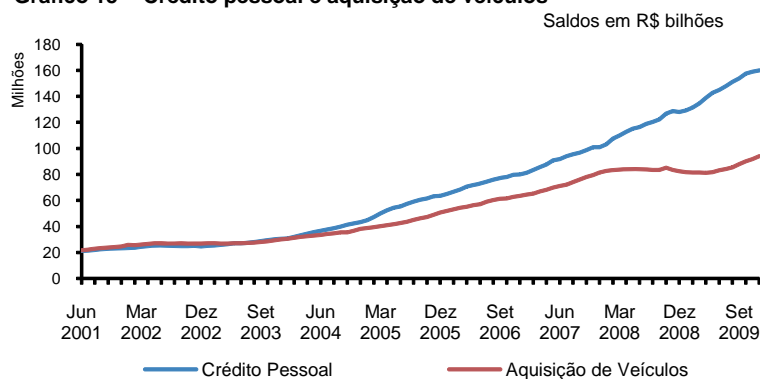


**Gráfico 14 – Juros prefixados – Pessoas jurídicas**

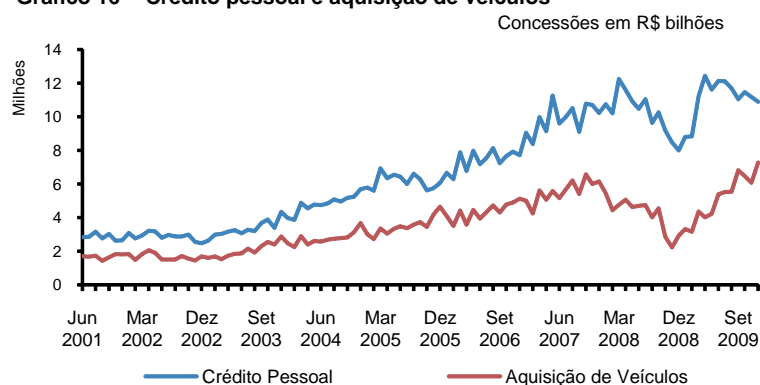


Entre as principais modalidades de crédito livre a pessoas físicas (gráficos 15 e 16), a mais afetada pela crise foi a de Aquisição de Bens-Veículos, cujas concessões já vinham se reduzindo desde o início de 2008, movimento que se acentuou em novembro e dezembro daquele ano, voltando a crescer a partir de 2009, com o incentivo associado à redução do Imposto sobre Produtos Industrializados (IPI) na compra de automóveis. Observou-se, também, redução nas concessões de crédito pessoal a partir de abril de 2008, que somente voltaram a crescer a partir de março de 2009. Aparentemente, não houve efeito relevante sobre o crescimento dos saldos dessas operações, que aumentaram de R\$110,0 bilhões em março de 2008 para R\$134,6 bilhões em março de 2009, ou seja, crescimento de 22,4% nesse período. Os saldos dos financiamentos a veículos mantiveram-se estáveis no período entre dezembro de 2007 (R\$81,5 bilhões) e abril de 2009 (R\$81,3 bilhões).

**Gráfico 15 – Crédito pessoal e aquisição de veículos**

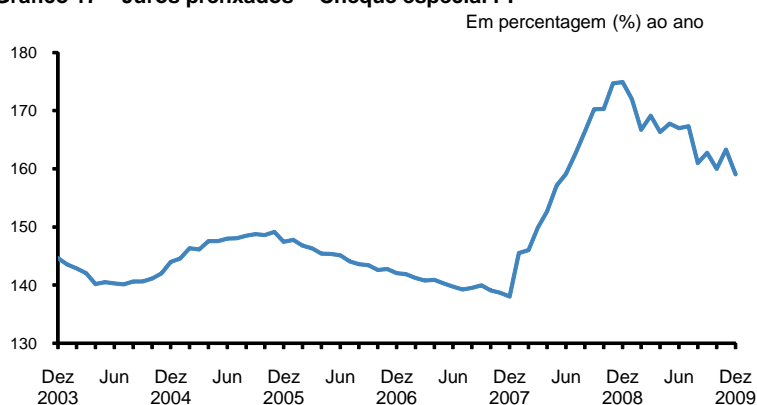


**Gráfico 16 – Crédito pessoal e aquisição de veículos**



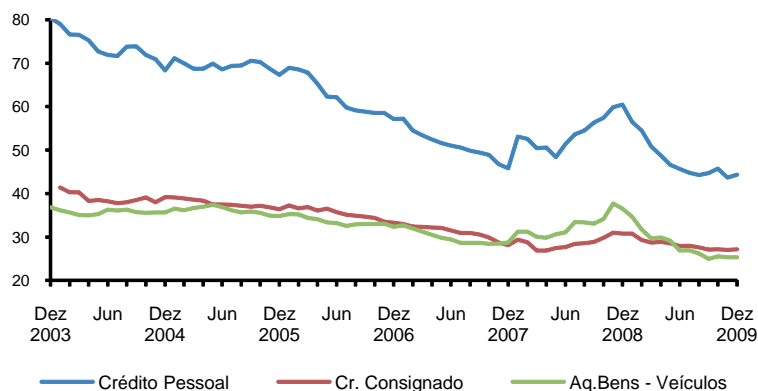
Em relação ao custo das operações com pessoas físicas, o cheque especial foi o mais afetado pela crise, com os juros médios subindo de 138,0% a.a. em dezembro de 2007 para 174,9% a.a. ao final de 2008, tendo caído muito pouco em 2009 em comparação às demais modalidades (gráfico 17). As modalidades de prazo mais longo do crédito livre a pessoas físicas – crédito pessoal, crédito consignado e financiamento para aquisição de veículos – também tiveram seus juros aumentados ao longo de 2008, mas em menor magnitude (gráfico 18).

**Gráfico 17 – Juros prefixados – Cheque especial PF**



**Gráfico 18 – Juros prefixados – Pessoas físicas**

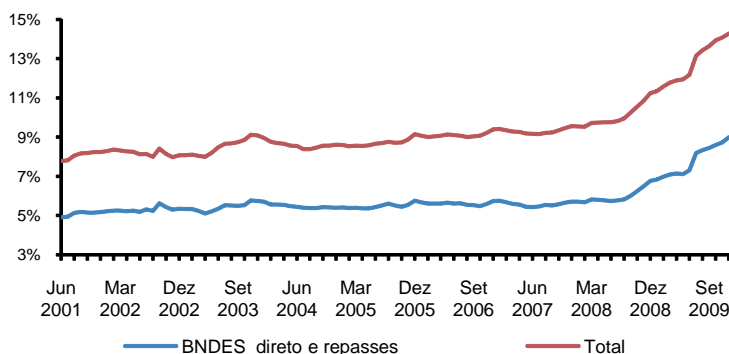
Em percentagem (%) ao ano



Os créditos direcionados também parecem ter sido afetados pela crise internacional, mas no sentido inverso, com o governo determinando a expansão dessas operações para contrabalançar o pessimismo dos mercados. Assim, o total do crédito direcionado passou a crescer de maneira mais acentuada, tendo aumentado de R\$324,1 bilhões (10,2% do PIB) em setembro de 2008 para R\$459,8 bilhões (14,3% do PIB) em dezembro de 2009 (gráfico 19). O Tesouro Nacional injetou recursos no BNDES a fim de viabilizar a expansão de suas operações de crédito. Com a edição da Lei nº 11.948, de 16 de junho de 2009 (conversão da Medida Provisória – MP nº 453, de 22 de janeiro de 2009), foi aprovada concessão de R\$100 bilhões do Tesouro para o BNDES, valor que foi aumentado em R\$80 bilhões para a expansão das operações em 2010 (art. 45 da MP nº 472, de 15 de dezembro de 2009). Com tal injeção de recursos, o BNDES expandiu suas operações de crédito (diretas e indiretas) de R\$185,1 bilhões (6,0% do PIB) em setembro de 2008 para R\$283,0 bilhões (9,0% do PIB) em dezembro de 2009 (gráfico 19).

**Gráfico 19 – SFN – Créditos direcionados – BNDES e total**

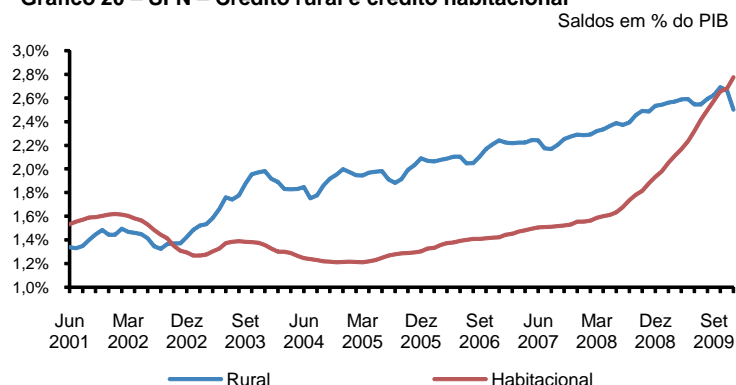
Saldos em % do PIB



Não obstante o governo haver elevado transitoriamente as exigibilidades dos depósitos à vista para aplicação em crédito rural de 25% para 30% (Resolução nº 2.293, de 28 de junho de 1996), aparentemente, o crédito rural não parece ter sido afetado, provavelmente devido à retração de 5,2% do PIB do setor agropecuário em 2009, em decorrência da queda dos preços agrícolas após a crise de 2008/2009. O crédito rural aumentou de R\$75,8 bilhões (2,46% do PIB) em setembro de 2008 para R\$80,0 bilhões (2,62% do PIB) em setembro de 2009, num crescimento anual de apenas 3,7%.

Por sua vez, o crédito habitacional, que já vinha crescendo desde 2005 (1,25% do PIB em junho), acelerou sua expansão a partir de meados de 2008 (R\$49,5 bilhões ou 1,63% do PIB em junho) e atingiu R\$70,3 bilhões (2,54% do PIB) em junho de 2009 e R\$87,4 bilhões no final de 2009 (2,78% do PIB), com crescimento de 46,3% nos financiamentos à casa própria (gráfico 20).

**Gráfico 20 – SFN – Crédito rural e crédito habitacional**



De acordo com a evolução de depósitos e empréstimos das instituições públicas e privadas, construída com base nas informações constantes do sítio do BCB sobre os cinquenta maiores bancos brasileiros (tabelas 1 e 2), nota-se tendência de aumento da participação dos grandes bancos privados nos depósitos e empréstimos para o período de dezembro de 2002 a setembro de 2008, tanto em termos de saldos como em relação a sua participação no PIB.

**Tabela 1 – SFN – Total dos depósitos (a vista, a prazo e de poupança)**

Saldos em fim de período

	dez/02	dez/04	dez/06	dez/07	set/08	dez/08	dez/09
<b>Total do SFN – R\$ milhões</b>	<b>425.285</b>	<b>509.707</b>	<b>681.857</b>	<b>813.263</b>	<b>1.042.615</b>	<b>1.134.334</b>	<b>1.210.071</b>
50 maiores							
Inst.Financeiras	419.609	504.708	676.209	806.378	1.027.468	1.119.888	1.190.540
- Inst. Financeiras Privadas	227.644	282.408	382.284	453.895	611.956	659.100	672.839
- Inst. Financeiras Públicas	191.965	222.300	293.925	352.483	415.512	460.788	517.701
Demais Inst. Financeiras	5.677	4.999	5.649	6.885	15.147	14.446	19.530
<b>Total do SFN – em % do PIB</b>	<b>24,36%</b>	<b>25,03%</b>	<b>28,12%</b>	<b>29,00%</b>	<b>33,79%</b>	<b>36,72%</b>	<b>38,45%</b>
50 maiores							
Inst.Financeiras	24,03%	24,78%	27,89%	28,76%	33,30%	36,25%	37,83%
- Inst. Financeiras Privadas	13,04%	13,87%	15,77%	16,19%	19,84%	21,33%	21,38%
- Inst. Financeiras Públicas	11,00%	10,91%	12,12%	12,57%	13,47%	14,91%	16,45%
Demais Inst. Financeiras	0,33%	0,25%	0,23%	0,25%	0,49%	0,47%	0,62%
<b>Total do SFN – em %</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>
50 maiores							
Inst.Financeiras	98,67%	99,02%	99,17%	99,15%	98,55%	98,73%	98,39%
- Inst. Financeiras Privadas	53,53%	55,41%	56,07%	55,81%	58,69%	58,10%	55,60%
- Inst. Financeiras Públicas	45,14%	43,61%	43,11%	43,34%	39,85%	40,62%	42,78%
Demais Inst. Financeiras	1,33%	0,98%	0,83%	0,85%	1,45%	1,27%	1,61%

Fonte: BCB/Cosif – 50 maiores (ww.bcb.gov.br)



Tabela 2 – SFN – Total das operações de crédito

	Saldos em fim de período						
	dez/02	dez/04	dez/06	dez/07	set/08	dez/08	dez/09
<b>Total do SFN – R\$</b>	<b>343.999</b>	<b>442.841</b>	<b>644.058</b>	<b>812.864</b>	<b>987.029</b>	<b>1.034.679</b>	<b>1.218.757</b>
50 maiores							
Inst. Financeiras	335.891	429.872	627.282	791.457	960.279	1.006.515	1.186.377
Inst. Financeiras Privadas	205.318	256.863	381.539	498.591	595.622	596.790	618.907
Inst. Financeiras Públicas	130.572	173.009	245.743	292.865	364.657	409.725	567.469
Demais Inst. Financeiras	8.108	12.969	16.776	21.407	26.750	28.165	32.381
<b>3 maiores I.F. Públicas</b>	<b>116.036</b>	<b>154.502</b>	<b>222.210</b>	<b>264.118</b>	<b>327.386</b>	<b>368.670</b>	<b>531.104</b>
- BB	51.470	74.844	113.869	138.849	175.613	190.888	261.779
- CEF	19.643	25.564	41.220	50.798	63.364	73.162	115.516
- BNDES - Op. Diretas	44.924	54.094	67.121	74.471	88.409	104.620	153.809
<b>Total do SFN – em % do PIB</b>	<b>19,70%</b>	<b>21,74%</b>	<b>26,56%</b>	<b>28,99%</b>	<b>31,99%</b>	<b>33,49%</b>	<b>38,72%</b>
50 maiores							
Inst. Financeiras	19,24%	21,11%	25,87%	28,23%	31,13%	32,58%	37,69%
Inst. Financeiras Privadas	11,76%	12,61%	15,74%	17,78%	19,31%	19,32%	19,66%
Inst. Financeiras Públicas	7,48%	8,49%	10,14%	10,44%	11,82%	13,26%	18,03%
Demais Inst. Financeiras	0,46%	0,64%	0,69%	0,76%	0,87%	0,91%	1,03%
<b>3 maiores I.F. Públicas</b>	<b>6,65%</b>	<b>7,59%</b>	<b>9,16%</b>	<b>9,42%</b>	<b>10,61%</b>	<b>11,93%</b>	<b>16,87%</b>
- BB	2,95%	3,67%	4,70%	4,95%	5,69%	6,18%	8,32%
- CEF	1,13%	1,26%	1,70%	1,81%	2,05%	2,37%	3,67%
- BNDES – Op. Diretas	2,57%	2,66%	2,77%	2,66%	2,87%	3,39%	4,89%
<b>Total do SFN – em %</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>
50 maiores							
Inst. Financeiras	97,64%	97,07%	97,40%	97,37%	97,29%	97,28%	97,34%
Inst. Financeiras Privadas	59,69%	58,00%	59,24%	61,34%	60,34%	57,68%	50,78%
Inst. Financeiras Públicas	37,96%	39,07%	38,16%	36,03%	36,94%	39,60%	46,56%
Demais Inst. Financeiras	2,36%	2,93%	2,60%	2,63%	2,71%	2,72%	2,66%
<b>3 maiores I.F. Públicas</b>	<b>33,73%</b>	<b>34,89%</b>	<b>34,50%</b>	<b>32,49%</b>	<b>33,17%</b>	<b>35,63%</b>	<b>43,58%</b>
- BB	14,96%	16,90%	17,68%	17,08%	17,79%	18,45%	21,48%
- CEF	5,71%	5,77%	6,40%	6,25%	6,42%	7,07%	9,48%
- BNDES – Op. Diretas	13,06%	12,22%	10,42%	9,16%	8,96%	10,11%	12,62%

Fonte: BCB/Cosif – 50 maiores (www.bcb.gov.br)

No entanto, no período mais recente, após o agravamento da crise em 2008, a tendência se inverte, ou seja, a participação dos grandes bancos oficiais nos depósitos e empréstimos aumenta, apesar do crescimento em valor e percentagem do PIB dos saldos de depósitos e crédito das instituições privadas. Essas instituições públicas, que detinham 39,8% do total de depósitos em setembro de 2008, passaram a deter 42,8% desses mesmos depósitos em dezembro de 2009. Não obstante esse aumento (cerca de 3 pontos percentuais – p.p.) nos depósitos, o aumento da participação dos bancos públicos no total de crédito foi maior, passando de 36,9% para 46,6% no mesmo período, ou seja, 9,7 p.p.

No caso das operações de crédito, note-se que os três maiores bancos oficiais do país (Banco do Brasil – BB, Caixa Econômica Federal – CAIXA e BNDES, apenas operações diretas desse último) apresentaram o maior crescimento relativo no período pós-crise de 2008, passando de 33,2% do crédito total do SFN em setembro de 2008 para 43,6% em dezembro de 2009, ou seja, avanço de 10,4 p.p.

Considerando os diferenciais de crescimento e a concentração dos depósitos e empréstimos no período pós-crise de 2008, verifica-se maior dinamismo das instituições financeiras públicas na concessão de crédito. O maior crescimento relativo dos créditos direcionados, sob a liderança dos três grandes bancos públicos federais, dá suporte à hipótese de que aumentos recentes da participação relativa do crédito direcionado e do crédito dos bancos públicos estariam positivamente correlacionados.

## 2 Teste de quebra estrutural

Visando testar a validade da hipótese de existência de mudanças estruturais no comportamento das principais séries do mercado de crédito para uma amostra que compreende o período de julho de 2000 a dezembro de 2009, foi aplicado o teste de quebra estrutural de *Quandt-Andrews* para identificação de pontos de prováveis mudanças estruturais nas séries no período de julho de 2007 a outubro de 2009<sup>3</sup>. A tabela 3 apresenta os valores máximos dos níveis descritivos dessa estatística para as séries em que não foi possível a identificação de mudanças estruturais. Para as séries em que foram identificadas quebras, foi reportada a data de ocorrência e o valor do nível descritivo, sendo, em caso de ocorrência de múltiplos picos, apresentada a primeira ocorrência. Dessa forma, foram identificadas quebras estruturais no período analisado em apenas seis séries: total dos créditos direcionados, saldo dos créditos rurais, saldo total de empréstimos dos bancos públicos, concessões de crédito para veículos – pessoa física (PF), taxa de juros para pessoa jurídica (PJ), taxa de juros de conta garantida, *vendor* e cheque especial. Contudo, tendo em vista o fato de o teste de *Quandt-Andrews* aplicar o teste de *Chow* de forma sequencial, a existência de poucas observações no período pós-crise pode ter prejudicado a *performance* do teste. Aplicou-se, então, o teste de *Chow* Projeção<sup>4</sup>, cujos resultados também são apresentados na tabela 3. Em vermelho, ressaltam-se as séries em que não foi possível rejeitar a hipótese de quebra estrutural, ou seja, considera-se que houve quebra estrutural. Os dados referentes a saldos e concessões foram deflacionados para valores de dezembro de 2009, utilizando-se o Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA). Para a escolha dos pontos de quebra estrutural, foram

3 Em virtude de os primeiros sinais da crise internacional dos *subprimes* serem datados de julho e agosto de 2007 (BRUNNERMEIER, 2009; MIZEN, 2008), optou-se por identificar as mudanças estruturais para o período após o segundo semestre de 2007, os quais poderiam ser decorrentes de seus efeitos. A realização do teste até outubro de 2009 decorre de limitação do teste de *Quandt-Andrews*.

4 O teste de *Chow* simples testa a estabilidade dos parâmetros, subdividindo a amostra em duas partes e estimando os parâmetros para cada subamostra. Dessa forma, o teste compara a soma de quadrados dos resíduos da regressão original com a soma dos quadrados dos resíduos dos modelos obtidos para cada uma das subamostras. Caso haja diferença significativa, conclui-se que, a partir do ponto de quebra, ocorreu mudança estrutural no relacionamento das variáveis. Em decorrência do pequeno número de observações existentes no período pós-crise, foi utilizado o teste de *Chow* Projeção, o qual, a partir do ajuste de um modelo utilizando-se o período anterior à crise, projeta valores para o período pós-crise, sendo comparado o resíduo desses dois períodos. Novamente, em caso de uma discrepância relativamente elevada, o teste conclui pela existência de mudanças no comportamento da série.

tomados por base os momentos detectados pelo teste de *Quandt-Andrews* e avaliadas as datas próximas, bem como analisado o comportamento da série.

Sendo o canal do crédito externo um dos mais afetados pela crise internacional, o teste de quebra estrutural mostra redução significativa do volume de concessões externas (adiantamento de contratos de câmbio – ACC, *export notes*, repasses externos e financiamento à importação) em março de 2008 ( $p = 0,0158$ ).

Em relação aos créditos direcionados, conforme anteriormente comentado, o teste mostra uma elevação significativa no saldo total dessa modalidade ( $p = 0,0011$ ) em setembro de 2008, em grande parte decorrente do aumento dos créditos diretos do BNDES ( $p < 0,0001$ ). Para os créditos direcionados à área rural, verifica-se mudança no comportamento da tendência, passando de crescimento a estabilização ( $p = 0,0351$ ), possivelmente motivada pela queda nos preços das *commodities* agrícolas. Já em relação ao crédito habitacional, apesar dos resultados significativos, verifica-se que tal comportamento de rápida ascensão iniciou em meados de 2005 (o momento de quebra é setembro de 2008), tendo apresentado uma pequena intensificação após abril de 2009, não sendo possível, portanto, atribuir esse efeito à crise.<sup>5</sup>

Em termos de crédito livre, os testes indicam que os efeitos da crise de 2008/2009 começaram a apresentar seus primeiros sinais em dezembro de 2007, quando as instituições financeiras iniciaram processo de elevação generalizada de suas taxas<sup>6</sup>. Concomitantemente, a partir de uma política mais restritiva de concessão, inicia-se, nesse mesmo mês, forte redução do total de concessões na modalidade de aquisição de bens – PJ ( $p < 0,0001$ )<sup>7</sup>. Posteriormente, em setembro de 2008, os testes indicam que o volume total de concessões de crédito destinado às pessoas jurídicas apresenta redução significativa ( $p = 0,0123$ ), provocada por uma queda no total de concessões na modalidade de aquisição de bens – PJ, na modalidade de *vendor* e na de capital de giro<sup>8</sup>. Para as modalidades voltadas às pessoas físicas, verifica-se redução das concessões ( $p = 0,0654$ ), mais especificamente na modalidade de crédito pessoal ( $p = 0,0798$ ), e, de forma mais nítida, na modalidade para aquisição de veículos – PF ( $p < 0,0001$ ). Como repercussão das reduções verificadas nas concessões, observa-se redução nos saldos totais das modalidades de aquisição de bens – PJ e de aquisição de bens veículos – PF.

---

5 Preferimos associar a expansão recente dos financiamentos habitacionais a fatores domésticos, não obstante se possa argumentar que a crise internacional tenha favorecido a redução da taxa Sistema Especial de Liquidação e de Custódia (Selic) e, assim, contribuído para um crescimento adicional daqueles créditos. Estudo de Martins & outros (2008) demonstra que a expansão do crédito habitacional a partir de 2005 é explicada pela redução da taxa Selic, pelo crescimento das exigibilidades efetivas em crédito imobiliário e pela redução da inadimplência associada ao aperfeiçoamento da legislação, em especial da Lei nº 10.931, de 2 de agosto de 2004, que institucionalizou a alienação fiduciária de imóveis.

6 A modalidade de capital de giro foi a única, das séries de taxa de juros testadas, que não apresentou quebra estrutural ( $p = 0,3959$ ), apesar de apresentar uma elevação nesse período.

7 Tendo em vista a observação de efeito significativo para o teste da taxa de juros e do volume de concessões para a modalidade de aquisição de bens – PJ, ambos com indicativos de redução, conclui-se que a redução no volume de concessões se deveu não ao custo dos empréstimos, mas a uma restrição nas concessões, com liberação de créditos apenas para empresas mais confiáveis, portanto com menores taxas de juros.

8 Posteriormente, realizou-se um teste utilizando-se como ponto de quebra o mês de dezembro/2008, tendo sido observado um  $p = 0,0140$ . Essa redução decorre, em parte, da elevação gradual efetuada nas taxas de juros dessa modalidade iniciada em dezembro de 2007, que o teste estatístico não foi capaz de detectar.

Adicionalmente, realizando-se o teste para as séries de captação e empréstimos livres totais para os bancos públicos e privados, verifica-se movimento antagônico das séries de empréstimos dos bancos privados e públicos, sendo observada redução significativa do total de empréstimos livres totais nos bancos privados ( $p = 0,0395$ ), em contraposição à elevação do total de empréstimos livres dos bancos privados ( $0,0650$ ). Para as séries de captação, não foram detectadas mudanças estruturais.

Em suma, no agregado, os testes indicam que o saldo total dos créditos direcionados apresentou quebra em setembro de 2008, ao passo que o saldo total dos créditos livres, que já vinha em trajetória consistente de elevação, não apresenta quebra estatisticamente significativa. Em relação às taxas de juros, verificou-se, excetuando-se a modalidade de capital de giro, elevação generalizada, em conjunto com uma política restritiva, que culminou com a redução do volume de concessões de algumas modalidades específicas.

### 3 Conclusões

De maneira geral, verifica-se que, em termos de créditos direcionados, a principal alteração no período foi decorrente dos empréstimos de recursos oriundos do BNDES, que apresentaram forte elevação, suprimindo as demandas de crédito, em especial os direcionados a grandes empresas, e de infraestrutura. Os empréstimos destinados à área rural apresentaram redução. Já em relação aos créditos destinados ao financiamento habitacional, desde 2005 se nota forte crescimento, que não foi afetado de forma significativa pela crise internacional de 2008.

Em relação aos créditos livres, as instituições financeiras, apesar de, em seu conjunto, não terem sido afetadas pela crise em termos de depósitos, apresentaram comportamento defensivo, sendo observada elevação das taxas de juros de algumas modalidades, bem como aplicação de políticas mais restritivas de concessão. Considerando que foi mantido o aumento nas captações de depósitos por bancos públicos e privados, sem quebra na tendência, os resultados sugerem que a redução dos volumes de concessão de crédito livre decorrentes da crise internacional não se deveu primariamente à escassez das fontes domésticas de financiamento, mas a outros fatores, como a aversão ao risco dos agentes econômicos privados. Naturalmente, devem ser realizados estudos mais detalhados que avaliem esse comportamento segundo a natureza das instituições, visto que há indícios de que tal comportamento pode ter sido diferenciado segundo o tamanho da instituição financeira e o controle do seu capital (público ou privado).

Em resumo, o aumento da participação de instituições financeiras públicas nas operações de crédito, após a intensificação da crise em setembro de 2008, pode ser explicado por dois movimentos principais: i) expansão das operações de crédito direcionado, em especial do BNDES, promovida pelo governo para minimizar os efeitos da crise sobre a economia brasileira; e ii) aversão ao risco por parte das instituições financeiras privadas, gerando uma retração na oferta em algumas linhas de crédito em contraposição à elevação verificada no total de empréstimos realizados por instituições públicas.

**Tabela 3 – Teste de quebra estrutural de Chow – Projeção**

Variáveis	Teste de <i>Quandt-Andrews</i>		Teste de <i>Chow Forecast</i>		Tendência observada
	Nível descritivo	Momento de quebra	Nível descritivo	Momento de quebra	
<b>Saldo dos Créditos Direcionados</b>	0,0011	set/08	0,0011	set/08	Elevação
- Habitacional	0,0522	jul/08	0,0002	set/08	sem efeitos aparentes – elevação
- Rural	0,0196	nov/08	0,0351	nov/08	Estabilização
- crédito direto BNDES	0,5662	ago/08	< 0,0001	set/08	Elevação
<b>Saldo dos Créditos Livres</b>	0,9733	out/08	0,4806	set/08	Redução na velocidade de elevação
<b>Pessoa Jurídica</b>	0,8559	dez/08	0,2512	set/08	Estabilização
- Capital de giro	0,2648	jan/08	0,7152	set/08	sem efeitos aparentes – elevação
- Conta Garantida	0,1873	jul/08	0,2624	set/08	Redução
- <i>Vendor</i>	1,0000	jul/07	0,7855	set/08	Redução
- Aquisição de Bens	0,0851	jan/08	0,0085	dez/07	Redução
- Crédito Externo (US\$)	0,9835	mai/09	0,3164	mai/08	Redução
<b>Pessoa Física</b>	0,2740	out/07	0,9820	set/08	sem efeitos aparentes – elevação
- Cheque Especial	0,3504	jan/08	0,4004	set/08	sem efeitos aparentes – elevação
- Crédito Pessoal	0,0532	jul/08	0,1242	set/08	sem efeitos aparentes – elevação
- Aquisição de Bens – Veículos	0,2032	jun/09	< 0,0001	set/08	Estabilização
<b>Concessões de Créditos Livres</b>					
<b>Pessoa Jurídica</b>	0,9981	jan/09	0,0123	set/08	Redução
- Capital de Giro	0,1333	ago/07	0,0213	set/08	Estabilização c/aumento da volatilidade
- Conta Garantida	0,6953	jan/09	0,0741	set/08	Redução
- <i>Vendor</i>	0,8145	out/08	0,0013	set/08	Redução
- Aquisição de Bens	0,1694	mar/08	< 0,0001	dez/07	Redução
- Crédito Externo (US\$)	0,0580	dez/08	0,0158	mar/08	Redução
<b>Pessoa Física</b>	0,9973	nov/08	0,0654	set/08	Redução
- Cheque Especial	0,0739	nov/08	0,7963	set/08	sem efeitos aparentes – elevação

(cont.)

- Crédito Pessoal	0,0007	nov/08	0,0798	nov/08	Redução
- Aquisição de Bens – Veículos	< 0,0001	abr/08	< 0,0001	jan/08	Redução
<b>Taxas de Juros Créditos Livres</b>					
<b>Pessoa Jurídica</b>	< 0,0001	jan/08	< 0,0001	dez/07	Elevação
- Capital de Giro	0,4676	jul/09	0,3959	dez/07	Elevação
- Conta Garantida	< 0,0001	dez/07	< 0,0001	dez/07	Elevação
- <i>Vendor</i>	< 0,0001	nov/08	0,0011	dez/07	Elevação
- Aquisição de Bens	1,0000	jul/09	0,0007	dez/07	Elevação
<b>Pessoa Física</b>	0,1778	jan/09	0,0009	dez/07	Elevação
- Cheque Especial	0,0378	out/07	0,0011	dez/07	Elevação
- Crédito Pessoal	0,2675	jul/08	0,0117	dez/07	Elevação
- Aquisição de Bens – Veículos	1,0000	jul/09	0,0001	dez/07	Elevação
<b>Captação privado</b>	0,7010	abr/08	0,3224	fev/08	Estabilização
<b>Empréstimos totais privado</b>	0,1768	jan/08	0,0395	fev/08	Redução
<b>Captação pública</b>	0,6120	ago/08	0,7420	fev/08	Redução na velocidade de elevação
<b>Empréstimos totais público</b>	0,0042	dez/07	0,0650	dez/07	sem efeitos aparentes – elevação

---

## Referências

- BRUNNERMEIER, M. K. (2009). **Deciphering the Liquidity and Credit Crunch 2007-2008**. *Journal of Economic Perspectives*, 23, p. 77-100.
- HANSEN, B. E. (2001). **The New Econometrics of Structural Change: Dating Breaks in U.S. Labor Productivity**. *Journal of Economic Perspectives*, 15, p. 117-128.
- LUNDBERG, Eduardo L. **Crédito Direcionado: o que diferencia o mercado de crédito no Brasil**. Banco Central do Brasil, Relatório de Economia Bancária 2009.
- MARTINS, Bruno S.; LUNDBERG, Eduardo L.; TAKEDA, Tony. **Crédito Habitacional no Brasil: aperfeiçoamentos institucionais e avaliação da evolução recente**. Banco Central do Brasil, Relatório de Economia Bancária 2008.
- MIZEN, Paul (2008). **The credit crunch of 2007-2008: a discussion of the background, market reaction and policy responses**. *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 90(5), p. 531-67.
- QUANDT, R. (1960). **Test of the hypothesis that a linear regression obeys two separate regimes**. *Journal of the American Statistical Association*, 55, p. 324-330.
- ZEILEIS, A.; LEISCH, F.; HANSEN, B. E.; HORNIK, K.; KLEIBER, C. (2010). **Testing, monitoring and dating structural changes, package strucchange manual**. <<http://cran.r-project.org/web/packages/strucchange/strucchange.pdf>>. Acesso em 24/05/ de maio de 2010.
- \_\_\_\_\_. **Monitoring structural changes in dynamic econometric models**. *Journal of Applied Econometrics*, 20, p. 99-121.

# 2 Liberação de Compulsórios, Crédito Bancário e Estabilidade Financeira no Brasil

Tony Takeda<sup>1</sup>  
Paulo Evandro Dawid

## 1 Introdução

Um dos principais e imediatos desdobramentos da crise sobre a economia brasileira foi a escassez de crédito devido à suspensão das fontes externas e à mudança de expectativas dos tomadores e fornecedores de crédito no mercado interno. Essa mudança impactou predominantemente as instituições de menor porte, reduzindo ainda mais as concessões de crédito<sup>2</sup>.

Devido à falta localizada de liquidez no sistema, o Banco Central do Brasil (BCB), em outubro de 2008, adotou a estratégia de liberação de parte dos recolhimentos compulsórios sobre depósitos para suprir as necessidades dos bancos menores. Em virtude da concentração do sistema bancário e da estrutura progressiva dos recolhimentos compulsórios, a grande parte dessas reservas encontra-se vinculada aos bancos de maior porte, que sofreram relativamente menores restrições de liquidez. Então, no conjunto de medidas adotadas, visando sanar os problemas de distribuição de liquidez, vinculou-se parte da liberação dos compulsórios dos bancos de grande porte ao direcionamento de parte desses recursos aos bancos menores, principalmente por meio de compra de suas carteiras de crédito ou aplicação em depósitos interfinanceiros (DIs).

Os recolhimentos compulsórios sobre os depósitos bancários têm, historicamente, desempenhado papel importante para a estabilidade do SFN. Por exemplo, foram usados na introdução do Plano Real a partir de julho de 1994, na crise asiática em 1997, na crise de setembro de 2001 e na crise pré-eleição presidencial de 2002. Diversos estudos confirmaram os efeitos dos recolhimentos compulsórios sobre a oferta de crédito dos bancos brasileiros (TAKEDA e CHU, 2007; TAKEDA e BADER, 2007; TAKEDA, ROCHA e NAKANE, 2005; e TAKEDA, 2003).

No entanto, recentemente, seguindo a tendência internacional, os recolhimentos compulsórios têm sido mais utilizados como instrumento macroprudencial, a exemplo do ocorrido no evento da intervenção do Banco Santos

1 As opiniões expressas neste artigo são exclusivamente dos autores e não refletem, necessariamente, a visão do BCB.

2 O *Global Financial Stability Review* do Fundo Monetário Internacional (FMI), de outubro de 2009, descreve detalhadamente o comportamento do sistema financeiro internacional no período pós-crise. Mesquita e Torós (2010) descrevem os efeitos da crise no Brasil e a correspondente atuação do BCB.



em novembro de 2004 e nas medidas para combate aos desdobramentos da crise do *subprime* do mercado imobiliário americano e da quebra do banco *Lehman Brothers* em outubro de 2008. Devido à gravidade das consequências da crise internacional de 2008, a liberação dos compulsórios em outubro de 2008 foi acompanhada por uma série de medidas de incentivo, como a vinculação de parte dos recolhimentos dos grandes bancos à compra de carteiras de crédito ou à aplicação em depósitos interfinanceiros de bancos de menor porte.

A tabela 1 mostra a evolução dos saldos dos créditos recebidos em razão de negócio ou adquiridas de pessoa integrante do SFN (cessões de crédito). Verifica-se que houve, de fato, aumento das cessões de crédito aos grandes bancos, a partir de outubro de 2008, de cerca de 70% para cerca de 80%.

A efetivação de compras de carteiras de crédito e de aplicações em DI não seria garantia de retorno à normalidade no mercado de crédito bancário. Assim, este estudo procura verificar se o conjunto de medidas associadas à liberação dos recolhimentos compulsórios teve efeitos sobre a concessão de crédito dos grandes bancos a partir de outubro de 2008. Para tanto, foi utilizada a técnica de diferença em diferenças, considerando os grandes bancos como o grupo de tratamento, pois, devido à estrutura de progressividade dos compulsórios, esses bancos obtiveram parcela maior dos recolhimentos compulsórios liberados. Os resultados dos testes mostram que os bancos de grande porte aumentaram significativamente suas concessões no período pós-crise.

**Tabela 1 – Saldos de cessões de créditos recebidas de integrantes do SFN**

	R\$ bilhões		%
	Total (1)	Bancos grandes <sup>1/</sup> (2)	(2) / (1)
mar/08	24,4	16,6	67,9
abr	24,3	16,4	67,8
mai	24,4	16,6	68,0
jun	24,9	16,8	67,3
jul	25,5	17,3	67,6
ago	26,4	18,4	69,6
set	26,0	18,3	70,5
out	30,4	22,2	73,1
nov	30,3	22,9	75,4
dez	38,0	30,4	79,8
jan/09	38,2	30,0	78,6
fev	36,7	28,7	78,2
mar	40,2	32,3	80,4
abr	37,9	30,2	79,7
mai	38,4	30,6	79,7
jun	40,5	32,3	79,8

Fonte: Sistema de Informações de Crédito (SCR)

1/ BB+Nossa Caixa, Bradesco, Itaú, Unibanco, ABN, Santander, CAIXA, Votorantin e HSBC.

Note-se também que, em março de 2009, entrou em vigência uma medida que instituiu a garantia especial do Fundo Garantidor de Crédito (FGC) sobre os depósitos a prazo de até R\$20 milhões por depositante. Em caráter complementar, este estudo testa a hipótese de que essa medida foi suficiente para estimular a concessão de crédito dos bancos de menor porte. Usou-se a mesma técnica de diferença em

diferenças, agora tomando os bancos de menor porte como grupo de tratamento, visto que, em princípio, essa medida afetaria muito menos os bancos de grande porte. Os resultados mostram alguma evidência de retomada da concessão de crédito dos bancos beneficiados com a medida de garantia adicional aos depósitos.

## 2 Estrutura dos recolhimentos compulsórios

Em geral, os recolhimentos compulsórios são estipulados como uma parcela dos depósitos de um banco. Normalmente, define-se uma alíquota e a base de cálculo para incidência dessa alíquota. O montante em espécie<sup>3</sup> a ser recolhido no BCB pode ser remunerado ou não.

No Brasil, basicamente, há recolhimentos compulsórios sobre os depósitos à vista, a prazo e de poupança. No cômputo desses recolhimentos pode haver deduções na base de cálculo e ou no montante a ser exigido. Essas deduções geram uma estrutura de progressividade nesses recolhimentos, os bancos com mais depósitos tendem a recolher proporcionalmente mais.

A partir de outubro de 2008<sup>4</sup>, os bancos de maior porte tiveram incentivo para liberação de parte dos recolhimentos no caso de direcionamento desses recursos para a compra de carteiras de crédito e para a aplicação em depósitos interfinanceiros de bancos de menor porte. Este trabalho avalia os efeitos do conjunto dessas medidas (a liberação de cerca de R\$80 bilhões<sup>5</sup> ao sistema bancário) no mercado de crédito e na liquidez.

## 3 Descrição dos dados

Este estudo concentra-se em dois períodos de tempo relacionados a dois conjuntos de medidas anticrise tomadas pela autoridade monetária brasileira, com o intuito de avaliar a eficácia dessas medidas. O primeiro período é de março de 2008 a fevereiro de 2009 e é utilizado para se analisarem os efeitos da liberação dos depósitos compulsórios ocorrida em outubro de 2008. Com o segundo período, novembro de 2008 a junho de 2009, avaliam-se os efeitos do aumento das garantias sobre depósitos implementados em março de 2009.

Procurou-se avaliar a diferença entre bancos grandes e pequenos no que diz respeito à reação às medidas anticrise, considerando os seus comportamentos no mercado de crédito. Assim, a análise é sobre o saldo de crédito e sobre as concessões de crédito mensais do sistema bancário brasileiro, obtidos da Circular nº 2.957, de 30 de dezembro de 1999, discriminados por pessoa jurídica (PJ) e pessoa física (PF) – gráficos 1 a 4. A fim de separar os grupos de bancos grandes e pequenos, foi considerado o critério de patrimônio de referência (PR), também utilizado nas

---

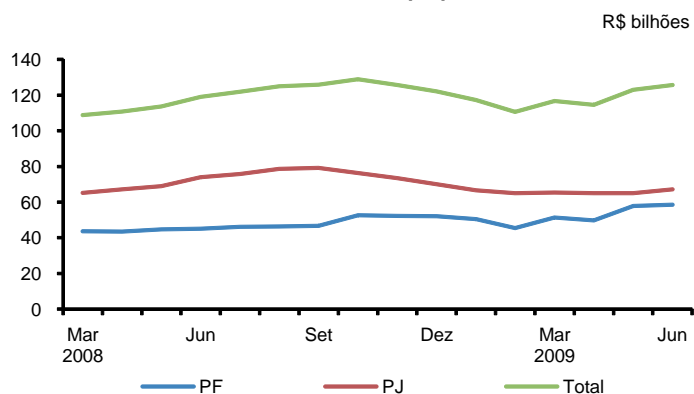
3 No período analisado, parte dos recolhimentos compulsórios era feita em títulos públicos federais.

4 De fato, no período analisado, de outubro a dezembro de 2008, o BCB editou várias medidas de liberação de compulsórios para ajustar a liquidez do SFN. Entre elas, as Circulares nº 3.407, nº 3.408, nº 3.410, nº 3.411, nº 3.414, nº 3.417, nº 3.421 e nº 3.427 (depósitos a prazo); nº 3.413 e nº 3.416 (depósitos à vista); nº 3.405, nº 3.408, nº 3.410, nº 3.419 e nº 3.426 (exigibilidades adicionais).

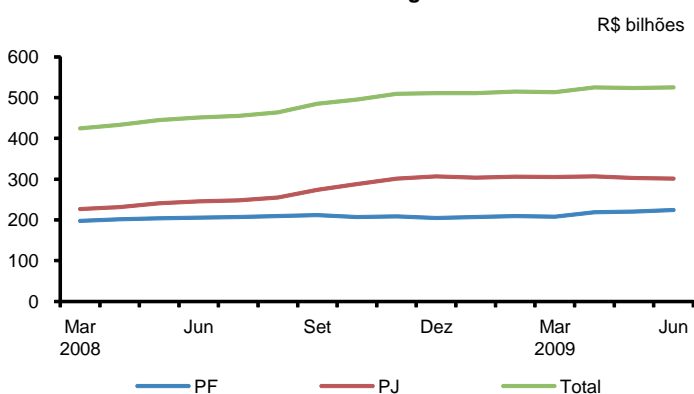
5 Dados de fim de mês, entre setembro e novembro de 2008.

medidas anticrise para diferenciar o porte dos bancos. O grupo de bancos grandes corresponde aos bancos com PR maior do que R\$5 bilhões, e o grupo de bancos pequenos, àqueles com PR menor ou igual a R\$5 bilhões<sup>6</sup>.

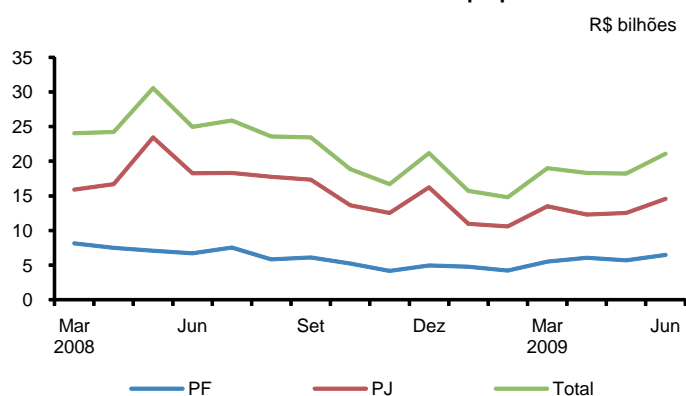
**Gráfico 1 – Saldo de crédito nos bancos pequenos**



**Gráfico 2 – Saldo de crédito nos bancos grandes**

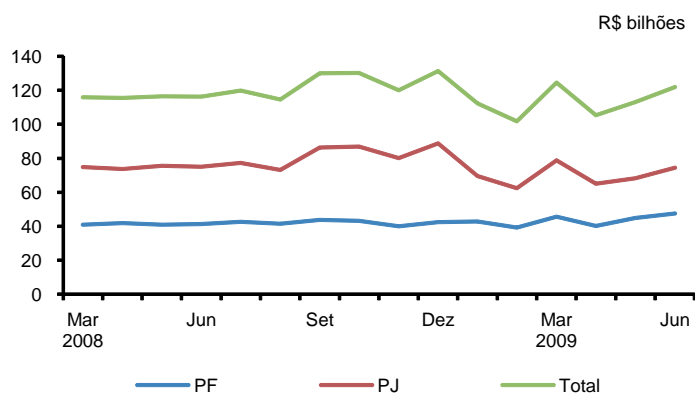


**Gráfico 3 – Concessões de crédito dos bancos pequenos**



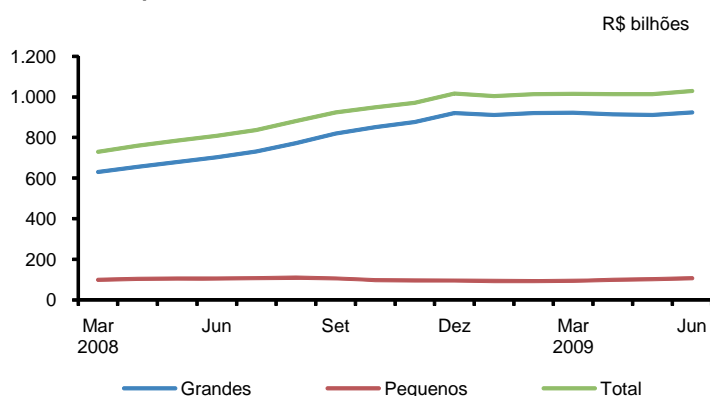
6 Esse critério de separação de dois grupos de bancos (grandes e pequenos) procura refletir a divisão estabelecida pelas medidas de liberação. Assim, um banco de médio porte de PR igual a R\$6 bilhões, por exemplo, seria incluído no grupo dos bancos grandes.

**Gráfico 4 – Concessões de crédito dos bancos grandes**

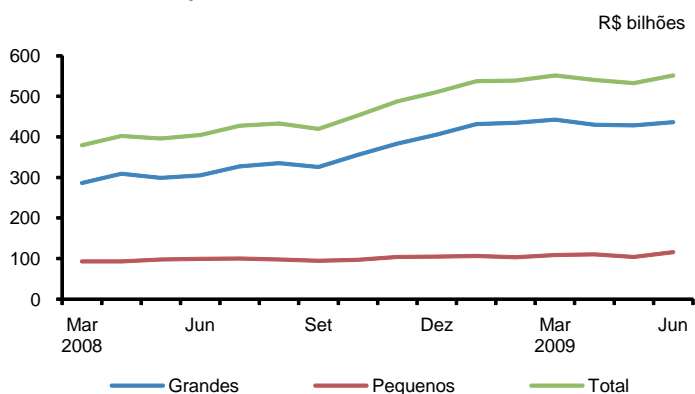


Como controles das condições macroeconômicas, foram utilizados o índice de produção industrial mensal do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) (gráfico 7) e a meta da taxa do Sistema Especial de Liquidação e Custódia (Selic). Como controles microeconômicos, foram utilizados um agregado dos depósitos dos bancos, denominado **depósito**, para controlar as principais fontes de recursos destinados ao crédito, e um indicador dos ativos líquidos disponíveis aos bancos, denominado **ativo líquido**, para controlar as possíveis destinações alternativas desses recursos. O **depósito** (gráfico 5) corresponde à soma dos depósitos a vista, a prazo, de poupança e interfinanceiros, e o ativo líquido (gráfico 6) corresponde à soma das seguintes contas dos bancos: títulos e valores mobiliários livres, aplicações em depósitos interfinanceiros e aplicações em operações compromissadas.

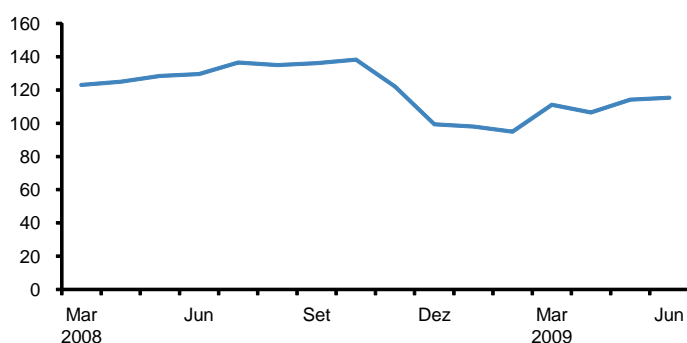
**Gráfico 5 – Depósitos nos bancos**



**Gráfico 6 – Ativo líquido dos bancos**

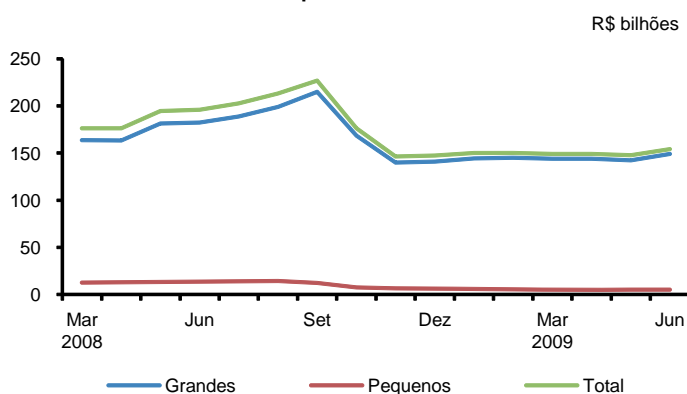


**Gráfico 7 – Índice de produção industrial (jan/2002 = 100)**



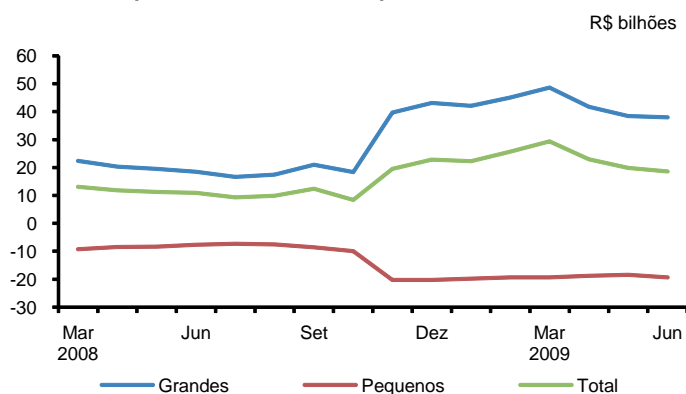
O conjunto de medidas de liberação de compulsórios de outubro de 2008 objetivou aliviar problemas de liquidez, principalmente dos bancos pequenos, e manter o funcionamento do mercado de crédito. O gráfico 8 mostra o volume total de compulsórios informados nos balanços dos bancos<sup>7</sup> e as correspondentes séries referentes aos grupos de bancos pequenos e grandes considerados. Verifica-se que houve queda total do volume de compulsórios de cerca de R\$80 bilhões, em dados de fim de mês, entre setembro e novembro de 2008. Desse montante, pode-se visualizar no gráfico 8 que cerca de R\$6 bilhões foram destinados aos bancos pequenos, ou seja, os bancos grandes, que durante a crise também apresentaram menos problemas de liquidez relativamente aos pequenos, dispunham de cerca de R\$74 bilhões. No que se refere aos recursos a prazo, uma condição imposta pelas medidas tomadas foi vincular a liberação de parte dos recursos dos depósitos compulsórios à aquisição de carteiras de crédito já existentes dos bancos pequenos, o que se verificou, conforme mostrado na introdução (tabela 1). Outra condição vinculava a liberação dos depósitos compulsórios à aplicação em depósito interfinanceiro dos bancos grandes nos pequenos, o que, conforme o gráfico 9, de fato ocorreu aumento das operações interfinanceiras líquidas (diferença entre as aplicações em depósitos interfinanceiros e os depósitos interfinanceiros recebidos) nos bancos grandes e queda nos bancos pequenos, entre outubro e novembro de 2008.

**Gráfico 8 – Recolhimento compulsório dos bancos**



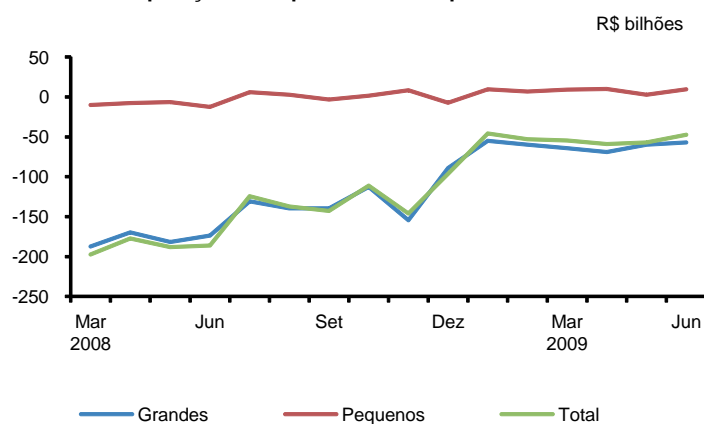
7 Soma das contas 1342000-0, 1422800-5, 1423310-0, 1423399-7 e 1423500-5 do Plano Contábil do Sistema Financeiro Nacional (Cosif).

Gráfico 9 – Depósito interfinanceiro líquido nos bancos



No gráfico 10, observa-se o comportamento das operações compromissadas líquidas nos bancos (diferença entre as vendas a liquidar e as recompras a liquidar de operações compromissadas, ou seja, entre a aplicação e o levantamento de recursos com essas operações). Os bancos pequenos apresentam uma série aparentemente estacionária em torno do zero em todo o período considerado, o que é indicativo da utilização das operações compromissadas como instrumento clássico de administração de liquidez. Já os bancos grandes apresentaram aumento no nível das operações compromissadas líquidas, ou seja, aumento das aplicações relativamente aos levantamentos. Esse aumento, juntamente com o observado na série de **ativo líquido** (gráfico 6), é indicativo de que os bancos grandes aumentaram seu nível de liquidez no período após a crise e as medidas de outubro de 2008.

Gráfico 10 – Operações compromissadas líquidas nos bancos



Os gráficos apresentados ilustram o comportamento das variáveis deste estudo de uma maneira agregada por grupos de bancos considerados, grandes ou pequenos. Vale ressaltar que as análises econométricas foram feitas com dados em painel em que o grupo de bancos grandes possui dez indivíduos e o grupo de bancos pequenos possui 121 indivíduos. Foi testado estatisticamente que a análise desses dados em painel é significativamente melhor do que os dados agregados por grupo (*pooling*), como os apresentados nos gráficos. Assim, embora os gráficos tenham sido usados como guia e sinalizem o comportamento de algumas variáveis, a análise econométrica utilizada (diferença em diferenças com dados em painel<sup>8</sup>) revelou relações significativas mais sutis das variáveis de crédito com as *dummies* de grupo e de tempo utilizadas, bem como com as suas interações. Esses resultados possibilitam

8 Para mais detalhes sobre a técnica utilizada, ver, por exemplo, Wooldridge (2001).

identificar estatisticamente os efeitos das medidas anticrise no comportamento subsequente dos bancos no mercado de crédito.

## 4 Estratégia empírica e resultados das estimações

Para testar os efeitos das medidas de liberação dos recolhimentos compulsórios a partir de outubro de 2008, foi assumido, como período pré-tratamento, de março de 2008 a setembro de 2008, e, como período pós-tratamento, de novembro de 2008 a fevereiro de 2009. Nesses períodos, foi possível identificar dois grupos de tratamento, o dos bancos públicos (BcoPub) e o dos bancos de grande porte (BcoGde). Neste estudo, esses testes serão denominados Testes de Outubro de 2008.

Para testar os efeitos do aumento da garantia aos depósitos a partir de março de 2009<sup>9</sup>, foram assumidos como bancos em tratamento aqueles com PR até R\$5 bilhões, como período pré-tratamento, de novembro de 2008 a fevereiro de 2009, e, como período pós-tratamento, de abril de 2009 a junho de 2009. Nesses períodos, os bancos de PR até R\$5 bilhões (BcoPeq) foram identificados como grupo de tratamento. Neste estudo, esses testes serão denominados Testes de Março de 2009.

As variáveis de interesse são as concessões e os saldos das carteiras de crédito bancário, segmentados em PF e PJ. Assim, foram testados separadamente os efeitos sobre os saldos de crédito a PF (SaldoPF), os saldos de crédito a PJ (SaldoPJ), as concessões de crédito a PF (ConcessãoPF) e as concessões de crédito a PJ (ConcessãoPJ), decorrentes dos tratamentos das medidas de outubro de 2008 e da medida de março de 2009. Nas regressões seguintes, as variáveis Saldo, Concessão, Depósitos, AtivosLíquidos e Selic foram ajustadas pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA).

Nos Testes de Outubro de 2008, foram estimados os coeficientes  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  e  $\lambda$  da equação:

$$\begin{aligned} \log(\text{Saldo}_{i,t} \text{ ou Concessão}_{i,t}) = & \alpha_1 \log(\text{ProdIndustrial}_t) + \alpha_2 \log(\text{Depósitos}_{i,t}) \\ & \alpha_3 \log(\text{AtivosLíquidos}_{i,t}) + \alpha_4 \text{Selic}_t \\ & + \gamma_1 \text{BcoGde}_i + \gamma_2 \text{BcoPub}_i \\ & + \gamma_3 \text{nov08}_t + \gamma_4 \text{dez08}_t + \gamma_5 \text{jan09}_t + \gamma_6 \text{fev09}_t \\ & + \beta_1 \text{BcoGde}_i * \text{nov08}_t + \beta_2 \text{BcoGde}_i * \text{dez08}_t \\ & + \beta_3 \text{BcoGde}_i * \text{jan09}_t + \beta_4 \text{BcoGde}_i * \text{fev09}_t \\ & + \lambda_1 \text{BcoPub}_i * \text{nov08}_t + \lambda_2 \text{BcoPub}_i * \text{dez08}_t \\ & + \lambda_3 \text{BcoPub}_i * \text{jan09}_t + \lambda_4 \text{BcoPub}_i * \text{fev09}_t \\ & \text{EfeitoFixo}_i + \text{Constante} + \text{Resíduo}_{i,t} \end{aligned} \quad (1)$$

em que  $t$  indica o mês, de março de 2008 a fevereiro de 2009, e  $i$  indica o banco individual.

9 As Resoluções nº 3.962, nº 3.717 e nº 3.729, do Conselho Monetário Nacional (CMN), instituíram e regularam a captação de depósitos a prazo, com garantia especial proporcionada pelo FGC. Essas medidas garantem aplicações de depósito a prazo de até R\$20 milhões por depositante, porém, a garantia por instituição está limitada a R\$5 bilhões. Esse dispositivo funciona como incentivo ao direcionamento de depósitos para instituições de menor porte, aquelas com volume de depósitos próximo do limite de R\$5 bilhões.

Os resultados da regressão<sup>10</sup> Concessão de Crédito a PF nos Testes de Outubro de 2008 mostram efeitos positivos do tratamento sobre os bancos públicos (BcoPub) com os coeficientes  $\lambda_1$  a  $\lambda_4$  significativos a 1%. Já os coeficientes  $\beta_1$  a  $\beta_4$  significativos a 1% denotam efeitos positivos do tratamento para os bancos de maior porte (BcoGde). Destaca-se que o efeito positivo do tratamento sobre os bancos públicos e os bancos de grande porte foi obtido mesmo com a evidência de efeitos negativos na concessão de crédito a PF, capturado no coeficiente  $\gamma_3$  da *dummie* de tempo para novembro de 2008.

Os resultados da regressão Concessão de Crédito a PJ nos Testes de Outubro de 2008 mostram efeitos positivos do tratamento sobre os bancos públicos com os coeficientes  $\lambda_1$  a  $\lambda_4$  significativos a 1%. Já os coeficientes  $\beta_3$  e  $\beta_4$  significativos a 1% e  $\beta_1$  a 5% denotam efeitos positivos do tratamento para os bancos de maior porte. Semelhantemente ao ocorrido no segmento PF, o efeito positivo do tratamento sobre os bancos públicos e os bancos de grande porte foi obtido mesmo com a evidência de efeitos negativos significativos na concessão de crédito a PJ, estimados nos coeficientes  $\gamma_3$ ,  $\gamma_5$  e  $\gamma_6$  das *dummies* de tempo, respectivamente, para novembro de 2008 e janeiro e fevereiro de 2009.

Adicionalmente, os resultados das regressões Concessão de Crédito Total (PJ mais PF) nos Testes de Outubro de 2008 mostram evidências similares às encontradas nos resultados de Concessão de Crédito a PJ e Concessão de Crédito a PF.

Os resultados da regressão Saldos de Crédito para PJ nos Testes de Outubro de 2008, mostram efeitos positivos do tratamento sobre os bancos públicos, com os coeficientes  $\lambda_2$  a  $\lambda_4$  significativos a 1% e  $\lambda_1$  a 5%. Já os coeficientes  $\beta_2$ ,  $\beta_3$  e  $\beta_4$  significativos a 1% denotam efeitos positivos do tratamento sobre os bancos de maior porte.

Nos Testes de Outubro de 2008, os depósitos apresentaram efeito positivo e significativo nas regressões, com exceção da Saldos de Crédito para PF, em que não foi significativo. Isso é indicativo de que os bancos em geral têm esses depósitos como importante e determinante fonte de recursos para o crédito.

Nos Testes de Março de 2009, foram estimados os coeficientes  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  e  $\lambda$  da equação:

$$\begin{aligned} \log(\text{Saldo}_{i,t} \text{ ou Concessão}_{i,t}) = & \alpha_1 \log(\text{ProdIndustrial}_t) + \alpha_2 \log(\text{Depósitos}_{i,t}) \\ & + \alpha_3 \log(\text{AtivosLíquidos}_{i,t}) + \alpha_4 \text{Selic}_t \\ & + \gamma_1 \text{BcoPeq}_i \\ & + \gamma_2 \text{abr09}_t + \gamma_3 \text{mai09}_t + \gamma_4 \text{jun09}_t \\ & + \beta_1 \text{BcoPeq}_i * \text{abr09}_t \\ & + \beta_2 \text{BcoPeq}_i * \text{mai09}_t \\ & + \beta_3 \text{BcoGde}_i * \text{jun09}_t \\ & + \text{EfeitoFixo}_i + \text{Constante} + \text{Resíduo}_{i,t} \end{aligned} \quad (2)$$

em que  $t$  indica o mês, de março de 2008 a fevereiro de 2009, e  $i$  indica o banco individual.

10 Todas as análises dos resultados baseiam-se em estimações das equações 1 e 2 e suas variações. As regressões foram realizadas no Stata, de um modelo com efeitos individuais fixos, com dados em painel usando *OLS* e a opção de estimação *vce(robust)* para tratar eventuais problemas de heterocedasticidade e correlação serial. Os resultados das estimações com mais detalhes são apresentados no anexo.



Os resultados da regressão Concessão de Crédito a PF confirmam o efeito do tratamento e apresentam os coeficientes  $\beta_2$  e  $\beta_3$  positivos e significativos a 5% e 10%, respectivamente. Esses resultados evidenciam que os bancos de menor porte (BcoPeq), aqueles de PR até R\$5 bilhões, retomaram as concessões de crédito para as pessoas físicas. No entanto,  $\alpha_3$  é negativo e significativo a 1%, o que denota que o aumento nos ativos líquidos desses bancos teve efeito significativo na redução das concessões de crédito no período considerado no teste.

Os resultados da regressão Saldos de Crédito a PF nos Testes de Março de 2009 apresentam efeitos negativos do tratamento sobre os bancos de PR até R\$5 bilhões, com coeficientes  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  e  $\beta_3$  significativos a 10%. Os resultados da regressão Saldos de Crédito a PJ também apresentam efeitos negativos do tratamento, com coeficiente  $\beta_1$  significativo a 1%. Esses resultados podem indicar que a retomada das concessões não havia sido suficiente para compensar os montantes de concessões de crédito aos bancos maiores. Nota-se o efeito positivo do nível de depósitos no saldo de carteiras de crédito para PJ, denotado com o coeficiente  $\alpha_2$  positivo e significativo a 1%, o que pode indicar sucesso da medida de garantia especial dos depósitos de março de 2009.

A fim de avaliar o comportamento da liquidez no sistema bancário e apresentar algum resultado de robustez, foram realizadas regressões, similares a (1) e (2), com Ativos Líquidos como variável dependente. Os resultados encontram-se nas tabelas 4 e 5 no Anexo. Nota-se que o coeficiente de Saldo de Crédito apresenta consistentemente sinal negativo, o que indica um *trade-off* entre crédito e liquidez para os dois períodos analisados.

Os resultados da regressão Ativos Líquidos nos Testes de Outubro de 2008 (tabela 4) apresentam coeficientes positivos, significativos a 1%, para as *dummies* de tempo de novembro de 2008 a fevereiro de 2009, assim como para as *dummies* de bancos grandes de janeiro e fevereiro de 2009, o que indica que o sistema bancário como um todo elevou seus níveis de liquidez após o início da crise e das medidas anticrise de outubro de 2008. Contudo, os bancos grandes tiveram aumento maior. Esse aumento de liquidez no sistema bancário pode ser considerado como o efeito mais direto das medidas de liberação de compulsórios que, no primeiro momento, proveu liquidez aos bancos em geral.

Os resultados da regressão Ativos Líquidos nos Testes de Março de 2009 (tabela 5) apresentam coeficientes significativamente positivos para as *dummies* de tempo de abril a junho de 2009, mas os coeficientes das interações dessas *dummies* com as *dummies* de bancos grandes e pequenos não são estatisticamente diferentes de zero, o que indica que a medida de março de 2009 elevou a liquidez do sistema bancário como um todo. Outro indicador de sucesso são os coeficientes significativamente positivos do regressor Depósitos<sup>11</sup>, visto que a medida foi justamente uma extensão das garantias de depósitos.

---

11 Não significativo na regressão Ativos Líquidos nos Testes de Outubro de 2008.

## 5 Conclusão

Os resultados deste trabalho mostraram que a liberação dos recolhimentos compulsórios sobre os depósitos bancários tiveram papel importante para a estabilidade do SFN no período posterior à quebra do Banco *Lehman Brothers*. As medidas de incentivo ao direcionamento de parte dos recursos dos recolhimentos compulsórios dos bancos de grande porte, para compra de carteiras de crédito e para aplicação em depósitos interfinanceiros de bancos de menor porte, melhoraram a liquidez agregada e sua distribuição e contribuíram para assegurar a estabilidade do sistema financeiro. A liberação de parte dos compulsórios possibilitou aos bancos públicos e aos bancos de grande porte desempenhar papel importante na retomada das concessões de crédito após outubro de 2008. Entretanto, somente após a edição da medida de garantia especial do FGC para aplicações de depósitos no montante de até R\$20 milhões, em março de 2009, foram retomadas as concessões de créditos por parte dos bancos de menor porte.

## Referências

INTERNATIONAL MONETARY FUND. **Global Financial Stability Report: Navigating the Financial Challenges Ahead**, Chapter 1, p. 1-76, 2009 October.

MESQUITA, Mário; TORÓS, Mario. Considerações sobre a atuação do Banco Central na Crise de 2008. **Banco Central do Brasil, Trabalhos para Discussão 202**, 25 p., 2010.

TAKEDA, Tony; CHU, Victório. *Velocidade dos depósitos à vista e a oferta de crédito dos bancos*. Banco Central do Brasil. **Relatório de Economia Bancária e Crédito**, Capítulo VIII, p.145-154, 2007.

TAKEDA, Tony; BADER, Fani. *Efeitos do direcionamento de crédito e dos repasses do BNDES sobre a oferta de crédito livre*. **Mimeo**, 24 p., 2007.

TAKEDA, Tony; ROCHA, Fabiana; NAKANE, Márcio I. *The reaction of bank lending to monetary policy in Brazil*. **Revista Brasileira de Economia**, v. 59, n. 1, p. 107-126, 2005.

TAKEDA, Tony. *Efeitos da política monetária sobre a oferta de crédito*. Banco Central do Brasil. **Economia Bancária e Crédito – Avaliação de 4 anos do Projeto Juros e Spread Bancário**, Capítulo X, p. 105-117, 2003.

WOOLDRIDGE, Jeffrey M. **Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data**. Cambridge: The MIT Press, 2001.

## Anexo

**Tabela 2 – Regressões Saldo e Concessão de Crédito, tratamento de outubro de 2008**

Variável dependente:	log(Saldo)			log(Concessão)		
	PJ	PF	Total	PJ	PF	Total
<b>Variáveis independentes</b>						
Constante	7,17*** [0,02]	7,72** [0,04]	5,37 [0,11]	13,94 [0,17]	9,86 [0,32]	8,49 [0,33]
log(Prod_industrial)	0,89 [0,21]	0,71 [0,34]	1,22* [0,08]	-2,31 [0,34]	-0,71 [0,77]	-1,13 [0,59]
log(Depósitos)	0,05* [0,05]	0,10 [0,21]	0,12** [0,03]	0,28** [0,00]	0,26* [0,08]	0,33* [0,00]
log(Ativos_líquidos)	-0,03 [0,19]	-0,09*** [0,00]	-0,05*** [0,01]	0,03 [0,54]	-0,05 [0,41]	0,04 [0,26]
Selic meta	0,03 [0,42]	0,02 [0,67]	0,02 [0,53]	0,17 [0,23]	-0,05 [0,71]	0,07 [0,55]
Dummy Nov2008	0,07 [0,48]	0,18* [0,08]	0,17* [0,08]	-0,88** [0,01]	-0,85** [0,01]	-0,81*** [0,01]
Dummy Dez2008	0,20 [0,40]	0,31 [0,23]	0,39* [0,10]	-1,06 [0,20]	-0,87 [0,28]	-0,82 [0,25]
Dummy Jan2009	0,19 [0,38]	0,35 [0,13]	0,35* [0,10]	-1,42** [0,05]	-0,97 [0,17]	-1,08* [0,08]
Dummy Fev2009	0,20 [0,39]	0,36 [0,15]	0,39* [0,09]	-1,43* [0,07]	-0,98 [0,21]	-1,03 [0,14]
BancoGrande * Nov2008	0,17 [0,12]	-0,05 [0,60]	0,01 [0,88]	0,34** [0,02]	0,55*** [0,00]	0,38*** [0,01]
BancoGrande * Dez2008	0,27*** [0,00]	0,00 [0,99]	0,09 [0,26]	0,22 [0,17]	0,54*** [0,00]	0,31** [0,02]
BancoGrande * Jan2009	0,29*** [0,00]	0,00 [0,99]	0,14 [0,12]	0,45*** [0,00]	0,63*** [0,00]	0,48*** [0,00]
BancoGrande * Fev2009	0,30*** [0,00]	0,02 [0,86]	0,14* [0,09]	0,36*** [0,01]	0,59*** [0,00]	0,38*** [0,00]
BancoPúblico * Nov2009	0,13** [0,03]	-0,05 [0,29]	0,03 [0,46]	0,47*** [0,00]	0,69*** [0,00]	0,55*** [0,00]
BancoPúblico * Dez2009	0,20*** [0,00]	-0,05 [0,45]	0,06 [0,18]	0,38*** [0,00]	0,69*** [0,00]	0,49*** [0,00]
BancoPúblico * Jan2009	0,28*** [0,00]	-0,05 [0,43]	0,14*** [0,01]	0,55*** [0,00]	0,67*** [0,00]	0,59*** [0,00]
BancoPúblico * Fev2009	0,29*** [0,00]	-0,03 [0,64]	0,15*** [0,00]	0,29*** [0,01]	0,61*** [0,00]	0,38*** [0,00]
R <sup>2</sup> between	0,51	0,28	0,70	0,60	0,56	0,67
Obs.	1.022	970	1.081	938	861	1.016

Fonte: BCB

Nota: \*, \*\* e \*\*\* indicam coeficientes significativos a 10%, 5% e 1%, respectivamente. P-valores entre colchetes, abaixo dos coeficientes.

**Tabela 3 – Regressões Saldo e Concessão de Crédito, tratamento de março de 2009**

Variável dependente:	log(Saldo)			log(Concessão)		
	PJ	PF	Total	PJ	PF	Total
<b>Variáveis independentes</b>						
Constante	7,06*** [0,00]	12,2*** [0,00]	8,77*** [0,00]	-1,91 [0,65]	12,5*** [0,00]	1,05 [0,76]
log(Prod_industrial)	0,11 [0,52]	0,06 [0,85]	0,06 [0,76]	-0,13** [0,03]	-0,52 [0,29]	-1,03* [0,07]
log(Depósitos)	0,26*** [0,00]	-0,01 [0,95]	0,25*** [0,00]	0,55*** [0,00]	0,09 [0,39]	0,56*** [0,00]
log(Ativos_líquidos)	-0,04 [0,20]	-0,02 [0,50]	-0,07** [0,04]	0,03 [0,66]	-0,17*** [0,01]	-0,04 [0,42]
Selic meta	0,03 [0,42]	-0,02 [0,78]	0,04 [0,28]	0,51*** [0,00]	0,07 [0,46]	0,32*** [0,00]
Dummy Abr2009	0,11 [0,25]	0,05 [0,80]	0,18 [0,11]	1,28*** [0,00]	0,34 [0,26]	0,89*** [0,01]
Dummy Mai2009	0,1 [0,36]	0,06 [0,77]	0,18 [0,13]	1,55*** [0,00]	0,46 [0,13]	1,08*** [0,00]
Dummy Jun2009	0,11 [0,40]	0,06 [0,83]	0,23 [0,15]	2,07*** [0,00]	0,6 [0,14]	1,46*** [0,00]
BancoPequeno * Abr2009	-0,12*** [0,01]	-0,09* [0,06]	-0,10** [0,01]	0,21 [0,24]	0,24 [0,11]	0,21 [0,16]
BancoPequeno * Mai2009	-0,05 [0,21]	-0,09* [0,08]	-0,07* [0,09]	0,19 [0,11]	0,23** [0,05]	0,19* [0,06]
BancoPequeno * Jun2009	-0,01 [0,82]	-0,14* [0,09]	-0,04 [0,39]	0,09 [0,44]	0,22* [0,06]	0,17 [0,11]
R <sup>2</sup> between	0,67	0,43	0,73	0,62	0,09	0,66
Obs.	648	604	687	596	520	645

Fonte: BCB

Nota: \*, \*\* e \*\*\* indicam coeficientes significativos a 10%, 5% e 1%, respectivamente.  
P-valores entre colchetes, abaixo dos coeficientes.

**Tabela 4 – Regressão Ativos Líquidos de outubro de 2008**

Variável dependente:	log(Ativos Líquidos)	log(Ativos Líquidos)
Variáveis independentes		
Constante	6,16 [0,29]	5,60 [0,35]
log(Prod_industrial)	3,22** [0,03]	3,69** [0,02]
log(Depósitos)	0,08 [0,25]	0,04 [0,70]
log(Saldo de Crédito)	-0,12*** [0,01]	log(Saldo de Crédito PJ) -0,04 [0,66]
		log(Saldo de Crédito PF) -0,16*** [0,00]
Selic meta	-0,17** [0,03]	-0,18** [0,03]
Dummy Nov2008	0,61*** [0,00]	0,64*** [0,00]
Dummy Dez2008	1,35*** [0,01]	1,47*** [0,00]
Dummy Jan2009	1,16*** [0,01]	1,32*** [0,00]
Dummy Fev2009	1,21*** [0,01]	1,35*** [0,01]
BancoGrande * Nov2008	0,13 [0,12]	0,16* [0,10]
BancoGrande * Dez2008	0,15 [0,13]	0,16 [0,12]
BancoGrande * Jan2009	0,28*** [0,00]	0,26*** [0,01]
BancoGrande * Fev2009	0,32*** [0,00]	0,33*** [0,00]
BancoPúblico * Nov2009	-0,06 [0,29]	-0,05 [0,48]
BancoPúblico * Dez2009	-0,19** [0,03]	-0,14 [0,12]
BancoPúblico * Jan2009	-0,11 [0,16]	-0,10 [0,24]
BancoPúblico * Fev2009	-0,09 [0,31]	-0,05 [0,58]
R <sup>2</sup> <i>between</i>	0,07	0,34
Obs.	1.081	911

Fonte: BCB

Nota: \*, \*\* e \*\*\* indicam coeficientes significativos a 10%, 5% e 1%, respectivamente. P-valores entre colchetes, abaixo dos coeficientes.

**Tabela 5 – Regressão Ativos Líquidos de março de 2009**

Variável dependente:	log(Ativos Líquidos)	
Variáveis independentes		
Constante	17,0**	17,0***
	[0,00]	[0,00]
log(Prod_industrial)	-0,24	-0,24
	[0,33]	[0,33]
log(Depósitos)	0,29***	0,29***
	[0,00]	[0,00]
log(Saldo de Crédito)	-0,23***	-0,23***
	[0,00]	[0,00]
Selic meta	0,07	0,07
	[0,18]	[0,18]
<i>Dummy</i> Abr2009	0,33**	0,30*
	[0,04]	[0,06]
<i>Dummy</i> Mai2009	0,36**	0,35**
	[0,03]	[0,05]
<i>Dummy</i> Jun2009	0,45**	0,44*
	[0,04]	[0,07]
BancoPequeno * Abr2009	-0,02	BancoGrande * Abr2009 0,02
	[0,60]	[0,61]
BancoPequeno * Mai2009	-0,01	BancoGrande * Mai2009 0,01
	[0,89]	[0,89]
BancoPequeno * Jun2009	0,00	BancoGrande * Jun2009 0,00
	[0,96]	[0,96]
$R^2$ between	0,30	0,30
Obs.	687	687

Fonte: BCB

Nota: \*, \*\* e \*\*\* indicam coeficientes significativos a 10%, 5% e 1%, respectivamente.  
P-valores entre colchetes, abaixo dos coeficientes.

# 3

## Reverendo os Determinantes das Taxas de Juros de Crédito no Brasil após a Crise de 2008

Leonardo S. Alencar<sup>1</sup>

### 1 Introdução

Este artigo estuda os determinantes das taxas de juros bancárias, tanto do ponto de vista macroeconômico quanto do ponto de vista de diferenças específicas dos bancos. A relevância do tema deriva do fato de que podem ocorrer efeitos reais no consumo e no investimento quando mudam os preços cobrados pelos bancos (ou o preço de suas operações ativas), mesmo quando não há alterações no volume de crédito. Destaque-se também a importância das taxas de juros de empréstimos bancários para a condução da política monetária. Nesse sentido, iremos apresentar, de modo particular, o *pass-through* da taxa de juros de política monetária para as taxas de juros de empréstimos. A literatura sobre o assunto é vasta. Entre os artigos iniciais, podemos citar Hannan e Berger (1991) para o caso das taxas de juros de depósitos e Cottarelli e Kourelis (1994) para o caso das taxas de juros de empréstimos. Seguindo esses artigos preliminares, Heffernan (2002) examinou os determinantes das taxas bancárias para o caso da Inglaterra, Berstein e Fuentes (2004) para o Chile, Lago e Salas (2005) para a Espanha, De Greave *et al.* (2007) para a Bélgica, Gambacorta (2008) para a Itália, entre outros.

Neste trabalho, examinam-se os determinantes das taxas de juros para o caso brasileiro, utilizando dados em nível de banco. O objetivo é identificar que fatores influenciam as diferenças nas taxas médias cobradas por cada banco, bem como a resposta dessas taxas a movimentos na taxa de política monetária. Vamos, também, investigar se houve mudança no comportamento das taxas bancárias após a crise financeira de 2008/2009, isto é, se a crise provocou algum efeito nas taxas de juros cobradas pelos bancos e no *pass-through*. Serão examinados os determinantes das taxas de empréstimos consolidadas para pessoas físicas e para pessoas jurídicas, e estimados o *pass-through* para cinco modalidades de empréstimos.

Além da presente seção, a seção 2 revê brevemente os fatores indicados pela literatura como determinantes das taxas de juros bancárias. A seção 3 apresenta os dados e a seção 4, o modelo estimado e os resultados. A seção 5 conclui o texto.

---

<sup>1</sup> Este artigo é uma versão preliminar de um estudo que integra um projeto de pesquisa conjunto do Banco Central do Brasil (BCB) com o Banco Mundial. Gostaria de agradecer de modo especial a Wagner Piazza Gaglianone pelas sugestões dadas, e também a Sérgio Mikio Koyama e a Tony Takeda pelo incentivo e disponibilização de parte dos dados. As opiniões expressas neste artigo são de responsabilidade do autor e não refletem, necessariamente, a posição do BCB ou de seus membros.



## 2 Determinantes da taxa de juros de empréstimo

Nesta seção, as variáveis que a literatura econômica usualmente sugere como sendo determinantes das taxas de juros bancárias são revistas e, na seção 4, examinaremos se tais determinantes são válidos para o caso brasileiro. A princípio, uma elevação da taxa de política monetária está associada a uma redução dos fundos disponíveis para empréstimos e a um aumento nas taxas de juros do mercado. Isso eleva as taxas de juros bancários por meio do conhecido canal de taxa de juros.

As taxas de juros do crédito também são influenciadas pela volatilidade da taxa de juros básica. Isto é, uma alta volatilidade da taxa básica de juros estaria associada a maiores taxas de empréstimos (HO e SAUNDERS, 1981). Isso poderia ser explicado em um contexto em que os bancos, ao maximizarem sua utilidade (riqueza) esperada, são avessos ao risco das flutuações de taxas de juros. Uma vez que no Brasil, assim como em outras economias importantes, a maior parte do crédito livre dos bancos é contratada em termos de taxa prefixada, esse risco pode ser relevante.

Com relação ao lado real da economia, Gambacorta (2008) afirma que melhores condições econômicas elevam o valor líquido esperado dos projetos de investimento, aumentando a demanda por empréstimos. Sob esse ângulo, as taxas de juros dos empréstimos seriam positivamente correlacionadas com a evolução do Produto Interno Bruto (PIB) real. Do lado da oferta de crédito, o aumento da renda nacional aumenta o potencial de captação de fundos pelos bancos, permitindo que estes emprestem mais, gerando um efeito contrário nas taxas. Qual efeito prevalecerá é uma questão empírica, que dependerá das oportunidades de produção, das preferências dos agentes etc. De qualquer forma, Melitz e Pardue (1973) apresentam argumentação teórica no sentido de que aumentos permanentes na renda estariam associados a elevações de taxas de juros de crédito. Por outro lado, como iremos trabalhar com taxas de juros nominais, espera-se que estas também dependam das taxas de inflação.

Do ponto de vista microeconômico, os custos a que os bancos estão sujeitos (captação de fundos, monitoramento dos empréstimos, manutenção das agências bancárias, entre outros) também influenciam a taxa que será cobrada pelos empréstimos. Esses custos, que em parte refletem eficiência/ineficiência dos bancos, têm um efeito altista sobre as taxas de juros de empréstimos (GAMBACORTA, 2008).

Ao examinar as características dos bancos, Kashyap e Stein (2000), e Kishan e Opiela (2000) encontram evidências no sentido de que bancos pequenos, com baixa liquidez e baixa capitalização, cobram taxas maiores de empréstimos e são mais vulneráveis a choques monetários. Isso ocorreria porque, dado que os participantes do mercado os consideram mais arriscados, eles pagariam prêmio maior na captação de seus recursos e, como consequência, tenderiam a cobrar maiores taxas de juros. Por estarem mais expostos à assimetria de informação no que se refere ao valor de seus ativos, esses bancos teriam capacidade menor de proteger suas relações de crédito no caso de choques monetários. Além disso, os bancos pequenos necessitariam manter certo nível de capital em função de seus ativos de risco, implicando que sua capacidade de expandir seus empréstimos dependeria da sua capitalização.

Outro determinante do comportamento dos bancos ao estabelecerem suas taxas de juros seria o grau de competição no mercado de crédito. Esse poderia ser um fator relevante para o caso brasileiro, uma vez que Chang *et al.* (2008) apresentam evidências no sentido de que em torno de 10% dos bancos do sistema financeiro nacional realizam praticamente a totalidade dos empréstimos no mercado bancário. Não obstante, Berger e Hannan (1989) discerniram dois possíveis impactos da concentração bancária na precificação dos bancos. Por um lado, um setor bancário mais concentrado tende a atuar de maneira oligopolística, cobrando maiores taxas de juros. Por outro, a maior concentração pode estar associada ao fato de que os bancos mais eficientes vão aumentando a sua parcela de mercado, o que levaria a menores taxas de empréstimos no setor bancário.

### 3 Os dados

O mercado específico analisado é o mercado bancário brasileiro. Os dados referem-se a 63 bancos, no período de janeiro de 2002 a novembro de 2009. Esses bancos representam mais de 80% dos empréstimos bancários no país, mas nem todos operam em todas as linhas de crédito examinadas. As taxas de juros são taxas prefixadas de concessão de crédito, isto é, taxas de novas operações, e representam em torno de 70% das operações com crédito livre. Serão examinadas taxas para pessoas físicas e jurídicas. O painel de bancos é um painel balanceado<sup>2</sup>.

Serão examinadas as taxas de juros nas seguintes modalidades: Total Pessoa Jurídica, Total Pessoa Física, *Vendor*, Capital de Giro, Crédito Pessoal, Aquisição de Bens Veículos e Aquisição de Outros Bens. A descrição das cinco últimas pode ser encontrada no Anexo.

Como visto na seção anterior, as variáveis de controle podem ser divididas em variáveis macroeconômicas, microeconômicas e de estrutura de mercado. Quatro são as variáveis macroeconômicas: a taxa de política monetária, a renda real, a taxa de inflação, e a volatilidade da taxa de juros de política monetária. Foi utilizado como *proxy* para a renda real o rendimento médio real efetivo das pessoas ocupadas com carteira, medido pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE)<sup>3</sup>. A taxa de inflação é o Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), que é o índice de preços relacionado às metas para inflação no país. A taxa de política monetária é a taxa Selic, uma descrição do cálculo da sua volatilidade pode ser encontrada no Anexo. Os dados não foram ajustados sazonalmente.

No que se refere a controles microeconômicos, são dados de balanço. O indicador de tamanho é o logaritmo dos ativos totais de cada banco, o de liquidez são depósitos à vista e títulos sobre ativos totais e o de capitalização é o excesso de capital sobre os ativos totais, isto é, a quantidade de capital que os bancos mantêm em excesso ao mínimo requerido para lidar com os padrões de regulação prudencial.

---

2 A opção por um painel balanceado pode gerar um viés de seleção nas estimativas, mas tem a vantagem de refletir o comportamento dos bancos que fizeram ao menos alguma operação de crédito ao longo de todo o período amostral.

3 As estimações da seção 4 também foram feitas com o Índice de Atividade Econômica do Banco Central (IBC-Br), e com o Indicador de Produção Industrial, do IBGE. Como os resultados permaneceram qualitativamente idênticos, optou-se por não incluí-los no texto.

A vantagem dessa última medida é que leva em consideração o risco do *portfolio* do banco. Há também uma medida de ineficiência que é representada pelo custo total que os bancos incorrem para captar depósitos sobre o volume total desses depósitos. A estrutura de mercado é controlada pelo Índice Herfindahl, de concentração bancária em relação aos seus ativos.

Estudos recentes de determinação de taxas de juros usualmente se basearam em uma especificação de correção de erro, ou variantes dessa técnica (e.g. KLEIMEIER e SANDER, 2006; DE GREAVE *et al.*, 2007; GAMBACORTA, 2008). O presente trabalho seguirá outra metodologia, uma vez que os testes de raiz unitária para as diferentes variáveis examinadas, à exceção do Índice Herfindahl, sugerem que as variáveis sejam estacionárias. Esses testes são apresentados na tabela 1, que também apresenta algumas estatísticas descritivas das variáveis utilizadas no trabalho.

**Tabela 1 – Estatísticas descritivas e testes de raiz unitária**

	Observações	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo	ADF (p-valor)
<b>Variáveis Microeconômicas</b>						
Taxas de juros:						
Total pessoa jurídica	4.750	43,921	21,439	11,133	857,500	229,237***
Total pessoa física	4.845	90,642	66,532	12,451	546,454	179,308***
Vendor	1.238	28,843	11,511	10,498	87,208	252,805***
Capital de giro	2.690	37,559	11,722	6,200	109,330	1.148,040***
Crédito pessoal	2.820	68,827	58,403	16,666	403,286	1.165,920***
Aquisição de veículos	1.517	41,178	15,459	12,370	119,630	498,232***
Aquisição de outros bens	1.563	53,907	31,334	6,462	186,121	473,219***
Capitalização	6.741	17,179	58,477	-6,560	1.248,480	287,722***
Ineficiência	6.741	0,054	0,064	0,000	2,344	577,517***
Tamanho	6.741	9,202	0,933	7,217	11,702	151,301*
Liquidez	6.680	0,335	0,605	0,000	25,552	221,508***
<b>Variáveis Macroeconômicas</b>						
Taxa de juros de política monetária	95	16,017	4,420	8,650	26,320	-4,943***
Taxa de inflação	95	0,535	0,454	-0,210	3,020	-4,164***
Taxa de crescimento da renda	95	0,005	0,100	-0,292	0,287	-5,721***
Volatilidade da taxa de pol. monetária	95	0,005	0,007	0,000	0,029	-4,709***
Índice Herfindahl	95	0,141	0,010	0,124	0,161	-0,283

Obs.: o teste ADF para as variáveis microeconômicas é o ADF de Maddala e Wu (1999); para as variáveis macroeconômicas, é o ADF usual. \*, \*\*, \*\*\* indicam níveis de significância de 10, 5 e 1%, respectivamente. As taxas de juros de empréstimo e a taxa de política monetária são taxas percentuais mensais anualizadas. A taxa de inflação é uma taxa percentual mensal não anualizada, e a de crescimento da renda é uma taxa mensal também não anualizada.

## 4 Resultados

O ponto de partida da nossa análise será o cálculo do *pass-through* de juros de cinco modalidades de crédito. O modelo cujas estimações serão apresentadas é o que se segue:

$$i_{k,t} = \mu_k + \sum_j \alpha_j i_{k,t-j} + \sum_l \beta_l i_{t-l}^M + \Gamma \Phi_t + \varepsilon_{k,t} \quad (1)$$

onde  $k = 1, \dots, N$  ( $k =$  bancos) e  $t = 1, \dots, T$  ( $t =$  períodos).  $i_{k,t}$  é a taxa de juros de empréstimo,  $i_t^M$  é a taxa de política monetária,  $\Phi_t$  é um vetor que inclui *dummies*

sazonais e a *dummy* Crise que capta o efeito da crise de setembro de 2008<sup>4</sup>, e  $\varepsilon_{k,t}$  é o erro aleatório. O modelo permite efeitos fixos entre bancos, como indicado pelo intercepto  $\mu_k$ <sup>5</sup>. O *pass-through* de longo prazo é calculado por:

$$\Pi = \frac{\sum \beta_l}{1 - \sum \alpha_j} \quad (2)$$

onde  $\beta_0$  representa o *pass-through* imediato.

As estimações serão feitas utilizando o estimador de GMM em diferenças de Arellano e Bond (1991). Na escolha das defasagens, serão mantidas aquelas que sejam significantes a ao menos 10%, sendo que as *dummies* sazonais serão mantidas mesmo se não significativas a esse valor. Na escolha dos instrumentos, as *dummies* e as variáveis defasadas em dois ou mais períodos foram tratadas como exógenas. As demais variáveis explicativas foram instrumentalizadas pela segunda defasagem dessas mesmas variáveis. Todas as estimações apresentadas não apresentam problemas de correlação serial, e o teste de Hansen não permitiu rejeitar em nenhuma delas que os instrumentos sejam válidos.

A tabela 2 apresenta os principais resultados das estimações por modalidade, sendo que no Anexo pode ser encontrada a estimacão completa<sup>6</sup>. As estimacões pontuais para o *pass-through* de curto e de longo prazo são positivas e significativas aos níveis usuais. Nos testes para a hipótese da completitude do *pass-through* de longo prazo – isto é, testes para a hipótese de que o *pass-through* seja igual a um –, podemos observar que em nenhuma das cinco modalidades examinadas se pode rejeitar a hipótese de ausência de rigidez nas taxas no longo prazo. Por outro lado, observamos rigidez na resposta de curto prazo para as modalidades de Capital de Giro, de Crédito Pessoal e de Aquisição de Outros Bens diferentes de veículos. De qualquer forma, uma possível explicação da estimacão pontual do *pass-through* imediato da modalidade *Vendor* ser mais elevada que a das demais modalidades pode ser encontrada no prazo médio dessas operações. Dentro do nosso período amostral, o prazo médio para *Vendor* é de 72 dias, enquanto para as demais modalidades examinadas está acima de 175 dias. Uma vez que a taxa Selic é uma taxa de curtíssimo prazo, espera-se que afete mais as linhas de crédito com prazos médios menores. Ao compararmos com a literatura internacional, em estimacões por modalidade, De Graeve *et al.* (2007) encontraram valores para o *pass-through* imediato entre 0,194 e 0,982 para a Bélgica, e Kleimeier e Sander (2006) encontraram entre -0,15 e 0,82 para diversos países europeus.

4 A variável Crise é uma *step dummy* que assume o valor unitário a partir de setembro de 2008, e zero nos demais períodos.

5 Optou-se por utilizar um modelo com efeitos fixos em vez de aleatórios, por ser esse o tratamento usual na literatura, *vide e.g.* De Graeve *et al.* (2007) e Gambacorta (2008).

6 Na apresentação das estimacões, no Anexo, não foram apresentados os coeficientes das *dummies* sazonais.

**Tabela 2 – Pass-through por modalidade**

	Pessoa Jurídica			Pessoa Física	
	Vendor	Capital de Giro	Crédito Pessoal	Aquisição de Bens Veículos	Aquisição de Outros Bens
Pass-through imediato	1,110*** (0,217)	0,683*** (0,108)	0,385*** (0,093)	0,689*** (0,190)	0,549*** (0,135)
Pass-through de longo prazo	1,202*** (0,180)	1,029*** (0,104)	2,484** (1,201)	1,441*** (0,217)	1,424** (0,550)
Efeito setembro de 2008	4,074*** (1,081)	3,423*** (1,023)	0,053 (0,556)	0,455 (0,780)	0,552 (1,576)
<b>Testes</b>					
Teste para <i>pass-through</i> imediato unitário	0,26 [0,619]	8,52*** [0,006]	42,88*** [0,000]	2,66 [0,115]	11,09*** [0,003]
Teste para <i>pass-through</i> de longo prazo unitário	1,26 [0,278]	0,08 [0,778]	1,53 [0,224]	4,12* [0,053]	0,59 [0,450]
Problema de autocorrelação dos resíduos	Não	Não	Não	Não	Não
Teste de Hansen	2,79	21,85	20,82	4,76	0,57
Nº de bancos / observações	15 / 1121	32 / 2504	35 / 2673	24 / 1307	20 / 1408

Obs.: entre parênteses estão os desvios padrões, robustos à heterocedasticidade, e entre colchetes, os p-valores. \*\*\*, \*\*, \* indicam significância nos níveis de 1, 5 e 10 %, respectivamente. Os testes para *pass-through* unitário são testes de Wald.

Em relação à estimação sobre a existência de uma mudança de patamar nas taxas de juros após a crise de setembro de 2008, apenas para as duas modalidades de PJ é que os resultados são significativos. Esse resultado talvez possa ser explicado, entre outros motivos, pelo aumento mais significativo no atraso do pagamento dos empréstimos nas modalidades de *Vendor* e de Capital de Giro em comparação com as outras três modalidades. Por exemplo, entre agosto de 2008 e novembro de 2009 a razão do saldo em atraso de 31 a 90 dias e do saldo sem atraso subiu 44% e 69% para as modalidades de *Vendor* e Capital de Giro, enquanto aumentou apenas 14% para a Aquisição de Veículos, chegando a reduzir 12% e 23% para as modalidades Crédito Pessoal e Aquisição de Outros Bens. Por outro lado, foram realizadas estimações incluindo a interação entre a *dummy* da crise de setembro de 2008 e a taxa de política monetária, e nenhuma delas foi significativa. De modo que, para essas modalidades, não se encontraram evidências de que, após a crise, o *pass-through* tenha se alterado.

Um segundo conjunto de estimativas é apresentado na tabela 3, na qual se apresenta um exame dos determinantes das taxas de juros de empréstimos consolidadas por pessoas físicas e jurídicas. As estimações considerarão dois períodos amostrais: um anterior à crise de setembro de 2008 e outro incluindo os efeitos da crise, até novembro de 2009. O modelo (1) foi ligeiramente modificado:

$$i_{k,t} = \mu_k + \sum_j \alpha_j i_{k,t-j} + \beta i_t^M + \varphi(Crise_t \times i_t^M) + \sum_n \kappa_n Y_{n,t} + \Gamma \Phi_t + \varepsilon_{k,t} \quad (3)$$

onde  $Y$  é um vetor das variáveis de controle. Com relação ao modelo (3), é válido fazer duas observações iniciais. Primeiro, o modelo não considera defasagens na taxa de política monetária porque elas não se apresentaram significativas quando incluídas na estimação. Em segundo lugar, foram feitas estimações incluindo interações da taxa de política monetária com as diversas variáveis de controle. No entanto, como essas interações não se mostraram significativas, os resultados dessas estimações não são apresentados.

**Tabela 3 – Determinantes das taxas de juros de empréstimos bancários no Brasil**

	Pessoa Jurídica		Pessoa Física	
	Antes da crise	Incluindo a crise	Antes da crise	Incluindo a crise
<b>Política monetária</b>				
<i>Pass-through</i> imediato	0,638*** (0,089)	0,915*** (0,152)	0,937*** (0,285)	1,017*** (0,247)
<i>Pass-through</i> de longo prazo	0,850*** (0,092)	1,175*** (0,241)	1,858*** (0,372)	1,818*** (0,392)
Volatilidade da taxa de política monetária	48,202*** (12,175)	53,682** (23,224)	56,620 (46,506)	36,818 (51,599)
<b>Outros fatores macroeconômicos</b>				
Taxa de inflação	1,620** (0,613)	1,883*** (0,606)	2,396** (0,946)	2,574** (1,045)
Taxa de crescimento da renda	2,138 (2,560)	3,295 (3,141)	13,077** (5,196)	16,974** (6,676)
Efeito setembro de 2008		11,138** (4,224)		5,829* (3,362)
<b>Características dos bancos</b>				
Capitalização	-0,004** (0,002)	-0,006** (0,002)	-0,138* (0,081)	-0,224 (0,191)
Ineficiência	10,346** (4,935)	13,329** (5,090)	3,679 (6,750)	9,035 (7,300)
Tamanho	1,947 (3,432)	-3,762 (4,470)	-11,495 (8,778)	-13,482 (10,475)
Liquidez	-0,418 (1,136)	-1,059 (1,351)	-0,474 (0,568)	-0,684 (0,662)
<b>Estrutura de mercado</b>				
Índice Herfindahl	112,180*** (34,325)	11,345 (92,545)	154,319* (78,898)	163,577* (95,836)
<b>Interação com tx. de pol. monetária</b>				
Taxa de política monetária × Efeito setembro de 2008		0,955* (0,569)		
<b>Testes</b>				
Teste para <i>pass-through</i> imediato unitário	16,44*** [0,000]	0,31 [0,581]	0,05 [0,827]	0,00 [0,944]
Teste para <i>pass-through</i> de longo prazo unitário	2,62 [0,112]	0,53 [0,471]	5,31** [0,025]	4,35** [0,042]
Teste AR(2)/AR(3) (p-valor)	[0,164]/[0,716]	[0,250]/[0,888]	[0,920]/[0,564]	[0,602]/[0,259]
Teste de Hansen	43,43	34,98	37,20	33,06
Nº de bancos / observações	50 / 3915	50 / 4663	51 / 3995	51 / 4758

Obs.: entre parênteses estão os desvios padrões, robustos à heterocedasticidade, e entre colchetes, os p-valores. \*\*\*, \*\*, \* indicam significância nos níveis de 1, 5 e 10 %, respectivamente. Os testes para *pass-through* unitário são testes de Wald. Para as variáveis que participaram da interação, são apresentados os efeitos marginais e desvios padrões condicionais ao valor médio amostral da outra variável da interação.

A primeira parte da tabela 3 apresenta um exame dos efeitos da taxa de política monetária nas taxas de empréstimos bancários<sup>7</sup>. Nessa tabela, podemos observar que a taxa Selic influencia significativamente as taxas bancárias consolidadas, tanto no longo quanto no curto prazo (*pass-through* imediato). Não podemos rejeitar, ainda, que o *pass-through* seja completo no curto prazo para os empréstimos para PF e no longo prazo para PJ, sendo mais do que completo para PF no longo prazo. A fim de obter um padrão de comparação com estimações de *pass-through* em outros países para taxas de juros agregadas, Berstein e Fuentes (2004), por exemplo, encontram valores entre 0,70 e 0,88 para o Chile, e Gambacorta (2008) encontra em torno de 0,45 para a Itália.

Nos resultados apresentados, chama a atenção o crescimento do *pass-through* imediato para as taxas de empréstimos para PJ após a crise. Antes da crise, podíamos rejeitar que ele fosse unitário, indicando certa rigidez nas mudanças daquelas taxas. Após a crise, esse *pass-through* passou a ser completo. Esse resultado é reforçado pelo fato de a interação entre a taxa de política monetária e o “efeito setembro de 2008” ter se apresentado positivo e significativo. Quanto às consequências da crise, medidas agora pela *dummy* “Efeito setembro de 2008”, encontram-se evidências de que os bancos aumentaram a taxa cobrada em seus empréstimos para pessoas jurídicas e para pessoas físicas. Uma das explicações para esses resultados, dentre muitas, pode ser encontrada na redução da oferta de crédito internacional oferecida ao país após a crise, o que afetou especialmente o segmento das pessoas jurídicas. Como ilustração, a média mensal das concessões dos repasses de recursos externos das instituições financeiras para empresas reduziu de R\$3,2 bilhões, de outubro de 2007 a setembro de 2008, para R\$0,6 bilhão, nos doze meses seguintes.

No que diz respeito à volatilidade da taxa de política monetária, ela é positivamente correlacionada com a taxa para pessoas jurídicas, corroborando e.g. o modelo de Ho e Saunders (1981), mas não o é para a taxa para pessoas físicas. Esse resultado apresenta indício de que os bancos precificam seus empréstimos de forma diferente dependendo do tipo de cliente.

Em princípio, como recorda Gambacorta (2008), variáveis macroeconômicas como o crescimento da renda e a taxa de inflação capturam movimentos cíclicos e isolam as mudanças da demanda por empréstimo das alterações na política monetária. Nas estimações, o efeito da taxa de inflação é positivo e significativo para ambas as taxas de juros. No entanto, somente a taxa de juros para pessoa física está sendo afetada pela renda.

No que diz respeito às variáveis microeconômicas, nas estimações para pessoas jurídicas, encontramos que bancos mais capitalizados apresentam menores taxas de juros, assim como bancos com custos menores de captação (bancos mais eficientes). Variáveis como liquidez e tamanho não se mostraram relevantes. Por sua vez, a taxa consolidada para pessoa física não é afetada por nenhuma variável microeconômica, à exceção da capitalização antes da crise. Já o índice de concentração bancária se mostrou positivo e significativo, podendo dar a entender que esse índice esteja refletindo a variação de poder de mercado dos bancos. Não obstante, é preciso verificar a robustez desse último resultado com outras medidas de competição bancária.

---

7 Novamente, a estimação completa, sem as *dummies* sazonais, pode ser encontrada no Anexo.

Era de se esperar que o efeito de um aperto monetário nas taxas de juros bancárias fosse mais pronunciado em bancos pequenos, que, em geral, dispõem de menos ativos líquidos e são menos capitalizados. No entanto, a interação dessas variáveis com a taxa básica não se mostrou significativa.

## 5 Conclusão

O conhecimento do comportamento das taxas de juros de empréstimos bancários é relevante para a condução da política monetária. Tendo isso em vista, o presente artigo procurou examinar como os bancos determinam suas taxas.

Nas estimações apresentadas, encontrou-se evidência de transmissão completa da taxa de política monetária para as taxas de empréstimos bancários de longo prazo, sinalizando a eficácia dessa política. Por outro lado, nas estimações por modalidades, os resultados indicaram certo grau de rigidez no *pass-through* imediato, sendo que essa rigidez tende a diminuir para modalidades com prazos médios menores. Nas estimações em que os empréstimos foram agregados por pessoas físicas e jurídicas, foram encontrados indícios, ainda que preliminares, de que os bancos precificam seus empréstimos de forma diferente dependendo do tipo de cliente. Por exemplo, a volatilidade da taxa de política monetária aparenta influenciar apenas a determinação das taxas de juros para pessoas jurídicas, enquanto que a taxa de crescimento da renda influenciaria somente as taxas de juros para pessoas físicas. Além disso, obtiveram-se evidências com relação à determinação das taxas de juros para pessoas jurídicas de que bancos mais capitalizados e mais eficientes cobram taxas menores de juros e que, após a crise de 2008, a velocidade do *pass-through* aumentou. Por fim, as estimações apresentadas também mostraram indícios de que a concentração bancária tende a elevar as taxas de empréstimos.



## Referências

- ARELLANO, M; BOND, S. Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations. **Review of Economic Studies**, 58, p. 277-297, 1991.
- BERSTEIN, S.; FUENTES, J. Is there lending rate stickiness in the Chilean Banking Industry? **Banking Market Structure and Monetary Policy**, p. 183-210, 2004.
- CHANG, E.; GUERRA, S.; LIMA, E.; TABAK, B. The stability–concentration relationship in the Brazilian banking system. **Int. Fin. Markets, Inst. and Money**, 18, p. 388–397, 2008.
- DE GREAVE, F.; DE JONGHE, O.; VENNET, R. Competition, transmission and bank pricing policies: Evidence from Belgian loan and deposit markets. **Journal of Banking and Finance**, 31, p. 259-278, 2007.
- FRIEDMAN, B.; KUTTNER, K. Economic activity and the short-term credit markets: An analysis of prices and quantities. **Brooking Papers on Economic Activity**, 2, p. 193-283, 1993.
- GAMBACORTA, L. How do banks set interest rates? **European Economic Review**, 52, p. 792-819, 2008.
- HANNAN, T.; BERGER, A. The rigidity of prices: evidence from the banking industry. **American Economic Review**, 81, p. 938-945, 1991.
- HEFFERNAN, S. How do UK financial institutions really price their banking products? **Journal of Banking and Finance**, 26, p. 1997-2016, 2002.
- HO, T.; SAUNDERS, A. The determinants of bank interest margins: Theory and empirical evidence. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, 16, p. 581-600, 1981.
- KASHYAP, A.; STEIN, J. What do a million observations on banks say about the transmission of monetary policy. **American Economic Review**, 90, p. 407-428, 2000.
- KISHAN, R.; OPIELA, T. Bank size, bank capital and the banking lending channel. **Journal of Money, Credit and Banking**, 32, p. 121-141, 2000.
- KLEIMEIER, S.; SANDER, H. Expected versus unexpected monetary policy impulses and interest rate pass-through in euro-zone retail banking markets. **Journal of Banking & Finance**, 30, p. 1839-1870, 2006.
- LAGO-GONZALES, R.; SALAS, V. Market power and bank interest rate adjustment. **Banco de España Working Paper**, n. 0539, 2005.
- MADDALA, G.; WU, S. A comparative study of unit root tests with panel data and a new simple test. **Oxford Bulletin of Economics and Statistics**, 61, p. 631-652, 1999.
- MELITZ, J.; PARDUE, M. The demand and supply of commercial bank loans. **Journal of Money, Credit and Banking**, 5, p. 669-692, 1973.

## Anexo

### A.1 Descrição de algumas das variáveis

**Capital de giro** é uma linha de crédito com prazo superior a trinta dias, contrato específico e requer garantias. Destina-se a financiar as atividades operacionais das empresas.

**Vendor** é uma linha de financiamento de vendas baseada no princípio da cessão de crédito, que permite a uma empresa vender seu produto a prazo e receber o pagamento à vista. A empresa vendedora transfere seu crédito ao banco e este, em troca de uma taxa de intermediação, paga o vendedor à vista e financia o comprador.

**Aquisição de bens** é uma linha de financiamento na qual a concessão do crédito está vinculada à aquisição de determinado bem que usualmente constitui a garantia da operação.

**Crédito pessoal** é uma linha de empréstimo a pessoas físicas na qual a concessão do crédito não está vinculada à aquisição específica de um bem ou serviço.

**Volatilidade da taxa de juros** foi estimada a partir de dados diários. Seja:

$$\alpha_k = \ln(i_{dt} / i_{d-1t})$$

$$\mu_t = \sum_{k=1}^n \frac{\alpha_k}{n}$$

onde “ $i_d$ ” representa a taxa básica de juros no dia  $d$  do ano  $t$ , “ $i_{d-1}$ ” a mesma taxa no dia anterior, e “ $n$ ” é o número de observações. A volatilidade da taxa básica de juros no ano  $t$  foi calculada como:

$$\text{Volatilidade da taxa básica de juros}_t = \sqrt{\sum_{k=1}^n \frac{(\alpha_k - \mu_t)^2}{n}}$$

## A.2 Estimações

Apresentamos aqui, nas tabelas A.1 e A.2, informações complementares às tabelas 2 e 3 do texto.

**Tabela A.1 – Estimações do *pass-through* por modalidade**

	Pessoa Jurídica			Pessoa Física	
	<i>Vendor</i>	Capital de Giro	Crédito Pessoal	Aquisição de Bens Veículos	Aquisição de Outros Bens
Taxa de juros de empréstimo(t-1)	0,227* (0,112)	0,266*** (0,049)	0,693*** (0,124)	0,690*** (0,118)	0,753*** (0,045)
Taxa de juros de empréstimo(t-2)		0,144** (0,053)	0,176** (0,086)		-0,100** (0,041)
Taxa de juros de empréstimo(t-3)				0,116** (0,046)	
Taxa de juros de empréstimo(t-4)			-0,081** (0,038)		
Taxa de juros de empréstimo(t-5)	-0,151*** (0,038)				
Taxa de juros de empréstimo(t-6)				-0,152*** (0,048)	0,081* (0,046)
Taxa de juros de empréstimo(t-7)		-0,075** (0,037)	0,056* (0,030)		
Taxa de juros de empréstimo(t-10)					-0,034** (0,016)
Taxa de juros de empréstimo(t-11)					-0,090*** (0,020)
Taxa de política monetária(t)	1,110*** (0,217)	0,683*** (0,108)	0,385*** (0,093)	0,689*** (0,190)	0,549*** (0,135)
Taxa de política monetária(t-4)				-1,433*** (0,280)	
Taxa de política monetária(t-5)				1,243*** (0,252)	
Taxa de política monetária(t-7)					-1,218*** (0,290)
Taxa de política monetária(t-8)					1,225*** (0,380)
Efeito setembro de 2008(t)	4,074*** (1,081)	3,423*** (1,023)	0,053 (0,556)	0,455 (0,780)	0,552 (1,576)
<b>Teste de autorregressividade nos resíduos</b>					
AR(2) (p-valor)	[0,404]	[0,540]	[0,698]	[0,635]	[0,864]
AR(3) (p-valor)	[0,820]	[0,921]	[0,641]	[0,998]	[0,198]
AR(4) (p-valor)	[0,958]	[0,397]	[0,208]	[0,817]	[0,678]
AR(5) (p-valor)	[0,694]	[0,357]	[0,772]	[0,748]	[0,621]
AR(6) (p-valor)	[0,173]	[0,877]	[0,263]	[0,684]	[0,580]
AR(7) (p-valor)		[0,475]	[0,204]	[0,554]	[0,838]
AR(8) (p-valor)		[0,849]	[0,728]		[0,435]
AR(9) (p-valor)					[0,397]
AR(10) (p-valor)					[0,496]
AR(11) (p-valor)					[0,496]
AR(12) (p-valor)					[0,143]

Obs.: entre parênteses estão os desvios padrões, robustos à heterocedasticidade, e entre colchetes, os p-valores. \*\*\*, \*\*, \* indicam significância nos níveis de 1, 5 e 10 %, respectivamente. Para poupar espaço, não foram apresentados os coeficientes das dummies sazonais.

**Tabela A.2 – Estimções dos determinantes das taxas de juros de empréstimos bancários no Brasil**

	Pessoa Jurídica		Pessoa Física	
	Antes da crise	Incluindo a crise	Antes da crise	Incluindo a crise
Taxa de juros de empréstimo(t-1)	0,249*** (0,062)		0,495*** (0,086)	0,440*** (0,111)
Taxa de juros de empréstimo(t-2)		0,221*** (0,034)		
Taxa de política monetária(t)	0,638*** (0,089)	0,764*** (0,093)	0,937*** (0,285)	1,017*** (0,247)
Volatilidade da taxa de política monetária(t)	48,202*** (12,175)	53,682** (23,224)	56,620 (46,506)	36,818 (51,599)
Taxa de inflação(t)	1,620** (0,613)	1,883*** (0,606)	2,396** (0,946)	2,574** (1,045)
Taxa de crescimento da renda(t)	2,138 (2,560)	3,295 (3,141)	13,077** (5,196)	16,974** (6,676)
Efeito setembro de 2008(t)		-4,172 (5,184)		5,829* (3,362)
Capitalização(t)			-0,138* (0,081)	-0,224 (0,191)
Capitalização(t-1)	-0,004** (0,002)	-0,006** (0,002)		
Ineficiência(t)	10,346** (4,935)	13,329** (5,090)	3,679 (6,750)	9,035 (7,300)
Tamanho(t)	1,947 (3,432)	-3,762 (4,470)	-11,495 (8,778)	-13,482 (10,475)
Liquidez(t)	-0,418 (1,136)	-1,059 (1,351)	-0,474 (0,568)	-0,684 (0,662)
Índice Herfindahl(t)	112,180*** (34,325)	11,345 (92,545)	154,319* (78,898)	163,577* (95,836)
Taxa de política monetária(t) x Efeito setembro de 2008(t)		0,955* (0,569)		

Obs: entre parênteses estão os desvios padrões, robustos à heterocedasticidade. \*\*\*, \*\*, \* indicam significância nos níveis de 1, 5 e 10 %, respectivamente. Para poupar espaço, não foram apresentados os coeficientes das dummies sazonais.

# 4

## Testes Macro de Estresse de Risco de Crédito com Foco nas Caudas

Ricardo Schechtman<sup>1</sup>  
Wagner Piazza Gaglianone

### 1 Introdução

Na ausência de modelos teóricos bem estabelecidos para explicar a ligação macro–risco de crédito, a maioria das abordagens de testes de estresse atualmente em uso por bancos centrais ou agências de supervisão é não estrutural. Uma abordagem em forma reduzida amplamente utilizada na literatura aplicada é Wilson (1997a, 1997b). Este trabalho discute e estima o modelo de Wilson e o utiliza para realizar testes macroeconômicos de estresse de risco de crédito de pessoas físicas no Brasil. Por outro lado, Sorge e Virolainen (2006) fazem uma análise crítica de metodologias de testes de estresse incluindo abordagens como a proposta por Wilson, indicando a potencial instabilidade de estimativas de parâmetros em forma reduzida, devida à quebra de padrões históricos derivados de choques extremos (por exemplo, em correlações de inadimplência). Isso nos motiva a considerar também um modelo alternativo para a ligação macro–risco de crédito que incorpore sensibilidade macro estocástica do indicador de risco de crédito. Ao estimar e aplicar esses modelos em nível de sistema, este trabalho situa-se no contexto da recente e crescente literatura relativa às aplicações de testes de estresse de risco de crédito por bancos centrais e agências de supervisão (*vide*, por exemplo, KALIRAI e SCHEICHER [2002], BOSS [2003], LEHMAN [2006], VAN DEN END *et al.* [2006], JIMÉNEZ e MENCÍA [2007], BREUER *et al.* [2009], GIRAULT [2008], SIMONS e ROLWES [2009]).

A ideia básica por trás de testes macroeconômicos de estresse de risco de crédito é relacionar um cenário ou um choque macroeconômico a medidas de perda financeira ou indicadores de risco. Num exercício probabilístico de teste de estresse, gera-se toda uma distribuição condicional no cenário macro. O objetivo deste trabalho é examinar a cauda direita da distribuição condicional para medir o impacto do cenário macro. À luz da recente turbulência financeira, muitos autores têm recordado que, uma vez surgidas as crises, devemos esperar o inesperado

---

1 As opiniões expressas neste trabalho são dos autores e não refletem necessariamente a visão do Banco Central do Brasil (BCB) ou de seus membros. Gostaríamos de agradecer aos participantes da conferência do *Bank for International Settlements* (BIS) sobre risco sistêmico, comportamento bancário e regulamentação ao longo do ciclo de negócios (março de 2010), do XXXI Encontro Brasileiro da Sociedade Econômetrica (dezembro de 2009) e dos Seminários do Departamento de Pesquisa (Depep) do BCB por seus comentários e sugestões. Somos gratos também a Sérgio Firpo, Simone Manganelli, Luiz Renato Lima e Sérgio Koyama por seus comentários e conversas tão úteis, e a Tito Nícias por ter enviado a série reconstruída da taxa de desemprego. Quaisquer erros remanescentes são nossos.

(ALFARO e DREHMANN, 2009). Além da advertência embutida, tal aviso, se interpretado de modo literal, poderia sugerir também que o foco da análise de testes de estresse seja deslocado da usual média condicional para a cauda condicional. A cauda direita condicional representa o que de pior pode ainda acontecer ao resultado do risco de crédito à luz de um dado cenário macro presumidamente nocivo e é a parte relevante da distribuição para a determinação da probabilidade de solvência *ex-post* do sistema derivada do cenário considerado.

O foco na cauda condicional tem precedentes na literatura aplicada sobre riscos financeiros. Por exemplo, Adrian e Brunnermeier (2008) propõem uma medida de risco chamada *covar*, similar ao conceito de risco utilizado neste trabalho, mas concebida para a análise de risco sistêmico. Nos exercícios de teste de estresse, o foco na cauda condicional poderia ser adicionalmente motivado com base na suposição de que caudas condicionais à direita de risco de crédito são mais robustas a desvios de padrões históricos do que as partes restantes da distribuição condicional, precisamente pelo fato de terem sido geradas provavelmente no contexto de tais desvios.

De forma consistente com o foco na cauda condicional, a nossa abordagem alternativa de teste de estresse fundamenta-se num modelo de regressão quantílica (denominado QR) para a ligação macro–risco de crédito (*vide* KOENKER e XIAO, 2002, para mais detalhes). Contrário ao modelo de Wilson, que, embora gere toda a distribuição de risco de crédito, ainda é um modelo focado na média condicional, a regressão quantílica é capaz de modelar explicitamente a cauda da distribuição condicional. Além disso, a abordagem QR tem um aspecto interessante para os testes de estresse: a importância relativa de alterações nas variáveis macroeconômicas varia de acordo com o quantil de distribuição do risco de crédito. Em particular, variáveis macro que têm um efeito relativo pequeno na mediana da distribuição podem ganhar relevância ao explicar um quantil elevado do indicador de risco de crédito. Ao mesmo tempo, como um modelo semiparamétrico, o modelo QR relaxa uma hipótese central de normalidade usada no modelo de Wilson. Potencial não normalidade é uma hipótese mais realista para exercícios de testes de estresse.

A preferência pelo uso de uma abordagem específica de teste de estresse fundamenta-se normalmente em motivos subjetivos. Devido ao horizonte tipicamente longo do risco de crédito (meses ou anos), normalmente poucos dados estão disponíveis para a realização de exercícios estatisticamente significativos de *back-testing* de modelos de risco de crédito. Esse ponto é ainda mais agravado no contexto de testes de estresse, pois os dados das variáveis macroeconômicas que seriam mais relevantes para *back-testing* nesse caso correspondem a crises macroeconômicas, que são raras por definição. Consequentemente, é provável que a autoridade supervisora trabalhe com um conjunto de abordagens de testes de estresse, em vez de uma única ferramenta, e as utilize conjuntamente a seu critério próprio. Metodologias de comparação de resultados de diversas abordagens de testes de estresse deveriam ser, portanto, de grande interesse, mas não são discutidas na literatura aplicada. Este trabalho propõe métodos para comparar as caudas condicionais de várias abordagens de testes de estresse e ilustra seus usos com base nas abordagens de Wilson e QR.

## 2 Metodologia

Este trabalho utiliza o modelo de Wilson, cuja formulação para a ligação macro–risco de crédito pode ser representada na seguinte estrutura.<sup>2</sup>

$$\left\{ \begin{array}{l} CRI_t = \frac{1}{(1 + \exp(-y_t))} \quad (or \ y_t = \ln\left(\frac{CRI_t}{1 - CRI_t}\right)) \quad (1) \\ y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \gamma_0 \mathbf{z}_t + \sum_{j=1}^q \gamma_j \mathbf{z}_{t-j} + u_t \quad (2) \end{array} \right.$$

onde:  $CRI_t$  é um indicador de risco de crédito observável  $\in [0,1]$ ,  $\mathbf{z}_t$  é um vetor de variáveis macroeconômicas no tempo  $t$ ,  $u_t$  é um erro normal, homocedástico e independente em relação a informações passadas.

A equação (2) é a ligação macro–risco de crédito que relaciona o indicador (transformado, assumindo valores na reta)  $y_t$  de risco de crédito contemporaneamente ao vetor de variáveis macroeconômicas  $\mathbf{z}_t$ , bem como potencialmente a defasagens macroeconômicas e a termos autorregressivos. As variáveis macroeconômicas seguem um sistema de vetores autorregressivos (VAR) não reportado nesta versão do artigo, sendo que o modelo é complementado pela hipótese que os termos residuais da ligação macro–risco de crédito e do VAR são correlacionados e conjuntamente distribuídos seguindo uma distribuição normal, de tal forma que as surpresas macroeconômicas afetam a relação macro–risco de crédito, acrescentando um sabor de teste de estresse ao modelo. Uma descrição mais detalhada do modelo Wilson pode ser encontrada em Schechtman e Gaglianone (2010).

Note que, caso a referida correlação seja não nula, então  $\mathbf{z}_t$  deve ser tratado como endógeno na equação (2). Isso torna a estimação por máxima verossimilhança (MLE) mais complicada do que o usual. Devido a isso e pelo fato de a MLE ser dependente de normalidade (ou outra distribuição conhecida) de  $u_t$ , uma hipótese que relaxaremos no nosso modelo QR alternativo, preferimos estimar o sistema de equações do modelo Wilson através de variáveis instrumentais, sem fazer qualquer suposição de distribuição. Os candidatos naturais a instrumento para  $\mathbf{z}_t$  são as variáveis macro defasadas que não constam na equação (2).

Geralmente, a crítica principal ao modelo de Wilson refere-se à especificação de  $u_t$ . Frequentemente, os dados não confirmam um resíduo da equação (2) tão bem comportado, conforme assumido anteriormente. É comum encontrar evidências ou levantar argumentos a favor de heterocedasticidade, bem como de não normalidade em  $u_t$ <sup>3</sup>. Nesse sentido, observe que, embora a estimação possa ser conduzida de uma maneira robusta a esses elementos, homocedasticidade e normalidade ainda são necessárias à simulação do modelo Wilson para fins de testes de estresse, na qual a

2 Mais precisamente, a equação (2) generaliza Wilson (1997a) na incorporação de defasagens das variáveis macroeconômicas e de crédito. Tal especificação pertence à classe de modelos autorregressivos de defasagens distribuídas (ADL). *Vide* Davidson e MacKinnon (1993, p. 682) para mais detalhes.

3 Nossas estimativas também apontam nessa direção. Uma fonte em potencial de heterocedasticidade é a desconsideração de variabilidade nos coeficientes das variáveis macroeconômicas (*vide* LIMA e NÉRI, 2006), uma característica presente no nosso modelo alternativo QR.

distribuição de  $u_t$  é necessária. Além disso, se o foco da análise de testes de estresse estiver concentrado na cauda condicional em  $\mathbf{z}_t$ , é razoável argumentar que o modelo de Wilson pode representar uma estratégia de modelagem excessivamente restrita para a incerteza da ligação macro–risco de crédito. A esse respeito, Schechtman e Gaglianone (2010) mostram que a importância relativa de quaisquer duas variáveis macro contemporâneas, digamos  $k$  e  $l$ , medida pela razão dos seus efeitos marginais sobre o  $\tau$ -quantil de CRI não depende de  $\tau$ . Isso representa uma limitação para testes de estresse focados em caudas condicionais.

Os argumentos anteriores nos motivam a considerar um modelo alternativo ao modelo de Wilson. O foco na cauda condicional sugere a proposição de um modelo em que os pesos  $\boldsymbol{\gamma}_0$  das variáveis macro contemporâneas sejam dependentes do nível  $\tau$  do quantil condicional.<sup>4</sup> Há também um raciocínio econômico por trás da introdução de variabilidade em  $\boldsymbol{\gamma}_0$ . Se a equação (2) fosse definida no nível de um único tomador, de tal forma que  $y_t$  medisse sua qualidade creditícia, então a sensibilidade macro contemporânea  $\boldsymbol{\gamma}_0$  formaria parte do canal pelo qual surgem as correlações de inadimplência entre diversos tomadores (*vide* WILSON, 1997a,b; KOULUOGLU e HICKMAN, 1998). Normalmente, modelos de carteira de crédito presumem que tais correlações dependem somente dos setores econômicos aos quais os tomadores pertencem. Ao estimar a equação (2) com base em dados de sistema agregados na dimensão temporal, muitos diferentes tomadores, com sensibilidades macros diferentes (e conseqüentemente diferentes correlações), estão sendo implicitamente levados em consideração na estimação de  $\boldsymbol{\gamma}_0$ . Para o setor de crédito a pessoas físicas em particular, é razoável esperar que as variáveis macro afetem a posição de risco de crédito de diferentes famílias de maneiras inteiramente diversas: o setor de pessoas físicas está longe de representar propriamente um setor econômico homogêneo. Além do mais, o conjunto de famílias na economia com créditos concedidos varia ao longo do tempo.<sup>5</sup> Portanto, uma incerteza modelada em  $\boldsymbol{\gamma}_0$  estimada a partir de dados agregados de sistema incorpora a noção de correlações de inadimplência (ou sensibilidades macros) variáveis entre os tomadores e ao longo do tempo.

O nosso modelo alternativo para a ligação macro–risco de crédito substitui (2) por um modelo de regressão quantílica, aqui denominado simplesmente QR (para maiores detalhes, *vide* Koenker e Xiao, 2002). Na equação abaixo,  $Q(y_t, \tau | \mathcal{S}_t)$  denota o  $\tau$ -quantil da distribuição condicional de  $y_t$ .

$$Q(y_t, \tau | \mathcal{S}_t) = \alpha_0(\tau) + \sum_{i=1}^p \alpha_i(\tau) y_{t-i} + \boldsymbol{\gamma}_0(\tau) \mathbf{z}_t + \sum_{j=1}^m \boldsymbol{\gamma}_j(\tau) \mathbf{z}_{t-j}; \quad \tau \in [0,1] \quad (3)$$

A equação (3) modela explicitamente a cauda da distribuição condicional, em contraste com a formulação (2) de média condicional proposta por Wilson. Os coeficientes das variáveis macroeconômicas e dos termos autorregressivos variam de acordo com o quantil da distribuição condicional de  $y$  (ou, de maneira equivalente, de CRI). Mais especificamente, a importância relativa de macros contemporâneas  $k$  e  $l$  muda de acordo com  $\tau$ , por meio das derivadas da função  $\boldsymbol{\gamma}_0(\cdot)$ . Descrição e

4 Modificações menores do modelo de Wilson também são possíveis: num contexto um pouco diferente, Simons e Rolwes (2009) adotam a distribuição de caudas pesadas  $t$ -Student para  $u_t$ .

5 Especialmente no Brasil, um país em que o mercado de crédito a pessoas físicas tem evoluído muito no passado recente.



discussão mais completas do uso do modelo QR para fins de testes de estresse podem ser encontradas em Schechtman e Gaglianone (2010).

O restante desta seção discute as aplicações de testes de estresse propriamente. Em geral, os resultados de um exercício probabilístico de teste de estresse são a distribuição incondicional de  $CRI_t$ , baseada exclusivamente em informação passada  $\mathcal{S}_{T-1} = \{(\mathbf{z}_t, CRI_t), t \leq T-1\}$ , e a distribuição estressada de  $CRI_t$ , condicional num cenário macro  $S$  presumivelmente ruim (por exemplo, representado em  $\{\mathbf{z}_T\}$ ), o que dá origem a um novo conjunto de informação  $\mathcal{S}_S = \mathcal{S}_{T-1} \cup S$ . A análise dos resultados do teste de estresse envolve uma comparação entre essas duas distribuições. Além da comparação de suas médias ( $E(CRI|\mathcal{S}_S)$  versus  $E(CRI|\mathcal{S}_{T-1})$ ), o foco deste estudo na cauda condicional sugere naturalmente uma comparação de suas caudas (ou seja, o que de pior ainda pode acontecer). Propomos a análise tanto da distância horizontal entre as caudas ( $Q(CRI, \tau|\mathcal{S}_S)$  versus  $Q(CRI, \tau|\mathcal{S}_{T-1})$ , para  $\tau$  variando) como da distância vertical ( $\text{Prob}(CRI < Q(CRI, \tau|\mathcal{S}_{T-1})|\mathcal{S}_S)$  versus  $\tau$ , para  $\tau$  variando)<sup>6</sup>. A distância vertical tem uma interpretação interessante no contexto de risco financeiro. Pode-se interpretar  $Q(CRI, \tau|\mathcal{S}_{T-1})$  como o valor dos recursos próprios do sistema bancário estabelecido *ex-ante* como proteção contra perdas de crédito ao nível de confiança  $\tau$ <sup>7</sup>. Assim,  $\text{Prob}(CRI < Q(CRI, \tau|\mathcal{S}_{T-1})|\mathcal{S}_S)$  representa a probabilidade de solvência *ex-post* do sistema com a referida proteção, dada a ocorrência de  $S$ . Utilizamos gráficos *pp-plots* para examinar a mudança nas probabilidades de solvência devidas a  $S$  ao longo de  $\tau$ . Essa análise de distância vertical parece ser uma novidade na literatura aplicada de testes de estresse.

Comparar duas abordagens de teste de estresse, como as que temos neste trabalho, é menos direto do que a análise dos resultados de uma única metodologia, porque agora quatro distribuições estão envolvidas: a incondicional e a condicional de cada abordagem. Idealmente, seria ótimo se as duas metodologias se diferenciasssem entre si somente nas distribuições condicionais estressadas, e não nas avaliações do caso incondicional. Entretanto, isso normalmente não acontece, pois as diferentes estruturas que cada modelo propõe para melhor refletir as consequências dos choques macroeconômicos também possuem um impacto nas suas distribuições incondicionais geradas. Portanto, exploramos dois métodos de comparação de abordagens de testes de estresse, um absoluto e outro relativo, mas ambos consistentes com nosso foco em caudas. O primeiro método compara as abordagens por meio da distância horizontal entre suas caudas condicionais e mostra como as abordagens diferem na medição do impacto absoluto do cenário macroeconômico  $S$  na escala da variável CRI. O segundo método, por sua vez, compara as distâncias verticais entre as caudas condicional e incondicional de uma abordagem à outra. Ele mostra como as abordagens diferem na variação das probabilidades de solvência resultantes do cenário considerado e fornece uma comparação probabilística relativa. Enquanto o primeiro método faz uso apenas das distribuições condicionais, o segundo utiliza informações relativas a todas as quatro distribuições. Não há motivo para esperar *a priori* que ambos os métodos levem às mesmas conclusões.

6 Na literatura econométrica, a distância horizontal normalmente se chama efeito de tratamento quantílico.

7 Mais especificamente, como uma proteção para cobrir tanto perda esperada quanto inesperada (mantendo a probabilidade de solvência do sistema igual a  $\tau$ ).

## 3 Resultados

Os modelos (2) e (3) de ligação macro–risco de crédito são estimados para o crédito concedido ao setor doméstico de pessoas físicas pelo sistema financeiro privado brasileiro, com base em dados trimestrais de 1995:I a 2009: III (59 observações). Utilizamos um indicador de *non-performing loans* (NPL), medido pela proporção de créditos em atraso entre dois e seis meses ao fim de cada trimestre, como nossa variável dependente de CRI. Variáveis macroeconômicas consideradas na especificação final das equações (2) e (3) são taxa de crescimento do PIB real, taxa de desemprego, taxa de inflação, taxa de juros de curto prazo e crescimento do volume de crédito. Kalirai e Scheicher (2002) apresentam uma discussão abrangente sobre os sinais esperados dos efeitos médios das variáveis macroeconômicas sobre o risco de crédito, enquanto Schechtman e Gaglianone (2010) oferecem ponderações adicionais para o caso brasileiro. Por outro lado, os sinais e as magnitudes dos efeitos macro sobre os quantis extremos de risco de crédito (por exemplo,  $\tau=0,9$  em (3)) não são claros *a priori*<sup>8</sup>.

### 3.1 Estimação dos modelos Wilson e QR

Estimativas de especificações das equações (2) e (6) com  $p = m = 1$  e  $q = 0$  (especificação contemporânea) ou  $q = 1$  (especificação defasada) são apresentadas na tabela 1. Em todas as especificações, as variáveis contemporâneas, quando significativas, têm os sinais esperados. O Produto Interno Bruto (PIB) e o volume de crédito possuem coeficientes negativos, enquanto o desemprego, os juros de curto prazo e a inflação mostram sinais positivos.<sup>9</sup> Entretanto, observe que inflação e juros contemporâneos são significativos somente na estimativa GMM e na cauda direita do modelo QR no caso da especificação contemporânea.<sup>10</sup> Finalmente, observe que NPL (logit-transformado) parece ser uma série persistente, considerando que o coeficiente autorregressivo se situa ao redor de 0.6.

É interessante observar que a mediana condicional pode ser explicada por um número de variáveis significativas similar à média condicional, tanto na especificação contemporânea quanto na especificação defasada. Entretanto, a magnitude dos coeficientes pode ser muito diferente: veja, por exemplo, os coeficientes de volume de crédito contemporâneo e de inflação defasada. A distância de magnitude entre os coeficientes da média condicional e da mediana condicional na especificação defasada é um sinal claro de assimetria na distribuição condicional de NPL (logit-transformado), o que é uma propriedade naturalmente capturada no contexto de regressão quantílica.

A tabela 1 também permite uma comparação entre as estimativas na mediana e na cauda direita extrema do modelo de ligação QR (3). As variáveis que são significativas na explicação tanto da mediana quanto da cauda extrema mostram os mesmos sinais nesses casos. Contudo, certas variáveis somente são significativas

8 Devido ao limitado tamanho de amostra, não produzimos aqui estimativas para quantis bastante extremos, tais como ao nível de 99,9%, comum na literatura de risco de crédito. As nossas estimativas vão, no máximo, até o quantil de 90%.

9 Para a inflação, a expectativa era menos clara *a priori*.

10 No último caso, somente a taxa de juros.

ao explicar ou a mediana ou a cauda (por exemplo, taxa de juros é significativa somente para a cauda na especificação contemporânea, enquanto PIB e desemprego defasados são significativos somente para a mediana na especificação defasada). De forma similar, do ponto de vista das magnitudes dos coeficientes, a ligação macro–risco de crédito também se comporta de forma distinta, de acordo com a mediana ou a cauda. Observe, por exemplo, na especificação defasada, a distância considerável entre os coeficientes de desemprego (contemporâneo e defasado), de inflação defasada e do termo autorregressivo, bem como entre os coeficientes do PIB na especificação contemporânea. Mais especificamente, a inflação defasada aumenta sua importância relativa muito fortemente na cauda (o que explica parcialmente a respectiva diminuição do coeficiente autorregressivo). De fato, testes Wald realizados para verificar desigualdade de inclinação (i.e., *slope*) nas estimativas quantílicas (KOENKER e BASSET, 1982a,b) mostram que os coeficientes das variáveis explicativas (com exceção do intercepto) são estatisticamente diferentes de  $\tau = 0,5$  para  $\tau = 0,9$ . A última linha da tabela 1 apresenta os resultados de tais testes realizados conjuntamente, indicando que o nosso modelo QR não representa uma superparametrização irrealista.<sup>11</sup>

Schechtman e Gaglianone (2010) argumentam a favor de pequenas variações das especificações apresentadas na tabela 1, a serem utilizadas em exercícios de teste de estresse. Os autores observam que a especificação contemporânea do modelo Wilson (2) apresentada na tabela 1 não é muito apropriada para explicar transmissão de choques, dado que desemprego e volume de crédito não são significativos. Não apenas é de se esperar que esses efeitos sejam significativos (principalmente desemprego), mas também que eles são significativos em todas as outras especificações da tabela 1. Nesse sentido, os autores propõem as especificações estimadas na tabela 2 para fins de testes de estresse.

A primeira coluna da tabela 2 contém as estimativas GMM da nova especificação do modelo Wilson. Cabe notar a significância, com os sinais esperados, de todas as variáveis (exceto taxa de juros) e um valor elevado do  $R^2$  ajustado, mesmo quando comparado com as especificações da tabela 1, com um número maior de variáveis. As últimas duas colunas da tabela 2 apresentam as estimativas da mediana e do quantil extremo para a nova especificação QR proposta. Schechtman e Gaglianone (2010) documentam os procedimentos para se chegar nessas especificações. Note ainda a significância, com os sinais esperados, de todas as variáveis, exceto taxa de juros na mediana e crescimento do PIB e taxa de desemprego defasado na cauda, além do elevado valor para o pseudo- $R^2$  ajustado, mesmo quando comparado com as especificações da tabela 1. Por fim, vale a pena mencionar que, embora a taxa de juros não seja significativa nas estimações da tabela 2, essa variável desempenhará um papel importante nos exercícios de teste de estresse, particularmente para horizontes  $H > 1$ , dada sua forte correlação com o crescimento futuro do volume de crédito, conforme resultado do VAR (não mostrado).

---

11 Por outro lado, a importância da distinção entre os modelos Wilson e QR de ligação macro–risco de crédito para fins de teste de estresse será examinada na próxima seção.

### 3.2 Exercícios de teste de estresse

Visto que até 2009:III o crescimento do PIB real brasileiro ainda não havia recuperado os níveis pré-crise de 2008,<sup>12</sup> optamos por tomar 2008:III como nosso trimestre base, sendo este o último trimestre antes do choque negativo que impactou a economia brasileira. Consideramos cenários macroeconômicos para o trimestre seguinte ( $T = 2008:IV$ ) e examinamos suas consequências a partir desse trimestre ( $H = 1$ ) até um ano à frente ( $H = 4$ ). Os cenários são construídos pelo acréscimo (ou subtração) de um, dois ou três desvios padrão ( $s$ ) à previsão gerada pelo sistema VAR para 2008:IV.<sup>13</sup> Os valores fixados para  $z_T$  nos cenários considerados são relatados na tabela 3. Consideramos tanto cenários univariados, em que apenas uma variável macro sofre o choque (enquanto as demais variáveis são simuladas condicionalmente com base naquela), quanto cenários multivariados, em que se supõe que todos os macros (exceto o volume de crédito) sofrem conjuntamente realizações ruins em 2008:IV. Para obter as distribuições incondicionais e as distribuições condicionais estressadas de NPL, recorreremos à metodologia de simulação explicada em Schechtman e Gaglianone (2010). A seguir, iniciamos o exame dos resultados pela abordagem de Wilson.

Para todos os cenários considerados e para  $H = 1$ , a figura 1 mostra as densidades condicionais estressadas de NPL, estimadas pela abordagem de Wilson. O impacto do estresse sobre a inflação e a taxa de juros produzem pequenos deslocamentos (à direita) da distribuição incondicional. Isso é consistente com a ausência da inflação contemporânea e do coeficiente não significativo, próximo a zero, de taxa de juros na tabela 2. Por outro lado, PIB estressado, desemprego estressado e estresse multivariado são consideravelmente mais nocivos. Vale a pena ressaltar que as esperanças das distribuições estressadas 2-s e 3-s de PIB (respectivamente 6,96% e 7,08%) estão muito próximas ao NPL observado em 2008:IV (7,00%). Esse resultado é esperado, pois o verdadeiro choque do PIB sofrido pela economia brasileira em 2008:IV situa-se entre os cenários univariados 2-s e 3-s do PIB utilizados neste trabalho. A partir das densidades, é possível construir as funções de distribuição acumulada de NPL (*Cumulative Distribution Functions* – CDFs), cujas caudas à direita são apresentadas na figura 2 para cenários baseados em dois desvios padrão ( $s = 2$ ). Do ponto de vista de cauda, confirmamos que os estresses em desemprego e no PIB representam, nesta ordem, os cenários univariados mais severos para  $H = 1$ . Conforme discutido na seção 2, o impacto dos cenários pode ser medido pelas distâncias horizontais entre as CDFs. Na maior parte da cauda ( $0.75 \leq t \leq 0.95$ ), os impactos dos estresses multivariado, de desemprego, do PIB e da taxa de juros encontram-se cada um à frente do anterior por uma parcela aproximada de 0,2% de NPL.

A figura 2 também permite uma investigação da probabilidade de absorção dos choques macro. Por exemplo, suponhamos que o sistema financeiro trabalhe num nível de confiança de proteção de 95% para o horizonte de um trimestre. Então, a quantidade de recursos próprios que o sistema deveria ter reservado *ex-ante* é o quantil 95% da distribuição incondicional, que é aproximadamente igual

12 Com base na taxa de crescimento do PIB real em relação ao trimestre do ano anterior.

13  $\sigma$  é o desvio padrão do respectivo resíduo do VAR. A direção dos choques (i.e.  $\sigma$  ou  $-\sigma$ ) é determinada no sentido de aumentar contemporaneamente o risco de crédito. Para inflação e de juros, são considerados choques positivos.

a 7,5% de NPL, de acordo com a abordagem de Wilson (ver as setas AB e BG da figura 2).<sup>14</sup> Entretanto, dada a ocorrência de um choque inesperado 2-s em desemprego, a respectiva distribuição estressada de emprego agora reflete os possíveis resultados de NPL ao invés da distribuição incondicional anterior. A probabilidade de absorção ao choque de desemprego no mesmo trimestre, com um montante de proteção estabelecido *ex-ante* de 7,5% de NPL, diminui para aproximadamente 78% (setas BD e DF). De modo semelhante, um choque 2-s na taxa de crescimento do PIB real faz com que a probabilidade de solvência caia de 95% para aproximadamente 87,5% (setas BC e CE). Chegamos aos gráficos *pp-plots* da figura 3 ao realizarmos esses cálculos para variados níveis de confiança iniciais.

Nos gráficos *pp-plots* mostrados nesta seção, o eixo horizontal mede o nível de confiança do sistema estabelecido *ex-ante*, enquanto o eixo vertical representa o nível de confiança *ex-post* ou, equivalentemente, a probabilidade de absorção do cenário macro. A linha reta azul sempre representa a função identidade, correspondendo à distribuição incondicional, enquanto as demais linhas representam os diferentes cenários macros. As distâncias verticais entre estas e a identidade são exatamente as distâncias verticais entre as caudas das CDFs condicionais e incondicionais discutidas na seção 2. Por exemplo, a figura 3 mostra que o desemprego estressado faz com que o nível de confiança *a priori* de 95% caia aproximadamente para 91%; para um choque 1-s, para 78%; para um choque 2-s; e para bem abaixo de 75% (fora da escala da figura) para um choque 3-s, sugerindo que o último caso não é facilmente absorvido em apenas um trimestre.<sup>15</sup> Por outro lado, mesmo um cenário de choque 3-s no PIB tem boas chances de ser absorvido em um único trimestre: a probabilidade de solvência diminui de 95% para ainda 82%, aproximadamente. Finalmente, observe que os cenários multivariados não são facilmente absorvidos para  $s = 2$  e ainda mais improvavelmente para  $s = 3$ .<sup>16</sup>

A figura 4 mostra os gráficos *pp-plots* para as caudas estimadas via abordagem QR. Embora qualitativamente os gráficos sejam muito similares aos da figura 3, há algumas diferenças importantes. Em  $s = 1$ , a diminuição na probabilidade de solvência provocada pelo desemprego estressado é menos aguda, tornando o PIB estressado o choque macro univariado mais severo por uma pequena margem. Para  $s \geq 2$ , o desemprego estressado ainda é o choque univariado mais severo, mas os choques em PIB são agora mais severos que na abordagem de Wilson. Um choque 3-s no PIB reduz a probabilidade de solvência de 95% para aproximadamente 70%, uma redução 12% maior do que na abordagem de Wilson. De fato, em  $s = 3$ , estresse multivariado, desemprego estressado e PIB estressado são claramente não facilmente absorvidos. A figura 5 mostra as CDFs para os cenários 2-s estimados pela abordagem QR. Em comparação com a figura 2, observe que as CDFs de QR podem ser menos paralelas nas caudas que na abordagem de Wilson. Por exemplo, a distância horizontal entre as distribuições de desemprego estressado e PIB estressado em  $t = 0.75$  é três vezes maior que a distância correspondente em  $t = 0.95$ . Como a CDF do PIB é também bastante paralela a CDF incondicional, a consequência é

14 A análise abstém-se de considerações relativas a requerimentos regulatórios.

15 Se um choque 3- $\sigma$  em desemprego merecer proteção em  $H = 1$ , um quantil incondicional mais alto deveria ser determinado *a priori* como colchão de proteção.

16 A questão de se as probabilidades são suficientemente altas ou baixas (choques não facilmente absorvidos) é em grande parte uma questão subjetiva. Nesta seção, nossa tendência é considerar os números de probabilidade condicional de um trimestre abaixo de 75% como excessivamente baixos.

que o impacto relativo de desemprego estressado em relação a PIB estressado é mais agudo no terceiro quartil do que na cauda extrema.

Voltemo-nos, agora, a uma comparação mais formal entre as abordagens de Wilson e QR (porém, ainda inicialmente restrita a  $H = 1$ ). A figura 6 sobrepõe as densidades incondicionais e condicionais das duas abordagens para  $s = 2$ . Uma investigação mais detalhada dos dados simulados revela que a média e a mediana de ambas as abordagens são praticamente idênticas, mas, enquanto todas as densidades de Wilson são assimétricas à direita, as densidades QR são na sua maioria assimétricas à esquerda (exceto no caso da multivariada e de desemprego). A figura 6 mostra ainda que as densidades QR são mais altas no centro e, o que é mais importante, apresentam caudas mais estreitas para todos os cenários macros. Isso torna as distâncias horizontais entre as caudas de CDF de Wilson e QR positivas (ver figura 7), levando à conclusão de que, na escala absoluta de NPL, a abordagem de Wilson percebe os choques com maior severidade. Finalmente, note que a bimodalidade da densidade QR do estresse multivariado, também presente para  $s = 1$  e  $s = 3$ , representa um aspecto que só pode ser capturado na abordagem QR.<sup>17</sup>

Embora as caudas estressadas à direita de Wilson estejam à direita das respectivas caudas QR, as caudas incondicionais de Wilson também estão à direita (veja os primeiros gráficos das figuras 6 e 7). É por esse motivo que vimos anteriormente, na escala probabilística relativa dos *pp-plots*, que os choques em PIB foram mais severos sob a abordagem QR. De fato, isso vale (embora, em geral, por uma margem pequena) para basicamente todos os outros cenários macros univariados 2-s e 3-s em  $H = 1$ . As figuras 8 e 9 mostram a variação nas probabilidades de solvência nas duas abordagens. Em sua maioria, os gráficos *pp-plots* da abordagem QR encontram-se abaixo dos respectivos gráficos do modelo Wilson para todos os cenários macros, mas especialmente para o estresse multivariado, PIB estressado e desemprego estressado (este mais para  $s = 3$ ). Observe também que a comparação entre as duas abordagens pode depender também do nível de confiança *ex-ante*  $t$ , conforme indicado pelo cruzamento dos *pp-plots* no cenário de desemprego estressado 2-s. Em suma, a nossa análise ilustra como os resultados da tarefa de comparar duas abordagens de testes de estresse dependem do método de comparação empregado. De fato, para  $H = 1$ , vimos que os impactos dos cenários macroeconômicos são maiores na escala absoluta de NPL segundo a abordagem de Wilson, porém mais nocivos na escala probabilística relativa segundo a abordagem QR.

Vale a pena observar que o efeito mais nocivo de desemprego estressado (figuras 3 e 4), em comparação com os outros cenários univariados, é diretamente relacionado aos coeficientes maiores de desemprego entre os coeficientes contemporâneos nas especificações selecionadas da tabela 2. Não obstante, a supremacia do estresse em desemprego deve ser atenuada quando se amplia o horizonte temporal dos exercícios de estresse, devido, por exemplo, aos elevados coeficientes de inflação defasada na tabela 2. A figura 10 mostra os gráficos *pp-plots* de Wilson para todos os cenários macros 2-s para horizontes temporais a partir de  $H = 1$  (o caso analisado até esse ponto) até  $H = 4$  (um ano à frente). Os resultados, que são qualitativamente similares à abordagem QR e a diferentes  $s$ , indicam como a

---

<sup>17</sup> Em geral, as densidades QR também apresentaram maior curtose.

ordem de severidade dos choques nas caudas varia com o horizonte.<sup>18</sup> Na transição de  $H = 1$  para  $H = 2$ , inflação estressada torna-se o cenário univariado mais severo, enquanto estresse na taxa de juros ultrapassa PIB em severidade. Movendo-se para  $H=3$ , taxa de juros estressada torna-se mais severa que desemprego e situa-se como o segundo cenário univariado mais severo depois de inflação. Em  $H = 4$ , taxa de juros estressada finalmente assume a posição de liderança em severidade univariada, enquanto, no outro extremo, o efeito de PIB estressado desaparece.<sup>19</sup> Finalmente, como esperado, estresse multivariado é, de longe, o cenário mais nocivo, especialmente para  $H > 1$ , com poucas chances de ser absorvido mesmo para  $H = 3$  (probabilidade de solvência próxima a 50% para nível de confiança *ex-ante* de 95%). Entretanto, a não ser que consideremos eventos catastróficos, a construção de cenários multivariados acontece mais provavelmente ao longo de muitos trimestres consecutivos, e não de uma só vez, de tal forma que os cenários de estresse multivariado deste trabalho devem ser vistos principalmente como de interesse teórico, e como base de comparação em relação aos cenários univariados.

Os mesmos *pp-plots* da figura 10 são agregados por cenário macro na figura 11. Isso mostra a evolução temporal dos choques macros nas caudas até um ano à frente de suas ocorrências. Na medida em que  $H$  tende a infinito, é de se esperar que os impactos dos choques desapareçam e que os respectivos *pp-plots* voltem à linha de identidade incondicional. Esse já é o caso para PIB estressado em  $H = 4$ . O fato de ser PIB, a variável cujo impacto desaparece mais rapidamente é consistente com o impacto de curta duração do verdadeiro choque de PIB sofrido pela economia brasileira em 2008:IV. De forma semelhante, o impacto de desemprego estressado diminui continuamente desde  $H = 1$ , mas ainda está presente em  $H = 4$ , representando assim um estresse mais persistente. O estresse da taxa de juros tem um comportamento oposto, aumentando seu impacto continuamente até pelo menos  $H = 4$ . Finalmente, os impactos dos estresses multivariado e de inflação começam aumentando, assumem sua maior magnitude em  $H = 2$  e invertem suas trajetórias a partir desse horizonte. Os resultados da abordagem QR são qualitativamente similares. Os resultados das figuras 10 e 11 podem ajudar autoridades supervisoras ou bancos centrais a customizar a duração de uma resposta regulatória a um choque específico que tenha ocorrido na economia.

Geralmente, as diferenças entre as densidades de Wilson e QR são menores para  $H > 1$  do que na figura 6, porque a incerteza relativa às variáveis macros  $z_H$ , modeladas da mesma forma em ambas as abordagens, aumenta com  $H$  e domina a incerteza da ligação macro–risco de crédito, que tem uma forma diferente em cada abordagem ( $u_t$  or  $U_t$ ). Resultados não apresentados mostram os *pp-plots* nas caudas das abordagens de Wilson e QR muito próximos para todos os cenários macros, exceto para estresse multivariado para todo  $H$  e inflação estressada para  $H = 2$  e  $H = 3$ . Nessas exceções, a abordagem QR percebe os choques mais severamente do ponto de vista relativo dos *pp-plots*, similarmente aos resultados de  $H = 1$ <sup>20</sup>. Por outro lado, as diferenças entre as caudas de Wilson e QR não são desprezíveis na escala absoluta de NPL, sendo as caudas QR localizadas mais à direita, em contraste com o caso de  $H = 1$ . De qualquer forma, os resultados para  $H > 1$  devem ser analisados com cautela, pois a

18 É fácil ver que a ordem de severidade dos cenários numa abordagem específica de teste de estresse é idêntica se investigada por *pp-plots* ou CDFs.

19 Conforme observado anteriormente, o efeito de taxa de juros estressada em NPL é bastante indireto, transmitido por meio de outras variáveis macroeconômicas e de volume de crédito.

20 Além disso, para  $2 \leq H \leq 3$ , os cenários de inflação estressada  $2\text{-}\sigma$  ou  $3\text{-}\sigma$  tornam-se não facilmente absorvidos, especialmente de acordo com os *pp-plots* da abordagem QR.

precisão nas estimativas das caudas é provavelmente pobre nesses casos. Não obstante, as observações mencionadas servem para ilustrar o fato de que o horizonte temporal pode também afetar a comparação entre diferentes abordagens de testes de estresse.

## 4 Conclusão

Este trabalho estima a ligação macro-risco de crédito sobre o crédito concedido pelo sistema financeiro privado brasileiro ao setor doméstico de pessoas físicas, tanto pelo modelo tradicional de Wilson (1997) quanto por um método alternativo de regressão quantílica (KOENKER e XIAO, 2002). Especificações apropriadas dos modelos de Wilson e QR mostram efeitos negativos significativos do crescimento real do PIB e do crescimento do volume de crédito no risco de crédito (medido por NPL) e efeitos positivos significativos da taxa de desemprego e da taxa de inflação defasada. Além disso, as estimativas QR indicam que a importância relativa das variáveis macro varia ao longo da distribuição condicional de risco de crédito. Num nível micro, essa variação pode ser conceitualmente relacionada à incerteza nas correlações de inadimplência. Cada modelo de ligação leva a uma abordagem respectiva de testes de estresse. Embora o modelo de ligação QR seja mais rico em parâmetros e dispense uma suposição de normalidade, as abordagens de testes de estresse de Wilson e QR produzem resultados não tão diferentes qualitativamente. De acordo com ambas as abordagens, no horizonte de um trimestre, o estresse da taxa de desemprego produz o efeito univariado mais nocivo, seguido pelo estresse do PIB, enquanto a inflação estressada e a taxa de juros estressada mostram impactos mais altos em períodos mais longos. O impacto dos cenários de taxas de juros estressadas é provocado indiretamente por meio da transmissão às outras variáveis macroeconômicas e de volume crédito.

Os exercícios de testes de estresse neste trabalho concentram-se nas caudas das distribuições condicionais de risco de crédito. Essas caudas representam o que de pior pode ainda acontecer às realizações de risco de crédito, à luz dos cenários macros presumivelmente ruins, e são as partes relevantes das distribuições de NPL para a determinação das probabilidades de solvência *ex-post* do sistema. Os gráficos *pp-plots* que comparam as caudas estressadas condicionais e incondicionais mostram as variações nas probabilidades de solvência provocadas pela ocorrência dos cenários. Por exemplo, um choque de três desvios padrão no PIB reduz a probabilidade de solvência no mesmo trimestre para 82% na abordagem de Wilson (dado o quantil incondicional 95% fixado *ex-ante* como proteção), porém produz uma redução aproximadamente 12% maior segundo a abordagem QR. De fato, nossos resultados mostram que a abordagem QR geralmente percebe os cenários mais severamente do ponto de vista probabilístico relativo dos gráficos *pp-plots*. Isso fornece suporte à ideia de que, ao capturar a influência de correlações de inadimplência variáveis, as abordagens de testes de estresse podem, assim, capturar melhor as vulnerabilidades macroeconômicas do sistema financeiro. Por outro lado, os cenários usados neste trabalho têm um impacto absoluto maior na escala NPL em  $H = 1$  de acordo com a abordagem tradicional de Wilson, demonstrando que o método de comparação é crucial na determinação de qual abordagem de teste de estresse é mais conservadora ou liberal.



Três limitações importantes deste estudo devem ser mencionadas. A primeira refere-se ao número reduzido de 59 observações trimestrais para o NPL brasileiro. A série temporal curta representa uma limitação na precisão das nossas estimativas (especialmente na abordagem QR mais parameterizada) e reduz a robustez das estimativas obtidas. Em segundo lugar, o indicador NPL é uma medida do estoque de risco de crédito, portanto não diretamente comparável com o capital dos bancos, normalmente compreendido como uma proteção para cobrir um fluxo de perdas num horizonte longo. Assim, as nossas conclusões dos exercícios de testes de estresse baseiam-se nas caudas incondicionais de NPL, ao invés do capital efetivo do sistema. A terceira limitação é comum a todo exercício de teste de estresse de risco de crédito em nível de sistema financeiro que utilize dados agregados. Trabalhar apenas em nível de sistema pode levar a uma subestimação de risco sistêmico, pois a falência ou as dificuldades em um banco podem se propagar por toda a cadeia de exposições interbancárias bilaterais (como exemplo, ver a discussão em Sorge e Virolainem, 2006). Apesar dessas limitações, acreditamos que as estimativas mostradas neste trabalho e a discussão subjacente podem ser de grande utilidade para formuladores de política e supervisores em busca de ferramentas pragmáticas, mas ainda suficientemente versáteis, para testes macro de estresse de risco de crédito.

## Referências

- ADRIAN, T.; BRUNNERMEIER, M. K. (2009). Covar. **Working paper**. Federal Reserve Bank of New York Staff Reports 348, September.
- ALFARO, R.; DREHMANN, M. (2009). **Macro stress tests and crises: what can we learn?** BIS Quarterly Review.
- BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION (2004). **International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a revised framework**. Bank for International Settlements.
- BORIO, C.; ZHU, H. (2008). Capital regulation, risk-taking and monetary policy: a missing link in the transmission mechanism. **BIS Working Paper 268**. Bank for International Settlements.
- BOSS, M. (2003). A macroeconomic model for stress testing the Austrian credit portfolio. **OeNB Financial Stability Report 4**, 64-82.
- BOYD, J. H.; CHAMP, B. (2003) Inflation and Financial Market Performance: what have we learned in the last ten years? **Working Paper 0317**, Federal Reserve Bank of Cleveland.
- BREUER, T.; JANDAČKA, M.; RHEINBERGER, K.; SUMMER M. (2009). How to Find Plausible, Severe and Useful Stress Scenarios. **International Journal of Central Banking**, September, 205-224.
- CIHÁK, M. (2007). Introduction to Applied Stress Testing. **IMF Working Paper 59**.
- DA SILVA FILHO, T. N. T. (2008). Searching for the natural rate of unemployment in a large relative price shocks' economy: the Brazilian case. **Working Paper 163**. Central Bank of Brazil.
- DAVIDSON, R.; MACKINNON, J. G. (1989). Testing for Consistency using Artificial Regressions. **Econometric Theory** 5, 363-384.
- \_\_\_\_\_. (1993). **Estimation and inference in econometrics**. Oxford University Press.
- GIRAULT, M. A. G. (2008). Modeling extreme but plausible losses for credit risk. **Working Paper**. Central Bank of Argentina.
- HAUSMAN, J.A. (1978). Specification tests in econometrics. **Econometrica** 46, 1251-1271.
- JIMÉNEZ, G.; MENCÍA, J. (2007). Modeling the distribution of credit losses with observable and latent factors. **Working Paper 0709**. Banco de España.

JIMÉNEZ, G.; ONGENA, S.; PEYDRÓ, J. L.; SAURINA, J. (2009). Hazardous Times for Monetary Policy: What do Twenty-Three Million Bank Loans Say about the Effects of Monetary Policy on Credit Risk Taking? **Working Paper 0833**. Banco de España.

KALIRAI, H.; SCHEICHER, M. (2002). Macroeconomic Stress Testing: Preliminary Evidence for Austria. **Financial Stability Report 3**, Österreichische Nationalbank.

KOENKER, R.; BASSETT, G. (1978). Regression Quantiles. **Econometrica** **46** (1), 33-50.

\_\_\_\_\_. (1982a). Robust Tests for Heteroskedasticity Based on Regression Quantiles. **Econometrica** **50** (1), 43-62.

\_\_\_\_\_. (1982b). Tests of Linear Hypotheses and LI Estimation. **Econometrica** **50** (6), 1577-1584.

KOENKER, R.; MACHADO, J. A. F. (1999). Goodness of Fit and Related Inference Processes for Quantile Regression. **Journal of the American Statistical Association** **94** (448), 1296-1310.

KOENKER, R.; XIAO, Z. (2002). Inference on the Quantile Regression Process. **Econometrica** **70** (4), 1583-1612.

KOYLUOGLU, H. U.; HICKMAN, A. (1998). Reconcilable differences. **Risk**, October, 56-62.

LEHMAN, H.; MANZ, M. (2006). The Exposure of Swiss Banks to Macroeconomic Shocks – an Empirical Investigation. **Working Paper 4**. Swiss National Bank.

LIMA, L. R.; NÉRI, B. A. P. (2006). Omitted Asymmetric Persistence and Conditional Heteroskedasticity. **Economics Bulletin** **3** (5), 1-6.

MISINA, M.; TESSIER, D. (2008). Non-Linearities, Model Uncertainty and Macro Stress Testing. **Working Paper 208-30**. Bank of Canada.

NEWWEY, W. K.; WEST, K. D. (1987). A Simple, Positive Semi-Definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix. **Econometrica** **55**, 703-708.

SCHECHTMAN, R.; GAGLIANONE, W. P. (2010). Macro stress-testing of credit risk focused on the tails. **Mimeo**, Banco Central do Brasil.

SCHULZE, N. (2004). **Applied Quantile Regression: Microeconomic, Financial, and Environmental Analyses**. Dissertation zur Erlangung des Doktorgrades, Universität Tübingen.

SIMONS, D.; ROLWES (2009). Macroeconomic default modelling and stress testing. **International Journal of Central Banking**, September, 177-204.

SORGE, M.; VIROLAINEN, K. (2006). A comparative analysis of macro stress testing methodologies with application to Finland. **Journal of Financial Stability** 2, 113-151.

VAN DEN END, J. W.; HOEBERICHTS, M.; TABBAE, M. (2006). Modelling Scenario Analysis and Macro Stresstesting. **Working Paper 119**. De Nederlandsche Bank.

WILSON, T. (1997a). Portfolio Credit Risk (I). **Risk**, September, 111-117.

\_\_\_\_\_. (1997b). Portfolio Credit Risk (II). **Risk**, October, 56-61.

Tabela 1 – Estimação da ligação macro–risco de crédito via modelos Wilson e QR<sup>1/</sup>

Variável dependente: $y(t) = \text{logit}(\text{NPL}(t))$	Especificação com variáveis contemporâneas		Especificação com uma defasagem	
	Wilson(GMM)	QR ( $\tau=0.5$ )	Wilson(OLS)	QR ( $\tau=0.5$ )
Intercepto	-0,9723 (***)	-1,1357 (***)	-1,2913 (***)	-1,4564 (***)
$y(t-1)$	0,6609 (***)	0,6294 (***)	0,5579 (***)	0,5029 (***)
Taxa de crescimento do PIB real (t)	-1,0759 (***)	-1,10334 (***)	-0,4381 (***)	-0,4626 (***)
Taxa de desemprego (t)	1,4062 (**)	2,2799 (*)	11,1237 (***)	11,1535 (***)
Taxa de inflação IPCA (t)	1,4299 (**)	1,6429 (**)	0,0982 (**)	0,4560 (**)
Taxa de juros Selic (t)	1,0163 (*)	1,0108 (**)	-0,4642 (**)	-0,6884 (**)
Taxa de crescimento do volume de crédito (t)	-0,2313 (**)	-0,3274 (*)	-0,3628 (*)	-0,5321 (***)
Taxa de crescimento do PIB real (t-1)			0,1782 (**)	0,4149 (*)
Taxa de desemprego (t-1)			-8,9612 (***)	-8,6094 (**)
Taxa de inflação IPCA (t-1)			3,5469 (***)	2,9456 (***)
Taxa de juros Selic (t-1)			0,2673 (**)	0,5060 (**)
Taxa de crescimento do volume de crédito (t-1)			0,0028 (**)	0,0306 (**)
R2 ajustado	0,7408	-	0,8103	-
Pseudo R2 ajustado	-	0,5010	-	0,5598
Teste quantílico de igualdade de slope				
H0: $teta(\tau=0.5) = teta(\tau=0.9)$				
Teste Wald para todos os regressores, exceto o intercepto				
Estatística Qui-quadrado	11,82			1039,36
graus de liberdade	6			11
p-valor	0,066			0,000

1/ Amostra 1995:1 até 2009:III. Variáveis estatisticamente significativas a 1, 5 ou 10% são representadas por (\*\*\*) ou (\*), respectivamente. A coluna GMM, refere-se ao sistema GMM de seis equações: a equação de risco de crédito (representada acima) e outras cinco equações relacionadas ao ambiente macroeconómico (incluindo volume de crédito). Essas cinco equações assumem a forma de um VAR(1):  $X(t) = \alpha + \beta \text{e} \lambda X(t-1) + \text{eps}(t)$ , no qual  $X = \{\text{PIB real, desemprego, inflação, juros, volume de crédito}\}$ . Todas as seis equações são estimadas conjuntamente via GMM, com base num conjunto de instrumentos composto das variáveis macroeconómicas e do volume de crédito defasadas em um período. Adotamos estimativas GMM-HAC (Bartlett kernel), que são robustas à heterocedasticidade e autocorrelação. Testes T-J suportam a validade das restrições de sobreidentificação. Na tabela acima, apenas a estimação da equação de crédito é apresentada. Pseudo R2 ajustado é uma medida de ajuste local da regressão quantílica proposta em Koenker e Machado (1999). Teste quantílico de igualdade de slope segue Koenker e Bassett (1982 a,b).

**Tabela 2 – Estimação das especificações finais dos modelos macro-risco de crédito de Wilson e QR<sup>1/</sup>**

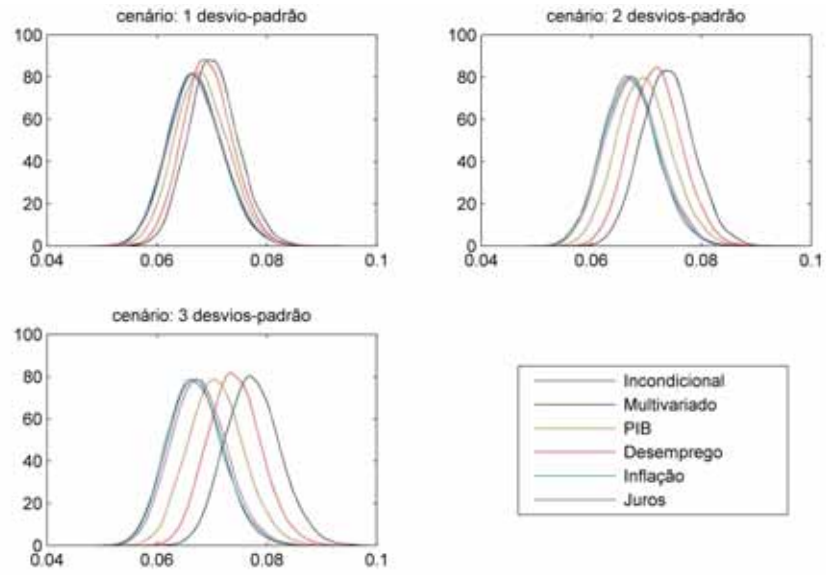
Variável dependente: $y(t) = \logit(NPL(t))$	Com inflação defasada			Com inflação defasada e surpresa no desemprego		
	Wilson (GMM)	QR ( $\tau=0.5$ )	QR ( $\tau=0.9$ )	Wilson(OLS)	QR ( $\tau=0.5$ )	QR ( $\tau=0.9$ )
Intercepto	-1,4581 (***)	-1,5723 (***)	-2,2083 (***)	-1,2970 (***)	-1,3627 (***)	-1,9698 (***)
$y(t-1)$	0,5184 (***)	0,4772 (***)	0,3104 (***)	0,5524 (***)	0,5187 (***)	0,3773 (***)
Taxa de crescimento do PIB real (t)	-0,7268 (**)	-0,9281 (***)	-1,4105 (***)	-0,3403 (***)	-0,4518 (**)	-0,9822 (**)
Taxa de desemprego (t)	2,9462 (***)	3,2472 (***)	6,7377 (***)	11,0591 (***)	8,7679 (***)	10,7525 (**)
Taxa de desemprego (t-1)	-	-	-	-8,9607 (**)	-6,6386 (***)	-4,8536 (***)
Taxa de inflação IPCA (t-1)	3,9212 (***)	3,4060 (***)	7,0244 (***)	3,7153 (***)	3,5470 (***)	7,0526 (***)
Taxa de juros Selic (t)	0,0337 (***)	0,2932 (***)	-0,9360 (***)	-0,1856 (***)	-0,2006 (***)	-1,4299 (***)
Taxa de crescimento do volume de crédito (t)	-0,4601 (**)	-0,5842 (***)	-0,8340 (*)	-0,3610 (***)	-0,5360 (***)	-0,7694 (***)
R2 ajustado	0,7973	-	-	0,8250	-	-
Pseudo R2 ajustado	-	0,5531	0,6298	-	0,5902	0,6449
Teste quantílico de igualdade de <i>slope</i>						
H0: $teta(\tau=0.5) = teta(\tau=0.9)$						
Teste Wald para todos os regressores, exceto o intercepto						
Estatística Qui-quadrado	50,47				30,95	
graus de liberdade	6				7	
p-valor	0,000				0,000	

1/ Amostra 1995:1 até 2009:III. Variáveis estatisticamente significativas a 1, 5 ou 10% são representadas por (\*\*\*) (\*\*\*) ou (\*), respectivamente. A coluna GMM, refere-se ao sistema GMM de seis equações: a equação de risco de crédito (representada acima) e outras cinco equações relacionadas ao ambiente macroeconômico (incluindo volume de crédito). Essas cinco equações assumem a forma de um VAR(1):  $X(t) = \alpha + \beta X(t-1) + \epsilon(t)$ , no qual  $X = \{PIB \text{ real, desemprego, inflação, juros, volume de crédito}\}$ . Todas as seis equações são estimadas conjuntamente via GMM, com base num conjunto de instrumentos composto das variáveis macroeconômicas e do volume de crédito defasadas em um período. Adotamos estimativas GMM-HAC (Bartlett kernel), que são robustas à heterocedasticidade e autocorrelação. Testes TJ suportam a validade das restrições de sobreidentificação. Na tabela acima, apenas a estimação da equação de crédito é apresentada. Pseudo R2 ajustado é uma medida de ajuste local da regressão quantílica proposta em Koenker e Machado (1999). Teste quantílico de igualdade de *slope* segue Koenker e Bassett (1982 a,b). As especificações marcadas pelo retângulo são aquelas utilizadas nos exercícios de teste de estresse.

**Tabela 3 – Cenários de testes de estresse**

Variável macroeconômica	Taxa de crescimento do PIB real (%)	Taxa de desemprego (%)	Taxa de inflação – IPCA (%)	Taxa de juros – Selic (%)
Observação em 2008.III	6,58	7,72	1,07	3,22
choque de 1 desvio-padrão	3,08	7,96	2,46	4,22
choque de 2 desvios-padrão	1,25	8,31	3,63	5,04
choque de 3 desvios-padrão	-0,55	8,67	4,81	5,87

Figura 1 – Modelo Wilson – Densidades estressada de NPL (H=1)



Nota: A figura acima mostra para todos os cenários considerados (H=1) a distribuição condicional de NPL estimada via modelo Wilson.

Figura 2 – Modelo Wilson – CDFs estressadas de NPL – Caudas (H=1,  $\sigma=2$ )

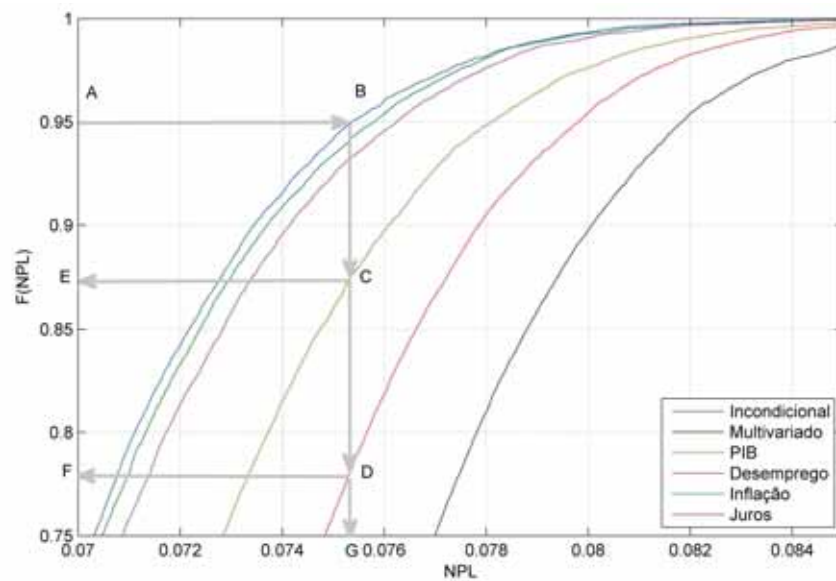




Figura 3 – Caudas – *pp-plots* estimados via modelo Wilson (H=1)

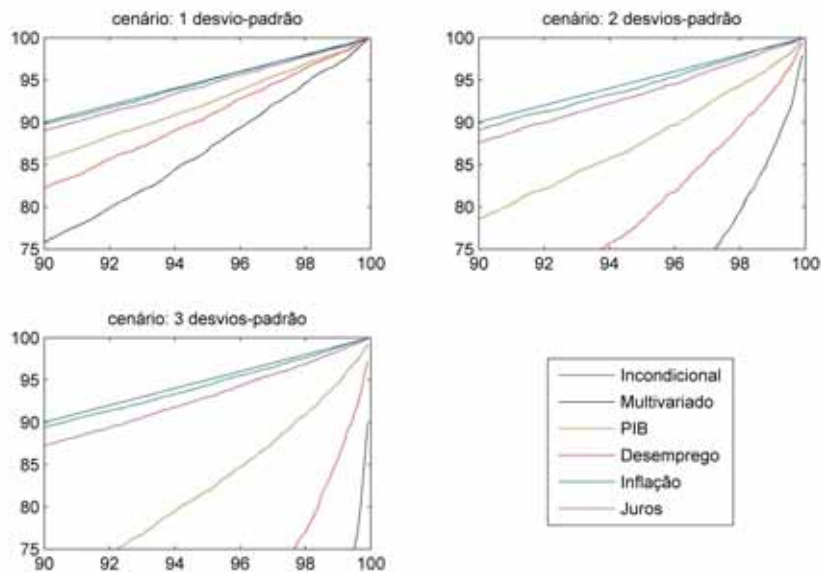


Figura 4 – Cauda – *pp-plots* estimados via modelo QR (H=1)

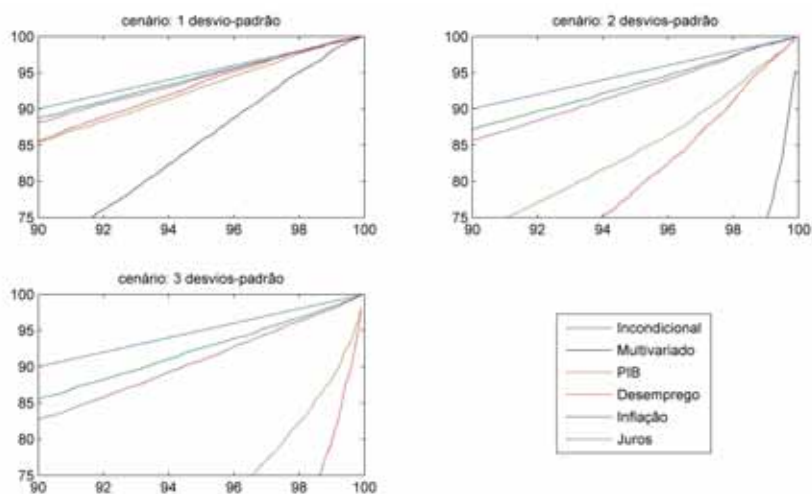


Figura 5 – Modelo QR – CDFs estressadas – Caudas ( $H=1, \sigma=2$ )

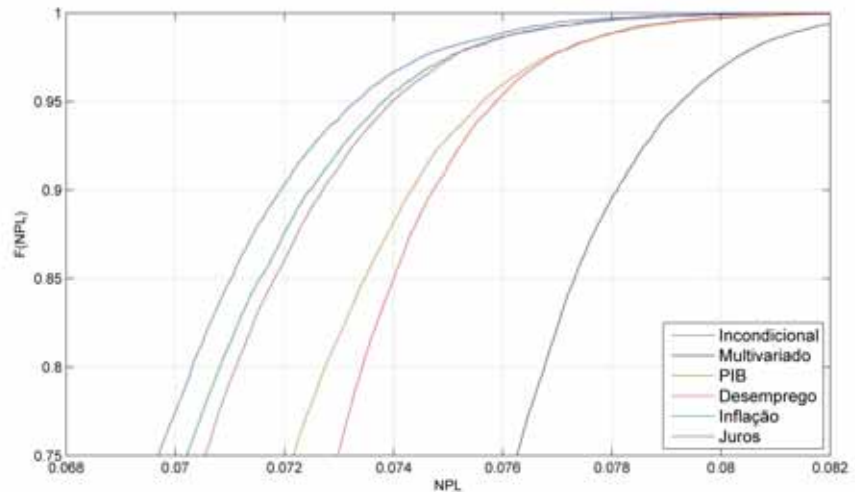


Figura 6 – Modelos Wilson e QR – Densidades estressadas de NPL ( $H=1, \sigma=2$ )

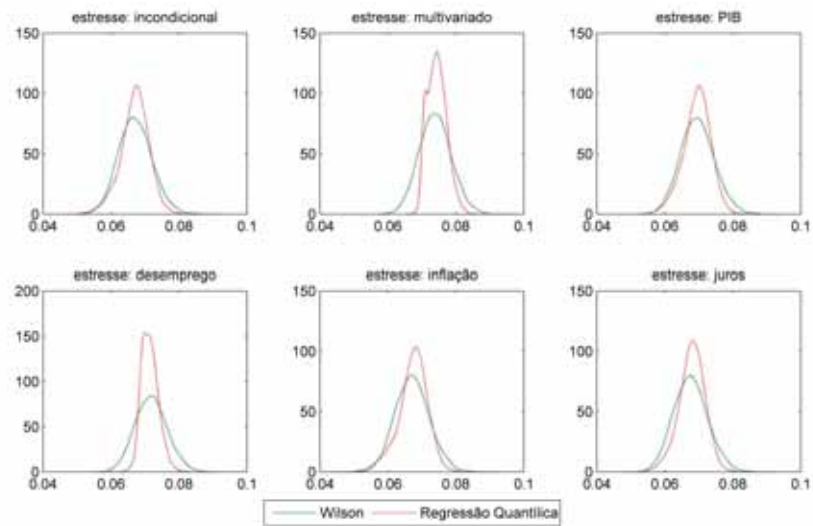


Figura 7 – Modelos Wilson e QR – CDFs estressadas de NPL – Caudas ( $H=1, \sigma=2$ )

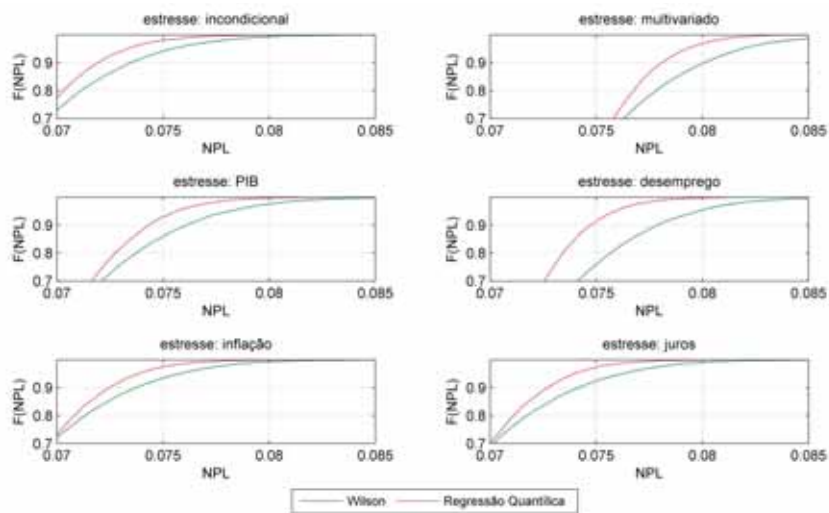


Figura 8 – Caudas – *pp-plots* dos modelos Wilson e QR ( $H=1, \sigma=2$ )

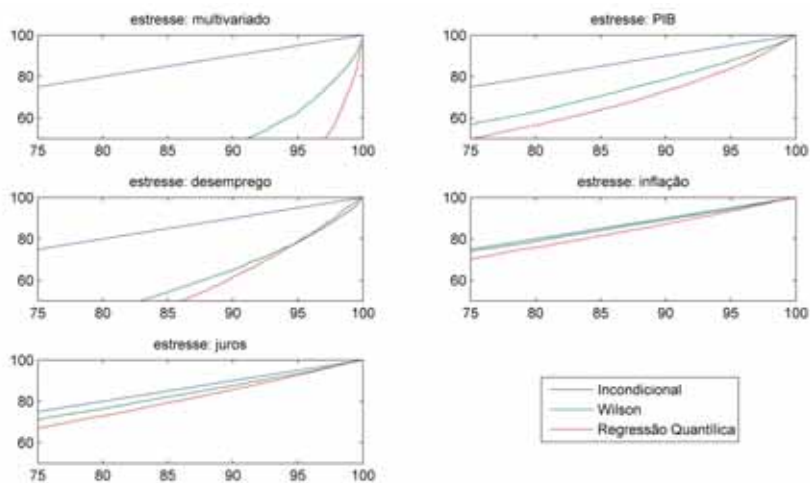


Figura 9 – Caudas – *pp-plots* dos modelos Wilson e QR ( $H=1, \sigma=3$ )

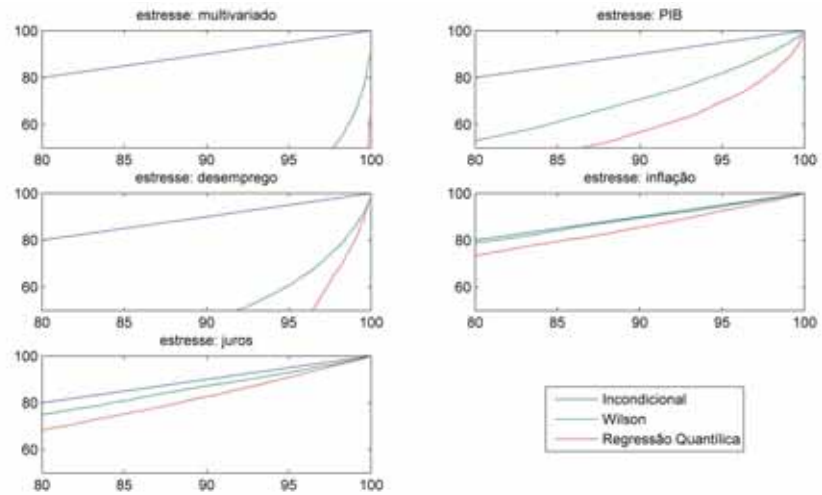


Figura 10 – Ordem de severidade de choques  $2\text{-}\sigma$  (*pp-plots*) – Wilson

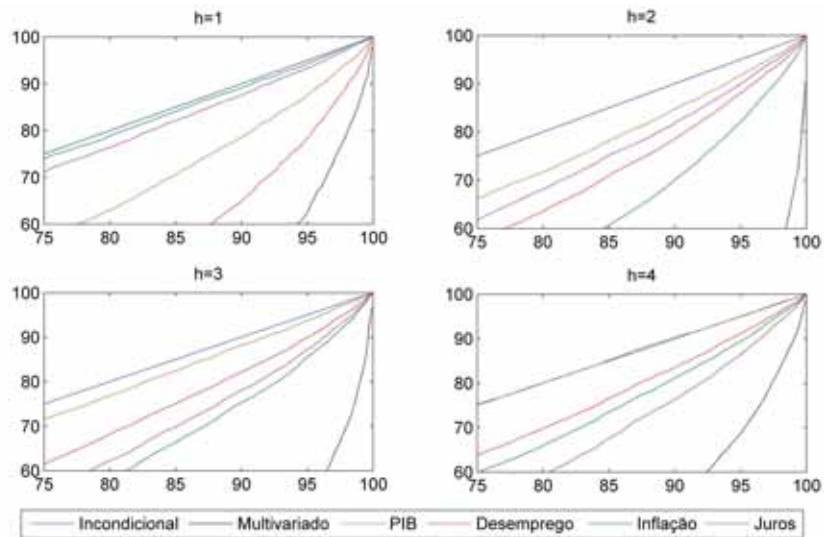
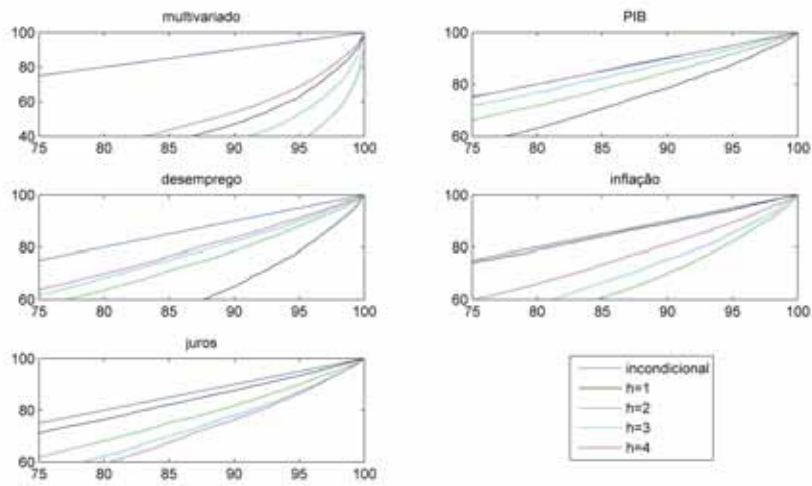


Figura 11 – Evolução temporal de choques 2- $\sigma$  (*pp-plots*) – Wilson



# 5

## Determinantes Macroeconômicos da Inadimplência Bancária de Pessoas Jurídicas no Brasil

Clodoaldo Aparecido Annibal<sup>1</sup>

Sergio Mikio Koyama

### 1 Introdução

O crédito bancário no Brasil vem, nos últimos anos, apresentando taxas de crescimento bastante significativas. Em janeiro de 2001, representava 27,4% do Produto Interno Bruto (PIB), já em janeiro de 2010, representava 45,0% do PIB. Mesmo durante 2009, quando os efeitos da crise internacional de 2008/2009 tiveram maior impacto no país, o crédito em relação ao PIB aumentou 4,2 pontos percentuais (p.p.), passando de 40,8% em dezembro de 2008 para 45,8% em dezembro de 2009.

Nesse contexto, verificou-se o aumento dos ativos de crédito das IFs em relação ao total de recursos aplicados. Dados do Banco Central do Brasil (BCB) mostram que, em dezembro de 2008, cerca de 53% dos ativos das instituições eram referentes a operações de crédito e arrendamento mercantil; enquanto, em dezembro de 2001, essa relação era de cerca de 44%. Assim, com o aumento dos ativos de crédito das instituições em relação ao total de recursos aplicados, torna-se mais relevante a correta constituição de provisões para créditos de liquidação duvidosa e, conseqüentemente, a necessidade de se realizar boas estimativas da inadimplência futura da carteira de crédito.

A literatura econômica já produziu grande variedade de modelos para estimar a inadimplência futura do crédito bancário. Para o Brasil, entretanto, pouco foi produzido no Brasil a respeito da relação entre fatores macroeconômicos e inadimplência bancária. Dessa forma, o presente trabalho visa contribuir para o entendimento dessa relação, mais especificamente da relação entre o ambiente macroeconômico e a inadimplência de pessoas jurídicas tomadoras de crédito bancário. Para atingir esse objetivo, além desta introdução, o trabalho prossegue com a seguinte estrutura: a seção 2 apresenta uma breve revisão da literatura a respeito de modelos de avaliação de risco de crédito; a seção 3, as variáveis macroeconômicas utilizadas e a metodologia empregada para a análise dos dados; a seção 4, os principais resultados e, finalmente, na seção 5, as conclusões do trabalho.

---

<sup>1</sup> As opiniões expressas neste artigo são exclusivamente dos autores e não refletem, necessariamente, a visão do BCB.

## 2 Modelos de avaliação de risco de crédito

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

Quando se trata de modelagem de risco de crédito, a literatura apresenta uma ampla variedade de modelos com diversos escopos e técnicas de modelagem. Por exemplo, Silva (2000), ao tratar de modelos para risco de crédito, concentra seu trabalho na classificação de empresas industriais e comerciais como solventes ou insolventes. Para realizar essa discriminação, define a ocorrência de insolvência econômica como a situação de inadimplência, estimando as probabilidades de ocorrência a partir de um modelo de regressão logística.

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

Segundo Chaia (2003), os modelos de risco de crédito possuem um único objetivo comum que é o de mensurar o risco de uma carteira de crédito como um todo. Assim, embora os modelos utilizem estimativas de perdas para cada crédito da carteira, o principal propósito é estimar o valor futuro de uma carteira e, conseqüentemente, as possibilidades de perda a que está submetida. De acordo com Saunders (2000), os modelos mais conhecidos para a realização dessas estimativas de perda na carteira de crédito são:

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

macroeconômicas tais como: desemprego, taxa de juros básica da economia e taxa de crescimento da economia.

No que diz respeito a modelos de estimação de probabilidade de inadimplência para empresas, Chan-Lau (2006) os classifica em três principais grupos:

- a. modelos de base macroeconômica – são modelos que surgiram devido à observação de que as taxas de inadimplência são maiores durante os períodos de recessão econômica. Essa constatação levou ao desenvolvimento de modelos econométricos que procuram explicar indicadores de inadimplência, tais como probabilidades ou taxas de inadimplência, utilizando variáveis macroeconômicas. Esses modelos ainda podem ser subclassificados segundo o *feedback* existente entre as variáveis que os compõem. Assim, essa classe de modelos ainda seria subdividida em: modelos econométricos com fatores econômicos exógenos e modelos econométricos com fatores econômicos endógenos;
- b. modelos de escore de crédito (ou de base contábil) – são modelos de estimação de probabilidade de inadimplência e de classificação da qualidade de crédito que fazem uso de indicadores financeiros obtidos por meio do processamento dos dados divulgados nos demonstrativos contábeis de pessoas jurídicas. Esses indicadores financeiros são métricas que geralmente procuram medir rentabilidade, alavancagem, grau de cobertura do crédito tomado, crescimento esperado das receitas e liquidez. As técnicas utilizadas para a estimação das probabilidades de inadimplência são bastante variadas e incluem, por exemplo, modelos econométricos, análise discriminante e redes neurais; e
- c. modelos com base em classificações de risco – nessa classe de modelos, em que a análise de cohort, a análise de sobrevivência e o princípio do estimador mais prudente são as metodologias mais comuns. Para estimar as probabilidades de inadimplência, verifica-se a proporção de entidades que migram de uma classificação de risco para outra em um determinado período.

Além dos principais grupos descritos acima, Chan-Lau (2006) também constata a existência de modelos híbridos que podem utilizar diferentes combinações de variáveis macroeconômicas, financeiras e de classificação de risco de crédito. Dentre esses modelos, destacam-se os desenvolvidos por Balzarotti, Falkenheim e Powell (2002) para estimar a probabilidade de inadimplência de devedores argentinos; Jiménez e Saurina (2005) no estudo do impacto de altas taxas de crescimento de crédito nas perdas de bancos espanhóis; e de Hamerle, Liebig e Scheule (2004) para estimar a probabilidade de inadimplência de empresas alemãs.

A modelagem desenvolvida neste trabalho segue o princípio do modelo *CreditPortfolioView* da Consultoria McKinsey no que diz respeito à utilização de variáveis macroeconômicas para a estimação de inadimplência. Assim, segundo a classificação de modelos realizada por Chan-Lau (2006), trata-se de modelo de base macroeconômica, mas não se classificaria em apenas uma única subdivisão desses tipos de modelos, pois utiliza fatores endógenos e exógenos.

Chega a ser quase axiomático que condições macroeconômicas adversas aumentam a probabilidade de inadimplência de operações de crédito. Embora



poucos estudos tenham analisado essa situação no Brasil, como o de Chu (2001), o tema já foi bastante explorado com dados de outros países. É o caso dos trabalhos de Fiori, Foglia e Iannotti (2006), que, utilizando um modelo *Seemingly Unrelated Regression* (SUR), verificam como variáveis macroeconômicas influenciam as taxas de inadimplência de setores econômicos italianos; Simons e Rolwes (2009), que, com um modelo de vetores autorregressivos (VAR), verificam a relação entre variáveis macroeconômicas e a inadimplência de empresas holandesas; Boss (2002), que, com um modelo baseado no *CreditPortfolioView*, utiliza variáveis macroeconômicas para realizar um teste de estresse na carteira de crédito de bancos austríacos; e de Virolainen (2004), que, também com um modelo baseado no *CreditPortfolioView*, realiza testes de estresse na carteira de crédito para grandes empresas tomadoras de crédito dos bancos finlandeses. Fama (1986) e Wilson (1997) também verificaram um acréscimo nas taxas de inadimplência em momentos de recessão econômica. Já os trabalhos de Bangia, Diebold e Shuermann (2000) e Nickell, Perraudin e Varotto (2000) encontraram evidências de efeitos macroeconômicos nas transições de classificações de risco de crédito.

O escopo deste trabalho, por sua vez, foi definido em função da disponibilidade de informações e na forma como operam as instituições financeiras brasileiras na avaliação de seu risco de crédito. Assim, posto que a segmentação mais fundamental de clientes no mercado de crédito bancário brasileiro é realizada em função do tipo de cliente – pessoa física ou jurídica – e que, atualmente, o único indicador de inadimplência *stricto sensu* (c.f. ANNIBAL, 2009)<sup>2</sup> disponível é o de pessoas jurídicas sem segmentação por atividade econômica, procura-se verificar a possível relação entre as variáveis que medem a situação macroeconômica brasileira e a taxa de inadimplência bancária de pessoas jurídicas. Nesse sentido, tendo em vista que esse indicador antecipa outras medidas de inadimplência atualmente utilizadas, a partir da análise de seu comportamento, espera-se poder melhor estimar taxas de inadimplência futuras e, conseqüentemente, auxiliar no monitoramento da estabilidade econômica e financeira do sistema financeiro brasileiro.

### 3 Metodologia e dados utilizados

Um dos diferenciais deste trabalho é a utilização de uma medida de inadimplência de pessoas jurídicas que mede a razão entre o número de operações de crédito em atraso de 61 a 90 dias no final do mês M e o número de operações sem atraso no final do mês M-3. Conforme apresentado por Annibal (2009), essa variável é mais sensível às variações de inadimplência *stricto sensu* que a variável mais utilizada em estudos nacionais, em que a inadimplência é medida segundo a razão entre o saldo de operações de crédito em atraso maior ou igual a 90 dias no mês M e o saldo total das operações de crédito, também no mês M.

Quanto à seleção das variáveis macroeconômicas, foram consideradas as variáveis mais utilizadas na literatura. A tabela 1 sumariza a utilização dessas variáveis segundo os diversos autores já citados neste trabalho.

1 O principal motivo pelo qual não existe série histórica *stricto sensu* para pessoas físicas consiste no fato de que o Sistema de Informações de Crédito (SCR) captura informações detalhadas apenas das operações cujo montante é superior a R\$5 mil. Como, diferentemente do que ocorre com pessoas jurídicas, a maioria das operações de crédito de pessoas físicas é de montante abaixo desse valor, um indicador de inadimplência construído conforme o critério definido por Annibal (2009) para pessoas jurídicas estaria bastante impreciso.

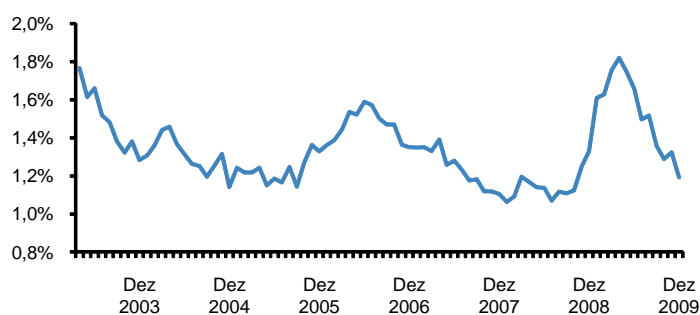
**Tabela 1 – Variáveis macroeconômicas utilizadas em modelos de inadimplência**

Variável Macroeconômica	Boss (2002)	Chu (2001)	Fiori, Foglia e Iannotti (2007)	Simons e Rolwes (2008)	Viirolainen (2004)
Agregado Monetário M1	X				
Agregado Monetário M3	X		X		
Depósito Compulsório		X			
Exportações	X				
Formação de Capital Fixo	X				
Grau de Endividamento das Empresas					X
Índice de Bolsa de Valores	X			X	
Índice de Preços	X		X		
Índice de Volatilidade de Bolsa de Valores	X			X	
PIB	X		X	X	X
Preço do Petróleo	X		X	X	
Produção Industrial	X	X	X		
Taxa de Câmbio	X		X	X	
Taxa de Desemprego	X	X			
Taxa de Inadimplência	X	X	X	X	X
Taxa de Juros de Curto Prazo	X	X	X	X	X
Taxa de Juros de Longo Prazo	X				

Também se procurou privilegiar a utilização de variáveis com periodicidade mensal e que, no âmbito do Sistema de Metas para Inflação, são objeto de levantamento sistemático de expectativas junto a instituições financeiras e empresas de consultoria por parte do BCB, tais como índices de preços, produção industrial, PIB, taxa de câmbio (R\$/US\$) e meta da taxa Selic.

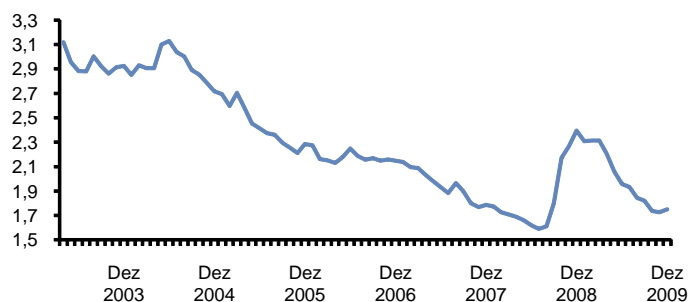
Após uma primeira análise da relação entre a variável que mede a inadimplência das pessoas jurídicas (INADIM\_PJ) e as variáveis macroeconômicas citadas na literatura, foram selecionadas apenas aquelas que apresentaram maior correlação com a variável de inadimplência, quais sejam: taxa de juros Selic acumulada no mês e anualizada (SELIC); média mensal da taxa de câmbio de venda do dólar norte-americano (DOLAR); e índice de produção física da indústria geral com base fixa e ajuste sazonal (PRODUCAO). Os gráficos 1 a 4 apresentam os valores dessas séries para o período amostral de abril/2003 a dezembro/2009.

**Gráfico 1 – Taxa de inadimplência de pessoas jurídicas**



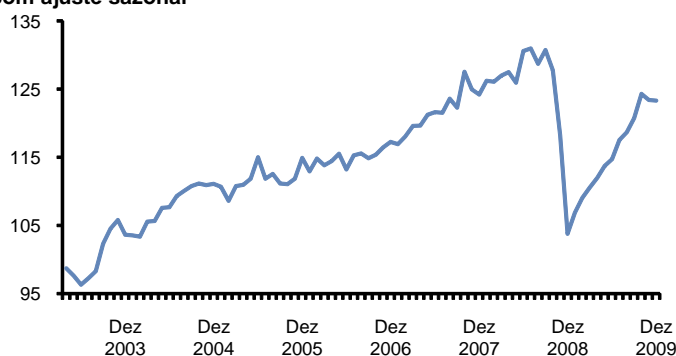
Fonte: Banco Central do Brasil

**Gráfico 2 – Taxa de câmbio – Dólar norte-americano (venda) – Média do período**



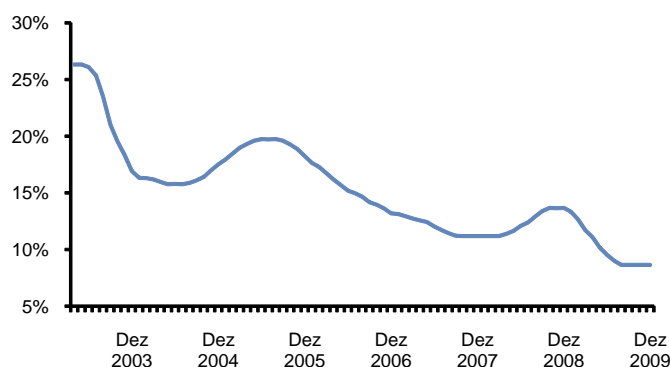
Fonte: Banco Central do Brasil

**Gráfico 3 – Produção física industrial – Índice de base fixa mensal com ajuste sazonal**



Fonte: IBGE

**Gráfico 4 – Taxa selic do mês anualizada**



Fonte: Banco Central do Brasil

No que diz respeito às técnicas utilizadas para encontrar as relações entre as variáveis, o trabalho utilizou duas técnicas distintas. A técnica principal de estimação utilizada foi a de equações estruturais, via estimação bayesiana, ou *Structural Equation Modeling* (SEM). Todavia, para utilizar o SEM, via estimação bayesiana, é necessário que se conheça previamente a estrutura do modelo cujos coeficientes se pretende estimar.

Para obter essa informação *a priori* necessária na estimação bayesiana, primeiramente se procurou ajustar um modelo vetorial autorregressivo com variável exógena (VARX) e, após a identificação das relações temporais entre as variáveis, a estimação do modelo SEM foi utilizada.

Embora a técnica do VARX seja bastante robusta quando seus pressupostos são observados, a reduzida quantidade de observações disponíveis para a modelagem (81 observações) e a identificação de correlações em defasagens elevadas ratificaram a necessidade de empregar-se outra técnica de estimação, nesse caso o SEM, para garantir uma maior robustez dos resultados.

Com o objetivo de estabilizar a variância das séries, aplicou-se o logaritmo em todas as séries (inadimplência, SELIC, dólar e produção industrial). Posteriormente, tendo sido verificada a existência de sazonalidade nas séries de inadimplência e de produção industrial, as mesmas foram dessazonalizadas utilizando o método X-12 ARIMA. Visando avaliar a existência de raiz unitária, aplicou-se o procedimento proposto por Enders (1995, p. 257), tendo sido constatada nas séries de produção industrial, SELIC e dólar. Essas séries, então, foram diferenciadas, gerando as séries D\_L\_PRODUCAO\_DES, D\_L\_SELIC e D\_L\_DOLAR.

Finalmente, foi estimado um modelo VARX ( $p, s$ ) com a seguinte forma:

$$y_t = \delta + \sum_{i=1}^p \theta_i y_{t-i} + \sum_{i=0}^s \gamma_i x_{t-i} + \varepsilon_t$$

em que:

$$y_t = (L\_INADIM\_PJ\_DES_t, D\_L\_PRODUCAO\_DES_t, D\_L\_SELIC_t)'; e$$

$$x_t = (D\_L\_DOLAR_t)'$$

As defasagens  $p$  e  $s$  foram escolhidas por meio de um método *backward* em que se procurou minimizar o valor do Critério de Informação Bayesiano (BIC) ao mesmo tempo em que se procurava observar todos os pressupostos exigidos para os resíduos do modelo, quais sejam: normalidade, heterocedasticidade e ausência de autocorrelação.

O Anexo A deste trabalho apresenta a estrutura do modelo VARX encontrado bem como os resultados das estatísticas utilizadas para verificar a normalidade, homocedasticidade e ausência de autocorrelação dos resíduos. Além disso, também são apresentados os diagnósticos de cada uma das equações das variáveis endógenas e o teste de causalidade de Granger que, significativo ao nível de 5%, aponta Granger-causalidade do grupo de variáveis formado por D\_L\_PRODUCAO\_DES, D\_L\_SELIC e D\_L\_DOLAR na variável L\_INADIM\_PJ\_DES.

Obtida a estrutura do modelo via VARX, os coeficientes encontrados foram utilizados como informação *a priori* para a aplicação do modelo SEM via estimação bayesiana.

A convergência geral do modelo SEM foi medida pela métrica *Convergence Statistic* (C.S.) sugerida por Gelman *et al.* (2004). Posto que o maior valor de C.S. encontrado para os parâmetros foi de 1,001, inferior ao limite máximo de 1,002, pode-se concluir que todos os valores estimados já se encontravam estáveis após o término do procedimento iterativo.<sup>3</sup>

3 O Anexo B apresenta o valor C.S. de cada parâmetro do modelo SEM.

Como observado na tabela 2, as estimativas realizadas via VARX e SEM ficaram bastante parecidas. Dos 23 coeficientes estimados, 19 possuem o mesmo sinal, e o valor de muitos coeficientes ficaram bem próximos, principalmente os das equações de Inadimplência PJ e Selic, enquanto os coeficientes da equação de Produção Industrial foram os que apresentaram maior divergência. Além disso, conforme dados apresentados no Anexo A, o grau de explicação da equação de Produção Industrial estimada via VARX é o menor do sistema, o qual, conforme esperado, decorre da ausência de outras variáveis capazes de explicar o comportamento da atividade econômica brasileira, aqui medida pelo índice de produção industrial.

**Tabela 2 – Comparação entre Estimativas de Modelos VARX e SEM**

Equação	Variável	Modelo VARX (12,9)				Modelo SEM
		Valor Estim. do Parâmetro – VARX	Erro-padrão	Valor da Estat. t	Probabilidade >  t	Valor Estim. do Parâmetro – SEM – Mediana
Inadimplência	CONSTANTE	-1,2256	0,2782	-4,4100	0,0001	-0,4240
	L_INADIM_PJ_DES (t-1)	0,6600	0,1002	6,5900	0,0001	0,7840
	D_ L_PRODUCAO_DES (t-1)	-0,7868	0,1712	-4,5900	0,0001	-0,7850
	L_INADIM_PJ_DES (t-2)	0,5017	0,1242	4,0400	0,0002	0,4460
	L_INADIM_PJ_DES (t-4)	-0,3049	0,0719	-4,2400	0,0001	-0,3300
	D_ L_PRODUCAO_DES (t-7)	0,3947	0,1703	2,3200	0,0254	0,2610
	L_INADIM_PJ_DES (t-12)	-0,1390	0,0443	-3,1400	0,0031	0,0010
Produção Industrial	D_ L_DOLAR (t-1)	-0,2960	0,0474	-6,2400	0,0001	-0,0960
	D_ L_DOLAR (t-2)	-0,1760	0,0545	-3,2300	0,0024	-0,0800
	D_ L_DOLAR (t-3)	-0,2978	0,0578	-5,1500	0,0001	-0,0740
	D_ L_DOLAR (t-9)	-0,2207	0,0525	-4,2100	0,0001	-0,0400
	D_ L_PRODUCAO_DES (t-1)	-0,2111	0,1007	-2,1000	0,0422	0,0300
	L_INADIM_PJ_DES (t-2)	0,0661	0,0189	3,5000	0,0011	-0,0020
	D_ L_PRODUCAO_DES (t-2)	-0,3423	0,0997	-3,4300	0,0014	-0,0960
	L_INADIM_PJ_DES (t-7)	-0,0646	0,0187	-3,4500	0,0013	0,0020
	D_ L_SELIC (t-8)	-0,3011	0,0779	-3,8700	0,0004	-0,0310
		D_ L_SELIC (t-1)	0,6029	0,0960	6,2800	0,0001
Selic	L_INADIM_PJ_DES (t-2)	-0,1161	0,0354	-3,2800	0,0021	-0,0030
	D_ L_SELIC (t-2)	0,4344	0,1231	3,5300	0,0010	0,1290
	L_INADIM_PJ_DES (t-3)	0,1166	0,0354	3,3000	0,0020	0,0040
	D_ L_PRODUCAO_DES (t-3)	0,1659	0,0645	2,5700	0,0138	0,2480
	D_ L_SELIC (t-4)	-0,2527	0,0793	-3,1900	0,0027	-0,2070
	D_ L_PRODUCAO_DES (t-12)	0,1506	0,0532	2,8300	0,0071	0,1190

Já para se conhecer o impacto de cada variável do modelo no indicador que mede a inadimplência de pessoas jurídicas no sistema financeiro brasileiro, foram utilizadas as funções impulso-resposta de um modelo VARX restrito, cujos valores dos parâmetros foram iguais às estimativas encontradas com o modelo SEM. A seção seguinte apresenta os resultados dessas funções impulso-resposta.

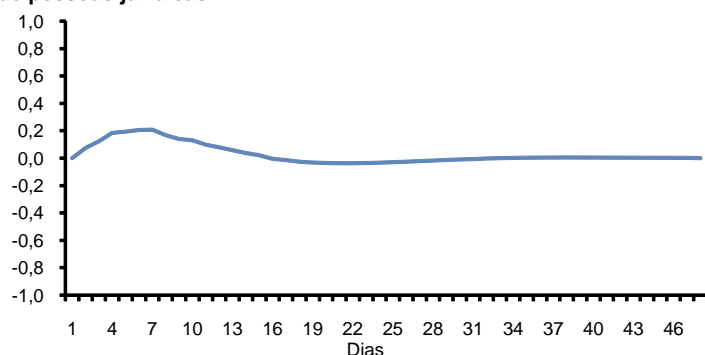
## 4 Resultados

Embora o modelo VARX restrito aos parâmetros encontrados no modelo SEM permita realizar uma análise das funções impulso-resposta também para as variáveis que medem a produção industrial, a taxa Selic e a taxa de câmbio R\$/US\$,

são analisados apenas os impactos dessas variáveis naquela que mede a inadimplência de pessoas jurídicas no sistema financeiro nacional.

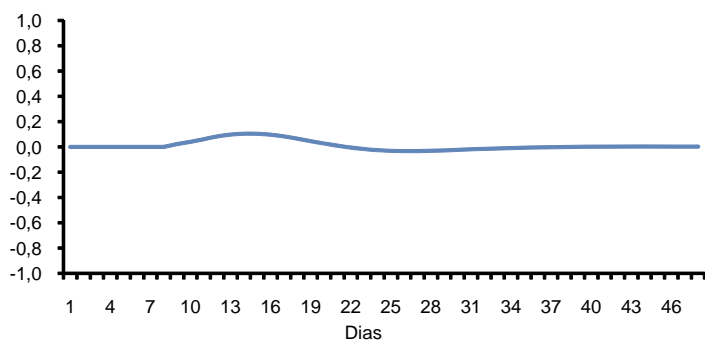
O gráfico 5 apresenta como um choque de um desvio padrão da variável DOLAR afeta a inadimplência PJ. Dada a existência de contratos de crédito com cláusulas que incorporam a variação da cotação de moedas estrangeiras, principalmente do dólar norte-americano, no cômputo das obrigações pecuniárias do devedor bancário, bem como o aumento do custo de insumos importados pelas empresas brasileiras, o efeito da variável DOLAR observado no gráfico 5 é o esperado, qual seja, a apreciação do dólar frente ao real leva a um aumento da inadimplência PJ. Esse aumento começa a ser sentido apenas dois meses após o choque, o pico ocorre após oito meses, o efeito tem duração de nove meses e é totalmente dissipado após dezenove meses.

**Gráfico 5 – Efeito da variação do dólar na inadimplência de pessoas jurídicas**



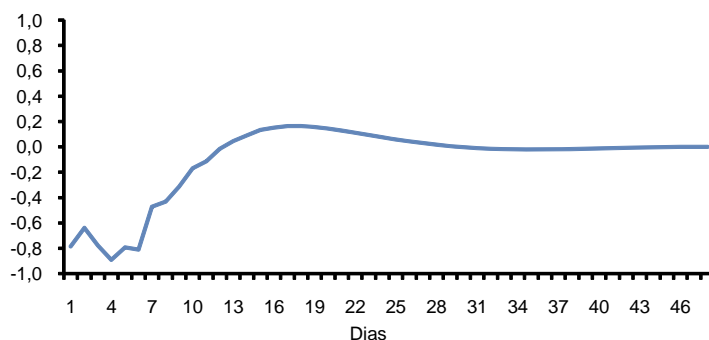
O gráfico 6 mostra como um choque de um desvio padrão da variável SELIC afeta a inadimplência PJ. Posto que existem, no sistema financeiro nacional, contratos de crédito com cláusulas que incorporam a variação da taxa Selic no computo das obrigações pecuniárias do devedor bancário, o efeito da variável SELIC observado no gráfico 6 também é o esperado, qual seja, um aumento da taxa SELIC leva a um aumento da inadimplência PJ. Todavia, o impacto da Selic na inadimplência PJ é bem menos pronunciado em termos de magnitude que o da apreciação do dólar. Também é possível observar que, diferentemente do que ocorre com a apreciação do dólar, o efeito da Selic só começa a ser sentido oito meses após o choque. Seu pico ocorre após 14 meses e seu efeito tem duração de 13 meses, sendo dissipado após 21 meses.

**Gráfico 6 – Efeito da variação da Selic na inadimplência de pessoas jurídicas**



Finalmente, gráfico 7 mostra como um choque de um desvio padrão da variável que mede a Produção Industrial afeta a inadimplência PJ. Percebe-se que, comparativamente às demais variáveis, essa é a que causa maior impacto na inadimplência. Aqui também o efeito observado é o esperado, ou seja, um aumento na produção, que significa um aquecimento da atividade econômica, leva a um decréscimo da inadimplência PJ. Esse impacto da produção na inadimplência PJ é sentido já no primeiro mês após o choque em uma escala muito maior que a observada nas demais variáveis. O pico do efeito ocorre após decorridos apenas quatro meses do choque. Sua duração é de doze meses e seu efeito também é dissipado após esse período.

**Gráfico 7 – Efeito da variação da produção industrial na inadimplência de pessoas jurídicas**



## 5 Conclusão

O significativo crescimento da carteira de crédito das instituições financeiras brasileiras nos últimos anos torna imperativo um melhor acompanhamento da inadimplência desses créditos.

Dentre os diversos modelos encontrados na literatura internacional, existe uma classe que utiliza variáveis macroeconômicas para estimar a evolução de taxas de inadimplência bancária. Neste trabalho, após a verificação das variáveis macroeconômicas mais relevantes para a explicação da inadimplência de pessoas jurídicas, foi desenvolvido um modelo SEM bayesiano que utilizou como informação *a priori* um modelo VARX (12,9) cujas variáveis endógenas foram Inadimplência de PJ, taxa Selic e Produção Industrial e a variável exógena foi a taxa de câmbio R\$/US\$. A opção por essa forma de estimação foi imposta pelo número reduzido de observações disponíveis do indicador de inadimplência utilizado.

Após a estimação do modelo SEM, para verificar o efeito das variáveis DOLAR, SELIC e Produção Industrial na inadimplência de pessoas jurídicas devedoras do sistema financeiro nacional, foram utilizadas as funções impulso-resposta de um modelo VARX restrito cujos parâmetros foram iguais às estimativas encontradas com o modelo SEM.

A análise das funções impulso-resposta mostra que a apreciação do dólar frente ao real aumenta a inadimplência de pessoas jurídicas com defasagem de dois meses. Também mostra que um aumento da taxa Selic leva a um aumento da inadimplência de pessoas jurídicas com defasagem de oito meses. Contudo, o impacto dessas duas variáveis é relativamente pequeno quando comparado ao impacto que

a atividade econômica, medida neste estudo pela produção física industrial, exerce sobre a inadimplência de pessoas jurídicas.

Este trabalho encontra evidências de que o crescimento sustentável da atividade econômica no longo prazo é um dos fatores preponderantes para a redução da inadimplência de pessoas jurídicas na carteira de crédito das IFs brasileiras e, por conseguinte, para a preservação da estabilidade financeira do sistema financeiro nacional.



## Referências

- ANNIBAL, C. A. **Inadimplência do Setor Bancário: uma avaliação de suas medidas**. Revista Tecnologia de Crédito. São Paulo: Serasa, n. 68, p. 53-74, 2009.
- BALZAROTTI, Verónica; FALKENHEIM, Michael; POWELL Andrew. On the Use of Portfolio Risk Models and Capital Requirements in Emerging Markets: The Case of Argentina. **The World Bank Economic Review**. Washington: The International Bank for Reconstruction and Development, n. 2, v. 16, p. 197-212, 2002.
- BANGIA, A.; DIEBOLD, F. X.; SCHUERMANN, T. Ratings Migration and the Business Cycle, With Applications to Credit Portfolio Stress Testing. **Working Paper 26**. [S.I.]: Wharton Financial Institutions Center, 2000.
- BOSS, Michael. A Macroeconomic Credit Risk Model for Stress Testing the Austrian Credit Portfolio Stress Testing the Austrian Banking System. **Financial Stability Report**. Vienna: Österreichisches Nationalbank, n. 4, p. 64-82, 2002.
- CAOUILLE, Jonh B. *et al.* **Gestão do Risco de Crédito: o próximo grande desafio financeiro**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.
- CHAIA, Alexandre Jorge. **Modelos de Gestão do Risco de Crédito e sua Aplicabilidade ao Mercado Brasileiro**. São Paulo, 2003. Dissertação (Mestrado em Administração) – Programa de Pós-Graduação em Administração, Departamento de Administração, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.
- CHAN-LAU, Jorge A. Fundamentals-Based Estimation of Default Probabilities: A Survey. **Working Paper 06/149**. [S.I.]: International Monetary Fund, 2006. Disponível em: < [www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2006/wp06149.pdf](http://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2006/wp06149.pdf)>. Acesso em: 27.4.2010.
- CHU, V. Principais fatores macroeconômicos da inadimplência bancária no Brasil. *In*: BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Juros e spread bancário no Brasil: avaliação de 2 anos do projeto**. Brasília, 2001. p. 41-45. Disponível em: <[www.bcb.gov.br/?spread](http://www.bcb.gov.br/?spread)>. Acesso em: 12.4.2010.
- ENDERS, Walter. **Applied Econometric Time Series**. 2. ed. New York: John Wiley & Sons Inc., 1995.
- FAMA, E. Term Premiums and Default Premiums in Money Markets. **Journal of Financial Economics**. n.1, v. 17, p. 175-196, 1986.
- FIORI, R; FOGLIA, A.; IANOTTI, S. Estimating Macroeconomic Credit Risk and Sectoral Default Rate Correlations for the Italian Economy, **Working Paper**. [S.I.], 2006. Disponível em: < <http://204.180.229.21/external/np/mcm/financialstability/conf/2ndexpa.pdf#page=120>>. Acesso em 6.4.2010.
- GELMAN, A.; CARLIN, J. B.; STERN, H. S.; RUBIN, D. B. **Bayesian Data Analysis**. 2. ed. Boca Raton: Chapman & Hall, 2004.

HAMERLE, Alfred; LIEBIG, Thilo; SCHEULE, Harald. Forecasting Credit Portfolio Risk. **Discussion Paper Series 2: Banking and Financial Supervision**. Frankfurt: Deutsche Bundesbank, 2004.

JIMÉNEZ, Gabriel; SAURINA, Jesús. **Credit Cycles, Credit Risk, and Prudential Regulation**. Não Publicado. Madri: Banco de España, 2005. Disponível em: <<http://www.cemla.org/red/papers/redx-es-jimenez.pdf>>. Acesso em 19.4.2010.

NICKEMM, P; PERRAUDIN, W; VAROTTO, S. Stability of Rating Transitions. **Journal of Banking and Finance**. [S.I.]: Elsevier. n. 1-2, v. 24, p. 203-227, 2000.

SAUNDERS, Anthony. **Medindo o Risco de Crédito: novas abordagens para Value at Risk e outros paradigmas**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.

SECURATO, José Roberto (org.). **Crédito: análise e avaliação do risco – Pessoas físicas e jurídicas**. São Paulo: Saint Paul, 2002.

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

SIMONS, Dietske; ROLWES, Ferdinand. Macroeconomic Default Modeling and Stress Testing. **International Journal of Central Banking**. Frankfurt: Association of the International Journal of Central Banking, n. 3, v. 5, p. 177-204, 2009.

VIROLAINEN, Kimmo. Macro Stress Testing with a Macroeconomic Credit Risk Model for Finland. **Bank of Finland Discussion Papers 18/2004**. Helsinki: Bank of Finland, 2004. Disponível em: <<http://ssrn.com/abstract=622682>>. Acesso em: 2.12.2008.

WILSON, Thomas C. Portfolio Credit Risk (Parts I and II). **Economic Policy Review**. n. 3, v.4, 1998. Disponível em: <<http://ssrn.com/abstract=1028756>>. Acesso em: 6.4.2010.

## ANEXO A

Resultado e diagnóstico do modelo VARX (12,9) estimado utilizando o software SAS® Enterprise Guide® 4.1.

### **Estatísticas do modelo VARX utilizado**

---

Número de observações	80
Observações eliminadas por diferenciação	1
Método de estimação	MQO
Teste de causalidade de Granger	
Graus de Liberdade	21
Qui-quadrado	33,6000
Pr > Qui-quadrado	0,00053
Variável grupo 1	L-INADIM_PJ_DES
Variável grupo 2	L_SELIC; L_PRODUCAO_DES; L_DOLAR
Critério de informação	
AICC	-21,0160
HQC	-21,4274
AIC	-22,4362
SBC	-19,8903
FPEC	2,04E-10

---

## ANEXO B1

### **Relacionamento de variáveis entre modelos**

---

Variável no Modelo VARX	Variável no SEM
L_INADIM_PF_DES	inad
D_L_PRODUCAO_DES	prod
D_L_SELIC	selic
D_L_DOLAR	cambio

---

## ANEXO B2

### Estatísticas do modelo SEM utilizado

Pesos da Regressão	Mediana	50% Limite Inferior	50% limite Superior	Estatística de Convergência - C.S.	Mínimo	Máximo
prod(t)<--inad(t-2)	-0,0020	-0,0020	-0,0020	1.001	-0,0030	-0,0010
selic(t)<--prod(t-3)	0,2480	0,2340	0,2610	1.000	0,1610	0,3490
prod(t)<--cambio(t-1)	-0,0960	-0,1030	-0,0880	1.000	-0,1420	-0,0520
prod(t)<--cambio(t-2)	-0,0800	-0,0870	-0,0720	1.000	-0,1240	-0,0280
prod(t)<--cambio(t-3)	-0,0740	-0,0820	-0,0670	1.000	-0,1170	-0,0280
prod(t)<--cambio(t-9)	-0,0400	-0,0470	-0,0320	1.000	-0,0870	0,0010
selic(t)<--selic(t-1)	0,8330	0,8200	0,8470	1.001	0,7620	0,9100
selic(t)<--selic(t-2)	0,1290	0,1150	0,1430	1.001	0,0410	0,2100
prod(t)<--selic(t-8)	-0,0310	-0,0430	-0,0190	1.000	-0,1030	0,0520
prod(t)<--prod(t-2)	-0,0960	-0,1150	-0,0770	1.000	-0,2000	0,0220
selic(t)<--selic(t-4)	-0,2070	-0,2170	-0,1970	1.000	-0,2750	-0,1480
selic(t)<--inad(t-2)	-0,0030	-0,0030	-0,0030	1.000	-0,0040	-0,0020
selic(t)<--inad(t-3)	0,0040	0,0040	0,0040	1.000	0,0030	0,0040
prod(t)<--inad(t-7)	0,0020	0,0020	0,0020	1.001	0,0010	0,0030
inad(t)<--inad(t-1)	0,7840	0,7840	0,7840	1.001	0,7830	0,7860
inad(t)<--inad(t-12)	0,0010	0,0010	0,0020	1.000	0,0000	0,0030
inad(t)<--inad(t-2)	0,4460	0,4460	0,4460	1.001	0,4450	0,4480
inad(t)<--prod(t-7)	0,2610	0,2330	0,2900	1.000	0,0940	0,4250
inad(t)<--prod(t-1)	-0,7850	-0,8130	-0,7560	1.000	-0,9440	-0,6020
inad(t)<--inad(t-1)	-0,3300	-0,3300	-0,3300	1.000	-0,3310	-0,3290
selic(t)<--prod(t-12)	0,1190	0,1050	0,1320	1.000	0,0440	0,2010
prod(t)<--prod(t-1)	0,0300	0,0120	0,0490	1.000	-0,0810	0,1400
Intercepto						
linaddes	-0,4240	-0,4250	-0,4230	1.000	-0,4310	-0,4190
Variâncias						
e16	0,0030	0,0030	0,0030	1.000	0,0030	0,0040
e17	0,0030	0,0030	0,0030	1.000	0,0030	0,0040
e18	0,0030	0,0030	0,0030	1.000	0,0030	0,0040
e19	0,0030	0,0030	0,0030	1.000	0,0030	0,0040
e3	18,6380	18,1250	19,1760	1.000	15,3830	22,1880
e4	18,8680	18,3760	19,3980	1.000	15,6200	22,3040
e7	0,0000	0,0000	0,0000	1.000	0,0000	0,0010
e9	0,0000	0,0000	0,0000	1.000	0,0000	0,0010
e10	0,0000	0,0000	0,0000	1.000	0,0000	0,0010
e12	0,0010	0,0010	0,0010	1.000	0,0010	0,0020
e13	0,0010	0,0010	0,0010	1.000	0,0010	0,0010
e15	0,0010	0,0010	0,0010	1.000	0,0010	0,0010
e24	0,0010	0,0010	0,0010	1.000	0,0010	0,0020
e20	18,7720	18,2470	19,3050	1.000	15,3930	22,4170
e8	0,0000	0,0000	0,0000	1.000	0,0000	0,0010
e21	18,4890	17,9870	19,0160	1.000	15,3830	21,9640
e2	18,4410	17,9290	18,9590	1.000	15,5640	22,2660
e22	19,3220	18,7840	19,8840	1.000	16,4310	22,9970
e23	0,0000	0,0000	0,0000	1.000	0,0000	0,0010
e11	0,0000	0,0000	0,0000	1.000	0,0000	0,0000
e6	0,0000	0,0000	0,0000	1.000	0,0000	0,0000
e1	0,0010	0,0010	0,0010	1.000	0,0010	0,0010

# 6

## Eficiência Bancária e Inadimplência: testes de causalidade

Benjamin M. Tabak<sup>1</sup>  
Giovana Leivas Craveiro  
Daniel O. Cajueiro

### 1 Introdução

Nos últimos anos, a estabilidade financeira tem sido objeto de muitos estudos, especialmente após a eclosão da crise do *subprime*, em agosto de 2007. No atual sistema financeiro globalizado, mais liberal, competitivo e integrado (KOUTSOMANOLI-FILIPPAKI e MAMATZAKIS, 2009), evitar distúrbios, como falências bancárias, revela-se de extrema importância.

Ao se avaliar a estabilidade financeira de determinado país, é crucial considerar a situação de solvência dos bancos e a existência de fatores relevantes para que essa situação se sustente. Na literatura recente, argumenta-se que o volume de créditos inadimplentes constitui boa *proxy* para mensurar a estabilidade financeira, devido a altos níveis de inadimplência em bancos insolventes (PODPIERA e WEILL, 2008). Como bancos à beira da falência também são, em geral, menos eficientes, uma questão fundamental é se existe relação de causalidade entre eficiência bancária e inadimplência.

A chamada “hipótese do azar” (BERGER e DEYOUNG, 1997) assume que créditos inadimplentes são causados por componentes exógenos (azar), tais como desaceleração da economia ou falência de empresas. Consequentemente, os bancos incorrerão em custos maiores para monitorar o aumento na inadimplência, reduzindo a eficiência. Os gastos extras incluem diversos fatores, dentre eles: os custos adicionais de se lidar com os devedores inadimplentes, o eventual recuo no valor dos colaterais respectivos e os custos de renegociação das dívidas. Desse modo, um aumento dos créditos inadimplentes gera baixos níveis de eficiência bancária, ou seja, há relação negativa entre essas duas variáveis.

Por outro lado, a “hipótese da ineficiência gerencial” (BERGER e DEYOUNG, 1997) considera que a baixa eficiência é causada por um desempenho ineficiente dos gerentes, que também podem não monitorar adequadamente a carteira de créditos, afetando a qualidade dos empréstimos e gerando alta inadimplência (nesse caso, endógena). A diferença estaria na direção da causalidade, pois, mais uma vez, a eficiência bancária e os créditos inadimplentes estão negativamente relacionados.

<sup>1</sup> As opiniões expressas neste artigo são de responsabilidade de seus autores e não refletem, necessariamente, a posição do Banco Central do Brasil (BCB) ou as opiniões de seus membros.

Finalmente, é necessário citar uma terceira suposição, a “hipótese do gerenciamento com aversão ao risco” (KOUTSOMANOLI-FILIPPAKI e MAMATZAKIS, 2009). Aqui, assume-se que os gerentes dos bancos são avessos ao risco, de modo que poderiam aumentar os gastos operacionais destinados à avaliação e ao monitoramento dos empréstimos, reduzindo a eficiência, com o intuito de comprimir a participação da inadimplência em suas carteiras de crédito. O receio de enfrentar crises financeiras ou assimetria de informação estaria entre as causas para uma relação positiva entre eficiência bancária e créditos inadimplentes.

A discussão sobre a origem dos créditos inadimplentes, isto é, se créditos inadimplentes são causados por eventos exógenos ou endógenos, é importante, pois bancos com baixos níveis de inadimplência possuem, em geral, menor probabilidade de falência. Assim, o intuito dessa investigação é identificar a causa primária das falências bancárias. Se for encontrado que um evento precede o outro, então esse deve ser o principal provocador das falências bancárias (PODPIERA e WEILL, 2008).

Neste artigo, pretende-se explorar essas hipóteses para o mercado bancário brasileiro, estendendo a literatura escassa para países emergentes. Nessas economias, crises financeiras tornam-se particularmente importantes na medida em que retraem o crescimento, pois uma grande parcela dos investimentos depende do crédito disponibilizado pelos bancos. Desse modo, tem-se por objetivo tornar possível a identificação de fatores relevantes que possam antecipar uma instabilidade sistêmica. Além disso, dado que diferentes políticas econômicas irão emergir dependendo da origem de períodos de estresse, pretende-se auxiliar reguladores e supervisores bancários em sua tarefa de assegurar um sistema financeiro saudável.

Antecipando os resultados empíricos encontrados, verifica-se a presença de um gerenciamento com aversão ao risco nos bancos brasileiros. Inicialmente, parece existir uma relação negativa entre eficiência bancária e créditos inadimplentes com a causalidade ocorrendo da eficiência para a variável de risco (endógena), sugerindo que ineficiências na gestão dos bancos poderiam ser a principal causa das falências bancárias. Como consequência, os gerentes (avessos ao risco) tendem a aumentar os gastos operacionais destinados à avaliação e ao monitoramento dos empréstimos para controlar o aumento na inadimplência, agravando a medida de eficiência do banco, mas reduzindo, por outro lado, a inadimplência nas carteiras de crédito. Evidências para a relação causal inversa de créditos inadimplentes afetando a eficiência bancária são refutadas, tendo em vista que não são encontrados coeficientes significantes nesse aspecto, além de esses coeficientes serem consideravelmente próximos de zero.

O restante do artigo está organizado da seguinte forma: a seção 2 apresenta uma breve síntese literária. Na seção 3, descrevem-se a metodologia e as variáveis utilizadas no estudo. Os resultados empíricos estão disponíveis na seção 4, enquanto a seção 5 contém nossas considerações finais.

## 2 Síntese literária

Nos últimos anos, muitas pesquisas têm analisado diversos fatores relacionados à eficiência bancária (BERGER e HUMPHREY, 1997). Contudo, a literatura ainda é escassa sobre a relação entre eficiência bancária e créditos inadimplentes, apesar da importância dessa causalidade. Podpiera e Weill (2008)

reconhecem que essa investigação pode identificar a causa primária das falências bancárias, já que, como notam Berger e DeYoung (1997), entidades à beira da falência lidam com custos elevados, lucros baixos e uma grande proporção de créditos inadimplentes. De fato, Wheelock e Wilson (2000), em um estudo sobre fatores que aumentariam a probabilidade de falência ou fusão dos bancos americanos, observam que ineficiência bancária contribui para o risco de falência. Além disso, ao investigar a participação das características micro e macro na crise bancária do México em 94-95, Gonzalez-Hermosillo (1999) indica que as medidas de risco estão relacionadas com a probabilidade de falência, de acordo com a ideia de que variações na medida de eficiência bancária e no risco de crédito precedem dificuldades e falências bancárias.

O artigo seminal sobre a causalidade em questão, Berger e DeYoung (1997), mostra que para a indústria de bancos comerciais norte-americanos como um todo, no período de 1985 a 1994, uma relação negativa entre qualidade dos empréstimos e eficiência de custo existe em ambas as direções, assim como no caso dos grandes bancos comerciais austríacos analisado por Rossi *et al.* (2009) entre 1997 e 2003. Por outro lado, Williams (2004) usando uma amostra de bancos de poupança europeus entre 1990 e 1998, fornece evidência para a “hipótese de ineficiência gerencial”, de tal maneira que baixos níveis de eficiência de custo geram créditos inadimplentes, o que conseqüentemente causa aumento da probabilidade de falência. Já Koutsomanoli-Filippaki e Mamatzakis (2009) fornecem suporte para a “hipótese do azar” ao analisar os membros da União Europeia no período 1998-2006. O estudo, no entanto, não rejeita a “hipótese da ineficiência gerencial”, apesar de o impacto ser menor, especialmente no caso de países menos desenvolvidos financeiramente.

Um foco nas economias em transição, no entanto, ainda é pouco verificado, apesar do grande número de falências nesses países e de suas conseqüências expressivas para o crescimento econômico. Primeiramente, Rossi *et al.* (2005), analisando o período 1995-2002 para nove países europeus em transição, encontram que aumentos (exógenos) na inadimplência provocam diminuições na eficiência de custo, pois créditos inadimplentes acarretam um aumento nos gastos de monitoramento e avaliação mais prudente de empréstimos. Finalmente, Podpiera e Weill (2008) analisam a causa de quebras de bancos na República Tcheca entre 1994 e 2005 e concluem que o principal fator é ineficiência gerencial.

Até o momento, os resultados foram mistos. A causalidade entre créditos inadimplentes e eficiência bancária ainda não é conclusiva. Nesse sentido, o objetivo deste artigo é contribuir para essa discussão e esclarecer a relação em questão. Ademais, o fato de evidências recentes (STAUB *et al.*, 2010) terem mostrado que os bancos do Brasil apresentam níveis baixos de eficiência de custo em relação a bancos na Europa e nos Estados Unidos levanta a questão sobre qual seria a extensão da vulnerabilidade do sistema bancário brasileiro.

## 3 Dados e metodologia

### 3.1 Medida de eficiência

A razão de créditos inadimplentes é obtida diretamente dos dados, mas como as funções custo não são diretamente observáveis, a eficiência bancária deve

ser estimada. Para estimar a eficiência, é usada a Análise Envoltória de Dados (DEA), de acordo com (STAUB *et al.*, 2010). O processo é formulado como um problema de programação linear que resulta em uma fronteira de custo convexa obtida a partir das razões insumo-produto observadas em relação a cada banco, ligando, assim, os custos ou insumos das firmas consideradas eficientes. Os vértices da fronteira representam as firmas totalmente eficientes que servem de base para a comparação dos bancos considerados ineficientes (BERGER e HUMPHREY, 1991). Aqui, estima-se a eficiência técnica<sup>2</sup>, que está associada ao uso eficiente dos insumos, dada a função de produção de determinado banco, ou seja, avalia a quantidade de insumos que a entidade em questão utiliza para produzir determinada quantidade de produto.

Apesar de a metodologia DEA não controlar choques aleatórios, de forma que qualquer desvio da fronteira eficiente é interpretado como ineficiência, duas importantes vantagens desse método não paramétrico justificam o seu emprego aqui. Primeiramente, a DEA impõe menos restrições à função de tecnologia de produção, o que evita a realização de suposições arbitrárias sobre a forma da fronteira eficiente. Além disso, a DEA é uma técnica amplamente utilizada e fácil de ser trabalhada com múltiplos produtos, o que permite a avaliação da eficiência técnica sem conhecimento prévio dos preços de insumo. Banker e Natajaran (2004) mostram como essa medida pode ser computada usando apenas dados de despesas totais.

No estudo de variáveis contextuais<sup>3</sup>, o método DEA depende de procedimentos estatísticos de dois estágios. No primeiro estágio, a eficiência é estimada. No segundo estágio, é feita a regressão com a eficiência como variável dependente e com variáveis independentes contextuais. Isso pode ocasionar problemas técnicos, já que medidas de eficiência poderão ser correlacionadas. Se as variáveis contextuais são exógenas ao processo de produção, Wilson (2007), Souza e Staub (2007) e Banker e Natajaran (2008) mostram que a análise de segundo estágio é viável e, sob certas condições de erro, pode até capturar resultados estocásticos e não paramétricos de eficiência<sup>4</sup>. Motivados por esses resultados recentes na DEA, consideramos aqui uma extensão para dados de painel.

Considere um processo de produção com  $n$  unidades de produção (bancos). Cada unidade usa quantidades variáveis  $p$  de diferentes insumos  $x$  para produzir quantidades variáveis  $s$  de diferentes produtos  $y$ . Denote por  $Y = (y_p, \dots, y_n)$  a matriz de produção  $s \times n$  dos  $n$  bancos e por  $X = (x_p, \dots, x_n)$  a matriz de insumos  $p \times n$ . O elemento  $y_r \geq 0$  é o vetor produção  $s \times 1$  do banco  $r$  e  $x_r$  é o vetor de insumos  $p \times 1$  usado pelo banco  $r$  para produzir  $y_r$  (a condição significa que pelo menos um componente de  $l$  é estritamente positivo). As matrizes  $Y = (y_{ir})$  e  $X = (x_{ir})$  devem satisfazer:  $\sum_i l_{ir} > 0$  e  $\sum_r l_{ir} > 0$ , onde  $l$  é  $x$  ou  $y$ . Nessa aplicação,  $p = 3$  e  $s = 3$  e será necessário  $x_r, y_r > 0$  (o que significa que todos os componentes dos vetores de insumo e produção são estritamente positivos).

Segundo Banker e Natajaran (2004), lida-se com a noção de eficiência técnica utilizando variáveis agregadas de custo. Nesse contexto,  $C = (c_p, \dots, c_n)$  denota o vetor de custos totais, onde  $c_r$  é o custo total de produção de um banco  $r$  e

2 Staub *et al.* (2010) mostram que os níveis relativamente baixos de eficiência dos bancos brasileiros são atribuídos, principalmente, à ineficiência técnica, motivando o seu emprego neste trabalho.

3 Entendem-se por variáveis contextuais os fatores prováveis a afetar a eficiência bancária.

4 Veja Banker e Natajaran (2008).



$V = (v_p, \dots, v_n)$  é a matriz de custo insumo. Aqui,  $v_{ir}$  é a despesa do banco  $r$  com o insumo  $i$  (o  $i$ -ésimo componente do vetor  $v_r$ ). Se um vetor de preços de insumo  $g = (g_p, \dots, g_n)$  é conhecido, deve-se ter  $v_{ir} = g_r x_{ir}$  e  $c_r = \sum_{i=1}^p v_{ir}$ .

A eficiência técnica é calculada como:

$$\theta_r^{tec} = \operatorname{argmin}\{ \theta; Y\lambda \geq y_r, V\lambda \leq \theta v_r, \lambda 1 = 1, \lambda \geq 0 \}$$

Tem-se que  $\theta$  é a medida de eficiência e  $\lambda$  é um vetor de constantes que formam combinações lineares de todos os insumos e produtos dos bancos observados. A medida de eficiência é computada para cada banco para cada um dos  $T$  anos, gerando um painel de observações ( $\theta_{it}^{tec}$  com  $t = 1, \dots, T$  e  $i = 1, \dots, n$ ). A imposição da restrição de que o somatório das constantes seja igual à unidade,  $\lambda 1 = 1$ , resulta em um modelo com Retornos Variáveis de Escala (BANKER *et al.*, 1984), ou seja, para um dado nível de produto, a minimização da quantidade de insumo utilizada ainda fornece a quantidade de produto determinada. Essa parece ser uma boa ilustração da realidade, já que, ao minimizar os custos, as firmas deparam com um nível de produto determinado de forma exógena – normalmente pela demanda de mercado (CHORTAREAS *et al.*, 2009).

Usam-se modelos estatísticos para avaliar a significância de co-variáveis (fatores) nas medidas de eficiência, assumindo independência entre fatores e erros. Os modelos utilizados são adequados à categoria de análise de dados de painel dinâmico e levam em consideração a correlação serial na população de bancos. Correlações cruzadas entre bancos dentro dos períodos induzidos por cálculos da DEA parecem ser negligíveis e, seguindo Souza e Staub (2007) e Banker e Natajaran (2008), não foram modeladas.

### 3.2 Painel dinâmico de Arellano-Bond

A presença da variável dependente defasada entre os regressores caracteriza um modelo dinâmico. Assim, já que bancos mais eficientes em um ano específico tendem a permanecer eficientes no ano seguinte, considera-se um modelo dinâmico na resposta DEA.

O painel dinâmico de Arellano e Bond (1991) deste trabalho considera:

$$y_{i,t} = \alpha y_{i,t-1} + \beta x_{i,t-1} + u_{i,t} \quad i = 1, \dots, N \quad t = 1, \dots, T_i \quad (1)$$

onde  $\alpha$  e  $\beta$  são os parâmetros a serem estimados, é EFF, a eficiência medida pela DEA e representa NPL, a razão entre créditos inadimplentes e o total da carteira de crédito. Essa variável tem como objetivo medir o risco de crédito da instituição financeira. Considera-se como inadimplência os empréstimos com o prazo vencido há noventa dias ou mais. Estima-se também o modelo com  $y_{it} = NPL$  e com o intuito de se reproduzir a estimação pela metodologia do VAR painel para se determinar o *lag* ótimo a ser empregado nessa especificação e para testar a robustez dos resultados encontrados. Sabe-se que NPL e EFF são fortemente afetadas por condições transitórias (BERGER e DEYOUNG, 1997) ou banco-específicas. O problema dos efeitos fixos específicos é solucionado pelo estimador Arellano-Bond. Já os choques macroeconômicos foram controlados ao se subtrair a média semestre-tipo de banco

respectiva de cada variável. Por esse motivo, não são consideradas *dummies* de tempo em nossa estimação do painel dinâmico de Arellano-Bond.

O termo erro é  $u_{i,t} = v_i + \epsilon_{i,t}$ . Assume-se que os efeitos banco-específicos,  $v_p$ , que controlam para outros determinantes de  $y_{i,t}$ , que não  $x_{i,t}$ , são estocásticos. Apesar de esses efeitos variarem entre os bancos, eles são constantes ao longo do tempo, em contraste com  $\epsilon_{i,t}$  que representa os distúrbios aleatórios e varia tanto entre os bancos quanto ao longo do tempo. Assume-se que a eficiência técnica (EFF) e a taxa de créditos inadimplentes (NPL) são ambas variáveis endógenas, ou seja, correlacionadas com o termo erro não observável  $\epsilon_{i,t}$ , já que a variação em cada uma dessas variáveis possivelmente pode ser explicada pela variação na outra variável e vice-versa.

Uma série de condições iniciais deve ser imposta, de acordo com o procedimento padrão da estimação do Arellano-Bond. Primeiramente, supõe-se que os efeitos estocásticos específicos de painel,  $v_p$ , são não correlacionados com o componente aleatório,  $\epsilon_{i,t}$ . Em segundo lugar, considera-se que os distúrbios  $\epsilon_{i,t}$  são não serialmente correlacionados. Finalmente, assume-se que as condições iniciais  $y_{i,1}$  e  $x_{i,1}$  são não correlacionadas com o termo aleatório, de forma que os estimadores Arellano-Bond são capazes de evitar o viés de painel dinâmico que emerge da correlação entre as variáveis defasadas e o termo erro.

Para eliminar os efeitos fixos individuais, toma-se a primeira diferença da equação (1):

$$y_{i,t} - y_{i,t-1} = \alpha(y_{i,t-1} - y_{i,t-2}) + \beta(x_{i,t-1} - x_{i,t-2}) + (\epsilon_{i,t} - \epsilon_{i,t-1}) \quad (2)$$

As variáveis defasadas, no entanto, ainda são endógenas, pois  $y_{i,t-1}$  em  $\Delta_{y_{i,t-1}} = y_{i,t-1} - y_{i,t-2}$  e  $x_{i,t-1}$  em  $\Delta_{x_{i,t-1}} = x_{i,t-1} - x_{i,t-2}$  são correlacionados com  $\epsilon_{i,t-1}$  em  $\Delta_{\epsilon_{i,t}} = \epsilon_{i,t} - \epsilon_{i,t-1}$ . Para solucionar esse problema, defasagens maiores são usadas como instrumentos ( $\Delta_{y_{i,t-j}}$ ,  $\Delta_{x_{i,t-k}}$  com  $j = k = 2, 3, \dots, t-2$ ), dado que são ortogonais ao erro, resultando nas seguintes condições de momento:

$$E[y_{i,t-j} \Delta \epsilon_{i,t}] = 0 \text{ para } j = 2, \dots, t-1 \text{ e } t = 3, \dots, T \quad (3)$$

$$E[x_{i,t-k} \Delta \epsilon_{i,t}] = 0 \text{ para } k = 2, \dots, t-1 \text{ e } t = 3, \dots, T \quad (4)$$

O estimador Arellano-Bond (1991) baseado nas condições de momento acima é chamado de *Difference-GMM*. Contudo, Blundell e Bond (1998) alertam que devido à persistência das séries, as variáveis em nível são instrumentos fracos para a equação em diferença, resultando em viés e em precisão precária em amostras finitas. Assim, para aumentar a eficiência do estimador, é imposta a condição adicional nos valores iniciais de que as variáveis em diferença são não correlacionadas com os efeitos fixos individuais. Dessa forma, mais instrumentos podem ser usados<sup>5</sup>, aumentando o Arellano-Bond, melhorando sua eficiência (ROODMAN, 2006) e fornecendo condições de momento adicionais para a regressão em nível:

$$E[\Delta y_{i,t-1} u_{i,t}] = 0 \text{ para } i = 1, 2, \dots, N \text{ e } t = 3, 4, \dots, T \quad (5)$$

$$E[\Delta x_{i,t-1} u_{i,t}] = 0 \text{ para } i = 1, 2, \dots, N \text{ e } t = 3, 4, \dots, T \quad (6)$$

5 O uso das defasagens de  $y_{i,t}$  e  $x_{i,t}$  em diferença como instrumentos.

Conseqüentemente, o *System-GMM* (ARELLANO e BOVER, 1995; BLUNDELL e BOND, 1998) é formado por duas equações – a equação original, ou a equação em nível (1), que usa as defasagens em diferença como instrumentos; e a equação transformada ou em diferença (2), que usa as variáveis defasadas em nível como instrumentos.

Neste trabalho, emprega-se o *System-GMM* e, seguindo Roodman (2006), reportam-se todas as escolhas de especificação do modelo. Inicialmente, os estimadores Arellano-Bond e Blundell-Bond têm variantes *one-step* e *two-step*. O estimador *two-step* é assintoticamente mais eficiente, mas os erros-padrão reportados nesse caso tendem a ser severamente viesados para baixo (ARELLANO e BOND, 1991; BLUNDELL e BOND, 1998). Por esse motivo, usa-se uma correção de amostras finitas, derivada por Windmeijer (2005), para a matriz de covariância da variante *two-step*, o que torna as estimações robustas do *two-step* mais eficientes do que as robustas do *one-step*, especialmente para o *System-GMM*. Um problema adicional surge quando os instrumentos são muitos, excedendo o número de variáveis instrumentadas e viesando os resultados em direção àqueles dos estimadores OLS/GLS. Portanto, neste artigo, adota-se uma quantidade de instrumentos menor do que o número de grupos da amostra (99 bancos). A constante não é incluída na especificação do nosso painel dinâmico de Arellano-Bond, de forma a manter a consistência na replicação do modelo VAR (LOVE e ZICCHINO, 2006), que não inclui constante em sua estimação, pois os efeitos fixos e os choques macroeconômicos são eliminados.<sup>6</sup>

Sendo um método baseado em variáveis instrumentais, o GMM depende da validade das condições de momento (equações 3 a 6). Para verificar essas condições, testa-se sobreidentificação das condições de momento por meio das estatísticas de Sargan e de Hansen. A hipótese nula é a de que os instrumentos são válidos, ou seja, não correlacionados com o termo erro e que os instrumentos excluídos (aqueles utilizados para instrumentar as variáveis endógenas) foram corretamente excluídos da equação estimada. A estatística de Sargan é um caso especial da J de Hansen sob a suposição de homoscedasticidade. Aqui, avalia-se apenas a estatística de Hansen pela suspeita de erros heteroscedásticos. Além disso, é importante notar que esses testes têm baixo poder se o modelo inclui uma ampla seleção de instrumentos excluídos. Por esse motivo, também se analisa o teste de exogeneidade de grupos particulares de instrumentos, o teste *difference*-Hansen. O teste é definido como a diferença entre a estatística de Hansen com um número menor de instrumentos, excluindo-se os instrumentos com validade suspeita, e a equação com todos os instrumentos, inclusive aqueles com suspeita de serem instrumentos precários. A hipótese nula é a de que ambos, o número reduzido de instrumentos e os instrumentos suspeitos adicionais, são válidos.

Ademais, testa-se autocorrelação no termo aleatório,  $\epsilon_{i,t}$ , por meio do teste de Arellano e Bond para autocorrelação sob a hipótese nula de correlação serial zero com o intuito de verificar se existem *lags* que não são instrumentos válidos. Já que correlação serial negativa de primeira ordem é esperada nas diferenças devido à relação entre  $\Delta\epsilon_{i,t}$  e  $\Delta\epsilon_{i,t-1}$  por meio do termo  $\epsilon_{i,t-1}$ , procura-se, na verdade, por correlação serial de ordem  $r$ , com  $r = 2, \dots, T$ . Como o teste é aplicado nos resíduos

6 De fato, o painel dinâmico de Arellano-Bond também foi estimado com a constante, fornecendo resultados robustos. Além disso, a constante não apresentou significância estatística.

em diferença, correlação serial de primeira ordem em níveis seria indicada por correlação de segunda ordem em diferenças (teste AR(2)). Nesse caso, a variável  $y_{i,t-2}$ , por exemplo, seria endógena ao termo  $\epsilon_{i,t-1}$  no termo erro em diferença ( $\epsilon_{i,t} - \epsilon_{i,t-1}$ ), o que a tornaria um instrumento inválido. Assim, seria necessário começar com defasagens mais anteriores ao *lag* 2 como instrumento. Dessa forma, utilizam-se os testes de Arellano e Bond para determinar o *lag* ótimo a ser empregado, posteriormente, no VAR painel.

### 3.3 Modelo VAR

Para avaliar a relação entre créditos inadimplentes e eficiência bancária, também se utiliza a abordagem pelo VAR tradicional, que considera as variáveis no sistema como endógenas, combinada à análise de dados em painel (LOVE e ZICCHINO, 2006). Dessa forma, permite-se heterogeneidade individual não observada, como se segue:

$$z_{i,t} = \Gamma_0 + \Gamma_1 z_{i,t-1} + f_i + d_{b,t} + e_t$$

onde  $z_{i,t}$  é um vetor de duas variáveis {EFF,NPL}. Especifica-se um modelo de um *lag*, assumindo de forma plausível que os efeitos dos créditos inadimplentes na eficiência bancária e vice-versa são mais propensos a ocorrer com apenas um *lag*. Os resultados do Arellano-Bond confirmam essa hipótese.

Além disso,  $\Gamma_0$  e  $\Gamma_1$  são parâmetros a serem estimados e  $f_i$  são efeitos fixos que permitem heterogeneidade individual.  $d_{b,t}$  é uma *dummy* que captura choques macroeconômicos internos que afetam todos os bancos. Essa *dummy* foi eliminada ao se subtrair a média semestre-tipo de banco respectiva de cada variável.

O modelo é estimado por GMM e calculado após a remoção dos choques macroeconômicos e dos efeitos fixos. Nesse último caso, utiliza-se a diferença da média futura, ou a chamada transformação ‘Helmert’<sup>7</sup>, quando obtidos os parâmetros desse VAR.

Contudo, para isolar os impactos, é necessário decompor os resíduos de forma que se tornem ortogonais. A maneira mais comum de lidar com esse problema é escolher uma ordem específica entre as variáveis. As variáveis que aparecem em primeiro lugar na classificação são relativamente mais exógenas do que as posteriores. Para atender a esse requisito, nós assumimos que a eficiência bancária é relativamente mais exógena que os créditos inadimplentes, aparecendo, então, primeiramente em nossa especificação de VAR painel. Acredita-se que essa é uma suposição plausível devido ao resultado encontrado em favor das hipóteses que assumem que variações na eficiência bancária precedem variações na taxa de créditos inadimplentes. A inadimplência nas carteiras de crédito é considerada, portanto, uma variável de risco endógena.

Por último, também é exposta a matriz de decomposição da variância que descreve a percentagem de determinada variável que é explicada por inovações na outra variável, isto é, seu efeito total ao longo do tempo.

<sup>7</sup> Veja Love e Zicchino (2006).

Espera-se que a resposta da eficiência técnica a um choque nos créditos inadimplentes seja negativa, isto é, um aumento dos créditos inadimplentes deve gerar baixos níveis de eficiência pelo fato de os bancos não serem capazes de repassar aos devedores todos os custos provenientes desse aumento na inadimplência nas carteiras de crédito. Por outro lado, a taxa de inadimplência nas carteiras de crédito pode reagir tanto positivamente quanto negativamente a uma variação na eficiência bancária. No primeiro caso, uma queda da eficiência bancária, devido ao aumento de gastos com o monitoramento de empréstimos, deve levar, similarmente, a uma redução dos créditos inadimplentes; no segundo caso, espera-se que um gerenciamento menos eficiente resulte em um aumento na inadimplência, pois a ineficiência gerencial é verificada não somente em elevados gastos operacionais, mas também em falhas no monitoramento e controle da concessão de empréstimos.

### 3.4 Dados utilizados

Os dados utilizados provêm do Plano Contábil do Sistema Financeiro Nacional (Cosif)<sup>8</sup> e apresentam periodicidade semestral, com início em junho de 2000 e término em junho de 2007. Todos os bancos que incluíam menos de três observações foram eliminados da amostra. Esse procedimento levou a um total de 99 bancos, resultando em um painel não balanceado com 1.316 observações.

A tabela 1 mostra as estatísticas descritivas para as variáveis empregadas no modelo. No geral, parece existir uma grande variação entre os bancos, como pode ser verificado pelos valores mínimo e máximo das variáveis em questão, indicando que os nossos bancos são consideravelmente heterogêneos. A taxa de créditos inadimplentes, NPL, varia de 0% a, aproximadamente, 46% do total da carteira de crédito. O valor da eficiência técnica, por outro lado, está localizado entre o intervalo de 0,019 a 1.

**Tabela 1 – Estatísticas descritivas para as variáveis no modelo VAR**

Variável	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Simetria	Curtose	Máximo
NPL	0,020	0,034	0,000	5,808	55,163	0,458
EFF	0,656	0,252	0,019	-0,240	2,062	1,000

A média da eficiência bancária (aproximadamente 0,656) está de acordo com resultados anteriores (STAUB *et al.*, 2010), indicando que os bancos brasileiros operam mais distantes da fronteira de eficiência quando comparados com instituições bancárias de outros países.

Para calcular as medidas de eficiência DEA, é necessário definir insumos e produtos. Com esse propósito, utiliza-se o enfoque da intermediação financeira, no qual bancos podem ser vistos como intermediadores entre investidores e poupadores. Assume-se que os bancos possuem três insumos: trabalho, capital e fundos disponíveis para empréstimos. Os preços correspondentes são gastos com pessoal, gastos operacionais e gastos com juros, respectivamente.<sup>9</sup>

<sup>8</sup> Relatório de contas que todas as instituições financeiras devem reportar ao BCB em base mensal.

<sup>9</sup> O enfoque da intermediação financeira é preferível ao enfoque de produção, dado que essa última abordagem não considera os gastos com juros, mas apenas os gastos operacionais.

Incluem-se depósitos como produto desde que se assuma que são proporcionais aos produtos de serviços oferecidos aos depositantes, em linha com Berger e Humphrey (1991). Além disso, empréstimos e investimentos são importantes produtos a serem considerados no caso brasileiro, tendo em vista que somam em torno de dois terços dos ativos de bancos.

Na metodologia DEA, compara-se a geração de produtos de cada banco individual em relação às unidades de produção semelhantes. Gastos com taxas de juros mais elevados implicam maior utilização relativa de fundos emprestáveis. Desse modo, um banco eficiente é capaz de usar menos insumos, como gastos com juros, gastos operacionais e gastos com pessoal, e produzir mais produtos, como depósitos, empréstimos e investimentos.

## 4 Resultados

No ajuste dos dados ao painel dinâmico de Arellano-Bond (tabela 2), o teste de Hansen e o teste *difference*-Hansen sugerem que os modelos ajustados à eficiência técnica e aos créditos inadimplentes estão especificados de forma adequada, considerando que não existem evidências para rejeitar a hipótese nula de ausência de correlação entre erros e instrumentos a um nível de significância de 5%. Dessa forma, não há indicação de correlação entre os instrumentos e o erro. Pelo teste AR(1), rejeita-se a hipótese nula de que não existe autocorrelação serial de primeira ordem na variação dos resíduos para os créditos inadimplentes e para a eficiência bancária, como esperado, indicando uma correlação negativa.

**Tabela 2 – Painel Dinâmico de Arellano-Bond**

Variáveis	NPL	EFF
NPL(t-1)	0,490 (0.078) [0.000]	0,002 (0.004)[0.671]
EFF(t-1)	2,119 (0.429) [0.000]	0,479 (0.050) [0.000]
Número de observações	1217	1217
Número de bancos	99	99
Número de instrumentos	98	98
Teste F ( <i>p value</i> )	42.380 (0.000)	57.980 (0.000)
Teste AR(1) ( <i>p value</i> )	3.81 (0.000)	5.72 (0.000)
Teste AR(2) ( <i>p value</i> )	1.33 (0.185)	1.32 (0.187)
Teste de Hansen	94.91 (0.512)	98.26 (0.417)
Teste de Hansen Grupo Excluído	80.89 (0.176)	80.63 (0.181)
Teste <i>Difference</i> -Hansen	14.02 (0.973)	17.63 (0.889)

O teste AR(2), por sua vez, não consegue detectar evidências de auto-correlação de segunda ordem para ambas as equações, o que implica que todos os instrumentos são válidos. Emprega-se da segunda até a quarta defasagem como instrumentos, de forma a evitar que o número de instrumentos seja maior do que o número de bancos.

Os coeficientes estimados mostram que a resposta positiva de NPL a uma variação na eficiência técnica é expressiva e significativa ao nível de 1%, indicando que a causalidade ocorreria da eficiência bancária para os créditos inadimplentes.

A hipótese mais plausível parece ser a “hipótese do gerenciamento com aversão ao risco”. Por outro lado, existe um efeito próximo de zero e estatisticamente não significativo da inadimplência na eficiência bancária, confirmando a suposição de que, na verdade, a eficiência bancária explica NPL e não o contrário.

Em geral, os resultados de inferência estatística do VAR-painel (tabela 3) são consideravelmente semelhantes aos do painel dinâmico de Arellano-Bond. Os créditos inadimplentes respondem à variação na eficiência bancária, tendo em vista a magnitude e a significância a 5% do coeficiente estimado, enquanto NPL apresenta um efeito praticamente nulo e não significativo na eficiência técnica. Além disso, as funções impulso-resposta mostram que inicialmente a resposta dos créditos inadimplentes a um choque de um desvio padrão na eficiência bancária é negativa.

**Tabela 3 – Modelo VAR para a eficiência bancária e NPL**

Variáveis	NPL	EFF
NPL(t-1)	0,475 (0.062) [7.680] <sup>1</sup>	-0,001 (0.003) [-0.165]
EFF(t-1)	1,913 (0.853) [2.243]	0,333 (0.049) [6.733]

1 / Estatística t em colchetes.

A matriz de decomposição da variância (tabela 4) enriquece essa discussão ao mostrar a porcentagem da variação na variável da linha explicada pela variável da coluna. O efeito total acumulado ao longo de dez e vinte anos está de acordo com nossas evidências anteriores. Mais precisamente, aproximadamente 2% da variação de NPL é explicada pela eficiência técnica, enquanto apenas uma parte muito pequena, 0,016% da variação da eficiência técnica, é explicada por NPL.

**Tabela 4 – Decomposição da variância para a eficiência bancária e NPL**

	s	EFF	NPL
EFF	10	0,9999	0,0001
NPL	10	0,0211	0,9789
EFF	20	0,9999	0,0001
NPL	20	0,0211	0,9789

Dessa forma, a causalidade ocorreria da eficiência bancária para os créditos inadimplentes. Em outras palavras, a eficiência bancária parece explicar mais da variação dos créditos inadimplentes do que o contrário, indicando que as hipóteses de “ineficiência gerencial” e de “gerenciamento com aversão ao risco” são as suposições mais plausíveis no presente trabalho.

## 5 Conclusões

Utiliza-se o teste de causalidade de Granger para identificar a relação de causalidade entre créditos inadimplentes e eficiência bancária. Com toda cautela em relação à nossa investigação, os resultados do painel dinâmico Arellano-Bond e do modelo VAR indicam, no geral, uma relação estatisticamente significativa entre eficiência bancária e créditos inadimplentes. A partir dos resultados, espera-se que a eficiência técnica e NPL sejam, de início, negativamente relacionadas: um aumento no

nível de crédito inadimplente pode ser explicado por uma diminuição da eficiência, provavelmente manifestada também em falhas no gerenciamento de avaliação de riscos, de acordo com a “hipótese de ineficiência gerencial” observada neste trabalho. Adicionalmente, verifica-se que os gerentes dos bancos brasileiros são avessos ao risco (“hipótese do gerenciamento com aversão ao risco”), de forma que podem elevar os gastos com monitoramento para controlar o aumento nos créditos inadimplentes, o que reduziria ainda mais a eficiência bancária. Isso seria o sugerido pela relação positiva entre eficiência técnica e NPL verificada a partir do primeiro semestre.

Além disso, rejeita-se a “hipótese do azar”, na qual créditos inadimplentes são causados pelo componente exógeno “azar”, dado que o efeito de NPL na eficiência bancária é consideravelmente próximo de zero e não significativo em ambos os modelos estimados.

Os resultados têm importantes implicações para políticas econômicas, como forma de reduzir a probabilidade de falência dos bancos. As sugestões são de grande interesse, especialmente ao gerenciamento brasileiro, que apresenta aversão ao risco. A princípio, os responsáveis por assegurar um sistema bancário estável, como supervisores, reguladores, proprietários e gerentes, devem atentar para o fato de que os principais riscos enfrentados pelas instituições devem advir de falhas internas, em particular, de baixa qualificação gerencial (BERGER e DEYOUNG, 1997). Desse modo, a melhora da eficiência bancária deve ser o foco de políticas regulatórias no sentido de restringir o risco. Rossi *et al.* (2009) chamam a atenção para a relevância do Acordo de Capital Basileia II, que ressalta a revisão da supervisão dos bancos como um primeiro passo para um sistema mais sensível ao risco. Sendo assim, uma redução na probabilidade de falência de bancos estaria condicionada a melhores práticas gerenciais, o que exige incentivos ao aprimoramento do capital humano para melhora no desempenho.

A conclusão a que se chega é que há evidências de que a baixa eficiência de custo, comparativamente aos bancos europeus e norte-americanos (STAUB *et al.*, 2010), pode gerar maior vulnerabilidade, pois tal característica estaria ligada a um aumento do risco de crédito do sistema. Isso exigiria maior atenção dos supervisores bancários na redução da exposição a atividades de risco (KOUTSOMANOLI-FILIPPAKI e MAMATZAKIS, 2009). Outro aspecto sugerido para melhora da estabilidade está ligado a uma regulamentação financeira mais rigorosa no sentido de restringir o risco, em particular o risco sistêmico. Esse tipo de regulamentação está vigente no Brasil e explica, em parte, por que a recente crise financeira afetou pouco o sistema bancário doméstico. Por fim, cabe destacar a importância da transparência, como a divulgação de itens fora do balanço de pagamentos e de práticas gerenciais arriscadas, para aumentar a estabilidade bancária e reduzir a incidência de crises (NIER, 2005; BREUER, 2006).



## Referências

ARELLANO, M.; BOND, S. Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations. **Review of Economic Studies**, Volume 58, p. 277-297, 1991.

ARELLANO, M.; BOVER, O. Another look at the instrumental variable estimation of error-components models. **Journal of Econometrics**, Volume 68, n. 1, p. 29-51, 1995.

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, Volume 30, n. 9, p. 1.078-1.092, 1984.

BANKER, R. D.; NATARAJAN, R. Statistical tests based on DEA efficiency scores. *In*: Cooper, W. W.; SEIFORD, L.; ZHU, J. **Handbook of Data Envelopment Analysis**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2004.

\_\_\_\_\_. Evaluating contextual variables affecting productivity using Data Envelopment Analysis. **Operations Research**, Volume 56, p. 48-58, 2008.

BERGER, A. N.; DEYOUNG, R. Problem loans and cost efficiency in commercial banks. **Journal of Banking and Finance**, Volume 21, p. 849-870, 1997.

BERGER, A. N.; HUMPHREY, D. B. Efficiency of financial institutions: international survey and directions for future research. **European Journal of Operational Research**, Volume 98, n. 2, p. 175-212, 1997.

\_\_\_\_\_. The dominance of inefficiencies over scale and product mix economies in banking. **Journal of Monetary Economics**, Volume 28, n. 2, p. 117-148, 1991.

BLUNDELL, R.; BOND, S. Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models. **Journal of Econometrics**, Volume 87, n. 1, p. 115-143, 1998.

BREUER, J. B. Problem bank loans, conflicts of interest, and institutions. **Journal of Financial Stability**, Volume 2, p. 266-285, 2006.

CHORTAREAS, G.; GARZA-GARCIA, J. G.; GIRARDONE, C. Banking sector performance in Latin America: market power versus efficiency. **Discussion Papers**, University of the West of England, Department of Economics, n. 0905, 2009.

GONZALEZ-HERMOSILLO, B. Determinants of ex-ante banking system distress: A macro-micro empirical exploration of some recent episodes. **IMF Working Papers**, International Monetary Fund, 1999.

KOUTSOMANOLI-FILIPPAKI, A.; MAMATZAKIS, E.C. Performance and Merton-type default risk of listed banks in the EU: a panel VAR approach. **Journal of Banking and Finance**, Volume 33, n. 11, p. 2050-2061, 2009.

LOVE, I.; ZICCHINO, L. Financial development and dynamic investment behavior: evidence from panel VAR. **The Quarterly Review of Economics and Finance**, Volume 46, p. 190-210, 2006.

NIER, E. W. Bank stability and transparency. **Journal of Financial Stability**, Volume 1, p. 342-354, 2005.

PODPIERA, J.; WEILL, L. Bad luck or bad management? Emerging banking market experience. **Journal of Financial Stability**, Volume 4, p. 135-148, 2008.

ROODMAN, D. M. How to do xtabond2: an introduction to “Difference” and “System” GMM in Stata. **Working Papers 103**, Center for Global Development, 2006.

ROSSI, S. P. S.; SCHWAIGER, M.; WINKLER, G. Managerial behavior and cost/profit efficiency in the banking sectors of Central and Eastern European countries. **Working Papers**, Oesterreichische Nationalbank (Austrian Central Bank), n. 96, 2005.

\_\_\_\_\_. How loan portfolio diversification affects risk, efficiency and capitalization: A managerial behavior model for Austrian banks. **Journal of Banking and Finance**, Volume 33, n. 12, p. 2218-2226, 2009.

SIMAR, L.; WILSON, P. W. Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. **Journal of Econometrics**, Volume 136, n. 1, p. 31-64, 2007.

SOUZA, G. S.; STAUB, R. B. Two stage inference using Data Envelopment Analysis efficiency measurements in univariate production models. **International Transactions in Operational Research**, Volume 14, p. 245-258, 2007.

STAUB, R. B.; SOUZA, G.; TABAK, B. M. Evolution of bank efficiency in Brazil: a DEA approach. **European Journal of Operational Research**, Volume 202, p. 204- 213, 2010.

WHEELOCK, D.; WILSON, P.W. Why do banks disappear? The determinants of U.S. bank failures and acquisitions. **The Review of Economics and Statistics**, Volume 82, n. 1, p. 127-138, 2000.

WILLIAMS, J. Determining management behavior in European banking. **Journal of Banking and Finance**, Volume 28, p. 2427-2460, 2004.

WINDMEIJER, F. A finite sample correction for the variance of linear efficient two-step GMM estimators. **Journal of Econometrics**, Volume 126, n. 1, p. 25-51, 2005.

# 7

## Correlação de *Default*: uma investigação empírica de créditos de varejo no Brasil

Antonio Carlos Magalhães da Silva<sup>1</sup>  
Arnildo da Silva Correa  
Jaqueline Terra Moura Marins  
Myrian Beatriz Eiras das Neves

### 1 Introdução

As matrizes de correlação de *default* são instrumentos fundamentais nos estudos sobre risco de crédito, em especial na área de diversificação de risco, avaliação de derivativos de crédito, estimação de perdas de carteiras de empréstimos e financiamentos e cálculo de requerimentos de capital segundo o Acordo de Basileia. Nesse sentido, o assunto torna-se relevante tanto para instituições financeiras como para autoridades reguladoras.

Diversos modelos analíticos para estimação das matrizes de correlação têm sido desenvolvidos, muitas vezes em virtude da dificuldade de se obterem dados suficientes para uma estimação empírica. Zhou (1997) faz uma boa revisão das metodologias analíticas utilizadas para calcular a correlação de *default*. Lucas (1995) descreve que esta pode ser afetada por razões ligadas ao ambiente macroeconômico, assim como a assuntos específicos pertinentes ao ambiente de negócios da empresa.

No caso de créditos de varejo, os dados são ainda mais escassos. Cowan e Cowan (2004) apresentam o que eles chamam de primeira investigação empírica de correlação de *default*, para uma carteira composta exclusivamente de empréstimos *subprime*. Os autores confirmam que investigações empíricas baseadas em créditos de varejo são praticamente inexistentes, dada a dificuldade de obtenção de dados.

No caso do Brasil, dispomos de uma base referente às operações de varejo. São dados de transições e de *default* provenientes do Sistema de Informações de Crédito (SCR).

O objetivo deste trabalho é calcular utilizando-se os dados, i.e., sem nos basearmos em um modelo específico, as matrizes de correlação de *default* de um conjunto de operações de crédito de varejo. Adicionalmente, examinamos o comportamento dessas matrizes em diferentes fases do crescimento econômico e verificamos o impacto desse comportamento sobre as perdas em carteira decorrentes de eventos de *default*, por meio do *Value at Risk* (VaR) de crédito.

---

<sup>1</sup> As opiniões expressas neste artigo são de responsabilidade de seus autores e não refletem, necessariamente, a posição do Banco Central do Brasil (BCB) ou as opiniões de seus membros.

Primeiramente, realizamos o cálculo empírico das correlações de *default* utilizando a segmentação das operações usualmente feita na literatura, que é a segmentação por classificação de risco das operações. Mais especificamente, estudos empíricos de correlação de *default* encontrados na literatura tratam de créditos não varejo segmentados por classe de risco para cada setor econômico ao qual a empresa tomadora está vinculada.

Nesse primeiro cálculo empírico, encontramos fracas correlações de *default*. Dessa forma, por estarmos tratando de um universo diferente de créditos de varejo, formados quase que em sua totalidade por pessoas físicas, investigamos se outra forma de segmentação das operações de crédito seria mais apropriada para apresentar as correlações.

Assim, em seguida utilizamos um modelo *Probit* para tentar identificar quais variáveis seriam significativas para explicar os eventos de *default* dos clientes em cada classe de risco. A partir dessa identificação, os cálculos empíricos de correlação de *default* são refeitos, usando um novo agrupamento dos dados, determinado pelas variáveis significativas.

A metodologia utilizada sugere que a variável Tipo de Ocupação do Cliente na modalidade Crédito Pessoal é importante para o evento de *default*. Fazendo analogia entre o universo do varejo e o do não varejo, é razoável imaginar que a segmentação por Tipo de Ocupação do Cliente possa de alguma forma captar, no varejo, a segmentação por Setor Econômico comum aos créditos não varejo. De fato, o resultado foi similar na modalidade de Financiamentos de Veículos.

Assim sendo, apresentamos finalmente um novo cálculo de correlações empíricas de *default*, agrupando as operações de crédito por Tipo de Ocupação na modalidade Crédito Pessoal e Financiamento de Veículos.

Os resultados das matrizes de correlação, reagrupadas por Tipo de Ocupação, foram melhores porque apresentaram coeficientes positivos e pontualmente mais elevados.

Vale lembrar que nossos resultados de correlação não são comparáveis aos de Basileia II, que atribui um intervalo de variação para as correlações de varejo entre 3% e 16% (“outras exposições de varejo”). Como apresentado melhor na seção Metodologia, nossos resultados diferem dos de Basileia II quanto ao critério de *default* empregado (sessenta, e não noventa dias) e à periodicidade das correlações obtidas (semestral, e não anual).

O trabalho encontra-se assim dividido. A seção 2 discute a revisão da literatura; a seção 3 apresenta a metodologia e os dados utilizados. A seção 4 apresenta os resultados empíricos das matrizes de correlação de *default* por classe de *rating*, os resultados do modelo *Probit* para identificação das variáveis significativas e os resultados empíricos finais. As conclusões e os desdobramentos futuros do trabalho estão na seção 5.

## 2 Revisão de literatura

A modelagem analítica comumente empregada na estimação da correlação de *default* é aquela baseada no modelo de Merton (1974) para a distribuição conjunta dos valores dos ativos da empresa tomadora do crédito. Nesse tipo de modelagem, a transição entre as classes de risco é, por hipótese, definida por um processo estocástico que descreve os valores dos ativos como função de fatores de risco sistemáticos e idiossincráticos. Assim, quando esses valores caem abaixo de certos níveis críticos, as transições ocorrem. A correlação entre os fatores sistemáticos de risco define uma correlação entre os valores dos ativos e, conseqüentemente, entre as transições dos tomadores, denominada *asset correlation*. Deve se destacar que o próprio acordo de Basileia II utiliza essa estrutura de modelo de fatores de risco.

A estimação da correlação entre os ativos nos modelos de fatores baseados na estrutura de Merton (1974) dá-se a partir de dados observáveis de mercado. Isso é realizado por meio dos modelos *CreditMetrics* e *KMV*, os quais usam a correlação entre os *equity prices* como *proxy* para a correlação. Essa modelagem requer hipóteses sobre a relação entre os preços dos ativos e os *defaults*, além de necessitar da existência de *equity prices* para os tomadores. Por isso, esse tipo de metodologia não pode ser aplicado ao presente estudo de operações de varejo, uma vez que não existe *asset price* para pessoas físicas.

A estimação das matrizes de correlação de *default* baseou-se na metodologia empírica apresentada em Servigny & Renault (2002). Esses autores extraíram informações sobre transições marginais e conjuntas entre classes de risco a partir de dados históricos, sem fazer uso de nenhum modelo que descreva as transições. Além disso, eles realizaram uma análise do comportamento da correlação em função dos ciclos econômicos.

Na verdade, conforme mencionado em Gómez *et al.* (2007), essa metodologia é utilizada em muitas aplicações importantes, tal como o modelo *CreditMetrics*. Ela é baseada na hipótese Markoviana de tempo discreto, usando um método cohort (agrupamento). Operações de crédito são agrupadas por classe de risco e correlações discretas entre essas classes são calculadas a partir de probabilidades de transição. Estas são estimadas sob a hipótese de que a série histórica das classificações é a realização de uma cadeia de Markov de um certo número de estados (classes de risco) em tempo discreto. A probabilidade de transição do estado  $i$  para o estado  $j$  é estimada dividindo-se o número de transições observadas de  $i$  para  $j$  em um dado período de tempo pelo número total de tomadores no estado  $i$  no início do período.

A estimação por tempo discreto desconsidera transições intermediárias ocorridas ao longo de cada período e, segundo Lando & Skodeberg (2002), essa é uma das desvantagens do método em relação a outros que consideram tempo contínuo. Esses autores comentam que estimativas nulas para probabilidades de transição podem ser equivocadamente obtidas no caso de o estado inicial das classificações ser igual ao estado final. Além disso, as transições de operações que não permanecem na base durante todos os meses do período considerado, ou porque foram encerradas antes do fim do período ou porque foram iniciadas após o início do período, não são consideradas. No nosso caso, no presente artigo, optamos pelo

método discreto. Trabalhos futuros considerarão metodologias de tempo contínuo, em que a frequência de observação das transições é a menor possível (mensal).

Servigny & Renault (2002) trabalharam com uma base de dados da *Standard & Poor's* (S&P), a qual possui 21 anos de informação disponível sobre transição de classificação de risco e *default* de empresas (1981 a 2001). Desse universo, os autores selecionaram uma amostra referente apenas a transições de empresas norte-americanas, totalizando cerca de 916.000 observações e 764 *defaults*. No artigo, o período mínimo de tempo utilizado no cálculo das transições foi de um ano.

## 3 Metodologia

### 3.1 Correlações empíricas

Neste artigo, partimos de uma base de operações de crédito de varejo registradas no SCR entre janeiro de 2003 e julho de 2008. Foram consideradas operações de varejo aquelas cuja responsabilidade total do tomador no sistema se situava entre R\$5 mil e R\$50 mil na data de contratação.

Para o cálculo das matrizes de transição e de correlação, foram selecionadas as duas modalidades com maior número de operações presentes na amostra para o período – Crédito Pessoal sem Consignação em Folha e Financiamento de Veículos. Dentre essas, foram escolhidas duas instituições financeiras com volume de operações semelhante e relevante para o sistema. Essa filtragem foi necessária, haja vista a imensa quantidade de operações de varejo existentes no período. Para assegurar o anonimato das duas instituições credoras selecionadas, o cálculo das matrizes foi realizado com base nos dados conjuntos das duas instituições, aqui referenciadas apenas como instituição financeira A e B. As instituições em conjunto detinham aproximadamente 31% das operações de Crédito Pessoal e 38% das operações de Financiamento de Veículos no período em estudo. As amostras pertencentes às duas modalidades totalizaram, respectivamente, cerca de 1.570 mil e 6.450 mil de operações.

Diferentemente de Servigny e Renault (2002), aqui houve a necessidade de se trabalhar com um período inferior a um ano para o cálculo das transições, dada a menor quantidade de anos com informação disponível na base (2003 a 2008). Dessa forma, todo o cálculo das matrizes de transição e de correlação baseou-se em migrações semestrais, totalizando onze semestres de observações.

As operações foram, então, agrupadas conforme as classificações de risco informadas pelas instituições financeiras credoras ao SCR. Essa classificação baseia-se na Resolução nº 2.682, de 21 de dezembro de 1999, a qual estabelece nove classificações possíveis de acordo com os prazos de atraso no pagamento das obrigações (AA, A, B, C, D, E, F, G e H). Ao fazer esse agrupamento, assume-se que todos os empréstimos pertencentes a uma mesma classe de risco possuem probabilidades de transição e correlações de *default* idênticas.

Aqui, em consequência do conceito de *default* utilizado, foram consideradas como operações em *default* aquelas classificadas entre D e H. Vale mencionar

que foram consideradas as transições das operações para prejuízo, todavia foram eliminadas as que permaneceram nessa situação por mais de um semestre.<sup>2</sup>

As matrizes de transição marginais, ou univariadas, foram obtidas a partir das frequências de transição entre as classes consideradas. As frequências univariadas de transição em um semestre foram calculadas segundo a fórmula abaixo:

$$f_i^k = \frac{T_i^k}{N_i} \quad (1)$$

onde:

$f_i^k$  = frequência de transição univariada da classe  $i$  para a classe  $k$  em um dado semestre;

$T_i^k$  = total de operações que transitam da classe  $i$  no início do semestre para a classe  $k$  no final do semestre;

$N_i$  = total de operações que pertencem à classe  $i$  no início do semestre.

De forma semelhante, as matrizes de transição conjuntas, ou bivariadas, foram obtidas a partir da fórmula abaixo para as frequências bivariadas:

$$f_{i,j}^{k,l} = \frac{T_i^k * T_j^l}{N_i * N_j} \quad (2)$$

onde:

$f_{i,j}^{k,l}$  = frequência de transição bivariada das classes  $i$  e  $j$  para as classes  $k$  e  $l$ , respectivamente, em um dado semestre;

$T_i^k$  = total de operações que transitam da classe  $i$  no início do semestre para a classe  $k$  no final do semestre;

$T_j^l$  = total de operações que transitam da classe  $j$  no início do semestre para a classe  $l$  no final do semestre;

$N_i$  = total de operações que pertencem à classe  $i$  no início do semestre;

$N_j$  = total de operações que pertencem à classe  $j$  no início do semestre.

As frequências univariadas e bivariadas de transição foram obtidas para cada semestre. A média ponderada dessas frequências semestrais serviu de *proxy* para a probabilidade de transição. Na ponderação utilizada, a frequência de cada semestre recebeu um peso específico, equivalente ao percentual de operações pertencentes a determinada classe no início do semestre em relação ao total de operações pertencentes àquela classe em todos os semestres.

As correlações das transições entre as classes de risco consideradas foram obtidas de acordo com a fórmula abaixo:

$$\rho_{i,j}^{k,l} = \frac{f_{i,j}^{k,l} - f_i^k * f_j^l}{\sqrt{f_i^k * (1 - f_i^k) * f_j^l * (1 - f_j^l)}} \quad (3)$$

2 Esse procedimento foi realizado para evitar que uma operação já baixada a prejuízo fosse considerada uma nova operação a cada semestre.

onde:

$\rho_{i,j}^{k,l}$  = correlação entre duas operações que transitaram das classes  $i$  e  $j$  no início de um dado semestre para, respectivamente, as classes  $k$  e  $l$  ao final do semestre.

Para se examinar o comportamento dessas matrizes em diferentes fases do crescimento econômico, este trabalho utilizou recente estudo do IBRE/FGV<sup>3</sup> na identificação de semestres de recessão e de expansão durante o período analisado. Segundo o estudo, entre janeiro de 2003 e julho de 2008, a economia brasileira encontrou-se em recessão no primeiro semestre de 2003 e em expansão no restante do período.

As médias das frequências de transição univariadas, bivariadas e das correlações foram calculadas separadamente para os semestres de recessão e de expansão. Desse modo, para cada um dos dois cenários econômicos considerados, foram obtidas estimativas para probabilidades de transição marginais, probabilidades conjuntas e correlações de *default*.

### 3.2 Estimação das perdas por VaR

Para se avaliar os efeitos da elevação na probabilidade e na correlação de *default* sobre o aumento das perdas na carteira de crédito em épocas de recessão, este trabalho realizou uma estimativa por simulação do VaR de crédito. A carteira analisada referiu-se à posição de varejo em março de 2009 das instituições selecionadas nas modalidades em estudo.

Como foi realizado para as matrizes de transição e de correlação, o VaR de crédito foi simulado para diferentes cenários do crescimento econômico: recessão e expansão. Os parâmetros de entrada utilizados na simulação de cada cenário foram as probabilidades e as correlações de *default* correspondentes estimadas empiricamente.

Diante da grande quantidade de operações presentes na carteira utilizada no experimento de simulação (663 mil em Crédito Pessoal sem Consignação e 1.099 mil em Financiamento de Veículos), foi selecionada uma amostra aleatória de 50.000 operações desse universo, estratificada por classificação de risco.

Após essa etapa, um valor unitário hipotético foi atribuído a cada exposição da carteira. Foram realizadas cem simulações dessa carteira a cada corrida, e um total de cinco corridas. Em cada simulação, variáveis binárias (*default* ou não *default*) foram amostradas de uma distribuição Bernoulli, conforme os parâmetros (probabilidade e correlação de *default*) estimados empiricamente de acordo com a classificação de risco de cada operação.

As perdas futuras da carteira decorrentes de eventos de *default* foram simuladas de acordo com uma versão *default-mode* do modelo *CreditMetrics*, conforme apresentada em Gordy (2000). Nesse tipo de modelagem, somente as perdas decorrentes de eventos de *default* são modeladas, i.e., as perdas associadas à deterioração da qualidade de crédito dos clientes não são consideradas. Esse tipo

3 Comitê de Datação dos Ciclos Econômicos, IBRE/FGV, de 27.5.2009.



de modelo também é conhecido na literatura como *CreditMetrics* simplificado. O horizonte utilizado na simulação é de um semestre. A estrutura do modelo é a seguinte:

$$L = \sum_{i=1}^n EAD_i * LGD_i * Y_i \quad (4)$$

onde:

$n$  = número de operações na amostra (50.000 em nossa simulação);

$L$  = perda total da carteira ao final de um ano, resultante do somatório das perdas de cada operação;

$EAD_i$  = *Exposure at Default* ou valor da exposição da  $i$ -ésima operação no momento do *default* (igual a 1, por hipótese);

$LGD_i$  = *Loss Given Default* ou perda dado o *default* da  $i$ -ésima operação;

$Y_i$  = variável indicativa do *default* (Bernoulli).

A LGD associada a cada operação foi considerada uma variável aleatória com distribuição Beta. Os parâmetros dessa distribuição foram retirados de Silva, Marins e Neves (2009).

A simulação da distribuição de probabilidade das perdas da carteira em estudo foi realizada para cada um dos dois cenários mencionados acima – recessão e expansão.

No caso das simulações dos cenários de recessão e de expansão, foram utilizadas como parâmetros de entrada as probabilidades e as correlações de *default* estimadas para os cenários correspondentes. O VaR de cada cenário foi calculado para vários níveis de percentil (95%, 99% e 99,9%).

### 3.3 Modelo *Probit*

Para identificarmos os agrupamentos mais adequados para medir a correlação de *default* entre créditos de varejo, desenvolvemos um modelo econométrico que utiliza variáveis que dizem respeito às características pessoais do cliente para explicar seus eventos de *default* em uma determinada classe de risco. Essas variáveis categóricas são: sexo, idade, tipo de ocupação e região geográfica de domicílio. Além dessas, o modelo considera como variáveis independentes as taxas (proporções) de *default* das operações em cada classe de risco, já que essas variáveis captariam de alguma forma as eventuais correlações entre os *defaults* das diversas classes.

Essa estimação econométrica pode ser justificada através do seguinte modelo. Suponha que o tomador do crédito ou cliente da operação, que possui uma dada classificação de risco, ao realizar uma operação de crédito, o faz para obter recursos para implementar um dado projeto.

O retorno do projeto deve depender (i) das características pessoais do tomador, (ii) do ambiente macroeconômico em que ele se insere e (iii) das taxas de *default* de outras operações de crédito.

A dependência do retorno do projeto em relação às taxas de *default* pode ser racionalizada pela interdependência dos projetos existentes na economia. Por

exemplo, uma redução nos retornos de outros projetos deve aumentar as taxas de *default* das outras operações de crédito (dentro e/ou fora da mesma classe de risco) e, através de um efeito cruzado, reduzir o retorno do projeto do tomador considerado.

Assim, podemos escrever:

$$y_{i,j,t}^* = x_i' \beta + m_i' \gamma + \sum_{j=1}^J \theta_j z_{j,t} + u_{i,j,t} \quad (5)$$

onde  $i$  é o tomador;  $j = 1, \dots, J$  é a classe de risco;  $y_{i,j,t}^*$  é o retorno do projeto do tomador  $i$  que pertence à classe de risco  $j$  no tempo  $t$ ;  $x_i$  é um vetor com as características pessoais do tomador  $i$ ;  $m_i$  são variáveis macroeconômicas no tempo  $t$ ;  $z_{j,t}$  é a taxa de *defaults* da classe  $j$  no tempo  $t$ ;  $\beta$ ,  $\gamma$  e  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_j)$  são vetores de parâmetros e  $u_{i,j,t}$  é um choque que afeta o retorno do projeto.

Para que o tomador pague sua operação de crédito, o projeto deve ter um retorno mínimo  $\alpha$ . Caso contrário, o tomador entrará em *default*. Como definido acima, o retorno do projeto  $y_{i,j,t}^*$  é uma variável não observada. Apenas o dono do projeto a observa.

Contudo, observamos a seguinte variável que define *default*:

$$y_{i,j,t} = \begin{cases} 1, & \text{se } y_{i,j,t}^* < \alpha \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

isto é,

$$y_{i,j,t} = \begin{cases} 1, & \text{se } default \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Assumindo que  $u_{i,j,t} \sim N(0,1)$  e escrevendo  $w_{i,j,t} = (x_i', m_i', z_t)'$ , onde  $z_t = (z_{1,t}, z_{2,t}, \dots)$ , podemos derivar um modelo *Probit* para a probabilidade de *default*:

$$\begin{aligned} \Pr[y_{i,j,t} = 1 / w_{i,j,t}] &= \Pr[y_{i,j,t}^* < \alpha / w_{i,j,t}] = \Pr\left[x_i' \beta + m_i' \gamma + \sum_{j=1}^J \theta_j z_{j,t} + u_{i,j,t} < \alpha / w_{i,j,t}\right] \\ &= \Pr\left[u_{i,j,t} < \alpha - x_i' \beta - m_i' \gamma - \sum_{j=1}^J \theta_j z_{j,t}\right] = \Phi\left(\alpha - x_i' \beta - m_i' \gamma - \sum_{j=1}^J \theta_j z_{j,t}\right) \end{aligned} \quad (6)$$

Igualmente, temos:

$$\Pr[y_{i,j,t}=0 / w_{i,j,t}] = 1 - \Phi\left(\alpha - x_i' \beta - m_i' \gamma - \sum_{j=1}^J \theta_j z_{j,t}\right) \quad (7)$$

onde  $\Phi(\cdot)$  é a função distribuição acumulada da distribuição normal padrão.

Nota-se que a probabilidade de *default* de uma operação na classe de risco  $j$  depende não apenas da taxa de *defaults* dentro da própria classe, mas também da taxa de *defaults* dentro das outras classes de risco.

Cabe aqui mencionar que esse modelo não será utilizado como previsor de correlações de *default*. Mais uma vez, sua utilização aqui se restringe à identificação de uma melhor segmentação para o cálculo da correlação empírica.

## 4 Resultados

### 4.1 Correlações empíricas por classe de risco

As operações de crédito das instituições selecionadas pertencentes à modalidade Crédito Pessoal representavam 16% do volume financeiro de operações do SFN em janeiro de 2003. As operações da modalidade Financiamento de Veículos representavam 23% desse volume na mesma data. Esses percentuais são semelhantes se obtidos em relação à quantidade de operações, em vez do seu volume financeiro. Como já descrito anteriormente, essas modalidades foram escolhidas por serem as mais relevantes dentro do segmento de operações de varejo no período.

O prazo médio das operações pertencentes à modalidade Crédito Pessoal apresentou um crescimento de 160% entre janeiro de 2003 e julho de 2008, passando de 211 para 556 dias corridos. Para a modalidade Financiamento de Veículos, esse prazo cresceu apenas 15% no mesmo período.

A amostra de operações de varejo aqui considerada está representada, na sua grande maioria, por operações concedidas a pessoas físicas. Em Financiamento de Veículos, o percentual concedido é de 90,8% e, em Crédito Pessoal, pela natureza da modalidade, é de praticamente sua totalidade.

A tabela 1 apresenta as probabilidades univariadas de transição entre as cinco classes de risco consideradas (AA, A, B, C e *Default*) para cada uma das modalidades em estudo. Como esperado, observa-se que, em média, as probabilidades de permanência nas classificações originais de risco (diagonal principal das matrizes) são maiores do que as de mudança no caso das duas modalidades. Em ambas as modalidades, a probabilidade mais alta é a de permanência na classe de *Default*, indicando que, uma vez que a operação entre em *default*, este é um estado absorvente, do qual é difícil sair.

**Tabela 1 – Probabilidades univariadas de transição**

		Classe Final				
		AA	A	B	C	<i>Default</i>
Classe Inicial	AA	48,29%	42,74%	2,52%	3,20%	3,24%
	A	1,26%	77,18%	11,61%	2,37%	7,58%
	B	0,07%	8,78%	60,12%	4,46%	26,58%
	C	0,13%	3,05%	8,48%	47,65%	40,69%
	<i>Default</i>	0,01%	0,51%	2,85%	0,79%	95,83%

## Financiamento de veículos

		Classe Final				
		AA	A	B	C	Default
Classe Inicial	AA	88,92%	1,81%	3,05%	2,88%	3,33%
	A	9,31%	76,44%	5,95%	4,00%	4,30%
	B	8,68%	18,25%	44,99%	10,74%	17,35%
	C	10,07%	11,51%	6,46%	34,35%	37,61%
	Default	2,75%	3,39%	1,80%	2,59%	89,47%

Na modalidade Crédito Pessoal, as probabilidades de *default* (última coluna das matrizes) são em geral maiores do que na modalidade Financiamento de Veículos, o que pode ser explicado pela existência de garantia na segunda modalidade. Esse é um resultado já encontrado em trabalho anterior dos autores. (SILVA; MARINS; NEVES, 2009).

A tabela 2 apresenta os mesmos resultados em fases diferentes do crescimento econômico. Como esperado, no cenário de recessão, observa-se que as probabilidades de transição para a classe de *Default*, independentemente da classe inicial, são maiores que a média. O contrário acontece no cenário de expansão. Vale ressaltar que o comportamento do cenário de expansão, de uma forma geral, segue os resultados da Matriz univariada média, haja vista a grande concentração de semestres em expansão no período analisado.

**Tabela 2 – Probabilidades univariadas de transição (recessão e expansão)**

### Crédito pessoal – Recessão

		Classe Final				
		AA	A	B	C	Default
Classe Inicial	AA	40,03%	35,15%	3,35%	17,41%	4,07%
	A	2,02%	61,06%	14,84%	8,58%	13,50%
	B	0,13%	9,52%	49,76%	6,44%	34,16%
	C	0,04%	0,74%	1,85%	56,45%	40,92%
	Default	0,00%	0,26%	0,68%	0,32%	98,74%

### Financiamento de veículos – Recessão

		Classe Final				
		AA	A	B	C	Default
Classe Inicial	AA	77,40%	12,62%	6,85%	1,66%	1,47%
	A	0,02%	84,40%	6,50%	3,40%	5,68%
	B	0,11%	22,46%	45,64%	7,59%	24,19%
	C	0,03%	23,45%	8,41%	14,82%	53,30%
	Default	0,01%	4,08%	1,73%	1,66%	92,52%

Crédito pessoal – Expansão

		Classe Final				
		AA	A	B	C	Default
Classe Inicial	AA	48,97%	43,36%	2,45%	2,04%	3,17%
	A	1,25%	77,38%	11,57%	2,30%	7,50%
	B	0,07%	8,77%	60,24%	4,44%	26,48%
	C	0,14%	3,24%	9,03%	46,93%	40,67%
	Default	0,01%	0,52%	2,91%	0,80%	95,76%

Financiamento de veículos – Expansão

		Classe Final				
		AA	A	B	C	Default
Classe Inicial	AA	88,92%	1,81%	3,05%	2,88%	3,33%
	A	10,28%	75,61%	5,89%	4,06%	4,16%
	B	9,29%	17,95%	44,94%	10,96%	16,87%
	C	10,50%	11,01%	6,37%	35,17%	36,95%
	Default	2,92%	3,35%	1,81%	2,65%	89,28%

A tabela 3 (inserida no Anexo) apresenta as matrizes bivariadas de transição referentes à média de todos os semestres, dos semestres de expansão e de recessão para as cinco classes de risco. Para facilitar a visualização, uma versão simplificada é apresentada a seguir. Ela contém uma agregação mais ampla das classes de risco, de modo que as classes AA a C foram agrupadas numa nova classe chamada de Não Default. Apesar da agregação, os resultados são semelhantes aos da tabela completa de cinco classes.

**Tabela 3 – Probabilidades bivariadas de transição (2 classes de risco) <sup>1/</sup>**

Período total

Crédito pessoal

Financiamento de veículos

		Classe Final				Classe Final				
		ND, ND	ND, D	D, ND	D, D	ND, ND	ND, D	D, ND	D, D	
Classe Inicial	ND, ND	74,27%	11,75%	11,75%	2,23%	ND, ND	88,22%	5,67%	5,67%	0,44%
	ND, D	3,00%	82,15%	0,59%	14,26%	ND, D	8,74%	85,26%	0,65%	5,35%
	D, ND	3,00%	0,59%	82,15%	14,26%	D, ND	8,74%	0,65%	85,26%	5,35%
	D, D	0,15%	3,53%	3,53%	92,79%	D, D	1,20%	7,83%	7,83%	83,14%

Período de recessão

Crédito pessoal

Financiamento de veículos

		Classe Final				Classe Final				
		ND, ND	ND, D	D, ND	D, D	ND, ND	ND, D	D, ND	D, D	
Classe Inicial	ND, ND	54,95%	19,18%	19,18%	6,69%	ND, ND	82,71%	8,23%	8,23%	0,82%
	ND, D	0,93%	73,20%	0,33%	25,55%	ND, D	6,80%	84,14%	0,68%	8,38%
	D, ND	0,93%	0,33%	73,20%	25,55%	D, ND	6,80%	0,68%	84,14%	8,38%
	D, D	0,02%	1,24%	1,24%	97,50%	D, D	0,56%	6,92%	6,92%	85,60%

		Crédito pessoal				Financiamento de veículos				
		Classe Final				Classe Final				
		ND, ND	ND, D	D, ND	D, D	ND, ND	ND, D	D, ND	D, D	
Classe Inicial	ND, ND	74,32%	11,74%	11,74%	2,22%	ND, ND	88,38%	5,60%	5,60%	0,42%
	ND, D	3,00%	82,18%	0,59%	14,23%	ND, D	8,80%	85,29%	0,65%	5,25%
	D, ND	3,00%	0,59%	82,18%	14,23%	D, ND	8,80%	0,65%	85,29%	5,25%
	D, D	0,15%	3,54%	3,54%	92,78%	D, D	1,22%	7,86%	7,86%	83,07%

1/ ND é Não Default e D é Default.

Como no caso univariado, as diagonais principais, que representam as probabilidades de permanência nas classes iniciais de risco, apresentam os maiores percentuais. Na modalidade Crédito Pessoal, a probabilidade mais alta de permanência refere-se aos pares de operações pertencentes às classes iniciais de *Default*. No entanto, essa característica não é verificada na modalidade Financiamento de Veículos, o que pode ser consequência do fato de o próprio objeto do financiamento (veículo) ser a garantia real do crédito nessa modalidade. Observa-se ainda, pelo mesmo motivo, que as probabilidades bivariadas de transição para *default* (última coluna) são superiores na modalidade Crédito Pessoal.

No cenário de recessão econômica, as probabilidades bivariadas de transição para *default* são mais elevadas do que no cenário de expansão, como esperado. Isso acontece tanto para a modalidade Crédito Pessoal quanto para Financiamento de Veículos.

A tabela 4 mostra as correlações de *default* calculadas empiricamente para as cinco classes de risco. À primeira vista, nota-se uma grande dispersão nas correlações em ambas as modalidades. Esse resultado também aparece em outros estudos empíricos, os quais relatam correlação de *default* de valores negativos a elevados valores positivos (LUCAS, 1995; NAGPAL e BAHAR, 2001; ROSCH, 2003; SERVIGNY e RENAULT, 2002).

No entanto, grande parte das correlações de *default* encontradas foi próxima de zero nas modalidades analisadas. Essas fracas correlações de *default* podem estar associadas ao fato de que a base de operações em estudo é relativa ao segmento de varejo. Nesse ambiente, o crédito é concedido em quase sua totalidade a uma grande quantidade de pessoas físicas diferentes, o que pode levar a um efeito de diversificação, pulverizando assim a influência entre os eventos de *default*. Outra possível explicação para as baixas correlações de *default* é o fato de a série de tempo usada ter sido de apenas seis anos, o que possivelmente limitou a ocorrência de *defaults*.

**Tabela 4 – Matriz de correlação empírica de default**

Crédito Pessoal					
	AA	A	B	C	Default
AA	1,67%	1,03%	2,40%	-0,46%	2,27%
A	1,03%	-2,77%	-3,68%	-3,63%	-17,69%
B	2,40%	-3,68%	-3,07%	-3,04%	-22,83%
C	-0,46%	-3,63%	-3,04%	-6,34%	15,86%
Default	2,27%	-17,69%	-22,83%	15,86%	23,88%

#### Financiamento de veículos

	AA	A	B	C	Default
AA	0,75%	0,51%	1,13%	0,47%	-6,82%
A	0,51%	0,01%	0,23%	0,96%	-0,83%
B	1,13%	0,23%	0,96%	1,12%	-7,42%
C	0,47%	0,96%	1,12%	-2,04%	-20,40%
Default	-6,82%	-0,83%	-7,42%	-20,40%	32,86%

A tabela 5 apresenta o VaR estimado para a carteira em cenário de recessão e de expansão, para cada modalidade em estudo. O VaR de recessão foi superior ao VaR de expansão nas duas modalidades, conforme esperado. A maior diferença entre os valores de VaR ocorreu na modalidade Crédito Pessoal, sendo o VaR de recessão cerca de 14% superior ao de expansão em todos os três percentis considerados. Esse percentual cai para aproximadamente 4% na modalidade Financiamento de Veículos, o que está associado ao fato de as probabilidades e as correlações de *default* serem mais baixas nessa modalidade.

**Tabela 5 – VaR estimado para a carteira**

#### Crédito pessoal

	95,0%	99,0%	99,9%
Expansão	18,85%	18,89%	18,91%
Recessão	21,55%	21,61%	21,62%

#### Financiamento de veículos

	95,0%	99,0%	99,9%
Expansão	12,27%	12,31%	12,32%
Recessão	12,82%	12,88%	12,90%

Ressalta-se que Servigny e Renault (2002) encontraram um VaR de recessão 46% superior ao de expansão, para uma carteira fictícia de cem títulos do tipo *non-investment grade*.

## 4.2 Modelo de regressão *Probit*

As baixas correlações empíricas encontradas acima nos sugerem que pode existir uma outra forma de segmentação das operações de crédito que seja mais apropriada para créditos de varejo.

O modelo *Probit* estimado a seguir tem esse objetivo. Uma vantagem desse modelo é que a probabilidade de *default* dentro de uma classe de risco é afetada pela proporção de *default* dentro da própria classe e também pela proporção de *default* em todas as outras classes de risco. Isso nos permite dizer alguma coisa sobre a significância estatística das correlações empíricas estimadas anteriormente, além de sugerir outras formas de agrupamento para o cálculo das correlações.

A base de dados utilizada para mensurar as variáveis do modelo foi a mesma empregada no cálculo das correlações empíricas, com informações semestrais de janeiro de 2003 a julho de 2008. As modalidades de crédito aqui consideradas também foram Crédito Pessoal sem Consignação e Financiamento de Veículos. O modelo foi estimado separadamente para cada uma dessas duas modalidades.

A variável dependente é uma função indicadora de *default* da operação ao final de um dado semestre. Essa variável foi separada por classificação de risco da operação no início do semestre e o mesmo modelo foi estimado para cada uma das cinco classes possíveis (AA, A, B, C e *Default*).

Em relação às variáveis independentes, o modelo possui variáveis contínuas (variáveis macroeconômicas e variáveis referentes às proporções de *default* por classe) e categóricas (variáveis referentes às características pessoais do tomador). Quanto à variável macroeconômica, foram testadas separadamente a Taxa de Variação do Produto Interno Bruto (PIB), medida a preços de mercado e dessazonalizado (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE), e a Taxa de Variação do Emprego, medida pelo nível de pessoal empregado na indústria, dessazonalizado (Confederação Nacional da Indústria – CNI). O modelo também foi estimado considerando essas variáveis com defasagem de um período.

As variáveis referentes às proporções de *default* em cada classe foram calculadas pela razão entre o total de operações em *default* ao final do semestre e o total de operações em cada classe no início do semestre.

As variáveis representativas das características pessoais do tomador foram categorizadas da seguinte forma:

- Sexo = Não disponível (1); Não informado (2); Feminino (3 – basal); Masculino (4).
- Idade = menores de 25 anos (1 – basal); entre 25 e 35 anos (2); entre 35 e 45 anos (3); entre 45 e 60 anos (4); maiores de 60 anos (5).
- Tipo de ocupação = Setor privado (1 – basal); Setor público ou militar (2); Profissional liberal ou autônomo (3); Proprietário de empresa (4); Aposentado ou pensionista (5); Outros (6).
- Região geográfica de domicílio = Região Norte (1 – basal); Região Nordeste (2); Região Centro Oeste (3); Região Sudeste (4); Região Sul (5).

Antes de apresentar os resultados das estimações do modelo, apresentamos uma estatística descritiva das variáveis pessoais do tomador. Os histogramas estão no Anexo.

Na modalidade Crédito Pessoal, os tomadores considerados são do sexo masculino, em sua maioria (61%). Há uma concentração maior de tomadores nas faixas etárias intermediárias, principalmente entre 45 e 60 anos (34,42%). Os tomadores distribuem-se melhor entre os seis subtipos de ocupação considerados, sendo que o Setor privado absorve o maior número de tomadores (24,6%), seguido por Proprietários de empresa (22,2%) e Outros (17,3%). Observa-se uma forte concentração de clientes na região Sudeste (70,6%). Vale ressaltar que as regiões Norte e Nordeste abrigam menos de 10% dos tomadores.



Na modalidade Financiamento de Veículos, assim como na modalidade anterior, os tomadores são, em sua maior parte, do sexo masculino (68,1%) e estão concentrados nas faixas etárias intermediárias. Sendo que, em Financiamento de Veículos, eles se distribuem igualmente entre as faixas 25 e 35 anos, 35 e 45 anos e 45 e 60 anos (em torno de 27% em cada). Nessa modalidade, há uma concentração de tomadores classificados como Outros em Tipo de ocupação (40,7%), seguida de Setor privado (19,1%), Proprietário de empresa (15,2%), Setor público ou militar (11,4%), Profissional liberal ou autônomo (7,8%) e Aposentado ou pensionista (5,7%). Como na modalidade anterior, há maior concentração de clientes no Sudeste (60,8%) e no Sul (17,8%).

O modelo foi estimado em duas versões: a primeira utilizando como variável macroeconômica a Taxa de Variação do Emprego e a segunda utilizando a Taxa de Variação do PIB, ambas defasadas em um período. Os coeficientes dessas variáveis não foram significativos, por isso foram retiradas do modelo.

#### 4.2.1 Modalidade crédito pessoal sem consignação

Os resultados detalhados das estimações do *Probit* para cada classe de risco encontram-se no Anexo, ao final deste trabalho.

Como esperado, os coeficientes das variáveis Taxas de *Default* mostraram-se, em geral, positivos e significativos para explicar o *default* da mesma classe da variável dependente, indicando que uma proporção maior de *default* dentro da classe de risco aumenta a probabilidade de que o indivíduo dê *default* em sua operação de crédito. A variável Taxa de *Default* da classe de mais baixo risco (classe AA) mostrou-se significativa para o *default* de todas as classes, à exceção da classe C, na qual somente a variável Taxa de *Default* da própria classe foi significativa. Por outro lado, a variável Taxa de *Default* da classe mais alta de risco (classe *Default*) somente foi significativa para o *default* da própria classe e da classe A.

Dentre as variáveis pessoais do tomador, a variável Tipo de Ocupação foi a única que se mostrou significativa em todas as suas categorias<sup>4</sup>, para todas as cinco classes de risco. Em relação à significância das demais variáveis pessoais, notamos que a classe mais baixa de risco, AA, foi a que apresentou mais variáveis pessoais não significativas; apenas a categoria Maiores de 60 anos da variável Idade apresentou significância nessa classe. A variável Sexo mostrou-se não significativa para as duas classes mais baixas de risco AA e A, a categoria Idade entre 35 e 45 anos mostrou-se não significativa nas classes intermediárias B e C, e Região geográfica de domicílio mostrou pelo menos uma categoria não significativa em todas as classes.

Isso sugere que a variável Tipo de ocupação deve discriminar melhor as correlações de *default* de operações de varejo. Em seguida, apresentamos o recálculo das correlações empíricas de *default* de acordo como essa variável.

---

4 Existe apenas uma exceção na classe AA e uma na classe C.

#### 4.2.1.a Correlação empírica por tipo de ocupação do cliente

As matrizes empíricas de correlação de *default* segmentadas pelos seis tipos de ocupação do tomador estão apresentadas na tabela 6 para a modalidade crédito pessoal. Como antes, as duas instituições financeiras A e B consideradas neste trabalho estão tratadas conjuntamente em cada modalidade de crédito.

**Tabela 6 – Correlação empírica de *default* por tipo de ocupação do tomador**  
Crédito pessoal

	Privado	Público	Prof. Liberal	Prop. Empresa	Aposentado	Outros
Privado	23.52%	29.71%	29.18%	28.21%	25.69%	36.95%
Público	29.71%	36.87%	36.60%	35.19%	31.82%	45.71%
Prof. Liberal	29.18%	36.60%	36.16%	34.90%	31.62%	45.62%
Prop. Empresa	28.21%	35.19%	34.90%	33.60%	30.30%	43.92%
Aposentado	25.69%	31.82%	31.62%	30.30%	27.31%	39.52%
Outros	36.95%	45.71%	45.62%	43.92%	39.52%	56.95%

Diferentemente do caso da segmentação por classe de risco, as correlações de *default* apresentaram-se positivas ao longo da diagonal principal das matrizes acima. Esse é um resultado mais razoável do que os encontrados anteriormente, já que estamos aqui tratando de tomadores entre os mesmos grupos de ocupação, cujos eventos de *defaults* estariam mais sujeitos às peculiaridades de cada grupo do que às condições macroeconômicas.

Vale lembrar que resultados semelhantes foram encontrados por Servigny e Renault (2002) e Nagpal e Bahar (2001). Apesar de os artigos desses autores referirem-se a um universo de crédito concedido a empresas, enquanto os nossos dados se referem a uma base de crédito de varejo, mais uma vez, a variável Tipo de ocupação no universo do crédito a pessoas físicas pode ser interpretada de forma análoga à variável Setor econômico no universo do crédito a empresas.

As correlações positivas também foram encontradas fora da diagonal principal nas duas modalidades, entre os demais tipos de ocupação (correlações cruzadas). Observamos pares de correlações semelhantes entre todos os subtipos de ocupação, da ordem de 30 a 40%.

#### 4.2.2 Modalidade financiamento de veículos

Os resultados das regressões *Probit* para cada classe de risco encontram-se no Anexo, ao final deste trabalho.

Também aqui, como esperado, os coeficientes das variáveis Taxas de *Default* se mostraram positivos e significativos para explicar o *default* da mesma classe da variável dependente.

A variável Taxa de *Default* das classes de mais baixo risco (classes AA e A) mostraram-se significativas para o *default* de todas as classes. A variável Taxa

de *Default* na classe mais alta de risco (classe *Default*) foi significativa para todas as demais classes, à exceção da classe A.

Dentre as variáveis pessoais, a variável Sexo apresentou-se significativa em todas as classes de risco consideradas. O modelo *Probit* indica que o sexo masculino apresenta uma probabilidade maior de *default* em relação ao sexo feminino<sup>5</sup>.

Além disso, a variável Tipo de ocupação na categoria Setor público não foi significativa para as classes de risco mais baixas (classes C e *Default*). A variável Idade foi não significativa somente nas classes AA e C, respectivamente nas categorias entre 25 e 35 anos e entre 35 e 45 anos. A variável Região geográfica de domicílio foi significativa apenas nas classes extremas de risco (classes AA e *Default*).

Assim, as correlações empíricas foram recalculadas segmentando-se os dados por Tipo de ocupação. Essa abordagem é apresentada a seguir.

#### 4.2.2.a Correlação empírica por tipo de ocupação

Como na modalidade anterior (Crédito Pessoal), a diagonal principal da tabela 7 apresentou somente valores positivos. Além disso, nessa modalidade, os valores de correlação são, de uma forma geral, inferiores aos da modalidade Crédito Pessoal. Isso está associado às peculiaridades da modalidade Financiamento de Veículos, que, por possuir garantia do crédito, acaba resultando em menores taxas de *default*. De novo, observamos pares de correlações semelhantes entre todos os subtipos de ocupação.

**Tabela 7 – Correlação empírica de *default* por tipo de ocupação do tomador**

Financiamento de veículos

	Privado	Público	Prof. Liberal	Prop. Empresa	Aposentado	Outros
Privado	2.04%	1.99%	3.16%	2.58%	1.89%	3.53%
Público	1.99%	1.93%	3.06%	2.50%	1.81%	3.52%
Prof. Liberal	3.16%	3.06%	4.98%	4.01%	2.85%	5.75%
Prop. Empresa	2.58%	2.50%	4.01%	3.26%	2.32%	4.66%
Aposentado	1.89%	1.81%	2.85%	2.32%	1.70%	3.31%
Outros	3.53%	3.52%	5.75%	4.66%	3.31%	6.40%

## 5 Conclusão

Os trabalhos de correlação de *default* na área de varejo são escassos na literatura acadêmica. Cowan e Cowan (2004) realizaram um trabalho seminal empírico no setor de *subprime* dos Estados Unidos, indicando a dificuldade na obtenção de dados nesse tema. Este trabalho seguiu a metodologia apresentada por Servigny & Renault (2002), nas modalidades de Crédito Pessoal sem Consignação e Financiamentos de Veículos, em que são calculadas as correlações empíricas através

5 A variável Sexo foi significativa na determinação do *default* indicada no modelo *Probit*. Todavia, a matriz de correlação de *default* agrupada por sexo não foi utilizada, haja vista que essa variável não seria explicativa nesta abordagem.

das transições marginais e conjuntas entre classes de risco no Brasil ao longo do período de janeiro de 2003 a julho de 2008.

Em períodos de recessão, identificamos elevação das probabilidades de transição para a classe de *default* em relação aos períodos de expansão econômica, fato esse medido através da metodologia do VaR.

No que concerne à matriz de correlação bivariada, visualizamos elevada dispersão entre as correlações nas duas modalidades. O resultado foi similar ao encontrado por Nagpal e Bahar (2001) e Servigny e Renault (2002). Essa situação pode ocorrer em função das características típicas das operações de varejo, já que existe forte pulverização das operações.

O modelo de regressão *Probit* indicou que a variável Tipo de Ocupação foi significativa na maioria das classes existentes, indicando que poderia ser uma forma mais apropriada de segmentação no segmento de varejo. Os resultados da matriz de correlação, nessa nova forma de agregação, apresentaram-se semelhantes entre todos os subtipos de ocupação em ambas as modalidades.

É importante destacar que o modelo utilizado no trabalho não será utilizado como previsor de correlações de *default*, já que a metodologia aqui se restringe à identificação de uma melhor segmentação para o cálculo da correlação empírica na área de varejo.

Como sugestão para novos trabalhos, a utilização das variáveis Renda do Cliente, Prazo do Contrato e Taxa de Juros da Operação, assim como de informações pertinentes ao patrimônio do indivíduo, pode ser de extrema valia na obtenção de modelos na área de varejo. Além disso, sugerimos a ampliação da metodologia para outras modalidades de crédito, assim como a identificação do setor econômico do tomador de crédito para uma abordagem mais aprofundada.

## Referências

- COWAN, A.; COWAN, C. Default correlation: an empirical investigation of a subprime lender. **Journal of Banking and Finance**, 2004.
- GÓMEZ, J. *et al.* **An Alternative Methodology for Estimating Credit Quality Transition Matrices**. Borradores de Economía, Banco de La Republica de Colombia, 2007.
- GORDY, M. A Comparative Anatomy of Credit Risk Models. **Journal of Banking and Finance** **24**, p. 119-149, 2000.
- JACKSON, P.; PERRAUDIN, W. Regulatory Implications of Credit Risk Modelling. **Journal of Banking & Finance**, vol. 24, n. 1-2, January 2000, p. 1-14.
- JONES, David. Emerging problems with the Basel Capital Accord: Regulatory Capital Arbitrage and Related Issues. **Journal of Banking and Finance**, volume 24, n. 1, January 2000, p. 35-58(24).
- LANDO, D.; SKODEBERG, T. Analyzing rating transitions and rating drift with continuous observations. **Journal of Banking and Finance**, n. 26, p. 423-444, 2002.
- LUCAS, D. Default correlation and credit analysis. **Journal of Fixed Income**, March, p. 76-87, 1995.
- MERTON, R. On the Pricing of Corporate Debt: . **Journal of Finance** **29**, p. 449-470, 1974.
- NAGPAL, K.; BAHAR, R. Measuring default correlation. **Risk**, March, p. 129-132, 2001.
- ROSCH, D. **Correlations and Business Cycles of Credit Risk: evidence from Bankruptcies in Germany**. University of Regensburg, 2003.
- SERVIGNY, A.; RENAULT, O. **Default correlation: empirical evidence**. Standard and Poor's, 2002.
- SILVA, A. C. M.; MARINS, J.; NEVES, M. The Influence of Collateral on Capital Requirements in the Brazilian Financial System: an approach through historical average and logistic regression on probability of default. **Working Paper Series**, Banco Central do Brasil, 2009.
- ZHOU, C. Default correlation: an analytical result. **Working Paper**, Federal Reserve Board, 1997.

**Apêndice A.1 – Matriz bivariada de crédito pessoal – Período total**

Classe Inicial	Classe Final																							
	AA, AA	AA, A	AA, B	AA, C	AA, Def	B, AA	B, A	B, B	B, C	B, Def	C, AA	C, A	C, B	C, C	C, Def	Def, AA	Def, A	Def, B	Def, C	Def, Def				
AA, AA	18.24%	11.36%	0.83%	0.95%	0.97%	2.48%	0.83%	1.53%	0.07%	0.08%	0.10%	0.95%	1.48%	0.08%	0.17%	0.11%	0.97%	2.48%	0.10%	0.11%	0.16%			
AA, A	1.36%	43.87%	7.20%	1.46%	4.44%	3.69%	0.06%	1.39%	0.35%	0.06%	0.21%	0.06%	1.33%	0.34%	0.07%	0.21%	0.06%	1.96%	0.48%	0.09%	0.29%			
AA, B	0.04%	3.90%	27.97%	1.97%	12.43%	14.27%	0.00%	0.23%	1.33%	0.11%	0.72%	0.00%	0.22%	1.25%	0.10%	0.70%	0.00%	0.34%	1.87%	0.15%	1.05%			
AA, C	0.08%	1.47%	4.50%	26.34%	21.56%	16.97%	0.00%	0.10%	0.22%	1.01%	1.01%	0.00%	0.09%	0.21%	1.31%	1.24%	0.01%	0.16%	0.31%	1.07%	1.28%			
AA, Def	0.01%	0.28%	1.59%	0.42%	46.95%	40.45%	0.00%	0.01%	0.08%	0.02%	2.22%	0.00%	0.01%	0.08%	0.02%	2.30%	0.00%	0.02%	0.12%	0.03%	3.19%			
A, AA	1.36%	0.51%	0.06%	0.06%	0.06%	1.96%	0.05%	6.10%	0.35%	0.34%	0.48%	1.46%	1.06%	0.06%	0.07%	0.09%	4.44%	3.69%	0.21%	0.21%	0.29%			
A, A	0.02%	0.16%	0.05%	0.01%	0.03%	4.67%	0.05%	6.11%	0.80%	0.16%	0.54%	0.01%	1.42%	0.16%	0.04%	0.12%	0.03%	4.67%	0.54%	0.12%	0.38%			
A, B	0.00%	0.06%	0.39%	0.03%	0.20%	17.64%	0.00%	0.77%	5.70%	0.43%	2.35%	0.00%	0.16%	1.24%	0.09%	0.48%	0.00%	0.52%	4.06%	0.29%	1.58%			
A, C	0.00%	0.02%	0.06%	0.41%	0.33%	32.20%	0.01%	0.34%	1.01%	3.71%	3.79%	0.00%	0.07%	0.21%	0.85%	0.81%	0.01%	0.23%	0.70%	2.62%	2.61%			
A, Def	0.00%	0.00%	0.02%	0.00%	0.41%	79.09%	0.00%	0.04%	0.25%	0.07%	8.91%	0.00%	0.01%	0.05%	0.01%	1.91%	0.00%	0.03%	0.17%	0.05%	6.32%			
B, AA	0.04%	0.03%	0.00%	0.00%	0.00%	0.34%	27.97%	24.66%	1.33%	1.25%	1.87%	1.97%	2.06%	0.11%	0.10%	0.15%	12.43%	14.27%	0.72%	0.70%	1.05%			
B, A	0.00%	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	0.52%	0.39%	54.90%	5.70%	1.24%	4.06%	0.03%	3.56%	0.43%	0.09%	0.29%	0.20%	17.64%	2.35%	0.48%	1.58%			
B, B	0.00%	0.00%	0.02%	0.00%	0.01%	2.09%	0.02%	4.75%	40.48%	2.72%	15.06%	0.00%	0.35%	2.72%	0.20%	1.08%	0.01%	2.09%	15.06%	1.08%	6.47%			
B, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.02%	0.02%	3.31%	0.07%	2.31%	7.05%	28.86%	26.09%	0.01%	0.17%	0.49%	1.85%	1.83%	0.04%	0.98%	2.75%	9.69%	10.15%			
B, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.03%	7.67%	0.00%	0.25%	1.63%	0.47%	60.65%	0.00%	0.02%	0.12%	0.03%	4.33%	0.00%	0.11%	0.70%	23.46%				
C, AA	0.08%	0.08%	0.00%	0.00%	0.01%	0.16%	4.50%	3.92%	0.22%	0.21%	0.31%	26.34%	14.58%	1.01%	1.31%	1.07%	21.56%	16.97%	1.01%	1.24%	1.28%			
C, A	0.00%	0.06%	0.01%	0.00%	0.01%	0.23%	0.06%	8.79%	1.01%	0.21%	0.70%	0.41%	38.47%	3.71%	0.85%	2.62%	0.33%	32.20%	3.79%	0.81%	2.61%			
C, B	0.00%	0.01%	0.07%	0.01%	0.04%	0.98%	0.00%	0.89%	7.05%	0.49%	2.75%	0.02%	3.08%	28.86%	1.85%	9.69%	0.02%	3.31%	26.09%	1.83%	10.15%			
C, C	0.00%	0.00%	0.01%	0.03%	0.04%	1.11%	0.01%	0.29%	0.87%	3.39%	3.24%	0.03%	1.11%	3.39%	28.13%	18.72%	0.04%	1.11%	3.24%	18.72%	15.03%			
C, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.12%	3.64%	0.00%	0.05%	0.30%	0.09%	10.91%	0.00%	0.19%	1.03%	0.29%	41.07%	0.00%	0.19%	1.10%	0.31%	40.55%			
Def, AA	0.01%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	0.02%	1.59%	1.52%	0.08%	0.08%	0.12%	0.42%	0.45%	0.02%	0.02%	0.03%	46.95%	40.45%	2.22%	2.30%	3.19%			
Def, A	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.03%	0.02%	1.82%	0.25%	0.05%	0.17%	0.00%	0.55%	0.07%	0.01%	0.05%	0.41%	79.09%	8.91%	1.91%	6.32%			
Def, B	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.11%	0.00%	0.23%	1.63%	0.12%	0.70%	0.00%	0.06%	0.47%	0.03%	0.20%	0.03%	7.67%	60.65%	4.33%	23.46%			
Def, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.19%	0.00%	0.10%	0.30%	1.03%	1.10%	0.00%	0.03%	0.09%	0.29%	0.31%	0.12%	3.64%	10.91%	41.07%	40.55%			
Def, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.01%	0.39%	0.00%	0.01%	0.07%	0.02%	2.43%	0.00%	0.00%	0.02%	0.01%	0.70%	0.01%	0.39%	2.43%	0.70%	92.79%			

**Apêndice A.2 – Matriz bivariada de crédito pessoal – Período de expansão**

Crédito Pessoal

Classe Inicial	Classe Final																				
	AA, AA	AA, A	AA, B	AA, C	AA, Def	A, Def	B, AA	B, A	B, B	B, C	B, Def	C, AA	C, A	C, B	C, C	C, Def	Def, AA	Def, A	Def, B	Def, C	Def, Def
AA, AA	18.33%	11.25%	0.81%	0.70%	0.94%	2.52%	0.81%	1.54%	0.07%	0.06%	0.10%	0.70%	1.28%	0.06%	0.05%	0.09%	0.94%	2.52%	0.10%	0.09%	0.16%
AA, A	1.37%	44.14%	7.22%	1.43%	4.43%	3.68%	0.06%	1.38%	0.35%	0.06%	0.20%	0.05%	1.21%	0.31%	0.06%	0.18%	0.06%	1.95%	0.48%	0.08%	0.29%
AA, B	0.04%	3.90%	28.05%	1.96%	12.41%	14.30%	0.00%	0.23%	1.32%	0.10%	0.72%	0.00%	0.20%	1.17%	0.09%	0.64%	0.00%	0.34%	1.87%	0.15%	1.05%
AA, C	0.08%	1.55%	4.79%	26.63%	21.95%	17.17%	0.00%	0.11%	0.23%	0.94%	0.98%	0.00%	0.09%	0.20%	0.66%	0.79%	0.01%	0.17%	0.32%	0.98%	1.25%
AA, Def	0.01%	0.28%	1.62%	0.42%	47.12%	40.58%	0.00%	0.01%	0.08%	0.02%	2.19%	0.00%	0.01%	0.08%	0.02%	1.96%	0.00%	0.02%	0.12%	0.03%	3.17%
A, AA	1.37%	0.51%	0.06%	0.05%	0.06%	1.95%	7.22%	6.11%	0.35%	0.31%	0.48%	1.43%	1.03%	0.06%	0.06%	0.08%	4.43%	3.68%	0.20%	0.18%	0.29%
A, A	0.02%	0.16%	0.05%	0.01%	0.03%	4.67%	0.05%	6.11%	0.80%	0.16%	0.54%	0.01%	1.42%	0.16%	0.03%	0.11%	0.03%	4.67%	0.54%	0.11%	0.38%
A, B	0.00%	0.06%	0.39%	0.03%	0.20%	17.64%	0.00%	0.77%	5.70%	0.42%	2.35%	0.00%	0.15%	1.24%	0.09%	0.48%	0.00%	0.52%	4.05%	0.29%	1.58%
A, C	0.00%	0.02%	0.06%	0.41%	0.32%	32.26%	0.01%	0.34%	1.01%	3.67%	3.78%	0.00%	0.07%	0.21%	0.82%	0.79%	0.01%	0.23%	0.70%	2.58%	2.59%
A, Def	0.00%	0.00%	0.02%	0.00%	0.40%	79.12%	0.00%	0.04%	0.25%	0.07%	8.90%	0.00%	0.01%	0.05%	0.01%	1.90%	0.00%	0.03%	0.17%	0.05%	6.31%
B, AA	0.04%	0.03%	0.00%	0.00%	0.00%	0.34%	28.05%	24.73%	1.32%	1.17%	1.87%	1.96%	2.06%	0.10%	0.09%	0.15%	12.41%	14.30%	0.72%	0.64%	1.05%
B, A	0.00%	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	0.52%	0.39%	54.92%	5.70%	1.24%	4.05%	0.03%	3.56%	0.42%	0.09%	0.29%	0.20%	17.64%	2.35%	0.48%	1.58%
B, B	0.00%	0.00%	0.02%	0.00%	0.01%	2.08%	0.02%	4.75%	40.49%	2.72%	15.05%	0.00%	0.35%	2.72%	0.20%	1.08%	0.01%	2.08%	15.05%	1.08%	6.46%
B, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.02%	0.02%	3.30%	0.07%	2.33%	7.10%	28.87%	26.15%	0.01%	0.17%	0.49%	1.83%	1.82%	0.04%	0.98%	2.77%	9.60%	10.12%
B, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.03%	7.66%	0.00%	0.25%	1.63%	0.47%	60.68%	0.00%	0.02%	0.12%	0.03%	4.33%	0.00%	0.11%	0.70%	0.20%	23.43%
C, AA	0.08%	0.09%	0.00%	0.00%	0.01%	0.17%	4.79%	4.18%	0.23%	0.20%	0.32%	26.63%	14.28%	0.94%	0.66%	0.98%	21.95%	17.17%	0.98%	0.79%	1.25%
C, A	0.00%	0.06%	0.01%	0.00%	0.01%	0.23%	0.06%	8.84%	1.01%	0.21%	0.70%	0.41%	38.50%	3.67%	0.82%	2.58%	0.32%	32.26%	3.78%	0.79%	2.59%
C, B	0.00%	0.01%	0.07%	0.01%	0.04%	0.98%	0.00%	0.90%	7.10%	0.49%	2.77%	0.02%	3.06%	28.87%	1.83%	9.60%	0.02%	3.30%	26.15%	1.82%	10.12%
C, C	0.00%	0.00%	0.01%	0.03%	0.04%	1.15%	0.01%	0.30%	0.92%	3.52%	3.37%	0.03%	1.15%	3.52%	27.92%	18.48%	0.04%	1.15%	3.37%	18.48%	14.93%
C, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.12%	3.69%	0.00%	0.05%	0.30%	0.09%	11.07%	0.00%	0.19%	1.04%	0.29%	40.81%	0.00%	0.19%	1.11%	0.32%	40.55%
Def, AA	0.01%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	0.02%	1.62%	1.55%	0.08%	0.08%	0.12%	0.42%	0.46%	0.02%	0.02%	0.03%	47.12%	40.58%	2.19%	1.96%	3.17%
Def, A	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.03%	0.02%	1.83%	0.25%	0.05%	0.17%	0.00%	0.55%	0.07%	0.01%	0.05%	0.40%	79.12%	8.90%	1.90%	6.31%
Def, B	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.11%	0.00%	0.23%	1.63%	0.12%	0.70%	0.00%	0.06%	0.47%	0.03%	0.20%	0.03%	7.66%	60.68%	4.33%	23.43%
Def, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.19%	0.00%	0.10%	0.30%	1.04%	1.11%	0.00%	0.03%	0.09%	0.29%	0.32%	0.12%	3.69%	11.07%	40.81%	40.55%
Def, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.01%	0.39%	0.00%	0.01%	0.07%	0.02%	2.43%	0.00%	0.00%	0.02%	0.01%	0.71%	0.01%	0.39%	2.43%	0.71%	92.78%

**Apêndice A.3 – Matriz bivariada de crédito pessoal – Período de recessão**

Crédito Pessoal

		Classe Final																				
		AA, AA	AA, A	AA, B	AA, C	AA, Def	A, Def	B, AA	B, A	B, B	B, C	B, Def	C, AA	C, A	C, B	C, C	C, Def	Def, AA	Def, A	Def, B	Def, C	Def, Def
AA, AA	16.02%	14.07%	1.34%	6.97%	1.63%	1.43%	1.34%	1.18%	0.11%	0.58%	0.14%	6.97%	6.12%	0.58%	3.03%	0.71%	1.63%	1.43%	0.14%	0.14%	0.71%	0.17%
AA, A	0.81%	24.44%	5.94%	3.43%	5.40%	4.75%	0.07%	2.04%	0.50%	0.29%	0.45%	0.35%	10.63%	2.58%	1.49%	2.35%	0.08%	2.48%	0.60%	0.35%	0.55%	
AA, B	0.05%	3.81%	19.92%	2.58%	13.67%	12.01%	0.00%	0.32%	1.67%	0.22%	1.14%	0.02%	1.66%	8.66%	1.12%	5.95%	0.01%	0.39%	2.02%	0.26%	1.39%	
AA, C	0.02%	0.29%	0.74%	22.60%	16.38%	14.38%	0.00%	0.02%	0.06%	1.89%	1.37%	0.01%	0.13%	0.32%	9.83%	7.12%	0.00%	0.03%	0.08%	2.29%	1.66%	
AA, Def	0.00%	0.11%	0.27%	0.13%	39.52%	34.71%	0.00%	0.01%	0.02%	0.01%	3.31%	0.00%	0.05%	0.12%	0.06%	17.19%	0.00%	0.01%	0.03%	0.01%	4.01%	
A, AA	0.81%	0.71%	0.07%	0.35%	0.08%	2.48%	5.94%	5.22%	0.50%	2.58%	0.60%	3.43%	3.02%	0.29%	1.49%	0.35%	5.40%	4.75%	0.45%	2.35%	0.55%	
A, A	0.04%	1.23%	0.30%	0.17%	0.27%	8.24%	0.30%	9.06%	2.20%	1.27%	2.00%	0.17%	5.24%	1.27%	0.74%	1.16%	0.27%	8.24%	2.00%	1.16%	1.82%	
A, B	0.00%	0.19%	1.00%	0.13%	0.69%	20.86%	0.02%	1.41%	7.39%	0.96%	5.07%	0.01%	0.82%	4.27%	0.55%	2.93%	0.02%	1.29%	6.72%	0.87%	4.61%	
A, C	0.00%	0.01%	0.04%	1.14%	0.83%	24.99%	0.01%	0.11%	0.27%	8.38%	6.08%	0.00%	0.06%	0.16%	4.84%	3.51%	0.01%	0.10%	0.25%	7.62%	5.52%	
A, Def	0.00%	0.01%	0.01%	0.01%	1.99%	60.29%	0.00%	0.04%	0.10%	0.05%	14.66%	0.00%	0.02%	0.06%	0.03%	8.47%	0.00%	0.04%	0.09%	0.04%	13.33%	
B, AA	0.05%	0.04%	0.00%	0.02%	0.01%	0.39%	19.92%	17.49%	1.67%	8.66%	2.02%	2.58%	2.26%	0.22%	1.12%	0.26%	13.67%	12.01%	1.14%	5.95%	1.39%	
B, A	0.00%	0.08%	0.02%	0.01%	0.02%	1.29%	1.00%	30.38%	7.39%	4.27%	6.72%	0.13%	3.93%	0.96%	0.55%	0.87%	0.69%	20.86%	5.07%	2.93%	4.61%	
B, B	0.00%	0.01%	0.06%	0.01%	0.04%	3.25%	0.06%	4.74%	24.76%	3.20%	17.00%	0.01%	0.61%	3.20%	0.41%	2.20%	0.04%	3.25%	17.00%	2.20%	11.67%	
B, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.07%	0.05%	3.90%	0.02%	0.37%	0.92%	28.09%	20.36%	0.00%	0.05%	0.12%	3.63%	2.64%	0.01%	0.25%	0.63%	19.28%	13.98%	
B, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.13%	9.40%	0.00%	0.13%	0.34%	0.16%	49.13%	0.00%	0.02%	0.04%	0.02%	6.36%	0.00%	0.09%	0.23%	0.11%	33.73%	
C, AA	0.02%	0.01%	0.00%	0.01%	0.00%	0.03%	0.74%	0.65%	0.06%	0.32%	0.08%	22.60%	19.84%	1.89%	9.83%	2.29%	16.38%	14.38%	1.37%	7.12%	1.66%	
C, A	0.00%	0.02%	0.01%	0.00%	0.01%	0.10%	0.04%	1.13%	0.27%	0.16%	0.25%	1.14%	34.47%	8.38%	4.84%	7.62%	0.83%	24.99%	6.08%	3.51%	5.52%	
C, B	0.00%	0.00%	0.02%	0.00%	0.01%	0.25%	0.00%	0.18%	0.92%	0.12%	0.63%	0.07%	5.37%	28.09%	3.63%	19.28%	0.05%	3.90%	20.36%	2.64%	13.98%	
C, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.02%	0.02%	0.30%	0.00%	0.01%	0.03%	1.04%	0.76%	0.02%	0.42%	1.04%	31.86%	23.10%	0.02%	0.30%	0.76%	23.10%	16.75%	
C, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.04%	0.73%	0.00%	0.00%	0.01%	0.01%	1.83%	0.00%	0.15%	0.38%	0.18%	55.74%	0.00%	0.11%	0.28%	0.13%	40.41%	
Def, AA	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.01%	0.27%	0.24%	0.02%	0.12%	0.03%	0.13%	0.11%	0.01%	0.06%	0.01%	39.52%	34.71%	3.31%	17.19%	4.01%	
Def, A	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.04%	0.01%	0.41%	0.10%	0.06%	0.09%	0.01%	0.19%	0.05%	0.03%	0.04%	1.99%	60.29%	14.66%	8.47%	13.33%	
Def, B	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.09%	0.00%	0.06%	0.34%	0.04%	0.23%	0.00%	0.03%	0.16%	0.02%	0.11%	0.13%	9.40%	49.13%	6.36%	33.73%	
Def, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.11%	0.00%	0.00%	0.01%	0.38%	0.28%	0.00%	0.00%	0.01%	0.18%	0.13%	0.04%	0.73%	1.83%	55.74%	40.41%	
Def, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.26%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.67%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.31%	0.00%	0.26%	0.67%	0.31%	97.50%	

Classe Inicial



**Apêndice A.4 – Matriz bivariada de financiamento de veículos – Período total**

Financiamento de Veículos

		Classe Final																				
		AA, AA	AA, A	AA, B	AA, C	AA, Def	A, Def	B, AA	B, A	B, B	B, C	B, Def	C, AA	C, A	C, B	C, C	C, Def	Def, AA	Def, A	Def, B	Def, C	Def, Def
AA, AA	81.81%	1.32%	2.31%	2.19%	2.54%	0.07%	2.31%	0.06%	0.11%	0.11%	0.11%	0.12%	2.19%	0.06%	0.11%	0.10%	0.12%	2.54%	0.07%	0.12%	0.12%	0.14%
AA, A	0.12%	76.24%	5.16%	3.91%	3.88%	0.09%	0.00%	2.44%	0.20%	0.15%	0.15%	0.15%	0.00%	2.30%	0.18%	0.14%	0.14%	0.00%	2.67%	0.21%	0.17%	0.16%
AA, B	9.75%	8.09%	48.11%	9.77%	14.18%	0.36%	0.47%	0.30%	0.99%	0.41%	0.60%	0.45%	0.45%	0.29%	0.93%	0.39%	0.57%	0.52%	0.33%	1.09%	0.45%	0.66%
AA, C	9.29%	5.75%	4.35%	42.11%	28.64%	0.71%	0.45%	0.21%	0.18%	0.68%	1.18%	0.42%	0.42%	0.20%	0.17%	0.65%	1.12%	0.49%	0.23%	0.20%	0.75%	1.29%
AA, Def	2.88%	1.08%	0.86%	1.93%	83.48%	1.46%	0.14%	0.04%	0.04%	0.08%	2.37%	0.13%	0.13%	0.04%	0.03%	0.08%	2.24%	0.15%	0.05%	0.04%	0.09%	2.61%
A, AA	0.12%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	2.67%	5.16%	0.12%	0.20%	0.18%	0.21%	0.21%	3.91%	0.09%	0.15%	0.14%	0.17%	3.88%	0.09%	0.15%	0.14%	0.16%
A, A	8.83%	3.27%	0.71%	0.65%	0.59%	3.02%	0.71%	4.29%	0.35%	0.23%	0.25%	0.25%	0.65%	2.76%	0.23%	0.17%	0.17%	0.59%	3.02%	0.25%	0.17%	0.19%
A, B	1.95%	0.77%	2.57%	1.14%	1.39%	13.01%	0.51%	1.17%	2.51%	0.64%	1.04%	1.04%	0.41%	0.78%	1.66%	0.46%	0.71%	0.39%	0.79%	1.80%	0.47%	0.76%
A, C	1.58%	0.54%	0.47%	2.05%	3.33%	28.63%	0.60%	0.75%	0.40%	1.76%	2.30%	0.48%	0.48%	0.50%	0.28%	1.28%	1.65%	0.46%	0.53%	0.29%	1.30%	1.71%
A, Def	0.37%	0.09%	0.05%	0.14%	4.30%	71.97%	0.16%	0.23%	0.12%	0.16%	5.19%	0.13%	0.13%	0.16%	0.08%	0.11%	3.56%	0.12%	0.15%	0.08%	0.11%	3.80%
B, AA	9.75%	0.28%	0.47%	0.45%	0.52%	0.33%	48.11%	0.60%	0.99%	0.93%	1.09%	1.09%	9.77%	0.24%	0.41%	0.39%	0.45%	14.18%	0.36%	0.60%	0.57%	0.66%
B, A	1.95%	5.10%	0.51%	0.41%	0.39%	0.79%	2.57%	35.63%	2.51%	1.66%	1.80%	1.80%	1.14%	7.85%	0.64%	0.46%	0.47%	1.39%	13.01%	1.04%	0.71%	0.76%
B, B	1.59%	0.93%	3.03%	1.25%	1.78%	2.69%	3.03%	6.90%	25.86%	4.30%	6.89%	6.89%	1.25%	1.76%	4.30%	1.28%	1.95%	1.78%	2.69%	6.89%	1.95%	3.15%
B, C	1.75%	0.79%	0.68%	2.58%	4.40%	5.10%	3.44%	4.49%	2.51%	23.99%	14.74%	14.74%	1.41%	1.12%	0.72%	3.27%	4.36%	2.03%	1.78%	1.12%	4.77%	6.73%
B, Def	0.49%	0.14%	0.12%	0.28%	7.94%	12.54%	0.98%	1.19%	0.68%	0.99%	45.50%	45.50%	0.40%	0.32%	0.18%	0.30%	9.32%	0.57%	0.47%	0.28%	0.45%	14.66%
C, AA	9.29%	0.27%	0.45%	0.42%	0.49%	0.23%	4.35%	0.12%	0.18%	0.17%	0.20%	0.20%	42.11%	0.40%	0.68%	0.65%	0.75%	28.64%	0.71%	1.18%	1.12%	1.29%
C, A	1.58%	6.53%	0.60%	0.48%	0.46%	0.53%	0.47%	5.14%	0.40%	0.28%	0.29%	0.29%	2.05%	27.19%	1.76%	1.28%	1.30%	3.33%	28.63%	2.30%	1.65%	1.71%
C, B	1.75%	1.06%	0.70%	2.65%	2.03%	1.78%	0.68%	0.99%	2.51%	0.38%	1.12%	1.12%	2.58%	3.82%	23.99%	3.27%	4.77%	4.40%	5.10%	14.74%	4.36%	6.73%
C, C	1.77%	0.81%	0.70%	2.65%	4.50%	3.21%	0.70%	0.58%	0.38%	1.63%	2.21%	2.21%	2.65%	2.64%	1.63%	24.20%	10.50%	4.50%	3.21%	2.21%	10.50%	13.67%
C, Def	0.52%	0.16%	0.13%	0.30%	8.62%	8.12%	0.21%	0.16%	0.10%	0.16%	5.03%	5.03%	0.79%	0.57%	0.36%	0.67%	38.75%	1.33%	0.81%	0.52%	0.95%	30.62%
Def, AA	2.88%	0.08%	0.14%	0.13%	0.15%	0.05%	0.86%	0.02%	0.04%	0.03%	0.04%	0.04%	1.93%	0.05%	0.08%	0.08%	0.09%	83.48%	1.46%	2.37%	2.24%	2.61%
Def, A	0.37%	1.80%	0.16%	0.13%	0.12%	0.15%	0.05%	1.63%	0.12%	0.08%	0.08%	0.08%	0.14%	2.12%	0.16%	0.11%	0.11%	4.30%	71.97%	5.19%	3.56%	3.80%
Def, B	0.49%	0.30%	0.98%	0.40%	0.57%	0.47%	0.12%	0.39%	0.68%	0.18%	0.28%	0.28%	0.28%	0.49%	0.99%	0.30%	0.45%	7.94%	12.54%	45.50%	9.32%	14.66%
Def, C	0.52%	0.24%	0.21%	0.79%	1.33%	0.81%	0.13%	0.19%	0.10%	0.36%	0.52%	0.52%	0.30%	0.26%	0.16%	0.67%	0.95%	8.62%	8.12%	5.03%	38.75%	30.62%
Def, Def	0.15%	0.04%	0.04%	0.09%	2.51%	2.01%	0.04%	0.07%	0.03%	0.04%	1.25%	1.25%	0.09%	0.09%	0.04%	0.07%	2.06%	2.51%	2.01%	1.25%	2.06%	83.14%

Classe Inicial

**Apêndice A.5 – Matriz bivariada de financiamento de veículos – Período de expansão**

Financiamento de Veículos

		Classe Final																			
		AA, AA	AA, A	AA, B	AA, C	AA, Def	B, AA	B, A	B, B	B, C	B, Def	C, AA	C, A	C, B	C, C	C, Def	Def, AA	Def, A	Def, B	Def, C	Def, Def
AA, AA	81.81%	1.32%	2.31%	2.19%	2.54%	0.07%	2.31%	0.06%	0.11%	0.11%	0.12%	2.19%	0.06%	0.11%	0.10%	0.12%	2.54%	0.07%	0.12%	0.12%	0.14%
AA, A	0.12%	76.24%	5.16%	3.92%	3.88%	0.09%	0.00%	2.44%	0.20%	0.15%	0.15%	0.00%	2.30%	0.18%	0.14%	0.14%	0.00%	2.67%	0.21%	0.17%	0.16%
AA, B	9.75%	8.09%	48.11%	9.77%	14.18%	0.35%	0.47%	0.30%	0.99%	0.41%	0.60%	0.45%	0.28%	0.93%	0.39%	0.57%	0.52%	0.33%	1.09%	0.45%	0.66%
AA, C	9.29%	5.74%	4.35%	42.11%	28.64%	0.71%	0.45%	0.21%	0.18%	0.68%	1.18%	0.42%	0.20%	0.17%	0.65%	1.12%	0.49%	0.23%	0.20%	0.75%	1.29%
AA, Def	2.88%	1.08%	0.86%	1.93%	83.48%	1.46%	0.14%	0.04%	0.04%	0.08%	2.37%	0.13%	0.04%	0.03%	0.08%	2.24%	0.15%	0.05%	0.04%	0.09%	2.61%
A, AA	0.12%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	2.67%	5.16%	0.12%	0.20%	0.18%	0.21%	3.92%	0.09%	0.15%	0.14%	0.17%	3.88%	0.09%	0.15%	0.14%	0.16%
A, A	9.71%	3.60%	0.78%	0.71%	0.65%	2.84%	0.78%	4.17%	0.34%	0.23%	0.24%	0.71%	2.75%	0.23%	0.17%	0.17%	0.65%	2.84%	0.24%	0.17%	0.17%
A, B	2.10%	0.82%	2.77%	1.22%	1.49%	12.45%	0.54%	1.15%	2.48%	0.65%	1.00%	0.44%	0.78%	1.67%	0.47%	0.70%	0.42%	0.75%	1.74%	0.47%	0.72%
A, C	1.66%	0.56%	0.49%	2.14%	3.49%	27.85%	0.63%	0.71%	0.40%	1.80%	2.25%	0.50%	0.48%	0.28%	1.32%	1.64%	0.49%	0.49%	0.28%	1.32%	1.65%
A, Def	0.40%	0.09%	0.05%	0.15%	4.59%	71.56%	0.17%	0.23%	0.12%	0.16%	5.14%	0.14%	0.16%	0.08%	0.12%	3.59%	0.13%	0.15%	0.08%	0.12%	3.70%
B, AA	9.75%	0.28%	0.47%	0.45%	0.52%	0.33%	48.11%	0.60%	0.99%	0.93%	1.09%	9.77%	0.24%	0.41%	0.39%	0.45%	14.18%	0.35%	0.60%	0.57%	0.66%
B, A	2.10%	5.48%	0.54%	0.44%	0.42%	0.75%	2.77%	35.41%	2.48%	1.67%	1.74%	1.22%	7.96%	0.65%	0.47%	0.47%	1.49%	12.45%	1.00%	0.70%	0.72%
B, B	1.67%	0.98%	3.17%	1.31%	1.87%	2.55%	3.17%	6.73%	26.10%	4.34%	6.69%	1.31%	1.76%	4.34%	1.32%	1.95%	1.87%	2.55%	6.69%	1.95%	3.02%
B, C	1.79%	0.81%	0.70%	2.65%	4.52%	4.91%	3.53%	4.32%	2.47%	24.46%	14.48%	1.45%	1.10%	0.72%	3.33%	4.37%	2.09%	1.68%	1.10%	4.80%	6.56%
B, Def	0.51%	0.15%	0.12%	0.29%	8.25%	12.21%	1.01%	1.16%	0.67%	0.99%	45.63%	0.41%	0.32%	0.18%	0.31%	9.41%	0.59%	0.44%	0.28%	0.46%	14.36%
C, AA	9.29%	0.27%	0.45%	0.42%	0.49%	0.23%	4.35%	0.12%	0.18%	0.17%	0.20%	42.11%	0.40%	0.68%	0.65%	0.75%	28.64%	0.71%	1.18%	1.12%	1.29%
C, A	1.66%	6.84%	0.63%	0.50%	0.49%	0.49%	0.49%	5.05%	0.40%	0.28%	0.28%	2.14%	27.89%	1.80%	1.32%	1.32%	3.49%	27.85%	2.25%	1.64%	1.65%
C, B	1.79%	1.09%	3.53%	1.45%	2.09%	1.68%	0.70%	0.96%	2.47%	0.72%	1.10%	2.65%	3.84%	24.46%	3.33%	4.80%	4.52%	4.91%	14.48%	4.37%	6.56%
C, C	1.79%	0.82%	0.71%	2.68%	4.57%	3.09%	0.71%	0.56%	0.37%	1.64%	2.18%	2.68%	2.63%	1.64%	24.50%	10.53%	4.57%	3.09%	2.18%	10.53%	13.46%
C, Def	0.53%	0.16%	0.13%	0.31%	8.80%	7.84%	0.21%	0.16%	0.10%	0.16%	4.98%	0.81%	0.57%	0.36%	0.68%	39.28%	1.35%	0.79%	0.52%	0.95%	30.23%
Def, AA	2.88%	0.08%	0.14%	0.13%	0.15%	0.05%	0.86%	0.02%	0.04%	0.03%	0.04%	1.93%	0.05%	0.08%	0.09%	0.09%	83.48%	1.46%	2.37%	2.24%	2.61%
Def, A	0.40%	1.92%	0.17%	0.14%	0.13%	0.15%	0.05%	1.65%	0.12%	0.08%	0.08%	0.15%	2.17%	0.16%	0.12%	0.12%	4.59%	71.56%	5.14%	3.59%	3.70%
Def, B	0.51%	0.31%	1.01%	0.41%	0.59%	0.44%	0.12%	0.39%	0.67%	0.18%	0.28%	0.29%	0.49%	0.99%	0.31%	0.46%	8.25%	12.21%	45.63%	9.41%	14.36%
Def, C	0.53%	0.25%	0.21%	0.81%	1.35%	0.79%	0.13%	0.19%	0.10%	0.36%	0.52%	0.31%	0.26%	0.16%	0.68%	0.95%	8.80%	7.84%	4.98%	39.28%	30.23%
Def, Def	0.15%	0.05%	0.04%	0.09%	2.58%	1.96%	0.04%	0.07%	0.03%	0.04%	1.24%	0.09%	0.09%	0.04%	0.07%	2.08%	2.58%	1.96%	1.24%	2.08%	83.06%

**Apêndice A.6 – Matriz bivariada de financiamento de veículos – Período de recessão**

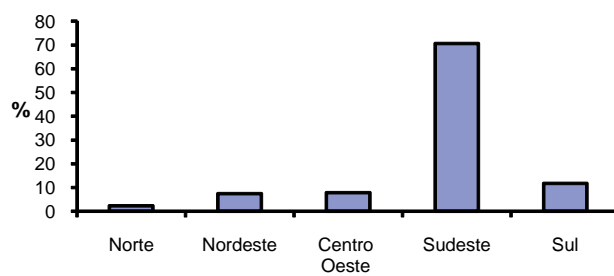
Financiamento de Veículos

		Classe Final																					
		AA, AA	AA, A	AA, B	AA, C	AA, Def	A, Def	B, AA	B, A	B, B	B, C	B, Def	C, AA	C, A	C, B	C, C	C, Def	Def, AA	Def, A	Def, B	Def, C	Def, Def	
AA, AA	59.90%	9.77%	5.30%	1.29%	1.14%	0.19%	5.30%	0.86%	0.47%	0.11%	0.10%	1.29%	0.21%	0.11%	0.03%	0.02%	1.14%	0.19%	0.10%	0.10%	0.02%	0.02%	0.02%
AA, A	0.02%	65.32%	5.03%	2.63%	4.40%	0.72%	0.00%	5.78%	0.44%	0.23%	0.39%	0.00%	1.40%	0.11%	0.06%	0.09%	0.00%	1.24%	0.10%	0.10%	0.05%	0.05%	0.08%
AA, B	0.09%	17.38%	35.33%	5.88%	18.72%	3.05%	0.01%	1.54%	3.13%	0.52%	1.66%	0.00%	0.37%	0.76%	0.13%	0.40%	0.00%	0.33%	0.67%	0.67%	0.11%	0.11%	0.36%
AA, C	0.02%	18.15%	6.51%	11.47%	41.25%	6.73%	0.00%	1.61%	0.58%	1.01%	3.65%	0.00%	0.39%	0.14%	0.25%	0.89%	0.00%	0.34%	0.12%	0.12%	0.22%	0.22%	0.78%
AA, Def	0.01%	3.16%	1.34%	1.29%	71.61%	11.68%	0.00%	0.28%	0.12%	0.11%	6.34%	0.00%	0.07%	0.03%	0.03%	1.54%	0.00%	0.06%	0.03%	0.03%	0.02%	0.02%	1.36%
A, AA	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	1.24%	5.03%	0.82%	0.44%	0.11%	0.10%	2.63%	0.43%	0.23%	0.06%	0.05%	4.40%	0.72%	0.39%	0.39%	0.09%	0.09%	0.08%
A, A	0.00%	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	4.80%	0.00%	5.48%	0.42%	0.22%	0.37%	0.00%	2.87%	0.22%	0.12%	0.19%	0.00%	4.80%	0.37%	0.37%	0.19%	0.19%	0.32%
A, B	0.00%	0.00%	0.01%	0.00%	0.00%	20.41%	0.01%	1.46%	2.97%	0.49%	1.57%	0.00%	0.76%	1.55%	0.26%	0.82%	0.01%	1.28%	2.59%	0.43%	0.43%	1.38%	1.38%
A, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.01%	44.98%	0.00%	1.52%	0.55%	0.96%	3.46%	0.00%	0.80%	0.29%	0.50%	1.81%	0.00%	1.33%	0.48%	0.84%	0.84%	3.03%	3.03%
A, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.02%	78.09%	0.00%	0.27%	0.11%	0.11%	6.01%	0.00%	0.14%	0.06%	0.06%	3.15%	0.00%	0.23%	0.10%	0.09%	0.09%	5.26%	5.26%
B, AA	0.09%	0.01%	0.01%	0.00%	0.00%	0.33%	35.33%	5.76%	3.13%	0.76%	0.67%	5.88%	0.96%	0.52%	0.13%	0.11%	18.72%	3.05%	1.66%	1.66%	0.40%	0.40%	0.36%
B, A	0.00%	0.10%	0.01%	0.00%	0.01%	1.28%	0.01%	38.52%	2.97%	1.55%	2.59%	0.00%	6.41%	0.49%	0.26%	0.43%	0.00%	20.41%	1.57%	1.57%	0.82%	0.82%	1.39%
B, B	0.00%	0.03%	0.05%	0.01%	0.03%	5.43%	0.05%	10.25%	20.83%	3.47%	11.04%	0.01%	1.71%	3.47%	0.58%	1.84%	0.03%	5.43%	11.04%	11.04%	1.84%	1.84%	5.85%
B, C	0.00%	0.03%	0.01%	0.02%	0.06%	11.97%	0.01%	10.70%	3.84%	6.76%	24.33%	0.00%	1.78%	0.64%	1.12%	4.05%	0.01%	5.67%	2.03%	2.03%	3.58%	3.58%	12.89%
B, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.11%	20.78%	0.00%	1.86%	0.79%	0.76%	42.23%	0.00%	0.31%	0.13%	0.13%	7.03%	0.00%	0.99%	0.42%	0.42%	0.40%	0.40%	22.38%
C, AA	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.34%	6.51%	1.06%	0.58%	0.14%	0.12%	11.47%	1.87%	1.01%	0.25%	0.22%	41.25%	6.73%	3.65%	3.65%	0.89%	0.89%	0.78%
C, A	0.00%	0.02%	0.00%	0.00%	0.00%	1.33%	0.00%	7.10%	0.55%	0.29%	0.48%	0.00%	12.50%	0.96%	0.50%	0.84%	0.01%	44.98%	3.46%	3.46%	1.81%	1.81%	3.03%
C, B	0.00%	0.01%	0.01%	0.00%	0.01%	5.67%	0.01%	1.89%	3.84%	0.64%	2.03%	0.02%	3.33%	6.76%	1.12%	3.58%	0.06%	11.97%	24.33%	4.05%	4.05%	12.89%	12.89%
C, C	0.00%	0.01%	0.00%	0.00%	0.02%	12.50%	0.00%	1.97%	0.71%	1.25%	4.48%	0.00%	3.47%	1.25%	2.19%	7.90%	0.02%	12.50%	4.48%	4.48%	7.90%	7.90%	28.41%
C, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.03%	21.69%	0.00%	0.34%	0.15%	0.14%	7.78%	0.00%	0.60%	0.26%	0.25%	13.71%	0.00%	2.17%	0.92%	0.92%	0.89%	0.89%	49.31%
Def, AA	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.06%	1.34%	0.22%	0.12%	0.03%	0.03%	1.29%	0.21%	0.11%	0.03%	0.02%	71.61%	11.68%	6.34%	6.34%	1.54%	1.54%	1.36%
Def, A	0.00%	0.01%	0.00%	0.00%	0.00%	0.23%	0.00%	1.46%	0.11%	0.06%	0.10%	0.00%	1.40%	0.11%	0.06%	0.09%	0.02%	78.09%	6.01%	6.01%	3.15%	3.15%	5.26%
Def, B	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.99%	0.00%	0.39%	0.79%	0.13%	0.42%	0.00%	0.37%	0.76%	0.13%	0.40%	0.11%	20.78%	42.23%	7.03%	7.03%	22.38%	22.38%
Def, C	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	2.17%	0.00%	0.41%	0.15%	0.26%	0.92%	0.00%	0.39%	0.14%	0.25%	0.89%	0.03%	21.69%	7.78%	13.71%	13.71%	49.31%	49.31%
Def, Def	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.01%	3.77%	0.00%	0.07%	0.03%	0.03%	1.60%	0.00%	0.07%	0.03%	0.03%	1.54%	0.01%	3.77%	1.60%	1.60%	1.54%	1.54%	85.60%

Classe Inicial

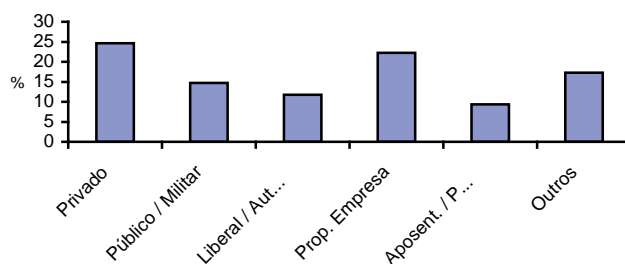
### Apêndice B.1 – Estatística descritiva – Crédito pessoal

Região geográfica de domicílio



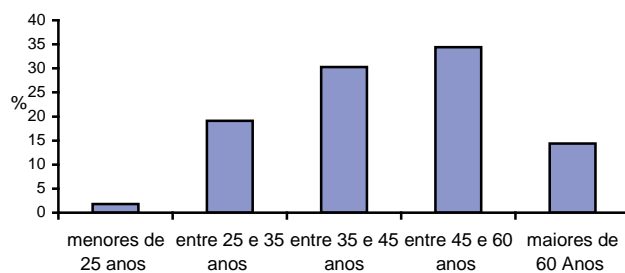
### Apêndice B.2 – Estatística descritiva – Crédito pessoal

Tipo de ocupação



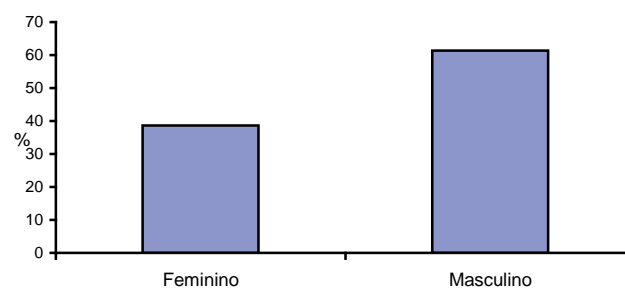
### Apêndice B.3 – Estatística descritiva – Crédito pessoal

Idade



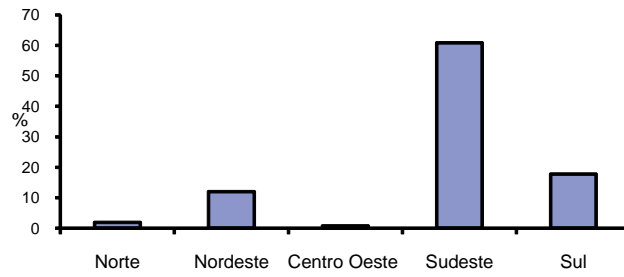
### Apêndice B.4 – Estatística descritiva – Crédito pessoal

Sexo



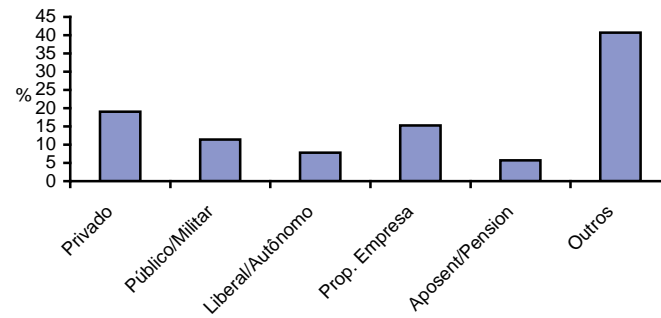
### Apêndice C.1 – Estatística descritiva – Fin. veículos

Região geográfica de domicílio



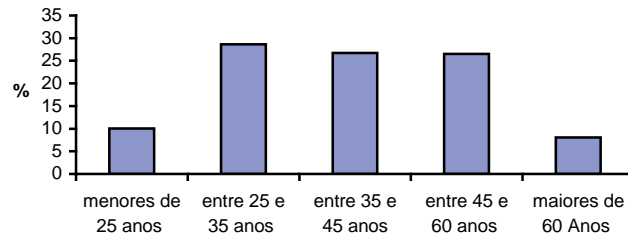
### Apêndice C.2 – Estatística descritiva – Fin. veículos

Tipo de ocupação



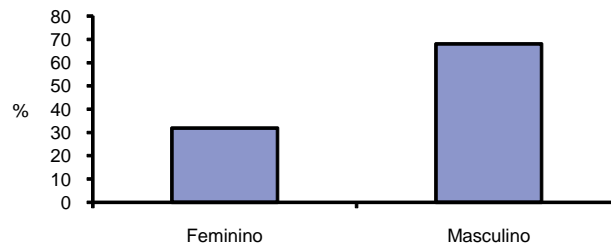
### Apêndice C.3 – Estatística descritiva – Fin. veículos

Idade



### Apêndice C.4 – Estatística descritiva – Fin. veículos

Sexo



**Apêndice D.1 – Modelo *probit* para crédito  
pessoal por classe de *rating* – Classe AA**

Variáveis Independentes	Coef.	Erro Padrão	Z	P> z
taxa_var_emprego	1,2180	2,8566	0,4300	0,6700
taxa_default_aa	28,2269	5,5222	5,1100	0,0000
taxa_default_a	1,3187	4,6272	0,2800	0,7760
taxa_default_b	1,0437	2,0048	0,5200	0,6030
taxa_default_c	-0,1477	0,6862	-0,2200	0,8300
taxa_default_default	0,2510	1,0769	0,2300	0,8160
sexo_4	-0,0512	0,0483	-1,0600	0,2890
idade_2	-0,1232	0,1344	-0,9200	0,3590
idade_3	-0,1192	0,1310	-0,9100	0,3630
idade_4	-0,2023	0,1306	-1,5500	0,1210
idade_5	-0,3046	0,1445	-2,1100	0,0350
regiao_2	-0,0955	0,1527	-0,6300	0,5320
regiao_3	-0,1338	0,1630	-0,8200	0,4120
regiao_4	-0,0729	0,1342	-0,5400	0,5870
regiao_5	-0,2400	0,1500	-1,6000	0,1100
tipo_ocup_2	-0,1671	0,0919	-1,8200	0,0690
tipo_ocup_3	0,1503	0,0717	2,1000	0,0360
tipo_ocup_4	0,1017	0,0627	1,6200	0,1050
tipo_ocup_5	0,1877	0,0932	2,0100	0,0440
tipo_ocup_6	0,3409	0,0788	4,3200	0,0000
Observações		27 683		
Log likelihood		-1 578,212		
LR chi2(19)		155,190		
Prob > chi2		0,000		

**Apêndice D.2 – Modelo *probit* para crédito pessoal por classe de *rating* – Classe A**

Variáveis Independentes	Coef.	Erro Padrão	Z	P> z
taxa_var_emprego	-0,4382	0,4837	-0,9100	0,3650
taxa_default_aa	2,0614	0,7572	2,7200	0,0060
taxa_default_a	7,6018	0,6378	11,9200	0,0000
taxa_default_b	-0,0417	0,1624	-0,2600	0,7970
taxa_default_c	-0,0432	0,0701	-0,6200	0,5380
taxa_default_default	-0,2994	0,0923	-3,2400	0,0010
sexo_4	-0,0047	0,0056	-0,8400	0,4000
idade_2	0,0323	0,0152	2,1200	0,0340
idade_3	-0,0469	0,0149	-3,1400	0,0020
idade_4	-0,1340	0,0149	-9,0200	0,0000
idade_5	-0,1744	0,0161	-10,8400	0,0000
regiao_2	0,0130	0,0192	0,6800	0,4970
regiao_3	0,0578	0,0198	2,9200	0,0030
regiao_4	0,0596	0,0175	3,4100	0,0010
regiao_5	0,0467	0,0190	2,4500	0,0140
tipo_ocup_2	0,1451	0,0095	15,3400	0,0000
tipo_ocup_3	0,2158	0,0093	23,3200	0,0000
tipo_ocup_4	0,1682	0,0079	21,3400	0,0000
tipo_ocup_5	0,1447	0,0118	12,2300	0,0000
tipo_ocup_6	0,3654	0,0089	40,9000	0,0000
Observações	618439,0000			
Log likelihood	-124322,0100			
LR chi2(19)	4226,9800			
Prob > chi2	0,0000			

**Apêndice D.3 – Modelo *probit* para crédito  
pessoal por classe de *rating* – Classe B**

Variáveis Independentes	Coef.	Erro Padrão	Z	P> z
taxa_var_emprego	-0,0746	0,3861	-0,1900	0,8470
taxa_default_aa	1,2332	0,5663	2,1800	0,0290
taxa_default_a	-0,6909	0,4404	-1,5700	0,1170
taxa_default_b	3,4591	0,1192	29,0200	0,0000
taxa_default_c	-0,1317	0,0627	-2,1000	0,0360
taxa_default_default	-0,0672	0,0747	-0,9000	0,3680
sexo_4	0,0339	0,0045	7,5400	0,0000
idade_2	0,0826	0,0119	6,9200	0,0000
idade_3	-0,0130	0,0116	-1,1200	0,2630
idade_4	-0,0936	0,0116	-8,1000	0,0000
idade_5	-0,1600	0,0126	-12,6600	0,0000
regiao_2	-0,0380	0,0176	-2,1600	0,0310
regiao_3	-0,0247	0,0164	-1,5100	0,1310
regiao_4	-0,0644	0,0148	-4,3600	0,0000
regiao_5	-0,0984	0,0159	-6,1900	0,0000
tipo_ocup_2	0,3039	0,0071	42,5500	0,0000
tipo_ocup_3	0,2327	0,0083	28,1900	0,0000
tipo_ocup_4	0,1337	0,0068	19,7500	0,0000
tipo_ocup_5	0,2119	0,0095	22,3300	0,0000
tipo_ocup_6	0,3149	0,0071	44,6100	0,0000
Observações	412449,0000			
Log likelihood	-216710,9300			
LR chi2(19)	11290,0800			
Prob > chi2	0,0000			



**Apêndice D.4 – Modelo *probit* para crédito pessoal por classe de *rating* – Classe C**

Variáveis Independentes	Coef.	Erro Padrão	Z	P> z
taxa_var_emprego	0,6666	0,5792	1,1500	0,2500
taxa_default_aa	-2,2279	1,2247	-1,8200	0,0690
taxa_default_a	0,4364	0,9583	0,4600	0,6490
taxa_default_b	0,1341	0,2762	0,4900	0,6270
taxa_default_c	2,9410	0,1038	28,3300	0,0000
taxa_default_default	-0,0348	0,1438	-0,2400	0,8090
sexo_4	0,0469	0,0108	4,3400	0,0000
idade_2	0,0723	0,0210	3,4500	0,0010
idade_3	-0,0184	0,0201	-0,9100	0,3600
idade_4	-0,1388	0,0205	-6,7700	0,0000
idade_5	-0,2254	0,0255	-8,8300	0,0000
regiao_2	-0,0682	0,0306	-2,2300	0,0260
regiao_3	0,0214	0,0303	0,7100	0,4790
regiao_4	-0,0160	0,0253	-0,6300	0,5270
regiao_5	0,0066	0,0284	0,2300	0,8180
tipo_ocup_2	-0,0504	0,0202	-2,4900	0,0130
tipo_ocup_3	0,2001	0,0172	11,6100	0,0000
tipo_ocup_4	0,0995	0,0143	6,9400	0,0000
tipo_ocup_5	0,0436	0,0253	1,7300	0,0840
tipo_ocup_6	0,2520	0,0162	15,5700	0,0000
Observações		71147,0000		
Log likelihood		-41314,5690		
LR chi2(19)		4365,7600		
Prob > chi2		0,0000		

**Apêndice D.5 – Modelo *probit* para crédito  
pessoal por classe de *rating* – Classe *default***

Variáveis Independentes	Coef.	Erro Padrão	Z	P> z
taxa_var_emprego	-0,6823	0,5565	-1,2300	0,2200
taxa_default_aa	1,8161	0,8406	2,1600	0,0310
taxa_default_a	-6,3132	0,6836	-9,2300	0,0000
taxa_default_b	1,8717	0,1779	10,5200	0,0000
taxa_default_c	-1,0733	0,0880	-12,2000	0,0000
taxa_default_default	7,5511	0,1183	63,8300	0,0000
sexo_4	0,0689	0,0064	10,8400	0,0000
idade_2	-0,0964	0,0182	-5,3000	0,0000
idade_3	-0,1328	0,0177	-7,5000	0,0000
idade_4	-0,2054	0,0177	-11,6200	0,0000
idade_5	-0,3262	0,0190	-17,1300	0,0000
regiao_2	-0,0125	0,0242	-0,5200	0,6060
regiao_3	0,0181	0,0228	0,7900	0,4280
regiao_4	-0,0590	0,0205	-2,8800	0,0040
regiao_5	0,0628	0,0221	2,8400	0,0050
tipo_ocup_2	-0,0603	0,0099	-6,0800	0,0000
tipo_ocup_3	0,2591	0,0115	22,5400	0,0000
tipo_ocup_4	0,2180	0,0095	22,8700	0,0000
tipo_ocup_5	0,0767	0,0134	5,7300	0,0000
tipo_ocup_6	0,3929	0,0101	38,7900	0,0000
Observações	435864,0000			
Log likelihood	-96279,9620			
LR chi2(19)	11240,1000			
Prob > chi2	0,0552			

**Apêndice E.1 – Modelo *probit* para financiamento de veículos por classe de *rating* – Classe AA**

Variáveis Independentes	Coef.	Erro Padrão	Z	P> z
taxa_var_emprego	7,3604	0,5643	13,0400	0,0000
taxa_default_aa	13,6849	2,1235	6,4400	0,0000
taxa_default_a	-12,9178	2,6679	-4,8400	0,0000
taxa_default_b	1,3302	1,4990	0,8900	0,3750
taxa_default_c	2,3892	0,3871	6,1700	0,0000
taxa_default_default	-1,4479	0,0451	-32,1400	0,0000
sexo_4	0,0448	0,0043	10,4500	0,0000
idade_2	-0,0052	0,0060	-0,8700	0,3850
idade_3	-0,0600	0,0064	-9,4300	0,0000
idade_4	-0,1373	0,0066	-20,6700	0,0000
idade_5	-0,2230	0,0102	-21,8700	0,0000
regiao_2	-0,0698	0,0155	-4,5100	0,0000
regiao_3	-0,0363	0,0164	-2,2200	0,0260
regiao_4	-0,1480	0,0148	-9,9700	0,0000
regiao_5	-0,1640	0,0153	-10,7300	0,0000
tipo_ocup_2	-0,0279	0,0081	-3,4500	0,0010
tipo_ocup_3	0,2100	0,0084	25,0100	0,0000
tipo_ocup_4	0,1540	0,0070	22,1400	0,0000
tipo_ocup_5	0,0319	0,0118	2,7000	0,0070
tipo_ocup_6	0,2227	0,0055	40,7800	0,0000
Observações	2609248,0000			
Log likelihood	-218950,2700			
LR chi2(19)	58172,2100			
Prob > chi2	0,1173			

**Apêndice E.2 – Modelo *probit* para financiamento  
de veículos por classe de *rating* – Classe A**

Variáveis Independentes	Coef.	Erro Padrão	Z	P> z
taxa_var_emprego	-0,0026	0,1400	-0,0200	0,9850
taxa_default_aa	-1,8051	0,1793	-10,0700	0,0000
taxa_default_a	17,5767	0,6949	25,3000	0,0000
taxa_default_b	0,8237	0,3830	2,1500	0,0320
taxa_default_c	-0,1378	0,2106	-0,6500	0,5130
taxa_default_default	-0,0483	0,0312	-1,5500	0,1210
sexo_4	0,0116	0,0035	3,3000	0,0010
idade_2	-0,0377	0,0049	-7,6800	0,0000
idade_3	-0,0835	0,0051	-16,2300	0,0000
idade_4	-0,1425	0,0054	-26,6300	0,0000
idade_5	-0,1782	0,0080	-22,1900	0,0000
regiao_2	0,0191	0,0111	1,7300	0,0840
regiao_3	0,0073	0,0114	0,6400	0,5250
regiao_4	-0,0750	0,0102	-7,3800	0,0000
regiao_5	-0,1389	0,0108	-12,8100	0,0000
tipo_ocup_2	0,0568	0,0069	8,2100	0,0000
tipo_ocup_3	0,2006	0,0071	28,2900	0,0000
tipo_ocup_4	0,1212	0,0061	20,0100	0,0000
tipo_ocup_5	0,0646	0,0094	6,9000	0,0000
tipo_ocup_6	0,2667	0,0049	54,6000	0,0000
Observações	2863628,0000			
Log likelihood	-299992,7000			
LR chi2(19)	8882,4900			
Prob > chi2	0,0146			

**Apêndice E.3 – Modelo *probit* para financiamento de veículos por classe de *rating* – Classe B**

Variáveis Independentes	Coef.	Erro Padrão	Z	P> z
taxa_var_emprego	-0,8202	0,2217	-3,7000	0,0000
taxa_default_aa	-3,1640	0,2869	-11,0300	0,0000
taxa_default_a	2,9847	1,0818	2,7600	0,0060
taxa_default_b	7,8385	0,6408	12,2300	0,0000
taxa_default_c	-0,4270	0,3478	-1,2300	0,2200
taxa_default_default	-0,2234	0,0476	-4,7000	0,0000
sexo_3	0,0647	0,0057	11,3700	0,0000
idade_2	0,0516	0,0079	6,5100	0,0000
idade_3	0,0072	0,0083	0,8600	0,3880
idade_4	-0,0276	0,0087	-3,1700	0,0020
idade_5	-0,0754	0,0133	-5,6700	0,0000
regiao_2	-0,0229	0,0174	-1,3200	0,1870
regiao_3	0,0073	0,0180	0,4100	0,6840
regiao_4	-0,1127	0,0159	-7,1000	0,0000
regiao_5	-0,0876	0,0169	-5,1900	0,0000
tipo_ocup_2	0,0670	0,0114	5,8700	0,0000
tipo_ocup_3	0,2149	0,0114	18,8600	0,0000
tipo_ocup_4	0,1543	0,0095	16,2600	0,0000
tipo_ocup_5	0,0839	0,0157	5,3400	0,0000
tipo_ocup_6	0,2886	0,0075	38,6300	0,0000
Observações		431936,0000		
Log likelihood		-132269,1400		
LR chi2(19)		13368,7000		
Prob > chi2		0,0481		

**Apêndice E.4 – Modelo *probit* para financiamento  
de veículos por classe de *rating* – Classe C**

Variáveis Independentes	Coef.	Erro Padrão	Z	P> z
taxa_var_emprego	-0,3244	0,2974	-1,0900	0,2750
taxa_default_aa	-2,4084	0,3431	-7,0200	0,0000
taxa_default_a	3,7826	1,0407	3,6300	0,0000
taxa_default_b	1,0141	0,6957	1,4600	0,1450
taxa_default_c	3,3284	0,3671	9,0700	0,0000
taxa_default_default	-0,2729	0,0490	-5,5800	0,0000
sexo_3	0,0231	0,0061	3,8100	0,0000
idade_2	-0,0294	0,0086	-3,4300	0,0010
idade_3	-0,0398	0,0090	-4,4000	0,0000
idade_4	-0,0526	0,0094	-5,5800	0,0000
idade_5	-0,1045	0,0143	-7,3300	0,0000
regiao_2	-0,0069	0,0188	-0,3700	0,7140
regiao_3	0,0308	0,0197	1,5700	0,1180
regiao_4	-0,0801	0,0173	-4,6200	0,0000
regiao_5	-0,0543	0,0185	-2,9400	0,0030
tipo_ocup_2	0,0191	0,0128	1,4900	0,1360
tipo_ocup_3	0,1817	0,0122	14,8400	0,0000
tipo_ocup_4	0,1266	0,0104	12,1300	0,0000
tipo_ocup_5	0,0772	0,0179	4,3200	0,0000
tipo_ocup_6	0,2076	0,0083	24,9100	0,0000
Observações	256477,0000			
Log likelihood	-124111,4500			
LR chi2(19)	18639,3400			
Prob > chi2	0,0698			

**Apêndice E.5 – Modelo *probit* para financiamento  
de veículos por classe de *rating* – Classe *default***

Variáveis Independentes	Coef.	Erro Padrão	Z	P> z
taxa_var_emprego	-0,1874	0,2833	-0,6600	0,5080
taxa_default_aa	-2,1610	0,3516	-6,1500	0,0000
taxa_default_a	26,2096	1,1720	22,3600	0,0000
taxa_default_b	-4,5929	0,8009	-5,7300	0,0000
taxa_default_c	-0,1144	0,4296	-0,2700	0,7900
taxa_default_default	3,2774	0,0552	59,4200	0,0000
sexo_3	0,0440	0,0065	6,7600	0,0000
idade_2	-0,0261	0,0094	-2,7700	0,0060
idade_3	-0,0318	0,0099	-3,2200	0,0010
idade_4	-0,0363	0,0103	-3,5300	0,0000
idade_5	-0,0856	0,0153	-5,6100	0,0000
regiao_2	0,1336	0,0206	6,4900	0,0000
regiao_3	0,0996	0,0214	4,6600	0,0000
regiao_4	0,1187	0,0191	6,2200	0,0000
regiao_5	0,1464	0,0202	7,2400	0,0000
tipo_ocup_2	0,0029	0,0130	0,2200	0,8240
tipo_ocup_3	0,1103	0,0126	8,7700	0,0000
tipo_ocup_4	0,0230	0,0107	2,1500	0,0320
tipo_ocup_5	0,0568	0,0180	3,1700	0,0020
tipo_ocup_6	0,1260	0,0088	14,2600	0,0000
Observações	289430,0000			
Log likelihood	-107425,6100			
LR chi2(19)	67539,0500			
Prob > chi2	0,2392			

