

2013

Relatório de Economia Bancária e Crédito



Relatório de Economia Bancária e Crédito

Publicação anual do Banco Central do Brasil (BCB)

Os textos e os correspondentes quadros estatísticos são de responsabilidade dos seguintes componentes:

Departamento de Estudos e Pesquisas (Depep):

- Decomposição do *Spread* Bancário para Clientes Preferenciais
- Análise de Resultados da Pesquisa Trimestral de Condições de Crédito
- Pesquisa Estabilidade Financeira
- Estudos Seleccionados

(E-mail: conep.depep@bcb.gov.br)

Departamento Econômico (Depec):

- Evolução do Mercado de Crédito

(E-mail: depec@bcb.gov.br)

É permitido reprodução das matérias, desde que mencionada a fonte:
Relatório de Economia Bancária e Crédito, 2013.

Central de Atendimento ao Público

Banco Central do Brasil

Deati/Diate

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

70074-900 Brasília - DF

DDG: 0800 9792345

Fax: (61) 3414-2553

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

As operações de crédito do Sistema Financeiro Nacional (SFN) registraram menor ritmo de expansão em 2013. Houve desaceleração nas contratações com recursos livres, especialmente de empréstimos voltados ao consumo, em parte, decorrência da elevação da taxa básica de juros a partir do segundo trimestre. A propósito, em 2013, também se observaram aumento das taxas de juros ao tomador – não obstante a redução dos *spreads* – elevação de prazos e recuo da inadimplência, cujos índices alcançaram patamares mínimos da série histórica, iniciada em março de 2011. Nesse contexto, a relação entre o saldo total de crédito do sistema financeiro sobre o Produto Interno Bruto (PIB) foi de 56,0%, ante 53,9% observado em dezembro de 2012.

Este Relatório apresenta, na parte I – Análise do Mercado de Crédito, inicialmente a dinâmica dos principais indicadores do mercado de crédito, entre os quais, saldos e taxas de juros, bem como *spreads* e taxas de inadimplência. Num segundo momento, é apresentada a decomposição do *spread* para clientes preferenciais. Posteriormente, analisam-se os resultados da Pesquisa Trimestral sobre Condições de Crédito para os segmentos de pessoas jurídicas – grandes empresas; pessoas jurídicas – micro, pequenas e médias empresas; pessoas físicas – crédito voltado ao consumo e pessoas físicas – crédito habitacional. Além disso, apresenta-se uma avaliação da capacidade preditiva da Pesquisa Trimestral sobre Condições de Crédito. Ao final, apresentam-se os resultados das edições trimestrais, realizadas em 2013, da Pesquisa de Estabilidade Financeira (PEF), que busca identificar os principais riscos percebidos pelas instituições no âmbito do SFN.

Na parte II – Estudos Seleccionados –, constam estudos realizados no âmbito do Banco Central sobre riscos, estabilidade financeira e economia bancária. Esses trabalhos visam a contribuir para aprofundar o entendimento do sistema financeiro nacional, bem como fortalecer a comunicação do Banco Central com a sociedade.

O estudo “Impacto da Interconectividade sobre Eficiência Bancária: Uma análise do caso brasileiro” avalia o impacto da interconectividade dos bancos brasileiros no mercado interbancário sobre a eficiência no período de 2007 a 2013. Utilizando medidas de teoria de redes para mensurar a interconectividade individual dos bancos e a topologia da rede, avaliam-se os efeitos sobre as eficiências custo, lucro e assunção de risco. Os resultados indicam que as interconexões bancárias podem gerar aumento nos níveis das eficiências custo e assunção de risco. Por outro lado, a topologia da rede pode reduzir os níveis das eficiências lucro e assunção de risco.

O artigo “Avaliação do Processo de Concentração-Competição no Setor Bancário Brasileiro” avalia a evolução do processo de concentração do mercado de crédito bancário no Brasil de 2000 a 2013, com periodicidade trimestral, incluindo conglomerados e instituições financeiras isoladas do segmento bancário em atividade nesse período. O estudo investiga empiricamente como a concentração é afetada pela competição em quatro grandes modalidades de crédito, mediante estimação da H-estatística de Panzar-Rosse e do Indicador de Boone. Os resultados suportam a tese de que o processo doméstico de concentração verificado nos últimos anos é explicado, em grande parte, pelo aumento da competição entre os grandes bancos. Adicionalmente, identifica-se que a indústria bancária brasileira opera em competição monopolística e que, mesmo em segmentos de mercado concentrados, existem significativas evidências de competição.

A pesquisa “Transmissão Assimétrica de Choques de Liquidez a Bancos” investiga se bancos que recebem um choque de liquidez positivo compensam a redução da oferta de crédito de bancos que sofrem um choque de liquidez negativo. A identificação é feita utilizando-se choque exógeno ao sistema bancário brasileiro causado pela crise internacional de 2008, que teria causado uma transferência de depósitos de bancos pequenos e médios para bancos considerados como sistemicamente importantes. As análises realizadas mostram que uma redução na liquidez faz com que os bancos diminuam fortemente sua oferta de crédito, enquanto um choque positivo de liquidez teria efeito praticamente nulo na oferta de crédito. Esses resultados são consistentes com teorias que preveem que tomadores de crédito sofrem custos de troca de bancos e que agentes têm tendência a segurar a liquidez durante períodos de incerteza sistêmica.

O quarto estudo, “Modelo FAVAR Canônico para Previsão do Mercado de Crédito”, propõe nova metodologia denominada FAVAR canônico, que incorpora uma etapa de análise de correlação canônica na estimação de modelos FAVAR em dois estágios, visando à obtenção de fatores mais adequados à previsão. A técnica de correlação canônica, aplicada na previsão de variáveis de crédito do sistema financeiro brasileiro, ao identificar pequeno número de combinações lineares de componentes principais que tem melhor correlação com as variáveis de interesse, resulta em modelos de capacidade preditiva superior à dos modelos FAVAR tradicionais.

Índice

Parte I – Análise do Mercado de Crédito 4

Evolução do Mercado de Crédito	5
Taxas de juros, <i>spreads</i> e inadimplência	8
Decomposição do <i>Spread</i> Bancário para Clientes Preferenciais	12
Análise de Resultados da Pesquisa Trimestral de Condições de Crédito.....	16
Fatores determinantes do comportamento da oferta e demanda por crédito.....	16
Relação entre o indicador da porcentagem de aprovação de novas concessões e a variação observada de novas concessões.....	19
Pesquisa Estabilidade Financeira.....	22
Introdução.....	22
Questionário da pesquisa	22
Amostra	23
Riscos à estabilidade financeira.....	23
Probabilidade de evento de alto impacto em curto prazo.....	24
Probabilidade de evento de alto impacto em médio prazo	25
Alteração das condições de estabilidade financeira	26
Confiança na estabilidade do sistema financeiro	27
Grau de concordância dos respondentes	28

Parte II – Estudos Seleccionados..... 30

1 Impacto da Interconectividade sobre a Eficiência Bancária: Uma análise do caso brasileiro	31
1. Introdução.....	31
2. Metodologia e dados	33
3. Resultados empíricos	42
4. Considerações finais.....	47
Referências	48
2 Avaliação do Processo de Concentração-Competição no Setor Bancário Brasileiro..	51
1. Introdução.....	51
2. Fatores estilizados do mercado de crédito brasileiro	53
3. Modelo econométrico e definição da amostra.....	54
4. Discussão dos resultados	61
5. Avaliação da competição bancária por segmento	64
6. Conclusão	72
Referências	74

3	Transmissão Assimétrica de Choques de Liquidez a Bancos	77
1.	Introdução	77
2.	Efeitos da crise financeira internacional sobre o Sistema Financeiro Nacional	79
3.	Dados e estratégia de identificação	81
4.	Estratégia de identificação	82
5.	Estatística descritiva	86
6.	Resultados	88
7.	Testes de robustez	91
8.	Considerações finais	93
	Referências	95
4	Modelo FAVAR Canônico para Previsão do Mercado de Crédito	98
1.	Introdução	98
2.	Metodologia	101
3.	Base de dados	105
4.	Resultados	106
5.	Conclusão	114
	Referências	115

Parte I

Análise do Mercado de Crédito

Evolução do Mercado de Crédito

As operações de crédito do SFN registraram menor ritmo de expansão em 2013, em comparação ao ano anterior, refletindo desaceleração nas contratações com recursos livres, especialmente dos empréstimos voltados para o consumo, em decorrência, dentre outros aspectos, da elevação da taxa básica de juros a partir do segundo trimestre. O crédito com recursos direcionados continuou a expandir em seus principais segmentos, com destaque para a aceleração do crédito rural e para a manutenção do ritmo de crescimento dos financiamentos imobiliários e dos investimentos com recursos do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES).

Em 2013, observou-se aumento das taxas de juros no mercado de crédito, acompanhado de redução de *spreads*, elevação de prazos e recuo consistente da inadimplência, cujos índices alcançaram níveis mínimos na série histórica, iniciada em março de 2011. Adicionalmente, um menor crescimento do crédito às famílias, cujas contratações se concentraram em linhas de custos mais baixos e prazos mais longos, contribuíram para o recuo do comprometimento de renda com dívidas bancárias.

Nesse contexto, o saldo total de crédito do sistema financeiro alcançou R\$2.715 bilhões em dezembro, e expandiu 14,7% no ano, comparativamente a 16,4% em 2012, e 18,8% em 2011. Em consequência, a relação crédito sobre Produto Interno Bruto (PIB) atingiu 56,0%, ante 53,9% e 49,1% nos finais dos períodos mencionados. Os estoques dos créditos destinados às pessoas jurídicas e às pessoas físicas somaram, na ordem, R\$1.464 bilhões e R\$1.251 bilhões, com aumentos anuais de 13,3% e 16,3%, respectivamente (tabela 1).

Tabela 1 – Evolução do crédito

Discriminação	2011	2012	2013	R\$ bilhões	
				Variação (%)	
				2012	2013
Total	2.034,0	2.368,3	2.715,4	16,4	14,7
Pessoas jurídicas	1.112,9	1.292,5	1.464,2	16,1	13,3
Recursos livres	603,8	706,5	763,3	17,0	8,0
Direcionados	509,1	586,0	700,9	15,1	19,6
Pessoas físicas	921,1	1.075,8	1.251,2	16,8	16,3
Recursos livres	628,4	692,6	745,2	10,2	7,6
Recursos direcionados	292,7	383,2	506,0	30,9	32,0
Participação %:					
Total/PIB	49,1	53,9	56,0		
Pessoas jurídicas/PIB	26,9	29,4	30,2		
Pessoas físicas/PIB	22,2	24,5	25,8		
Recursos livres/PIB	29,7	31,8	31,1		
Recursos direcionados/PIB	19,4	22,1	24,9		

Fonte: Banco Central do Brasil

A participação relativa dos bancos públicos no total das operações do sistema financeiro – impulsionada pelo desempenho das operações com recursos direcionados – atingiu 51,2% em dezembro de 2013, ante 47,9% ao final do ano anterior. Em sentido inverso, as instituições privadas nacionais e estrangeiras tiveram suas participações reduzidas em 2,5 pontos percentuais (p.p). e 0,8 p.p., situando-se em 33,2% e 15,5%, respectivamente.

As operações com recursos livres, correspondendo a 55,6% da carteira total do sistema financeiro e a 31,1% do PIB, totalizaram R\$1.509 bilhões em 2013, com expansão anual de 7,8%, ante 13,5% em 2012. O saldo da carteira de pessoas físicas foi de R\$745 bilhões, com elevação de 7,6%, comparativamente a 10,2% em 2012 (tabela 1). Contribuíram para essa desaceleração, a redução de 0,2% na carteira de financiamentos de veículos e o menor ritmo de crescimento do crédito pessoal, de 14,5%, ante 16,8% no ano anterior (tabela 2).

Tabela 2 – Crédito a pessoas jurídicas – Saldos

Discriminação	2011	2012	2013	R\$ bilhões	
				Variação (%)	
				2012	2013
Recursos livres	603,8	706,5	763,3	17,0	8,0
Capital de giro	310,1	366,4	388,1	18,2	5,9
Conta garantida	43,7	43,1	43,0	-1,4	-0,2
ACC	39,7	45,9	42,5	15,6	-7,4
Financiamentos a exportadores	28,0	36,9	50,3	31,8	36,3
Demais	182,3	214,2	239,4	17,5	11,8
Recursos direcionados	509,1	586,0	700,9	15,1	19,6
BNDES	393,4	446,7	514,5	13,5	15,2
Imobialitário	32,2	42,9	53,8	33,2	25,4
Rural	43,3	48,8	67,1	12,7	37,5
Demais	40,2	47,6	65,5	18,4	37,6

Fonte: Banco Central do Brasil

No crédito direcionado, equivalente a 24,9% do PIB, o saldo de financiamentos expandiu-se 24,5% no ano, ao totalizar R\$1.207 bilhões, impulsionado pelo crescimento sustentado do crédito habitacional, pelos financiamentos a empresas com recursos do BNDES e pela expansão significativa do crédito rural, cujos saldos de R\$395 bilhões, R\$514 bilhões e R\$218 bilhões registraram incrementos de 32,5%, 15,2% e 30,1%, respectivamente.

O saldo de operações com recursos livres contratadas com as empresas alcançou R\$763 bilhões, crescimento anual de 8,0%, comparativamente a 17,0% em 2012 (tabela 3). Nos empréstimos para capital de giro, equivalentes a 51,0% dessa carteira, ocorreu desaceleração no crescimento anual, com elevação de 5,9% em 2013, ante 18,2% no ano anterior. Em sentido oposto, as carteiras dos financiamentos a exportações e repasses externos registraram variações de 36,5% e 72,1% em 2013, ante 31,5% e 52,2% em 2012, respectivamente.

Tabela 3 – Crédito a pessoas físicas – Saldos

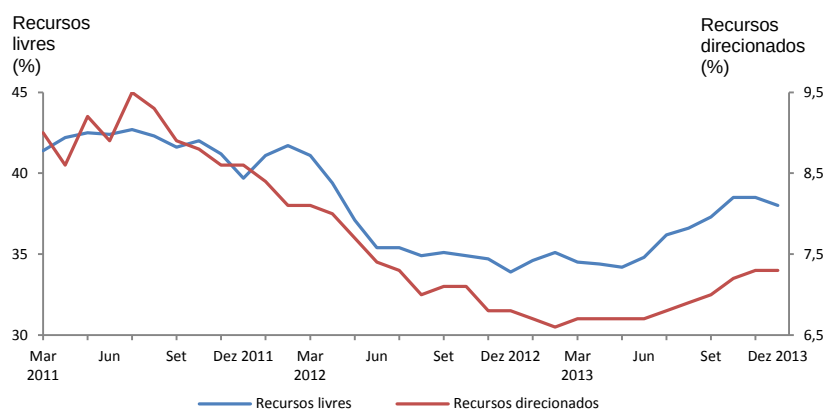
Discriminação	2011	2012	2013	R\$ bilhões	
				Variação (%)	
				2012	2013
Recursos livres	628,4	692,6	745,2	10,2	7,6
Crédito pessoal	238,9	279,1	319,6	16,8	14,5
Do qual: consignado	159,3	188,9	221,9	18,6	17,5
Aquisição de veículos	177,7	193,2	192,8	8,7	-0,2
Cartão de crédito	114,0	126,6	144,6	11,1	14,2
Cheque especial	17,6	18,3	20,2	4,0	10,4
Demais	80,2	75,4	68,0	-6,0	-9,8
Recursos direcionados	292,7	383,2	506,0	30,9	32,0
BNDES	24,8	29,2	37,1	17,7	27,1
Imobialitário	189,4	255,4	341,5	34,8	33,7
Rural	72,6	90,7	115,3	24,9	27,1
Demais	5,9	7,9	12,1	33,9	53,2

Fonte: Banco Central do Brasil

Taxas de juros, *spreads* e inadimplência

O custo médio das operações de crédito acompanhou o ciclo de aperto monetário iniciado em abril de 2013. Nesse contexto, a taxa média de juros descreveu trajetória ascendente, atingindo 19,7% em dezembro (gráfico 3), acréscimo de 1,7 p.p. em doze meses, refletindo elevações respectivas de 3,7 p.p. e 0,5 p.p. nos custos médios do crédito livre e direcionado, que atingiram 29,0% e 7,5%, respectivamente.

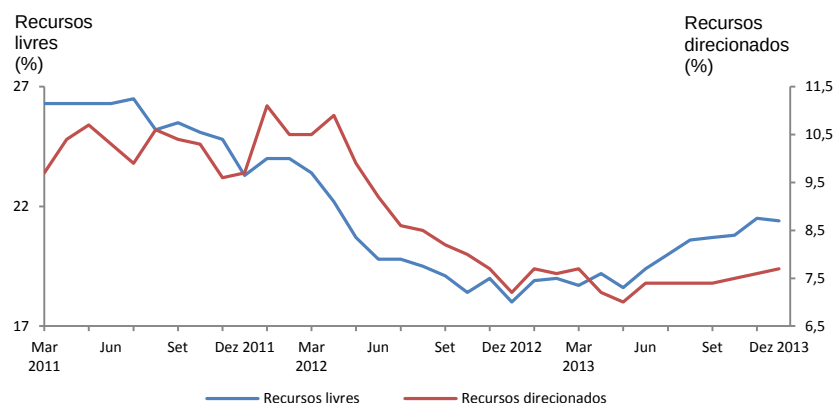
Gráfico 1 – Taxas de juros – Crédito a pessoas físicas



Fonte: Banco Central do Brasil

Nas operações com pessoas físicas, os encargos financeiros avançaram 1,3 p.p. no ano, e atingiram 25,6% em dezembro. A elevação resultou do incremento de 4,1 p.p. e 0,5 p.p. nos segmentos de recursos livres e direcionados, que apresentaram taxas médias de 38,0% e 7,3%, respectivamente (gráfico 1). Nas operações com recursos livres, destacaram-se as elevações de 9,9 p.p. e 4,4 p.p. nas modalidades cheque especial e crédito pessoal, respectivamente.

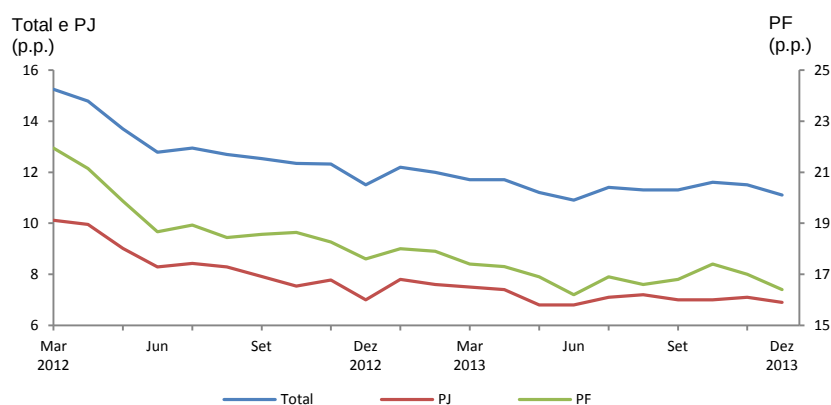
Gráfico 2 – Taxas de juros – Crédito a pessoas jurídicas



Fonte: Banco Central do Brasil

No segmento de pessoas jurídicas, a taxa média de juros situou-se em 15,1% em dezembro (gráfico 3). A alta de 1,8 p.p. em doze meses refletiu os avanços de 3,4 p.p. e 0,5 p.p. nas operações envolvendo recursos livres e direcionados, nas quais a taxa média correspondeu a 21,4% e 7,7%, respectivamente (gráfico 2). No crédito livre, destacaram-se as elevações de 4,8 p.p. na modalidade capital de giro e de 2,5 p.p. em financiamento a exportações, enquanto, nas operações com recursos direcionados, sobressaíram as altas de 2,4 p.p. e 0,7 p.p. no crédito rural e nos financiamentos imobiliários, respectivamente.

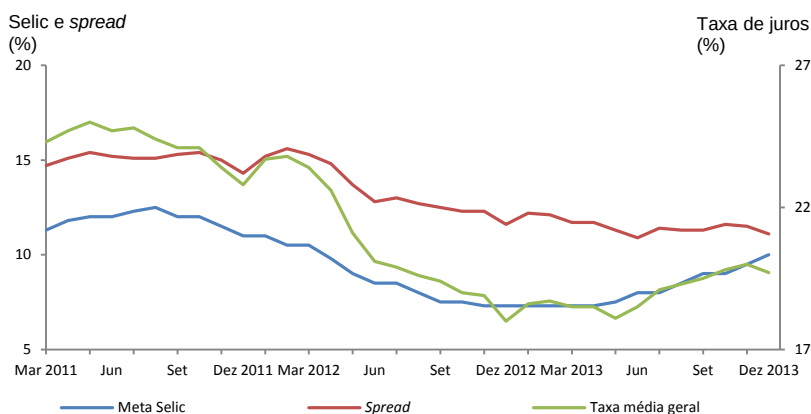
Gráfico 3 – Spread médio das operações de crédito



Fonte: Banco Central do Brasil

Apesar da elevação da taxa de juros, o *spread* bancário declinou 0,4 p.p. no ano, situando-se em 11,1 p.p. em dezembro (gráfico 4), em decorrência de aumento maior no custo de captação. A variação anual resultou dos decréscimos de 1,2 p.p. e 0,1 p.p. nos segmentos de pessoas físicas e jurídicas, que alcançaram 16,4 p.p. e 6,9 p.p., respectivamente. Os *spreads* relativos às operações com recursos livres e direcionados atingiram, 17,5 p.p. e 2,6 p.p., respectivamente.

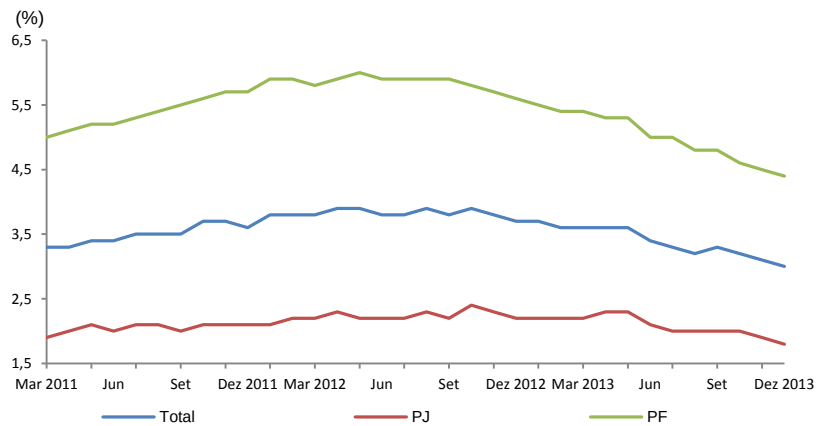
Gráfico 4 – Meta Selic, taxa de juros e *spread* médio



Fonte: Banco Central do Brasil

A taxa de inadimplência do sistema financeiro, consideradas operações com atraso superior a noventa dias, decresceu 0,7 p.p. no ano, ao situar-se em 3% em dezembro (gráfico 5). Após atingir o pico em meados de 2012, o indicador iniciou trajetória de queda e alcançou, no final de 2013, o menor valor da série histórica iniciada em março de 2011, traduzindo o declínio da inadimplência das famílias, de 5,6% (dezembro de 2012) para 4,4% (dezembro de 2013). Nesse segmento, destacaram-se as reduções anuais de 3,1 p.p. na modalidade cartão de crédito, de 1,2 p.p. nos financiamentos a veículos (decréscimo de 2,1 p.p. desde junho de 2012 quando o indicador atingiu o ápice) e de 0,8 p.p. no crédito pessoal. No crédito às pessoas jurídicas, o nível de atrasos também recuou (de 2,2% para 1,8%), com ênfase nas carteiras de financiamento a exportações (-0,6 p.p.) e de capital de giro (-0,4 p.p.).

Gráfico 5 – Taxa de inadimplência^{1/}



Fonte: Banco Central do Brasil

1/ Percentual da carteira com atraso superior a noventa dias.

Nas operações com recursos livres, a inadimplência decresceu 0,9 p.p. no ano, ao situar-se em 4,7% em dezembro. Nos segmentos de pessoas físicas e jurídicas, o indicador atingiu 6,7% e 3,1%, nessa ordem, registrando variações anuais de -1,3 p.p. e -0,6 p.p. O indicador antecedente, referente aos atrasos de 15 a 90 dias, também apresentou declínio em 2013, situando-se em 6,2% no crédito a famílias (-0,6 p.p.) e em 2,4% no âmbito das empresas (-0,1 p.p.).

No crédito com recursos direcionados, o indicador recuou 0,1 p.p. em doze meses, correspondendo a 0,9% em dezembro, refletindo as taxas de inadimplência de 1,6% e 0,4% nos segmentos de famílias e empresas, situadas nos menores valores da série histórica iniciada em março de 2011.

Decomposição do *Spread* Bancário para Clientes Preferenciais

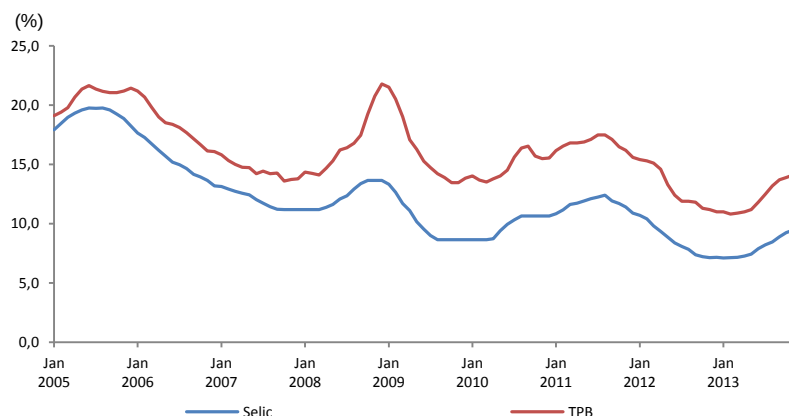
A Taxa Preferencial Brasileira (TPB) é calculada a partir de operações de crédito pactuadas mensalmente entre instituições financeiras e os respectivos clientes preferenciais¹. Por representar taxas de juros utilizadas em operações de elevado valor concedidas a clientes com baixo risco de inadimplência, a TPB permite comparação mais adequada das taxas praticadas no Brasil com as de outros países, fato esse que motivou a elaboração da decomposição do *spread* desse segmento desde o Relatório de Economia Bancária e Crédito (REBC) – 2010².

De acordo com o gráfico 6, nota-se que a evolução da TPB continua apresentando comportamento similar ao da taxa de juros básica (taxa Selic), com correlação de 0,90 no período analisado, sendo essa correlação ainda maior nos últimos três anos (0,99). Em 2013, o *spread* de aproximadamente 4,2 p.p. em relação à taxa Selic, embora tenha apresentado tendência de queda até fevereiro, inverteu esse comportamento nos últimos meses do ano e passou a apresentar valor acima da média observada no período anterior à crise financeira internacional (2,6 p.p.), de 2005 a setembro de 2008, em linha com o esperado e de acordo com o último ciclo de alta da taxa básica iniciado em abril.

¹São considerados clientes preferenciais aqueles que apresentam, simultaneamente, as seguintes características: (i) ser pessoa jurídica; (ii) possuir operações de crédito com três ou mais instituições financeiras; (iii) ter, pelo menos, uma operação em curso normal com valor maior ou igual a R\$5 milhões; (iv) possuir, pelo menos, uma operação com classificação de risco “AA”; (v) possuir operações classificadas nos riscos “AA” e “A”, cuja soma corresponda a, no mínimo, 90% (noventa por cento) do total de seu endividamento perante o Sistema Financeiro Nacional (SFN); e (vi) não possuir operações com atraso superior a noventa dias que representem mais que 1% do total de seu endividamento junto ao SFN. Para maiores detalhes, ver box “Taxa Preferencial Brasileira”, no Relatório de Estabilidade Financeira de setembro de 2011.

² Publicado em dezembro de 2011.

Gráfico 6 – Selic x TPB



Fonte: Banco Central do Brasil

Mantendo-se a metodologia apresentada no REBC – 2012, que implementou aperfeiçoamentos no cálculo da decomposição do *spread* da TPB³, as tabelas 4 e 5 apresentam a decomposição do *spread* bancário para clientes preferenciais no período de 2007 a 2013.

As maiores participações percentuais no *spread* das operações com clientes preferenciais continuaram, em 2013, sendo as das componentes “inadimplência” e “margem bruta, erros e omissões” (tabela 4). A componente “inadimplência”, após aumento em 2012, retorna a nível próximo ao de 2010. A componente “margem bruta, erros e omissões” apresentou em 2008 e em 2011 as maiores participações, respectivamente, sendo, em 2013, similar à de 2010.

³ O primeiro refere-se ao cálculo do *spread*, obtido pela diferença entre o valor da TPB apurado no mês e a taxa de captação das instituições financeiras que contrataram operações com clientes preferenciais. O segundo utiliza o algoritmo de Aumann-Shapley no intuito de separar os custos relacionados aos produtos de crédito e, posteriormente, calcular o custo médio por operação para o cálculo do custo administrativo. No que diz respeito aos recolhimentos compulsórios, à cunha fiscal e à inadimplência, foram mantidas as fórmulas de cálculo apresentadas no Relatório de Economia Bancária e Crédito – 2011, que admite que os recursos para os empréstimos aos clientes preferenciais têm origem no *funding* global da instituição e que uma *proxy* da inadimplência desse segmento pode ser obtida a partir do provisionamento mínimo requerido de todas as operações selecionadas para o cálculo da TPB que estejam na carteira de crédito das instituições financeiras.

Tabela 4 – Decomposição do *spread* bancário prefixado – TPB

Discriminação	Em proporção (%) do <i>spread</i>						
	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
1 – <i>Spread</i> total	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
2 – Custo administrativo	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
3 – Inadimplência	33,9	13,2	33,5	24,4	21,3	33,6	28,5
4 – Compulsório + Subsídio cruzado + Encargos fiscais e FGC	9,4	14,5	12,7	11,4	9,5	9,4	6,8
5 – Margem Bruta, erros e omissões (1-2-3-4)	56,7	72,3	53,8	64,2	69,3	57,0	64,7
6 – Impostos diretos	22,7	28,9	21,5	25,7	27,7	22,8	25,9
7 – Margem Líquida, erros e omissões (5-6)	34,0	43,4	32,3	38,5	41,6	34,2	38,8

Fonte: Banco Central do Brasil

A decomposição na forma de p.p. (tabela 5) apresenta, em outra perspectiva, a evolução nominal das componentes do *spread* de 2007 a 2013. Nota-se que, durante a crise internacional de 2008, o *spread* apresentou forte elevação (8,44 p.p.), seguido de acomodação em patamar próximo a 5% de 2009 a 2013⁴. Em relação à inadimplência, corroborando a análise em termos de participação no *spread*, nota-se que, após comportamento decrescente observado no período de 2009 a 2011, houve inversão na tendência a partir de 2012. Os custos administrativos continuam representando parcela relativamente pequena tanto em termos de participação no *spread* (0,0026%) como em termos nominais (0,000014 p.p.) para o período de 2007 a 2013.

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

Discriminação	Em pontos percentuais (p.p.)						
	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
A – Taxa de Aplicação	13,8	21,8	13,9	15,5	15,6	11,0	14,3
B – Taxa de Captação	10,9	13,3	8,5	10,2	9,8	7,2	8,8
1 – <i>Spread</i> total	2,9	8,4	5,4	5,4	5,8	3,8	5,5
2 – Custo administrativo	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
3 – Inadimplência	1,0	1,1	1,8	1,3	1,2	1,3	1,6
4 – Compulsório + Subsídio cruzado + Encargos fiscais e FGC	0,3	1,2	0,7	0,6	0,6	0,4	0,4
5 – Margem Bruta, erros e omissões (1-2-3-4)	1,7	6,1	2,9	3,5	4,0	2,2	3,5
6 – Impostos diretos	0,7	2,4	1,2	1,4	1,6	0,9	1,4
7 – Margem Líquida, erros e omissões (5-6)	1,0	3,7	1,7	2,1	2,4	1,3	2,1

Fonte: Banco Central do Brasil

⁴ Em 2012 observa-se uma redução do *spread* em níveis similares ao período pré-crise, contudo, tal patamar não se manteve, voltando aos níveis observados nos anos anteriores.

No que diz respeito à componente “compulsório, subsídio cruzado, encargos fiscais e FGC”, nota-se estabilidade em relação a 2012, resultado da ampliação do *spread* que compõe a base de cálculo para os tributos indiretos (PIS, Cofins) e do aumento da taxa básica que remunera os compulsórios.

A componente “margem bruta, erros e omissões” apresentou elevação em 2013, em níveis próximos ao observado em 2011, contudo, inferiores ao identificado no auge da crise internacional de 2008.

Análise de Resultados da Pesquisa Trimestral de Condições de Crédito

Com o propósito de ampliar e aprimorar o conjunto de informações sobre a conjuntura macroeconômica, desde março de 2011 o Banco Central coleta opiniões sobre as condições do crédito bancário nacional. Nesse sentido, são preenchidos questionários qualitativos enviados a cada final de trimestre às instituições financeiras representativas dos seguintes segmentos do mercado de crédito: pessoas jurídicas – grandes empresas (PJG); pessoas jurídicas – micro, pequenas e médias empresas (PJM); pessoas físicas – crédito habitacional (PFH); e pessoas físicas – crédito voltado ao consumo (PFC).

Os indicadores se referem à percepção dos agentes a respeito das condições de oferta, de demanda e de aprovação de crédito observadas no trimestre corrente, bem como as expectativas sobre o comportamento para o próximo trimestre⁵.

Esta seção apresenta os fatores que determinaram movimentos nas condições de oferta e nas de demanda por crédito na avaliação dos especialistas consultados, bem como compara os valores dos indicadores de aprovação com os valores efetivamente observados de novas concessões de crédito em cada um dos segmentos acima mencionados entre o início de 2011 e o final de 2013.

Fatores determinantes do comportamento da oferta e demanda por crédito

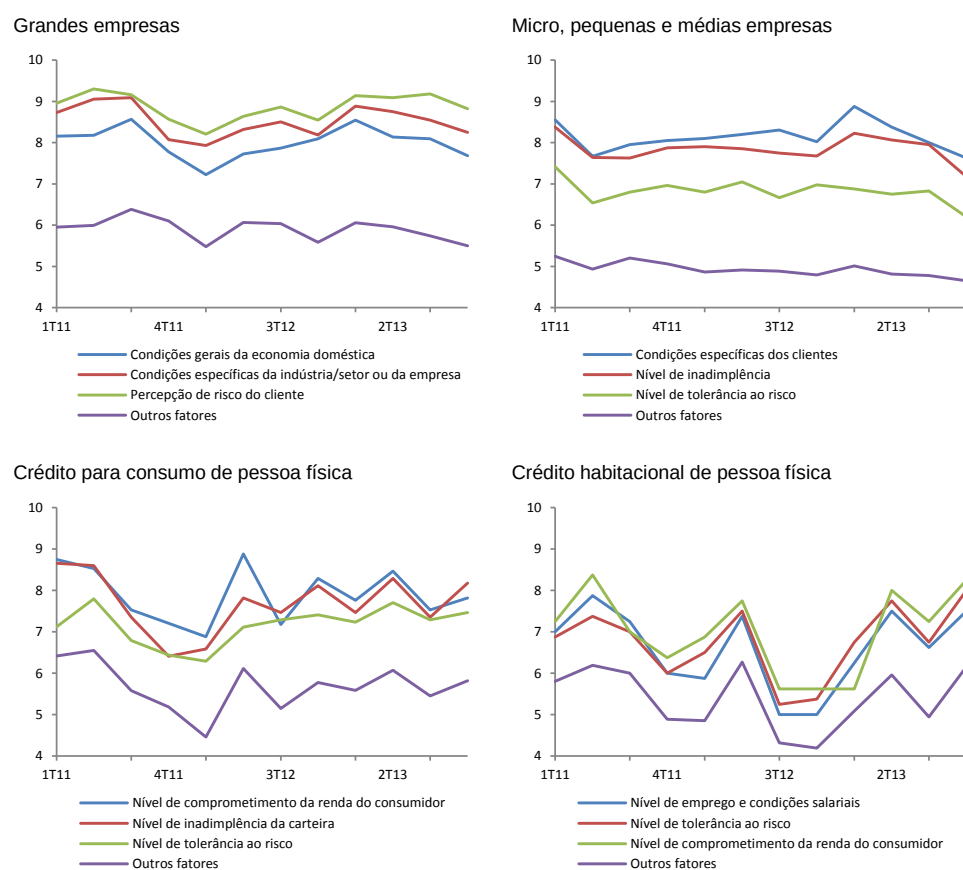
Em 2013, a amostra utilizada na Pesquisa Trimestral de Condições de Crédito no Brasil (PTC) englobou 46 conglomerados e instituições financeiras, que, em dezembro de 2013, eram credores de cerca de 92% do total do crédito do segmento PJG (22 instituições), 91% do segmento PJM

⁵ Detalhes sobre a construção dos indicadores podem ser verificados no Trabalho para Discussão nº 245 – Pesquisa Trimestral de Condições de Crédito no Brasil, de junho de 2011.

(40 instituições), 90% do segmento PFC (17 instituições) e 99% do segmento PFH (8 instituições).

Na PTC, os respondentes atribuem nota de zero a dez ao grau de importância de cada fator listado (zero para os fatores irrelevantes e dez para fatores que mais influenciam a capacidade ou a disposição de ofertar ou demandar crédito). A figura 1 apresenta, para cada segmento, a evolução da média dos três principais fatores determinantes da oferta, bem como o comportamento médio dos demais itens mencionados como relevantes no processo decisório sobre a política de concessão a ser adotada.

Figura 1 – Importância histórica dos fatores responsáveis pelo comportamento do indicador de oferta



Fonte: Banco Central do Brasil

É possível notar que, de forma geral, os fatores mais relevantes estiveram associados diretamente ao risco de inadimplência ou a aspectos conjunturais que poderiam comprometer a capacidade de pagamento dos tomadores.

Também pode-se perceber que a importância relativa de cada fator tende a se manter ao longo do tempo, salvo algumas exceções como no

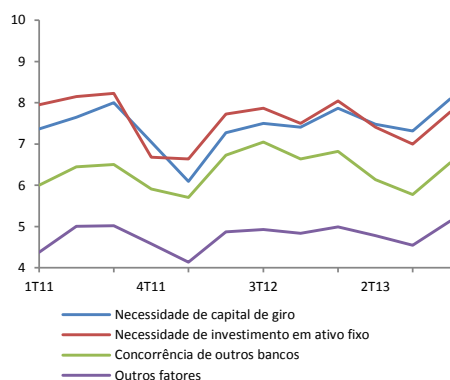
segmento de crédito habitacional em que o nível de comprometimento da renda do consumidor deixou de ser o fator mais importante na avaliação da oferta para o segmento, no terceiro trimestre de 2011 (3T11) e no primeiro trimestre de 2013 (1T13), cedendo sua posição temporariamente para o nível de emprego e condições salariais, e, para o nível de tolerância ao risco, respectivamente.

Destaca-se também, no segmento de crédito voltado ao consumo de pessoas físicas, o aumento da importância relativa do nível de inadimplência da carteira que, no 4T13, tornou-se o fator mais relevante na oferta de crédito para o segmento superando a importância do nível de comprometimento de renda do consumidor, fato que não era observado desde o 3T12.

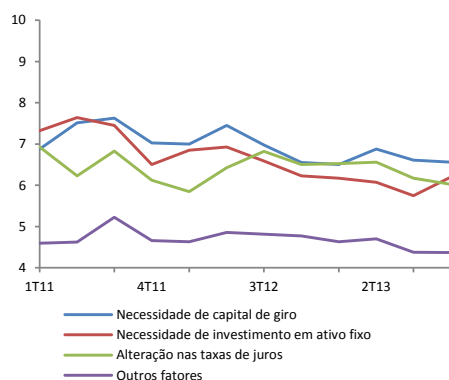
A figura 2 apresenta a evolução média da importância atribuída aos principais fatores que determinam a demanda por crédito.

Figura 2 – Importância histórica dos fatores responsáveis pelo comportamento do indicador de demanda

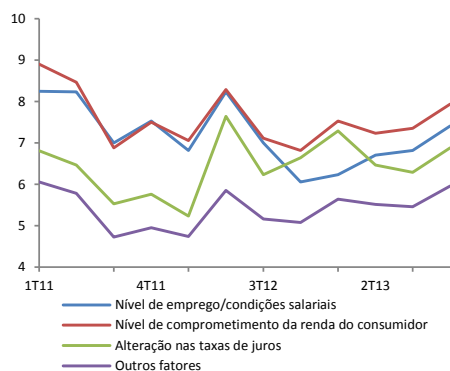
Grandes empresas



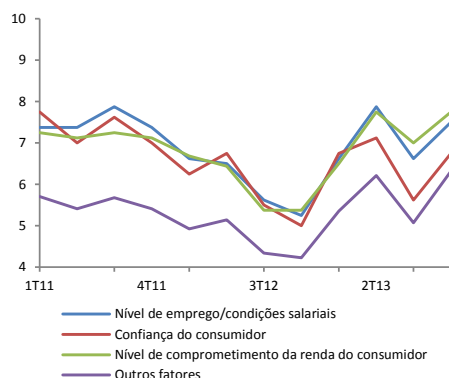
Micro, pequenas e médias empresas



Crédito para consumo de pessoa física



Crédito habitacional de pessoa física



Fonte: Banco Central do Brasil

Nos segmentos de pessoas jurídicas, a necessidade de reforço do capital de giro e a realização de novos investimentos em ativos fixos são os fatores que mais influenciam a demanda por novas operações de crédito. Entretanto, enquanto para grandes empresas a concorrência entre bancos é apontada como um fator decisivo, no caso de MPMEs, a alteração nas taxas de juros merece destaque.

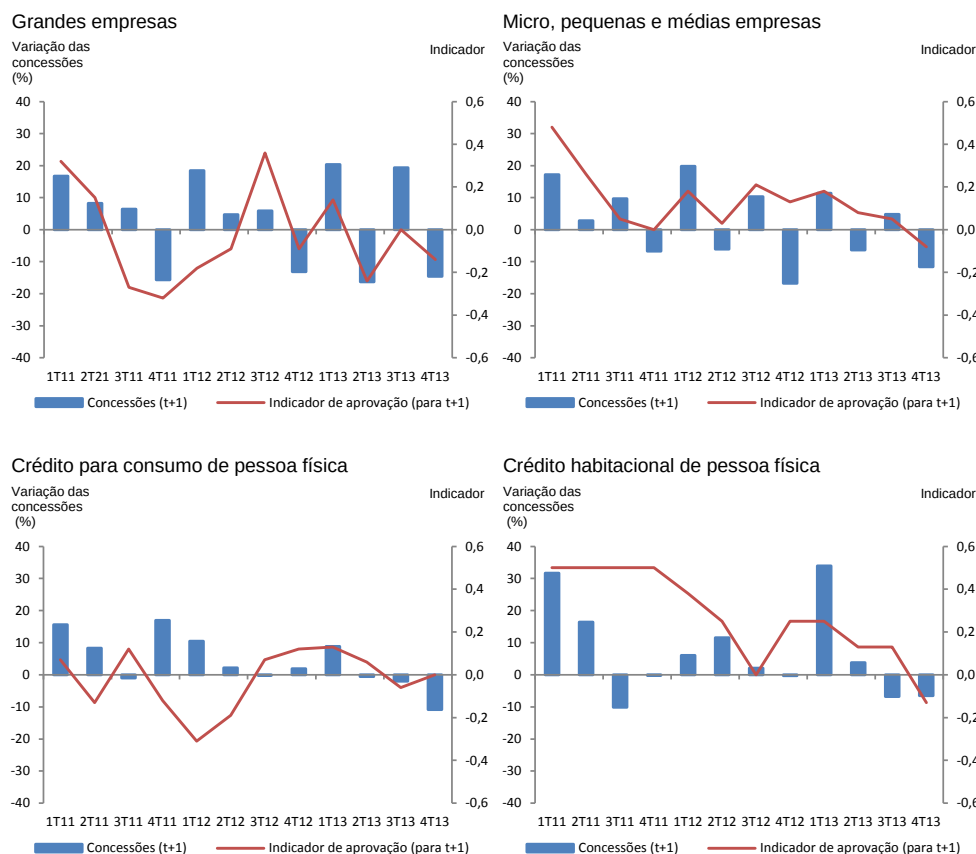
Diferentemente do que ocorre com os fatores que influenciam a oferta, a importância dos fatores que influenciam a demanda apresenta maior variação ao longo do tempo. Comparando os valores observados no final de 2012 com os observados no final de 2013, percebe-se que, para grandes empresas, a necessidade de capital de giro ganhou importância relativa em detrimento do investimento em ativo fixo. No caso de MPMEs, o investimento em ativo fixo ganhou importância em detrimento das alterações nas taxas de juros. Para o crédito voltado ao consumo de pessoas físicas, nesse mesmo período, merece destaque a maior importância dada ao nível de emprego/condições salariais, que a partir do 2T13 voltou a superar as alterações nas taxas de juros como o segundo fator de maior relevância.

Relação entre o indicador da porcentagem de aprovação de novas concessões e a variação observada de novas concessões

Nesta seção, o indicador de expectativa do trimestre em análise (t) é comparado com as variações percentuais do volume de novas concessões do trimestre subsequente ($t+1$) para cada segmento⁶, com vistas a avaliar possível relação entre esses indicadores bem como a capacidade preditiva, em termos de tendência.

⁶ Para a construção das novas concessões segundo porte, aplicou-se o critério de classificação utilizado pelo Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (Sebrae), sendo classificadas como grandes empresas as pessoas jurídicas que exercem atividades econômicas industriais e de construção e que possuem número mínimo de quinhentos empregados ou que exercem atividades econômicas comerciais ou de serviços e que possuem um mínimo de cem empregados.

Figura 3 – Concessões e indicador de condições de crédito



Fonte: Banco Central do Brasil

O comportamento do indicador de expectativa antecipa razoavelmente bem a variação no volume de novas concessões observada no trimestre seguinte, principalmente nos segmentos de crédito para pessoas jurídicas, e, em especial as de grande porte (figura 3). Por exemplo, no segmento PJG, o indicador das condições de crédito variou no mesmo sentido da evolução das concessões em dez trimestres, do total de onze variações observadas, e no segmento PJM, a variação do indicador foi no mesmo sentido observado nas concessões em nove trimestres.

Nos segmentos de pessoas físicas, apesar de demonstrar menor eficiência, os indicadores de expectativas permitem identificar a tendência nos períodos mais recentes. É o caso, por exemplo, da ligeira recuperação do crédito voltado ao consumo, observada no final de 2012 e início de 2013 seguida de queda a partir do 2T13. Também é o caso da recuperação pontual nas concessões de crédito habitacional no 1T13 seguida de queda mais significativa até o final da série disponível no 4T13.

Em suma, há evidências de aderência entre os indicadores e a dinâmica dos diversos segmentos do mercado de crédito, principalmente para o segmento de pessoas jurídicas e, mais recentemente, também para os segmentos de pessoas físicas, fato que reforça o papel dos indicadores de condições de crédito como fonte de informação macroeconômica relevante para a condução da política monetária e para a análise de cenários por parte dos agentes econômicos. Por essa razão, o BCB disponibiliza essas séries históricas em seu sítio na Internet por meio do Sistema Gerenciador de Séries Temporais (SGS). As séries são atualizadas a cada trimestre logo após a publicação de cada Boletim Regional do Banco Central do Brasil (BCB).

Pesquisa Estabilidade Financeira

Introdução

Adotando visão prospectiva, o Banco Central do Brasil, por meio do Departamento de Estudos e Pesquisas (Depep), realiza trimestralmente a Pesquisa Estabilidade Financeira (PEF) para identificar os principais riscos percebidos pelas instituições financeiras. As instituições financeiras ponderam considerações sobre eventuais dificuldades em lidar com tais riscos no âmbito da atividade bancária, bem como atribuem probabilidades à ocorrência de um evento de alto impacto sobre o sistema financeiro no curto prazo (em até 12 meses) e no médio prazo (em até três anos) e avaliam como tal probabilidade se alterou em relação ao trimestre precedente. Adicionalmente, cada instituição financeira consultada avalia o grau de confiança na estabilidade do SFN.

Referida pesquisa proporciona ao BCB informação complementar a respeito dos riscos à estabilidade financeira, o que pode auxiliar no processo de regulação e de supervisão do sistema bancário.

A amostra da Pesquisa Estabilidade Financeira é formada por instituições financeiras dos segmentos bancários I e II⁷. As respostas ao questionário, em geral, são elaboradas por executivos da área de gerenciamento de risco das instituições financeiras.

Questionário da pesquisa

A pesquisa consiste de seis questões segmentadas em dois módulos. O primeiro módulo visa identificar fontes de riscos à estabilidade do sistema financeiro. No segundo módulo, procura-se captar a percepção das entidades reguladas quanto à estabilidade financeira.

⁷ O segmento bancário I (B1) é formado por banco comercial, banco múltiplo com carteira comercial ou caixa econômica e por conglomerado financeiro composto ao menos por uma das instituições anteriores. O segmento bancário II (B2) é formado por banco múltiplo sem carteira comercial e banco de investimento e por conglomerado financeiro composto ao menos por uma das instituições anteriores. Bancos de desenvolvimento não estão incluídos na pesquisa.

Amostra

Correntemente, a PEF compreende uma amostra de 49 bancos e conglomerados financeiros, representativa de 83,4% dos ativos do sistema financeiro nacional e de 97,6% dos ativos do sistema bancário.

Riscos à estabilidade financeira

A tabela 6 lista os dez riscos mais frequentemente citados pelos respondentes como ameaças à estabilidade financeira, se vierem a se materializar.

Na perspectiva dos respondentes, no último trimestre de 2013, risco de mercado é o fator mais frequentemente apontado, sendo que 57% enquadram essa fonte de risco como mais difícil de gerenciar. Entre as fontes de preocupação relatadas pelos respondentes, associadas ao risco de mercado, destacam-se, por ordem de frequência: taxa de juros, preço de commodities, e taxa de câmbio.

Preocupações sobre o cenário externo aparecem como segunda ameaça à estabilidade financeira mais frequentemente citada pelos respondentes. Com relação a esse fator de risco, em 2013 os respondentes manifestaram preocupação com a recuperação do crescimento econômico de importantes economias, tais como Estados Unidos, União Europeia, Japão e China, bem como possíveis efeitos adversos das políticas econômicas desses países relativamente ao volume de comércio e ao fluxo de capitais envolvendo o Brasil.

Finalmente, os cinco riscos que os respondentes consideram mais difíceis de gerenciar são: i) risco de liquidez (92%); ii) crise de confiança causada pela falência de uma instituição financeira importante (83%); iii) aumento do nível da inflação (77%); iv) risco soberano (63%); e v) mudanças regulatórias no SFN (60%).

Tabela 6 – Fatores de risco à estabilidade financeira do Sistema Financeiro Nacional em 2013

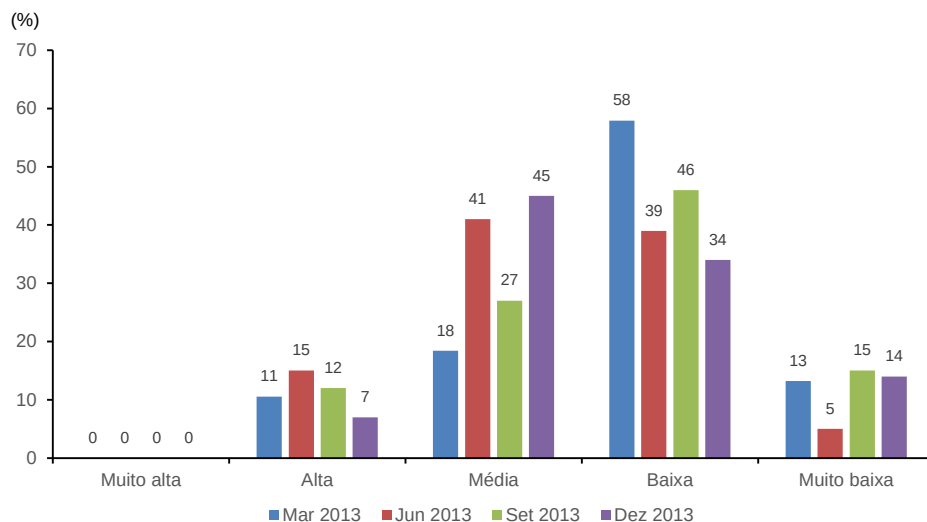
Discriminação	(%)			
	1º Trimestre	2º Trimestre	3º Trimestre	4º Trimestre
Cenário externo	19,0	20,6	19,0	13,2
Risco de mercado	12,7	16,0	14,1	14,6
Inadimplência	15,9	14,4	11,7	11,8
Inflação	7,9	10,8	11,0	9,0
Recessão econômica	7,4	6,2	5,5	9,0
Risco de liquidez	9,5	7,2	7,4	8,3
Risco soberano	1,6	1,5	3,7	5,6
Risco Fiscal	2,6	2,1	3,1	4,9
Falência de instituição financeira	6,9	4,6	5,5	4,2
Mudanças regulatórias	7,4	4,6	5,5	3,5

Fonte: Banco Central

Probabilidade de evento de alto impacto em curto prazo

O gráfico 7 apresenta a avaliação das instituições respondentes sobre a probabilidade de ocorrência de um evento de alto impacto no sistema financeiro no curto prazo. Para essa questão, cinco respostas são possíveis: muito alta, alta, média, baixa e muito baixa. Comparando as respostas para 2013, observa-se que houve deslocamento da classe “baixa” para a de “média” probabilidade de ocorrência de um evento de alto impacto, compensada, contudo, pela estabilidade das respostas que atribuem “muito baixa” probabilidade e pela redução da frequência da classe “alta”.

Gráfico 7 – Probabilidade de ocorrência de evento de alto impacto em curto prazo

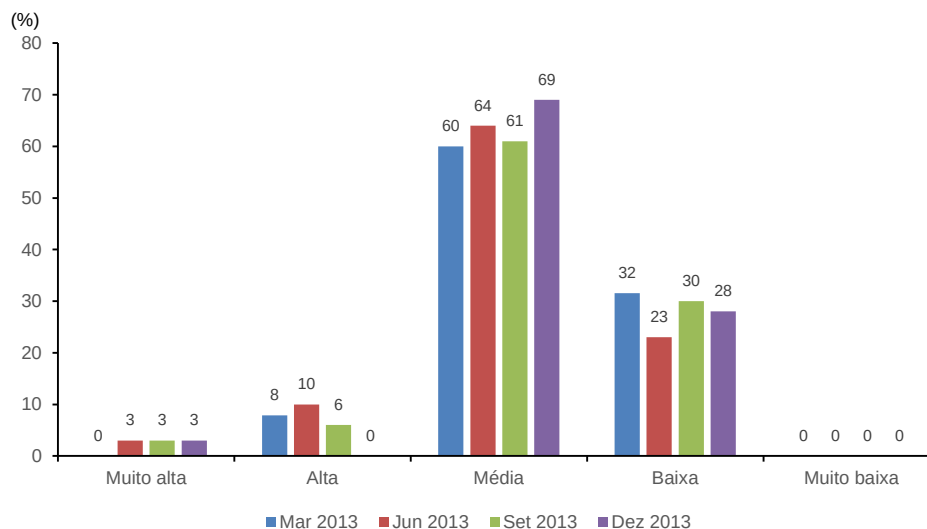


Fonte: Banco Central do Brasil

Probabilidade de evento de alto impacto em médio prazo

A avaliação dos respondentes sobre a probabilidade de o sistema ser atingido por um evento de alto impacto no médio prazo apresenta a distribuição mostrada no gráfico 8. Observa-se que a percepção de risco concentra-se nas classes de “média” e de “baixa” probabilidade de realização, mostrando-se relativamente estável durante o período examinado.

Gráfico 8 – Probabilidade de ocorrência de evento de alto impacto em médio prazo



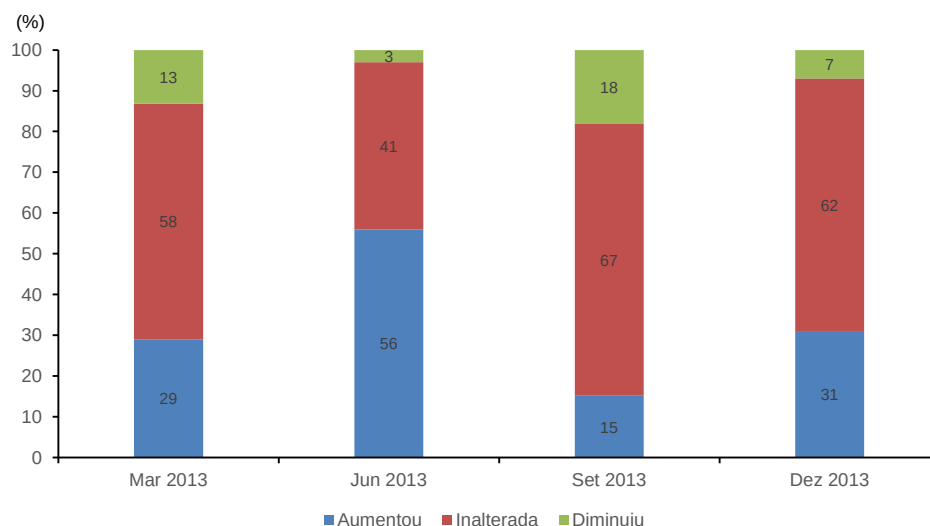
Fonte: Banco Central do Brasil

Alteração das condições de estabilidade financeira

A evolução da probabilidade de ocorrência de um evento de alto impacto sobre o sistema financeiro para os próximos 12 meses (curto prazo) é apresentada no gráfico 9. Com exceção do levantamento realizado em junho de 2013, observa-se que a maioria dos respondentes acredita que as condições de estabilidade financeira não se alteraram.

Com relação à probabilidade de ocorrência de um evento de alto impacto no médio prazo, nota-se, pela visualização do gráfico 10, que a percepção de riscos melhorou no segundo semestre de 2013 quando comparada ao início daquele ano.

Gráfico 9 – Grau de concordância dos respondentes (curto prazo)



Fonte: Banco Central do Brasil

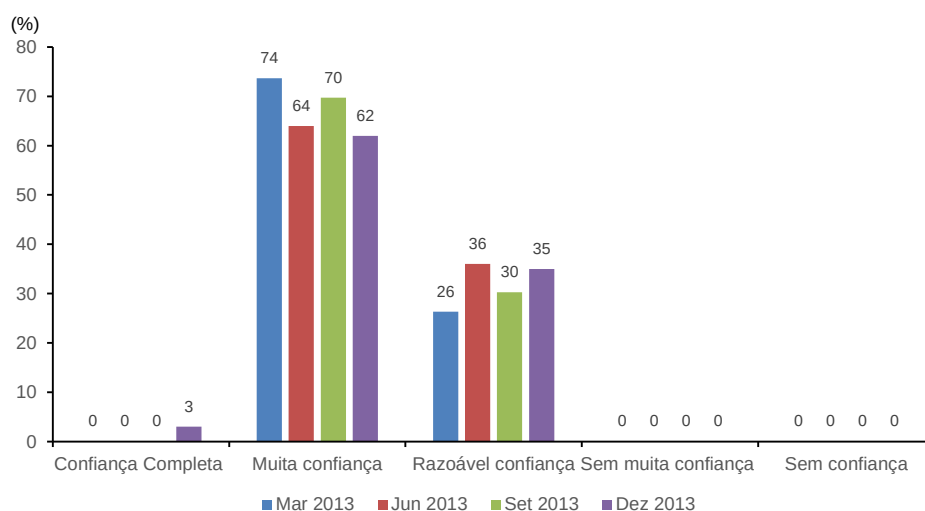
Confiança na estabilidade do sistema financeiro

Para o quesito “grau de confiança na estabilidade do sistema financeiro”, cinco respostas são esperadas: confiança completa, muita confiança, razoável confiança, sem muita confiança e sem confiança.

Em que pese a acomodação da liquidez global durante praticamente todo o ano, em 2013 a confiança dos respondentes na estabilidade financeira manteve-se alta (gráfico 11).

Agregando-se as respostas dos respondentes sobre o grau de confiança no sistema financeiro em uma única medida (confiança líquida), mediante ponderação de cada classe⁸, nota-se relativa estabilidade durante 2013, apresentando crescimento localizado no levantamento realizado em junho (gráfico 12).

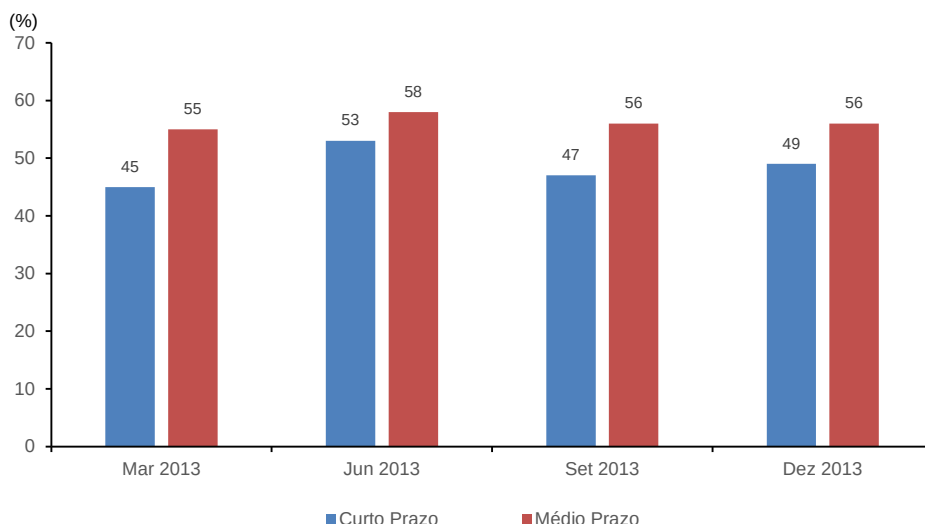
Gráfico 11 – Confiança na estabilidade financeira



Fonte: Banco Central do Brasil

⁸ O percentual líquido da confiança dos respondentes na estabilidade do sistema financeiro foi calculado por meio de média ponderada das respostas considerando os seguintes pesos: confiança completa (1,0), muita confiança (0,8), razoável confiança (0,6), sem muita confiança (0,4) e sem confiança (0,2).

Gráfico 12 – Confiança líquida na estabilidade financeira



Fonte: Banco Central do Brasil

Grau de concordância dos respondentes

A partir das respostas individuais dos bancos, pode-se avaliar o grau de concordância usando o conceito de entropia. A entropia, ρ , de uma distribuição de probabilidade, $p_i (i = 1, \dots, N)$, de uma variável aleatória discreta é definida como:

$$\rho = - \sum_{i=1}^N p_i \ln(p_i) \quad (1)$$

No caso da PEF, p_i representa a proporção de respostas para determinada classe da questão sob exame, sendo $i = 1, \dots, N$ o número de respostas esperadas para cada quesito. A entropia alcança seu valor máximo quando todos os estados são igualmente prováveis, ou seja, $p_i = 1/N$, para todo i . Neste caso, a entropia máxima será igual a:

$$\rho_{max} = - \sum_{i=1}^N 1/N \ln(1/N) = \ln(N) \quad (2)$$

A entropia máxima corresponde a uma situação em que a incerteza é máxima, havendo completa discordância entre os respondentes sobre determinado quesito. Por outro lado, quando apenas um evento é observado, ou seja, $p_i = 1$ para algum i e $p_j = 0$, para $i \neq j$, a incerteza é inteiramente inexistente, havendo $\rho_{min} = 0$. Neste caso, haveria completa concordância entre os respondentes, os quais escolheriam a mesma resposta para dado quesito.

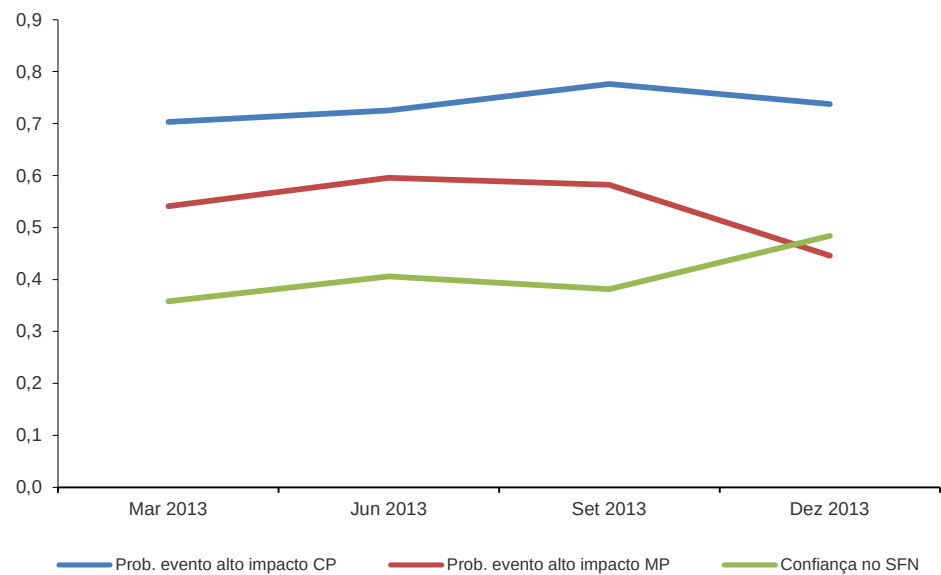
Dado que o valor máximo da entropia varia segundo o número de classes de respostas esperadas, a medida de entropia é normalizada por:

$$\rho_P = - \frac{\sum_{i=1}^N p_i \ln(p_i)}{\ln(N)} \quad (3),$$

o que permite que o grau de concordância dos bancos possa ser avaliado relativamente a cada questão.

Conforme se pode observar no gráfico 13, os respondentes apresentam maior grau de concordância em relação à ocorrência de um evento de alto impacto no médio prazo do que em relação à ocorrência de tal evento em curto prazo. De modo idêntico, há maior consenso dos bancos com relação à confiança na estabilidade financeira do que em relação à ocorrência de um evento de alto impacto no sistema financeiro no curto prazo.

Gráfico 13 – Grau de concordância dos respondentes



Fonte: Banco Central do Brasil

Parte II

Estudos Seleccionados

1 Impacto da Interconectividade sobre Eficiência Bancária: Uma análise do caso brasileiro

Solange Maria Guerra¹

Benjamin Miranda Tabak²

Rodrigo Cesar de Castro Miranda³

1. Introdução

Este trabalho avalia se a conectividade no mercado interbancário, medida por ferramentas de teoria de redes complexas, impacta a eficiência dos bancos brasileiros. Analisa-se o efeito de características específicas das interconexões bancárias sobre a eficiência, considerando tanto medidas de interconectividade individual dos bancos quanto medidas de topologia da rede.

O tema eficiência bancária tem ocupado lugar de destaque na agenda de pesquisa nas últimas décadas (Berger *et al.* (2009) e Duygun *et al.* (2013)). O nível de eficiência dos bancos é importante para a avaliação da assunção de risco, de risco sistêmico, dos *spreads* bancários e, de forma mais geral, da solidez do sistema financeiro (Tabak *et al.* (2013)). Desde o artigo seminal de Allen e Gale (2000), sabe-se que a topologia da rede de interconexões é um fator importante na análise de risco sistêmico (ver também Cajueiro e Tabak (2008) e Lenzu e Tedeschi (2012)). Além disso, a recente crise financeira global evidenciou a importância de como os bancos estão interconectados e como essa interconexão pode gerar risco sistêmico.

Para mensurar a interconexão dos bancos, utilizam-se medidas de teoria de redes complexas. O uso dessa teoria para analisar o relacionamento no mercado financeiro não é novo. De Masi *et al.* (2010) e De Masi e Gallegati (2012) usam teoria de redes para estudar a estrutura de interconexões dos empréstimos

¹ Banco Central do Brasil, Departamento de Estudos e Pesquisas. E-mail: solange.guerra@bcb.gov.br

² Senado Federal e Universidade Católica de Brasília. E-mail: benjaminm.tabak@gmail.com

³ Banco Central do Brasil, Departamento de Estudos e Pesquisas e Universidade de Brasília. E-mail: rodrigo.miranda@bcb.gov.br

bancários para firmas na Itália e no Japão. Fujiwara *et al.* (2009) investigam a fragilidade na rede de crédito e descrevem as mudanças ocorridas ao longo do tempo na topologia da rede de empréstimos entre bancos e grandes firmas no Japão. Entretanto, este é o primeiro trabalho que relaciona medidas de rede para o mercado interbancário e eficiência bancária.

O mercado interbancário pode afetar a eficiência por meio de diversos canais. A principal fonte de financiamento dos bancos são os depósitos, que geralmente têm baixos custos de captação. O mercado interbancário pode ser visto como uma fonte adicional e importante de captação. Bancos podem usar o mercado interbancário para gerenciar liquidez e para aumentar seus recursos disponíveis para aproveitar oportunidades lucrativas de investimentos. Recursos captados no mercado interbancário podem ser mais baratos que outras possíveis fontes de financiamentos e, dessa forma, podem aumentar a eficiência custo e a eficiência lucro dos bancos.

A captação no mercado interbancário implica que os bancos podem estar interconectados por meio de uma rede de ativos financeiros. A recente crise global mostrou que a topologia dessa rede é relevante para avaliar eventos de risco sistêmico, como o de um choque em um banco específico, que pode afetar bancos vizinhos e, conseqüentemente, contagiar todo o sistema pelo efeito dominó.

Redes do mercado interbancário e suas características específicas, como densidade, podem impactar o setor bancário e, por conseguinte, afetar as eficiências custo e lucro dos bancos. Se uma rede é concentrada em bancos específicos, então esses bancos podem ser vistos como “interconectado demais para falir” ou “grande demais para falir” e obter vantagens dessas características reduzindo seus custos de captação ou ampliando suas oportunidades de investimentos, o que, por sua vez, afetam suas eficiências. Características da interconectividade individual dos bancos na rede podem também estar relacionadas à eficiência. Bancos mais conectados na rede podem diversificar seus passivos e, conseqüentemente, seus riscos de captação, reduzindo os efeitos de possíveis choques no mercado de empréstimos interbancários. Por outro lado, se os bancos diversificam os empréstimos concedidos no mercado interbancário, podem diversificar seus investimentos, reduzindo possivelmente riscos associados à falência dos tomadores do empréstimo.

Neste trabalho, estimam-se as eficiências custo e lucro usando a abordagem paramétrica “Análise de Fronteira Estocástica”. Além disso, avalia-se a eficiência assunção de risco. Espera-se que a captação no mercado interbancário e a importância relativa dos bancos na rede expliquem não só as eficiências custo e lucro, mas também a eficiência assunção de risco. Para estimar a eficiência assunção de risco utiliza-se a medida *Z-score*. Nesse caso, bancos na fronteira da eficiência assunção de risco são aqueles que, dados os insumos, produzem mais serviços e têm menores níveis de assunção de risco e, portanto, são financeiramente sólidos.

Os resultados obtidos sugerem que tanto as características individuais da interconectividade dos bancos como as características da rede são importantes na análise da eficiência bancária. De maneira geral, interconectividade individual impacta mais os níveis das ineficiências custo e assunção de risco. Por outro lado, a topologia da rede impacta mais os níveis das ineficiências lucro e assunção de risco.

O restante do artigo está organizado da seguinte maneira. A seção 2 apresenta a metodologia e os dados utilizados. A seção 3 apresenta os resultados empíricos obtidos, enquanto que a seção 4 apresenta as considerações finais.

2. Metodologia e dados

2.1 Mensurando eficiência

Para o desenvolvimento deste trabalho, utiliza-se a abordagem paramétrica “Análise de Fronteira Estocástica”, proposta simultaneamente por Aigner *et al.* (1977) e Meeusen e Van den Broeck (1977), para estimar a fronteira de eficiência bancária. Além disso, segue-se a abordagem de intermediação proposta por Sealey e Lindley (1977), a qual trata bancos como intermediários que captam fundos junto a poupadores e os transforma em ativos rentáveis, como empréstimos.

Dois conceitos econômicos de eficiência são mais frequentemente empregados para mensurar a eficiência de instituições financeiras: eficiência custo e eficiência lucro. Eficiência custo é o critério mais encontrado na literatura. Considerando bancos que produzem os mesmos serviços sob as mesmas condições, eficiência custo mede quão perto do custo mínimo um banco está, sendo este mínimo determinado pelos bancos da amostra com as “melhores práticas” (Berger *et al.* (2009). Entretanto, eficiência lucro é considerada mais informativa que a

eficiência custo. Alguns pesquisadores argumentam que a eficiência custo oferece apenas uma visão parcial do banco, já que não considera suas receitas (Maudos *et al.* (2002)). A maximização do lucro requer que os bens e serviços sejam produzidos a um custo mínimo e, ao mesmo tempo, que as receitas sejam maximizadas. Além das eficiências custo e lucro, Fang *et al.* (2011) e Tabak *et al.* (2012) estimam a fronteira de eficiência de assunção de risco. O presente trabalho segue essas literaturas e analisa o impacto das interconexões bancárias sobre a eficiência, considerando as fronteiras de eficiência custo, lucro e assunção de risco.

Para mensurar assunção de risco utiliza-se a medida *Z-score*, presente em diversos estudos para avaliar o comportamento quanto à assunção de risco, o que corrobora sua aceitação na literatura (Mercieca *et al.* (2007), Laeven e Levine (2007), Houston *et al.* (2010) e Demirguç-Kunt e Huizinga (2013)). O *Z-score* é definido como $Z\text{-score} = (\text{ROA média} + \text{razão média de Capital sobre ativos}) / (\text{Volatilidade do ROA})$, em que ROA é a rentabilidade sobre os ativos. O *Z-score* mensura o número de desvios-padrão do ROA que o ROA mais a alavancagem do banco deve diminuir para que o banco se torne insolvente. Em outras palavras, o *Z-score* é inversamente proporcional à probabilidade de *default* do banco.

Emprega-se o modelo proposto por Battese e Coelli (1995) para investigar o impacto da interconectividade no mercado interbancário sobre a ineficiência bancária, o qual tem a vantagem de, em um único passo, possibilitar a estimação da fronteira de eficiência e, simultaneamente, modelar a ineficiência bancária utilizando um conjunto de variáveis explicativas. A especificação proposta por Battese e Coelli (1995) evita o viés da abordagem em dois passos, a qual considera a eficiência meia-normalmente distribuída no primeiro passo, enquanto que no segundo passo a eficiência é considerada normalmente distribuída e dependente de variáveis explicativas.

Os níveis de ineficiência são estimados por meio da forma funcional *translog*, amplamente utilizada na literatura para estimar as fronteiras custo, lucro e assunção de risco. Por conveniência, mostramos apenas a função custo:

$$\ln\left(\frac{C}{w_2 z}\right)_{it} = \beta_0 + \sum_{j=1}^3 \beta_j \ln\left(\frac{y_j}{z}\right)_{it} + \sum_{j=1}^3 \sum_{k=1}^3 \beta_{jk} \ln\left(\frac{y_j}{z}\right)_{it} \ln\left(\frac{y_k}{z}\right)_{it} + \\ \alpha_1 \ln\left(\frac{w_1}{w_2}\right)_{it} + \frac{1}{2} \alpha_{11} \ln\left(\frac{w_1}{w_2}\right)_{it} \ln\left(\frac{w_1}{w_2}\right)_{it} + \sum_{k=1}^3 \theta_j \ln\left(\frac{y_j}{z}\right)_{it} \ln\left(\frac{w_1}{w_2}\right)_{it} \\ + \text{year dummies} - u_{it} + v_{it} \quad (1)$$

em que i e t são os índices para bancos e ano, respectivamente, $j = k = 1, 2, 3$ são os índices para os três produtos e $\beta_{jk} = \beta_{kj}$. C representa o custo total do banco. São considerados três produtos (y): empréstimos totais líquidos de empréstimos em atraso, ativos líquidos e depósitos; dois preços de insumos (w): despesas provenientes de juros sobre depósitos totais e despesas não proveniente de juros sobre ativos fixos; e um insumo fixo (z): total de ativos rentáveis. A normalização da função custo pelo total de ativos rentáveis do banco reduz a heterocedasticidade e permite que bancos de qualquer tamanho tenham os termos de resíduos, a partir dos quais os níveis de ineficiência são estimados, comparáveis. A normalização pelo preço de insumo w_2 assegura a homogeneidade dos preços. O termo v_{it} é o erro aleatório que incorpora os erros de mensuração e sorte, enquanto que o termo u_{it} está associado ao nível de ineficiência do banco. Nós também incluímos no modelo *dummies* de tempo para controlar para mudanças decorrentes de desenvolvimento tecnológico ou alteração nos ambientes econômico e regulatório.

Seguindo Battese e Coelli (1995), o termo de ineficiência u_{it} é especificado como:

$$u_{it} = \delta_0 + \delta_{it} x_{it} + m_{it} \quad (2)$$

em que a variável aleatória m_{it} é definida pela distribuição normal truncada com média zero e variância σ^2 , de forma que a distribuição seja truncada no ponto $-\delta_0 - \delta_{it} x_{it}$. O vetor x_{it} representa as variáveis explicativas para a ineficiência bancária.

As equações (1) e (2) são estimadas simultaneamente por meio do método de máxima verossimilhança implementado por Belotti *et al.* (2013).

As fronteiras custo, lucro e assunção de risco são estimadas de forma similar. No entanto, há um problema ao aplicar o logaritmo ao lucro, já que essa variável pode assumir valores negativos. Para resolver esse problema, segue-se Bos e Koetter (2011) que empregam uma variável independente adicional – o Indicador

de *Performance* Negativa (IPN) – que assume valor 1 quando o lucro é positivo e assume o valor absoluto do lucro quando este é negativo ou nulo. Por outro lado, a variável dependente lucro é substituída por uma variável que assume valor 1 quando o lucro é negativo ou nulo e assume o valor do lucro quando este é positivo.

2.2 Medidas de rede para a interconectividade dos bancos

As medidas de teoria de redes complexas são adaptadas para caracterizar a interconectividade dos bancos no mercado interbancário. Nesta seção, apresentam-se essas medidas, tanto para a interconectividade individual dos bancos como para a topologia da rede de interconexões no mercado.

As relações entre os bancos são determinadas pelos empréstimos tomados e concedidos e são representadas como uma rede ou grafo. Uma rede N é composta por um conjunto de nós V e um conjunto de arestas E ligando esses nós. Os nós representam os bancos e as arestas os empréstimos. $|V|$ é o número de nós e $|E|$ é o número de arestas. Neste estudo, empregam-se redes direcionadas, ou seja, a informação de qual nó a aresta sai e em que nó a aresta chega é essencial.

Uma rede pode ser ponderada ou não. No primeiro caso, está associado um valor a cada aresta. Assim, uma aresta saindo do nó i e chegando ao nó j com peso w_{ij} representa que o banco i concedeu um empréstimo ao banco j no valor de w_{ij} . Neste trabalho empregam-se medidas considerando os dois tipos de redes, ponderadas e não ponderadas.

O *degree* de um nó i é o número de arestas que sai ou chega em i . Para redes direcionadas, *indegree* é o número de arestas chegando em i e *outdegree* é o número de arestas saindo de i e *degree* a soma de *indegree* e *outdegree*. O *path* é um conjunto de nós ligado por arestas. O comprimento do *path* é o número de arestas entre o primeiro e o último nó. Se uma rede é ponderada, o peso do *path* é a soma dos pesos das arestas ao longo do *path*. Um *loop* é um *path* onde o mesmo nó aparece mais de uma vez.

2.2.1 Medidas básicas de centralidade

Centralidade é uma medida da importância de um nó dentro da rede. Para os propósitos deste estudo, consideram-se medidas normalizadas em que cada valor é dividido pelo valor máximo possível de tal medida, o que facilita a comparação de redes de tamanhos diferentes. *Degree centrality* mede quão conectado um nó i está e é definido como $C_D(i) = \frac{|E_i|}{|V|^{-1}}$. *Betweenness centrality* mede quantos *paths* passando por determinado nó são de menor tamanho possível. Dado $\sigma(s, t)$ como o número de menores (s, t) -*paths* (*paths* de s para t) e $\sigma(s, t|v)$ como o número de menores *paths* de s para t que passam por v ($v \neq s, t$), *Betweenness centrality* do nó v é definida como $C_B(v) = \sum_{s, t \in V} \frac{\sigma(s, t|v)}{\sigma(s, t)}$. *Closeness centrality* mede a distância média de um nó v a todos os outros nós da rede e é definida como $C_C(v) = \frac{|V|^{-1}}{\sum_{u \neq v} d(u, v)}$, onde $d(u, v)$ é o comprimento do menor *path* de u a v .

2.2.2 Dominância

Dominância é uma medida de centralidade da rede introduzida por Van den Brink e Gilles (2000) que leva em conta os pesos de cada aresta. Para a rede de empréstimos do mercado interbancário, definimos dominância ($\beta(i)$) como uma função de i da seguinte maneira: $\beta(i) = \sum_j \frac{w(i, j)}{\lambda(j)}$, em que $\lambda(j) = \sum_i w(i, j)$ e $w(i, j)$ é o valor dos empréstimos do banco i para o banco j .

No mercado de empréstimos interbancário pode-se pensar na dominância em ambas as direções: a dominância do prestador (*lender dominance* – i.e., bancos que emprestam mais) ou a dominância do tomador (*borrower dominance* – i.e., bancos que tomam mais emprestado).

Todas as medidas de redes apresentadas até agora são *proxies* para a interconectividade individual dos bancos no mercado interbancário. No entanto, cada uma captura diferentes características da interconexão entre os bancos. Medidas de redes ponderadas como *lender dominance*, *borrower dominance* e *weighted betweenness centrality* (*betweenness centrality* ponderada pelos valores dos

empréstimos) levam em conta o volume dos empréstimos. As medidas *outdegree* e *indegree* são similares a *lender dominance* e *borrower dominance*, pois consideram a direção dos empréstimos. Assim, as análises deste estudo faz referência a *lender* e *borrower dominance* como *weighted outdegree* e *weighted indegree*, respectivamente. As medidas considerando apenas as arestas *closeness* e *betweenness* são *proxies* para interconectividade direta e interconectividade indireta.

Indegree é o número de credores que um banco tem em determinado período de tempo, enquanto *outdegree* é o número de devedores. Banco com medidas *indegree* ou *borrower dominance* mais altas são aqueles que apresentam mais obrigações no mercado interbancário. Por outro lado, bancos mais expostos nesse mercado apresentam valores maiores para as medidas *outdegree* e *lender dominance*.

Bancos que apresentam medidas mais altas como *indegree* e *borrower dominance* (*weighted indegree*) são mais sistemicamente relevantes. Se eles falirem, podem desencadear um efeito cascata de falências de outros bancos do mercado interbancário (Miranda *et al.* (2014)). Por outro lado, bancos que apresentam medidas do tipo out mais altas como *outdegree* e *lender dominance* (*weighted outdegree*) são considerados *money centers* (Freixas *et al.* (2000) e Cajueiro e Tabak (2008)).

Bancos com medidas *betweenness* altas são bancos considerados como intermediários financeiros, têm muitas entradas e saídas de recursos e, portanto, podem propagar choques para outros bancos.

Bancos com medidas *closeness centrality* altas são bancos que estão mais próximos dos outros bancos e podem ser afetados por contágio e choques com maior probabilidade.

2.2.3 Coeficiente *clustering* de uma rede

O coeficiente *clustering* é uma medida de densidade de uma rede ao redor de um nó (Newman (2010)). Formalmente, o coeficiente *clustering* de um nó i é um contador de todos os triângulos formado entre os nós da rede que incluem i sobre o número máximo possível de tais triângulos dado o *degree* de i . O coeficiente *clustering* padrão é calculado para redes não direcionadas. No entanto, desde que a

direção é essencial para as redes que estamos estudando neste trabalho, utilizamos o coeficiente *clustering* para redes direcionadas derivado por Fagiolo (2007).

Seja A a matriz de incidência para a rede direcionada N , d_i^{in} o *indegree* do nó i , d_i^{out} o *outdegree* de i e $d_i^{\text{tot}} = d_i^{\text{in}} + d_i^{\text{out}}$ o *degree* de i . Além disso, $d_i^{\leftrightarrow} = \sum_{j \neq i} a_{ij} a_{ji} = A_{ii}^2$ o número de arestas bilaterais entre i e j . O coeficiente *clustering* de i é:

$$C_i^D(A) = \frac{(A + A^T)_{ii}^3}{2[d_i^{\text{tot}}(d_i^{\text{tot}} - 1) - 2d_i^{\leftrightarrow}]}.$$

O coeficiente *clustering* de uma rede é a média dos coeficientes *clustering* de todos os seus nós. Um valor alto desse coeficiente indica uma rede mais densa, com muitos nós altamente interconectados. O coeficiente *clustering* é a probabilidade que dois bancos, que emprestam entre si, tenham uma contraparte comum.

2.2.4 Distribuição livre de escala da rede interbancária

Uma rede é livre se sua distribuição de *degrees* segue uma lei de potência (*power law*) tal que a probabilidade de um nó ter um *degree* k é dado por uma equação da forma $P(k) = \beta k^{-\alpha}$. Uma rede com distribuição *degree* com lei de potência tem uma probabilidade maior de ter muitos nós altamente interconectados e a calda superior da distribuição *degree* é mais pesada. Um valor alto de α indica que nós altamente interconectados são poucos, ou alternativamente, que a conectividade extrema é mais concentrada.

É possível que apenas a cauda da distribuição dos *degrees* da rede siga uma lei de potência, isto é, $P(k) = \beta k^{-\alpha}$ é válida apenas para $k > k_{\min}$, para algum $k_{\min}$ que é exogenamente definido ou estimado junto com o parâmetro α . O método de máxima verossimilhança proposto por Clauset *et al.* (2009) encontra ambos os parâmetros endogenamente e provê o teste de aderência Komolgorov-Smirnov.

Santos e Cont (2010) argumentam a favor da caracterização livre de escala da rede do mercado interbancário brasileiro para o período 2007-2008. Eles aplicam o método de máxima verossimilhança de Clauset *et al.* (2009) e encontram que a distribuição *degree* do mercado interbancário brasileiro segue uma lei de

potência com o coeficiente da lei de potência α assumindo, em média, o valor de 2,5461.

O coeficiente da lei de potência pode ser interpretado como a probabilidade inversa de que a rede tenha bancos mais interconectados. Se α aumenta, então os bancos que são mais conectados tem um maior número de interconexões e há menos bancos com essa característica. Isso implica que a calda da distribuição de conectividade se torna mais concentrada, com mais conexões.

Sistemas bancários com valores altos de α (alpha) podem ter poucos bancos que são interconectados demais para falir. À medida que alpha aumenta temos mais concentração na conectividade do mercado interbancário.

2.3 Dados

Os dados utilizados incluem todas as interconexões entre bancos e seus conglomerados econômicos existentes na base de dados do Banco Central do Brasil, formando um painel não balanceado com 102 bancos que operaram no mercado interbancário no período de análise, de 2007 a 2013.

Despesa total e lucro antes do imposto de renda são utilizados como *proxies* para custo e lucro, respectivamente. Conforme dito anteriormente, *Z-score* é utilizado como *proxy* pra assunção de risco. Para ajustar o modelo de ineficiência, conforme equação (2), incluem-se as medidas de interconectividade e variáveis de controle que, de acordo com a literatura, explicariam os níveis de ineficiência bancária. As variáveis de controle são: razão capital sobre ativos (variável ETA), que avaliam a influência dos acionistas sobre a habilidade dos bancos otimizar seus recursos e maximizarem os lucros; créditos em atraso sobre total de empréstimos (variável NPL), como *proxy* para a qualidade dos ativos dos bancos; logaritmo dos ativos totais como *proxy* para o tamanho do banco (variável *size*); duas *dummies* de controle, uma para bancos públicos e outra para bancos estrangeiros.

Para evitar problemas de colinearidade, as medidas de interconectividade individual dos bancos são agrupadas em três grupos, de acordo com suas características. Primeiro, estima-se o modelo (2) considerando as medidas ponderadas pelos volumes dos empréstimos: *borrower* ou *indegree* ponderado, *lender* ou *outdegree* ponderado e *betwenness* ponderado. No segundo grupo incluem-se as medidas que consideram apenas o número de empréstimos: *closeness*, *betwenness* e *degree*. No terceiro grupo, são incluídos os componentes da

medida *degree*, a saber, *indegree* e *outdegree*, para avaliar os diferentes efeitos de emprestar e tomar emprestado sobre a eficiência. Além das medidas de interconectividade individual dos bancos, também incluem-se medidas do nível de interconexão do sistema: o expoente da lei de potência e medida de densidade. Essas duas medidas foram incluídas separadamente na modelagem da equação (2).

A equação (2) é estimada usando o logaritmo das variáveis mais um, exceto para as *dummies*. A tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas para a modelagem das equações (1) e (2), antes de se aplicar o logaritmo.

Tabela 1 – Estatísticas descritivas

Variáveis	Média	D.Padrão	Mínimo	Máximo
Custo, lucro (em R\$ milhões) e Z-score				
Lucro	564	2.295	- 3.603	21.261
Custo total	4.062	13.431	3	90.252
log(Z-score)	3,18	1,04	-1,74	6,04
Produtos (em R\$ milhões)				
Empréstimos totais (y1)	16.348	60.741	0,217	588.423
Depósitos totais (y2)	14.383	54.753	0,001	487.447
Ativos líquidos (y3)	6.634	20.744	1,046	166.994
Insumo fixo (em R\$ milhões)				
Ativos rentáveis (z)	22.983	80.117	0,003	709.751
Preços de insumo				
Juros dos depósitos (w1)	28,2	350,5	0,0	7093,5
Preço dos insumos fixos (w2)	4,5	8,0	0,1	86,4
Variáveis de controle				
Alavancagem (ETA)	0,207	0,159	0,017	0,983
Qualidade dos ativos (NPL)	0,034	0,054	0,000	0,686
Log (ativos) (Size)	21,644	2,168	17,211	27,638
Medidas de interconectividade individual				
<i>Lender dominance (Woutdegree)</i>	1,300	3,509	0	29,032
<i>Borrower dominance (Windegree)</i>	1,128	2,336	0	23,076
<i>Weighted betweenness centrality (Wbetween)</i>	0,033	0,070	0	0,538
<i>Closeness centrality (Closeness)</i>	0,405	0,164	0	0,832
<i>Degree centrality (Degree)</i>	0,089	0,092	0	0,519
<i>Indegree centrality (Indegree)</i>	0,092	0,129	0	0,805
<i>Outdegree centrality (Outdegree)</i>	0,182	0,211	0	1,259
<i>Betweenness centrality (Between)</i>	0,010	0,030	0	0,234
Medidas da topologia da rede				
<i>Clustering</i> direto não ponderado (<i>Clustering</i>)	0,496	0,077	0,394	0,609
Expoente da lei de potência (alpha)	2,197	0,223	0,193	2,576
Teste de aderência da lei de potência				
Kmim	0,054	0,020	0,033	0,089
N	0,612	0,093	0,472	0,727
P-value do teste Komolgorov-Smirnov	0,001	0,001	0,000	0,002
Máxima verossimelhança	87,342	15,845	60,048	102,593

Kmin é o limite inferior, em percentual, a partir do qual a lei de potência vale.

N é o percentual de observações para os quais vale a lei de potência.

3. Resultados empíricos

São ajustados cinco modelos para cada fronteira custo, lucro e assunção de risco. O modelo 1 serve como referência e inclui apenas as variáveis de controle. O modelo 2 inclui apenas uma medida de topologia da rede. Os modelos 3 a 5 incluem tanto medida de topologia da rede como medidas de interconectividade dos bancos estabelecidas nos grupos 1 a 3, respectivamente, conforme descrito na seção anterior. As medidas de topologia de rede são incluídas separadamente nos modelos 2 a 5. Primeiro, o ajuste utiliza o expoente da lei de potência e, posteriormente, a medida de densidade da rede.

As tabelas 2, 3 e 4 apresentam os resultados para as ineficiências custo, lucro e assunção de risco, respectivamente. A razão capital sobre ativos (ETA) é significativa e positivamente associada à ineficiência custo. Por outro lado, é estatisticamente significativa e positivamente relacionada às ineficiências lucro e assunção de risco, o que sugere que os bancos tem custo maior para manter a qualidade dos ativos. No entanto, esses custos são compensados de alguma forma e os bancos encontram maior eficiência lucro e assunção de risco. Os resultados sugerem que um aumento no risco dos bancos por meio da variável NPL aumentará a ineficiência custo. O coeficiente da variável *size* é negativo e estatisticamente significativo para a maioria dos modelos, especialmente para os modelos de ineficiência custo e assunção de risco. Portanto, parece haver economia de escala. Em média, bancos públicos são mais custo eficientes que seus pares no período em análise. Por outro lado, bancos estrangeiros são, em média, mais assunção de risco eficientes.

As variáveis de interesse são os coeficientes de interconectividade dos bancos e de topologia da rede. O coeficiente de *Weighted indegree (Borrower)* é estatisticamente significativo e positivo em relação às ineficiências custo e assunção de risco. Isso sugere que bancos que possuem mais obrigações no mercado interbancário são relativamente mais ineficientes. Por outro lado, os coeficientes de *indegree* e *outdegree* são estatisticamente significantes e, respectivamente, negativa e positivamente relacionados a ambas as medidas de ineficiência, custo e assunção de risco. Esses resultados sugerem que não apenas o tipo de interconexões importa, se como tomador ou emprestador, mas também o volume dos efeitos tem um efeito oposto. Por exemplo, um banco poderia reduzir suas ineficiências custo e assunção de risco tendo um número maior de credores (*indegree*). No entanto, dependendo do volume de seus empréstimos (*Wdegree*), essa vantagem poderia não se concretizar. Os resultados também sugerem que quanto maior a conexão direta do

banco (*degree*) maior as ineficiências custo e assunção de risco, e que o papel do banco como intermediário (*Betweenness*) tem impacto diferente sobre as ineficiências custo e assunção de risco. Bancos envolvidos em maior cadeia de intermediação no mercado interbancário apresentam, relativamente, maior ineficiência custo e menor ineficiência assunção de risco.

De maneira geral, os resultados sugerem que a interconectividade dos bancos no mercado interbancário pode aumentar as ineficiências custo e assunção de risco. No entanto, parece não afetar a ineficiência lucro. É possível que esses resultados sejam explicados pela participação dos bancos no mercado interbancário com o objetivo de gerenciamento de liquidez em vez de busca por oportunidades de investimentos mais lucrativos. Por outro lado, a topologia da rede afeta mais as ineficiências lucro e assunção de risco, não impactando a ineficiência custo. Redes mais concentradas, representado por meio do expoente da lei de potência (α) ajudam a reduzir as ineficiências lucro e assunção de risco. Esse resultado sugere que pode haver economia de escala que se origina no mercado interbancário e afeta a ineficiência bancária. Por outro lado, redes mais densas podem ser mais ineficientes com maior assunção de riscos.

Tabela 2 – Impacto da interconectividade sobre eficiência custo

Variáveis	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5
Eficiência custo					
ETA	10.61*** (2,339)	10.61*** (2,338)	6.914*** (0,991)	8.602*** (1,821)	9.716*** (2,063)
NPL	0.246*** (0,071)	0.242*** (0,071)	0.114*** (0,025)	0.199*** (0,055)	0.210*** (0,060)
Size	-0.784** (0,311)	-0.775** (0,308)	-0.412*** (0,094)	-0.905*** (0,301)	-0.874*** (0,308)
Foreign	-0.816* (0,467)	-0.812* (0,465)	-0,132 (0,181)	-0,215 (0,373)	-0,216 (0,400)
State-owned	2.010** (0,922)	1.992** (0,914)	1.680*** (0,354)	2.770*** (0,919)	2.984*** (1,020)
Alpha		2,129 -2,92	0,331 (1,212)	0,948 (2,363)	1,218 (2,594)
Wdegree			0.655*** (0,206)		
Woutdegree			0,0806 (0,228)		
Wbetweenness			2,493 (1,728)		
Degree				8.511** (4,172)	
Closeness				-0,12 (1,226)	
Betweenness				18.72* (11,200)	
Indegree					-15.99* (8,942)
Outdegree					14.01** (5,607)
Constante	12.15** (5,396)	9,478 (6,047)	6.508*** (2,267)	13.78** (5,675)	12.14** (5,834)
Clustering		-1,674 (4,254)	1,083 (1,734)	-0,684 (3,559)	-1,224 (3,754)
Observações	669	669	669	669	669
Número de bancos	102	102	102	102	102
Max. Verossimilhança	-262,9	-262,6	-257,6	-255,4	-257,4

***, ** e * representa níveis de significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente

O coeficiente de *clustering* foi obtido ajustando modelos separadamente.

Como os resultados para as variáveis de controle e de interconectividade dos bancos apresentam qualitativamente os mesmos resultados para os modelos utilizando alpha, optamos colocar tudo em uma única tabela.

Tabela 3 – Impacto da interconectividade sobre eficiência lucro

Variáveis	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5
Eficiência lucro					
ETA	-4.572*** (1,154)	-4.521*** (1,010)	-4.162*** (0,970)	-4.327*** (1,019)	-4.121*** (1,020)
NPL	-0,0188 (0,014)	-0,0212 (0,013)	-0,0195 (0,013)	-0,0233* (0,014)	-0,0208 (0,014)
Size	-0,055 (0,042)	-0,0532 (0,040)	-0,0241 (0,057)	-0,0363 (0,054)	-0,000857 (0,059)
Foreign	0.437*** (0,160)	0.430*** (0,152)	0.428*** (0,150)	0.443*** (0,163)	0.445*** (0,164)
State-owned	-0,494 (0,313)	-0.480* (0,290)	-0,47 (0,288)	-0,479 (0,304)	-0,505 (0,312)
Alpha		-4.354* (2,492)	-4.445* (2,500)	-4.376* (2,499)	-4.537* (2,497)
Wdegree			0,187 (0,150)		
Woutdegree			-0,136 (0,168)		
Wbetweenness			-1,716 (1,300)		
Degree				1,55 (1,534)	
Closeness				-0,589 (0,589)	
Betweenness				-4,783 (3,743)	
Indegree					-3,576 (2,388)
Outdegree					1,612 (1,623)
Constante	3.184*** (0,989)	8.215*** (3,058)	7.705** (3,203)	7.903** (3,171)	7.208** (3,199)
Clustering		3,22 (3,617)	3,577 (3,777)	3,57 (3,650)	3,603 (3,616)
Observações	669	669	669	669	669
Número de bancos	102	102	102	102	102
Max. Verossimilhança	-974,7	-973,2	-971,2	-971,8	-971,4

***, ** e * representa níveis de significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente

O coeficiente de *clustering* foi obtido ajustando modelos separadamente.

Como os resultados para as variáveis de controle e de interconectividade dos bancos apresentam qualitativamente os mesmos resultados para os modelos utilizando alpha, optamos por colocar tudo em uma única tabela.

Tabela 4 – Impacto da interconectividade sobre eficiência assunção de risco

Variáveis	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5
Eficiência assunção de risco					
ETA	-12.62*** (4,049)	-17.05*** (4,837)	-10.15*** (3,218)	-12.16*** (4,310)	-10.64*** (4,036)
NPL	0.113* (0,064)	0.724*** (0,216)	0,102 (0,068)	0,122 (0,095)	0,103 (0,097)
Size	-0.866*** (0,238)	-0.768*** (0,219)	-0.724*** (0,210)	-1.037*** (0,254)	-0.903*** (0,279)
Foreign	0.883*** (0,339)	1.208*** (0,398)	0.818*** (0,310)	1.311*** (0,426)	1.169*** (0,428)
State-owned	-12,84 (14,310)	-23,26 (21,720)	-9,951 (12,590)	-23,16 (32,740)	-12,24 (22,850)
Alpha		-9.336** (3,890)	-5,416 (3,316)	-6,521 (4,104)	-6,726 (4,327)
Windegree			0.746** (0,324)		
Woutdegree			-1.197** (0,465)		
Wbetweenness			3,522 (2,613)		
Degree				13.05*** (4,637)	
Closeness				4.215* (2,241)	
Betweenness				-57.32** (26,360)	
Indegree					-12.86** (5,043)
Outdegree					10.76*** (3,712)
Constante	20.59*** (5,032)	31.52*** (7,688)	23.67*** (6,835)	29.25*** (8,126)	28.17*** (9,444)
Clustering		13.97** (6,569)	13.62*** (5,240)	10.65** (4,844)	18.03*** (5,083)
Observações	669	669	669	669	669
Número de bancos	102	102	102	102	102
Max. Verossimilhança	-951,5	-946,6	-943,5	-934,9	-943,2

***, ** e * representa níveis de significância de 1%, 5% e 10%, respectivamente

O coeficiente de *clustering* foi obtido ajustando modelos separadamente.

Como os resultados para as variáveis de controle e de interconectividade dos bancos apresentam qualitativamente os mesmos resultados para os modelos utilizando alpha, optamos por colocar tudo em uma única tabela.

Os níveis médios de eficiências são estimados considerando os modelos apresentados nas tabelas 2, 3 e 4, utilizando a definição proposta por Battese e Coelli (1988). Os níveis de eficiências são estimados como $E(e^{-u}|\epsilon)$, onde $\epsilon = u - v$. A tabela 5 apresenta os níveis médios de eficiências custo, lucro e assunção de risco. De maneira geral, as eficiências obtidas a partir do modelo 1, que não considera as medidas de interconectividade, apresentam valores maiores que os níveis de eficiências obtidos com os outros modelos, indicando que a interconexão aumenta a ineficiência bancária.

Tabela 5 – Níveis de eficiência bancária

Modelos	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Eficiência custo				
Modelo 1	0,6960	0,2276	0,0049	0,9539
Modelo 2	0,6956	0,2279	0,0049	0,9538
Modelo 3	0,6252	0,2438	0,0052	0,9740
Modelo 4	0,6844	0,2308	0,0047	0,9576
Modelo 5	0,6928	0,2289	0,0050	0,9548
Eficiência lucro				
Modelo 1	0,2859	0,1904	0,0064	0,8212
Modelo 2	0,2793	0,1943	0,0048	0,8545
Modelo 3	0,2720	0,1930	0,0045	0,8571
Modelo 4	0,2846	0,1953	0,0048	0,8542
Modelo 5	0,2882	0,1967	0,0051	0,8578
Eficiência Assunção de risco				
Modelo 1	0,5125	0,2404	0,0047	0,9222
Modelo 2	0,6726	0,2323	0,0106	0,9666
Modelo 3	0,5046	0,2441	0,0042	0,9207
Modelo 4	0,5523	0,2478	0,0051	0,9559
Modelo 5	0,5213	0,2425	0,0048	0,9326

Os valores das eficiências foram obtidos a partir dos modelos apresentados nas tabelas 2, 3 e 4.

4. Considerações finais

Este artigo estuda o impacto das interconexões no mercado interbancário sobre a eficiência bancária considerando os conceitos de eficiências custo, lucro e assunção de risco. Os resultados indicam que a interconectividade dos bancos e do sistema são relevantes para a estimativa da eficiência bancária. Entretanto, os resultados são diversos dependendo da modelagem das eficiências custo, lucro e assunção de risco. A interconectividade individual dos bancos parece afetar mais as eficiências custo e assunção de risco que a eficiência lucro. No entanto, a topologia da rede de interconexão tem impacto maior sobre as eficiências lucro e assunção de risco. Os resultados sugerem que redes mais concentradas ajudam a aumentar a eficiência lucro, enquanto redes mais densas reduzem a eficiência relacionada a assunção de risco. Esses resultados são importantes para o desenvolvimento de políticas cujo objetivo seja aumentar a eficiência bancária e para o desenho de políticas macroprudenciais cujo objetivo seja a redução do excesso de assunção de risco.

Referências

- D. Aigner, K. C. A. Lovell, e P. Schmidt. Formulation and estimation of stochastic frontier production function models. *Journal of Econometrics*, 6:21-37, 1977.
- F. Allen e D. Gale. Financial contagion. *Journal of Political Economy*, 108:1-23, 2000.
- G.E. Battese e T.J. Coelli. Prediction of firm-level technical efficiency: With a generalized frontier production function and panel data. *Journal of Econometrics*, 38:387-399, 1988.
- G.E. Battese e T.J. Coelli. A model for technical inefficiency effects in a stochastic frontier production function for panel data. *Empirical Economics*, 20:325-332, 1995.
- F. Belotti, S. Daidone, G. Ilardi, e V. Atella. Stochastic frontier analysis using stata. *Stata Journal*, 3(4):718-758, 2013.
- A. N. Berger, I. Hasan e M. Zhou. Bank ownership and efficiency in China: what will happen in the world's largest nation? *Journal of Banking and Finance*, 33:113-130, 2009.
- J. W. B. Bos e M. Koetter. Handling losses in translog profit models. *Applied Economics*, 43(3):307-312, 2011.
- D. O. Cajueiro e B. M. Tabak. The role of banks in the Brazilian interbank market: Does bank type matter. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 387(27):6825-6836, 2008.
- R. C. C. Miranda, S. R. S. de Souza, T. C. Silva, e B. M. Tabak. Connectivity and systemic risk in the Brazilian national payments system. *Journal of Complex Networks*, 2014.
- A. Clauset, C. Shalizi, e M. Newman. Power-law distributions in empirical data. *SIAM Review*, 51(4):661-703, 2009.
- G. De Masi e M. Gallegati. Bank firms topology in Italy. *Empirical Economics*, 43:851-866, 2012.

- G. De Masi, Y. Fujiwara, M. Gallegati, B. Greenwald, e J.E. Stiglitz. An analysis of the Japanese credit networks. *Evolutionary and Institutional Economics Review*, 7(2):209-232, 2010.
- A. Demirguç-Kunt e H. Huizinga. Are banks too big to fail or too big to save? International evidence from equity prices and CDS *spreads*. *Journal of Banking and Finance*, 37(3):875-894, 2013.
- M. Duygun, V. Sena e M. Shaban. Schumpeterian competition and efficiency among commercial banks. *Journal of Banking and Finance*, 37:5176-5185, 2013.
- G. Fagiolo. Clustering in complex directed networks. *Physical Review E*, 76(2):026107, 2007.
- Y. Fang, I. Hassan, e K. Maton. How institutions affect bank risk: Evidence from a natural experiment in transition economies. Paper sessions, FMA Annual Meeting Program, 2011.
- X. Freixas, B. M Parigi, e J.C. Rochet. Systemic Risk, Interbank Relations, and Liquidity Provision by the Central Bank. *Journal of Money, Credit and Banking*, 32(3):611-38, 2000.
- Y. Fujiwara, H. Aoyama, Y. Ikeda, H. Iyetomi, e W. Souma. Structure and temporal change of the credit network between banks and large firms in Japan. *Open-Assessment Journal*, 3(7), 2009.
- J.F. Houston, C. Lin, P. Lin, e Y. Ma. Creditor rights, information sharing, and bank risk taking. *Journal of Financial Economics*, 96:485-512, 2010.
- L. Laeven e R. Levine. Bank governance, regulation and risk taking. *Journal of Financial Economics*, 93:259-275, 2009.
- S. Lenzu e G. Tedeschi. Systemic risk on different interbank network topologies. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 391(18): 4331-4341, 2012.
- J. Maudos, J.M. Pastor, F. Perez, e J. Quesada. Cost and profit efficiency in European banks. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 12(1):33-58, 2002.
- W. Meeusen e J. Van den Broeck. Efficiency estimation from Cobb-Douglas production functions with composed error. *International Economic Review*, 18:435-444, 1977.

S. Mercieca, K. Schaeck, e S. Wolfe. Small European banks: Benefits from Diversification? *Journal of Banking and Finance*, 31(7):1975-1998, 2007.

M. Newman. *Networks: An Introduction*. Oxford University Press, Inc., New York, NY, USA, 2010.

E. Santos e R. Cont. The Brazilian interbank network structure and systemic risk. Working Papers Series 219, Central Bank of Brazil, Research Department, 2010.

C.W.J. Sealey e J. T. Lindley. Inputs, outputs, and a theory of production and cost at depository financial institutions. *Journal of Finance*, 32:1251-1266, 1977.

B. M. Tabak, D.M. Fazio, e D.O. Cajueiro. The relationship between banking market competition and risk-taking: Do size and capitalization matter? *Journal of Banking and Finance*, 36(12):3366-3381, 2012.

B. M. Tabak, D.M. Fazio, e D.O. Cajueiro. Systemically important banks and financial stability: The case of Latin America. *Journal of Banking and Finance*, 37(10):3855-3866, 2013.

R. Van Den Brink e R. P. Gilles. Measuring domination in directed networks. *Social Networks*, 22:141-157, 2000.

2

Avaliação do Processo de Concentração-Competição no Setor Bancário Brasileiro

Marcos Soares da Silva¹

1. Introdução

Sistemas financeiros são reconhecidamente marcados pela presença de falhas de mercado e assimetria de informações. Tais características justificam que esse seja um dos setores mais fortemente regulados da economia. Aludidas políticas regulatórias têm a finalidade de assegurar um ambiente de estabilidade financeira, promover a eficiência econômica e preservar a defesa da concorrência. Contudo, programas de regulamentação econômica podem envolver conflitos capazes de potencializar efeitos indesejáveis, tal como o de fragilizar a estabilidade financeira. Nesse sentido, competição constitui preocupação central na regulação prudencial porque impacta as condições de estabilidade financeira e outros aspectos relacionados à inclusão financeira (Bikker e Groeneveld (1998), Beck *et al.* (2006), Schaeck e Cihák (2010), Wagner (2010)).

O efeito da competição bancária ainda não é matéria pacificada na literatura econômica, tanto sob a perspectiva teórica quanto empírica. De um lado, com apoio na teoria de valor da firma, Keeley (1990) e Allen e Gale (2004) afirmam que, em ambientes de forte competição, os bancos teriam acentuados incentivos a tomar maiores riscos nas suas operações. Por sua vez, Chang e Velasco (2001) defendem que maior competição reduz os custos dos serviços bancários, embora possa prejudicar a estabilidade do sistema financeiro, porque os bancos tenderiam a operar com o mínimo capital permitido. Numa abordagem alternativa, Boyd e De Nicoló (2005) contra-argumentam que, num regime de menor competição, os bancos teriam poder de mercado, induzindo as firmas tomadoras de crédito bancário a assumir projetos de empreendimento mais arriscados, aumentando a

¹ Banco Central do Brasil, Departamento de Estudos e Pesquisas.
Email: marcos.soares@bcb.gov.br

chance de ocorrência de problemas de risco moral (como em Stiglitz e Weiss (1981)). Em ambas as hipóteses, a estabilidade do sistema financeiro seria prejudicada. No primeiro caso, com maior competição, a rentabilidade dos bancos seria reduzida porque o *spread* bancário seria menor e os bancos aceitariam financiar clientes e/ou operações de maior risco. No outro extremo, numa estrutura de mercado com menos concorrência, a elevação dos encargos financeiros apenas atrairia clientes de risco maior, aumentando a probabilidade de *default* de crédito. Boyd *et al.* (2009), assim como De Nicoló e Loukoianova (2007), encontram evidências empíricas de associação positiva entre concentração do mercado bancário e aumento do risco tomado pelos bancos.

Martínez-Miera e Repullo (2008) propõem um meio de reconciliar as duas correntes teóricas, ao mostrar que aludido comportamento monotônico entre competição e concentração pode transformar-se numa forma de U-invertido, caso se imponha a condição de imperfeita correlação de default entre as firmas tomadoras de crédito. Como as firmas que têm sucesso na execução dos projetos pagam os empréstimos, apesar do alto custo financeiro, pode-se ter uma queda do risco nos estágios iniciais do processo de aumento da competição bancária. Mas essa relação se inverteria a partir de quando a competição passa a ser excessivamente elevada.

Outra questão ainda em debate é se concentração de mercado reduz o grau de competição entre os bancos. Segundo o modelo de Panzar-Rosse (1987), mudanças nos preços dos fatores de produção teriam impactos na receita bruta dos bancos. Diversos estudos empíricos aplicaram esse modelo para avaliar competição bancária (por exemplo, Shaffer (1993), Vesala (1995), Coccoirelli (1998) e Park (2009)).

Recentemente, Boone (2008) propôs uma medida mais flexível para avaliação da relação econômica entre competição e estrutura de mercado. Essa medida apresenta a vantagem de permitir que a análise da competição seja estendida a segmentos de mercado relevantes. Tabak *et al.* (2011) estimaram o Indicador de Boone, para a indústria bancária de 10 países da América Latina, durante o período de 2003-2008, tendo encontrado evidências de competição nesses mercados.

O objetivo deste estudo é investigar empiricamente se mudança no nível de concentração está associada com o grau de competição no mercado de crédito bancário no Brasil. Neste trabalho, também se pretende testar se concentração é um fenômeno associado a ganhos de eficiência dos bancos. A principal contribuição

deste artigo consiste na estimação do grau de competição em mercados segmentados por modalidade de crédito, podendo os resultados ser utilizados para fins de monitoramento das condições de crédito.

O artigo está estruturado do seguinte modo. Na seção 2, são discutidos fatos estilizados da economia brasileira relacionados ao mercado de crédito. Na seção 3, descreve-se o modelo econométrico e o conjunto de dados utilizado. Nas seções 4 e 5, discute-se os resultados do modelo. Na seção 6, apresentam-se as conclusões do estudo, bem como sugestões de pesquisa sobre competição bancária.

2. Fatos estilizados do mercado de crédito brasileiro

Nos últimos anos, o Brasil tem vivenciado uma forte expansão da oferta de crédito. Esse processo deve-se tanto à inclusão de novos usuários quanto ao aumento de operações de antigos clientes dos bancos. O saldo de operações de crédito cresceu de 28,3% do PIB em 2000 para 56,1% do PIB no final de 2013, alcançando R\$2,7 trilhões.

A expansão do volume de negócios no mercado de crédito foi acompanhada de expressiva redução do *spread* bancário. Em média, o *spread* foi reduzido de 49,7% em 2000 para 27,4% em 2013, nas operações com pessoas físicas. Já nas operações com pessoas jurídicas, o *spread* bancário reduziu-se de 21,6% em 2000 para 13,7% em 2013. Outra mudança importante que ocorreu nesse período residiu na ampliação dos prazos médios das operações. No caso de pessoas físicas, o prazo médio da carteira de crédito dos bancos cresceu de 6,9 meses em 2000 para 70,6 meses em 2013. Já o prazo médio da carteira de pessoa jurídica passou de 12,8 meses em 2000 para 33,2 meses em 2013.

Em consequência de atos de fusões e aquisições ocorridos nesse período, bem como pelo suposto aumento da competição, a indústria bancária concentrou-se no Brasil, conforme apresentado na tabela 1.

Tabela 1 – Evolução da concentração bancária

Discriminação	Em pontos percentuais (p.p.)						
	Ativo	Depósito	Crédito	Empréstimo	Financiamento	Rural	Imobiliário
Ano: 2000							
CR4 ^{1/}	51,7	51,3	52,9	49,8	37,8	80,2	91,8
CR8 ^{2/}	67,0	67,9	67,9	65,3	55,0	89,7	95,7
HHI ^{3/}	838,6	841,5	870,9	773,9	535,8	3.382,40	6.585,90
Ano: 2007							
CR4	53,2	54,9	53,4	53,1	51,2	74,0	86,7
CR8	73,4	74,7	75,5	73,8	76,3	84,6	97,7
HHI	861,1	917,7	930,5	886,3	935,2	3.337,20	4.432,90
Ano: 2013							
CR4	69,4	70,9	71,4	71,1	62,9	82,6	90,7
CR8	85,3	86,5	86,7	87,0	84,0	91,0	99,3
HHI	1.338,00	1.386,70	1.441,70	1.420,60	1.239,00	4.520,60	4.855,90

Fonte: Banco Central do Brasil.

^{1/} CR4 representa a proporção dos negócios dos 4 maiores bancos, em relação ao total do sistema financeiro.

^{2/} CR8 representa a proporção dos negócios dos 8 maiores bancos, em relação ao total do sistema financeiro.

^{3/} HHI é o índice de concentração de Herfindahl-Hirschman.

Esses números mostram que o mercado bancário brasileiro transformou-se em moderadamente concentrado no final do período examinado, sendo as modalidades “crédito rural” e “crédito imobiliário” as que apresentam maior nível de concentração de mercado.

3. Modelo econométrico e definição da amostra

3.1 Modelo de Panzar-Rosse

Neste estudo, primeiramente será estimado um modelo mais geral de competição, em que todos os produtos do banco são considerados agregadamente. Para tanto, utiliza-se o modelo de Panzar-Rosse, para avaliar o processo de competição prevalecente na indústria bancária brasileira. Seja a função receita do banco dada por $R_{it} = R(x_{it}, y_{1t})$, em que x_{it} é um vetor de produtos e y_{1t} é um vetor de variáveis exógenas que têm efeitos na renda dos bancos. Seja a função custo dos bancos dada por $C_{it} = C(x_{it}, w_{it}, y_{2t})$, em que C_{it} é um vetor de preço de insumos usados pelos bancos; w_{it} é o custo dos fatores de produção; e y_{2t} é um vetor de variáveis exógenas que afetam os custos de produção dos bancos. É possível que os vetores y_{1t} e y_{2t} tenham variáveis em comum.

A firma bancária resolve o problema de maximização de lucro ao operar num nível de produção em que o custo marginal seja igual à receita marginal, ou seja, $R'(x_{it}, y_{1t}) = C'(x_{it}, w_{it}, y_{2t})$. Considerando que essa condição é cumprida, Panzar e Rosse (1987) propõem que a soma das elasticidades da receita com relação ao preço de cada fator de produção constitui uma medida que pode ser usada para fins de aferição do grau de competição prevalecente em dada indústria. Tal medida, conhecida como H-Estatística, é então dada por:

$$H = \sum (\partial R / \partial w_i) (w_i / R) \quad (1)$$

em que w_i representa o preço do i -ésimo produto. Pode-se demonstrar que, para uma função lucro bem-comportada, um valor unitário ($H = 1$) dessa estatística é compatível com uma estrutura de mercado de competição perfeita, quando cada um dos fatores de produção seria remunerado de acordo com a sua produtividade marginal. Panzar e Rosse (1987) mostram que um valor não positivo ($H \leq 0$) denota que a indústria opera em monopólio, podendo existir uma firma dominante ou uma coalizão de firmas cartelizadas. Valores entre ($0 < H < 1$) são consistentes com estruturas de concorrência oligopolista e/ou de competição monopolística. A validade desta proposição requer que a economia se encontre em equilíbrio de longo prazo (ver Nathan e Neave (1989) e Bikker *et al* (2006) sobre procedimentos de especificação do modelo de Panzar-Rosse). A equação em forma reduzida da receita de um banco é dada por:

$$\ln(R_{it}) = \alpha + \beta_1 \ln(w_{1,it}) + \beta_2 \ln(w_{2,it}) + \beta_3 \ln(w_{3,it}) + \gamma_k \sum X_k + v_i + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

em que R_{it} representa a receita do banco i no período t ; w_1 é o custo de administração do banco; w_2 denota o custo de remuneração do capital próprio; w_3 é o custo de remuneração de captações, ou seja, depósitos e outras formas de fundos de terceiros usados pelo banco, para financiar suas operações ativas; X_k é um vetor de variáveis de controle que afetam as receitas dos bancos; v_i é um termo que capta propriedades individuais não observáveis do banco i ; ε_{it} é o termo de resíduos que, por hipótese, admite-se seguir um processo IID com média zero e variância constante. A estatística H é obtida pela soma ($H = \beta_1 + \beta_2 + \beta_3$). Com vistas a evitar cálculos manuais da média e respectivos desvios-padrão desses parâmetros, a equação (1) será rearranjada, como em Park (2013), da seguinte maneira:

$$\ln(R_{it}) = \alpha + \beta_1 \ln[(w_{1,it}) - \ln(w_{3,it})] + \beta_2 \ln[(w_{2,it}) - \ln(w_{3,it})] + (\beta_1 + \beta_2 + \beta_3) \ln(w_{3,it}) + \gamma_k \sum X_k + v_i + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

de modo que o coeficiente da variável $\ln(w_{3,it})$ produza diretamente a estatística H, com a vantagem de que o desvio-padrão dessa estimativa pode ser usado para realização de testes de significância da mencionada estatística.

O modelo de Panzar-Rosse é válido para mercado em equilíbrio. Para testar essa hipótese, Shaffer (1982), Molyneux *et al.* (1996) e Park (2013) sugerem a seguinte equação de teste:

$$\ln(ROA_{it}) = \alpha + \beta_1 \ln(w_{1,it}) + \beta_2 \ln(w_{2,it}) + \beta_3 \ln(w_{3,it}) + \gamma_k \sum X_k + v_i + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

em que ROA_{it} representa o retorno do ativo do banco i no período t. Em equilíbrio, o retorno do ativo dos bancos não deve ser correlacionado com os preços dos fatores de produção. Assim sendo, nessa equação, a soma ($H' = \beta_1 + \beta_2 + \beta_3$) deveria ser nula. Contrariamente, um aumento no custo de fatores implicaria redução temporária da taxa de retorno do ativo dos bancos ($H' < 0$). Pelas razões antes tratadas, a equação (4) será rearranjada de modo que o coeficiente da variável $\ln(w_{3,it})$ incorpore o efeito agregado dos preços dos fatores:

$$\ln(ROA_{it}) = \alpha + \beta_1 \ln[(w_{1,it}) - \ln(w_{3,it})] + \beta_2 \ln[(w_{2,it}) - \ln(w_{3,it})] + (\beta_1 + \beta_2 + \beta_3) \ln(w_{3,it}) + \gamma_k \sum x_k + v_i + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

Com esse procedimento, espera-se teoricamente que a hipótese nula, ($H = \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 = 0$), não seja rejeitada, para cumprimento da condição de equilíbrio do mercado e validade da estatística H' a que se refere a equação (3).

3.2 Indicador de Boone

O modelo de competição proposto por Boone (2008) é fundamentado na hipótese de que firmas com baixo custo marginal de produção operariam com margem operacional mais elevada. Essa condição permitiria que tais firmas eventualmente sacrificassem parcela da margem operacional, mediante redução do preço dos produtos e serviços, com o objetivo de obter maior participação de mercado. A intuição econômica desse modelo é que concentração de mercado decorre da expansão dos negócios das empresas mais eficientes.

Seguindo Leuvensteijn *et al* (2011) e Boone (2008), o modelo para a versão de participação de mercado é definido como segue:

$$\ln (MS_{yi}) = \alpha + \beta \ln (CM_{yi}) \quad (6)$$

em que MS_{yi} representa a participação de mercado do banco i na modalidade de serviço financeiro y ; CM_{yi} é o custo marginal do banco i na modalidade de serviço financeiro y , sendo o coeficiente β o Indicador de Boone. Normalmente, o sinal esperado de β é negativo, visto que bancos com baixo custo marginal ganhariam participação de mercado. Boone (2008) argumenta que quanto menor esse parâmetro for, maior será o grau de competição. Contudo, evidências empíricas mostram que o sinal de β também pode ser positivo. Nessa situação, bancos com custos marginais maiores ganhariam participação de mercado, prestando serviços diferenciados e serviços de excelência, para público que não decide sua demanda exclusivamente com base em preço, mas num pacote de serviços de conveniência.

O custo marginal não é uma variável publicamente observada. Apenas os agentes internos diretamente envolvidos com o planejamento estratégico da organização dispõem de dados gerenciais sobre custos por unidade de negócio. Em face dessa limitação, o custo marginal será estimado mediante uso de dados disponíveis na base de dados do Cosif e da Central de Risco de Crédito, usando a seguinte especificação:

$$\ln(CT_{it}/W1_{it}) = \alpha + \sum_{j=1}^k \beta_j \ln(y_j) + \delta \ln(W2_{it}/W1_{it}) + T_t + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

em que CT_{it} representa o custo total do banco i no período t , centrado em relação à média de cada banco; W_1 é o custo de remuneração do capital próprio do banco; W_2 é o custo de captação de passivos onerosos; y_j é um vetor de produtos financeiros. Nesse modelo, são consideradas as seguintes modalidades de produtos: 1) Empréstimos e Títulos Descontados; 2) Financiamentos; 3) Financiamentos Rurais e Agroindustriais; 4) Financiamentos Imobiliários; 5) outras operações. Nessa última categoria, enquadram-se os demais ativos de renda de intermediação financeira, os quais envolvem operações realizadas com a finalidade de manutenção de liquidez, derivativos ativos, carteira de câmbio (ativo) e Outros Ativos não Usuais. Em seguida, o Indicador de Boone é estimado, segundo a seguinte especificação:

$$\ln (MS_{y,j,it}) = \beta_0 + \beta_1 \ln (CM_{y,j,it}) + \beta_2 E_{it} + \beta_3 X_{it} + \beta_4 Z_t + \beta_1 T_t + v_i + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

em que $MS_{y,j,it}$ denota a participação do banco i no segmento de mercado y_j , no período t ; $CM_{y,j,it}$ é o custo marginal do banco i no segmento de mercado y_j , no período t , obtido a partir da derivada parcial da função custo total em relação a cada modalidade de crédito tratada no parágrafo precedente; E_{it} é o índice de eficiência do banco i no período t ; X_{it} é um vetor de variáveis de controle das características do banco i no período t ; Z_t é um vetor de variáveis de controle das condições econômicas; T_t é um vetor de variáveis *dummies* usadas para controlar eventuais efeitos de tendência temporal; v_i representa os fatores individuais não observáveis; o último termo é o resíduo que, por hipótese, segue um processo assim definido: $\varepsilon_{i,t} \sim \text{IID}(0, \sigma_\varepsilon^2)$.

Com vistas a avaliar eventuais problemas de endogeneidade presentes nas Equações 3 e 8, procede-se ao teste de Sargan-Hansen. Conforme discussão feita por Schaeck e Cihák (2010) e Leuvensteijn *et al* (2011), esse problema pode ocorrer porque custos marginais e ganhos de participação de mercado (desempenho) são determinados simultaneamente. Além disso, é possível que haja também simultaneidade entre definição de custos de fatores e custo de produção. Nos exercícios realizados, não se rejeitou a hipótese nula de exogeneidade dos regressores. Com apoio nesses resultados, as estimações foram realizadas usando o método de mínimos quadrados ordinários, para efeitos fixos e efeitos aleatórios. Em ambos os casos, a correção de autorrelação e heterocedasticidade foi feita seguindo os procedimentos recomendados por Newey e West (1987).

3.3 Descrição dos dados

A amostra utilizada neste estudo envolve todos os conglomerados e instituições financeiras isoladas, em atividade durante o período de 2000-2013. Com vistas a abreviar futuras citações e referências, essas entidades serão tratadas, doravante neste texto, pelo codinome “bancos”. Os dados têm frequência trimestral e coincidem com as datas de levantamento de balanços e balancetes de março, junho, setembro e dezembro de cada ano. Os dados em nível de banco foram coletados das seguintes fontes: 1) Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional (Cosif); e 2) Sistema de Informações de Crédito do Banco Central (SCR). Os dados macroeconômicos têm como fonte o Sistema Gerenciador de Séries Temporais (SGS), do Banco Central do Brasil. O painel não balanceado é formado por 247 distintos bancos e 56 *cross-sections*, totalizando 7.684 observações.

Entre 2000 e 2008, o número de bancos em operação reduziu-se de 159 para 129. Após então, esse número apresentou pequeno crescimento, alcançando 133 ao final de 2013.

A variável “Custo Total” (CT_{it}) é formada pelas despesas de intermediação financeira, inclusive as referentes a dívidas subordinadas e instrumentos híbridos de capital e dívidas; despesas administrativas, incluindo despesas de pessoal; outras despesas operacionais; e remuneração do capital próprio. Com essa definição, tenta-se incorporar ao estudo um conjunto de informação mais amplo sobre os efetivos custos associados às atividades operacionais dos bancos.

A remuneração do capital próprio foi imputada, considerando uma proxy de custo de oportunidade. Para esse propósito, foi usada a remuneração dos depósitos interfinanceiros. Desse modo, a razão entre “Remuneração do Capital Próprio” e “Patrimônio líquido” resulta na “Taxa de Remuneração do Capital Próprio” ($W_{1,it}$).

O “Custo de Captação dos Passivos Onerosos” ($W_{2,it}$) representa a taxa de remuneração média dos recursos de terceiros, tendo sido calculada como a razão entre “Despesas de Captações”, acrescidas da remuneração de quase-capital², e “Passivo Oneroso”.

O “Custo Marginal” ($CM_{j,it}$), por modalidade de produtos, os quais envolvem operações de empréstimos, financiamentos, crédito rural e crédito imobiliário, foi obtido tomando a respectiva derivada parcial da função custo total, estimada segundo a equação (8).

O “Índice de Eficiência” (E_{it}) é o *score* de eficiência técnica do banco i , no período t , obtido pela estimação da função de produção da indústria bancária, usando técnicas não paramétricas de análise de envoltória. Para os propósitos deste trabalho, o vetor de insumos é constituído pelo saldo das operações de crédito, enquanto o vetor de produto corresponde às receitas efetivas de cada carteira de crédito, excluídas as despesas com provisões para perdas esperadas. Desse modo, o *score* estimado pode ser interpretado como sendo a distância que o banco i se encontra da fronteira eficiente, no período t . Uma rica discussão sobre eficiência bancária para o caso brasileiro pode ser encontrada em Staub *et al* (2009).

² Remuneração de dívidas subordinadas e instrumentos híbridos de capital e dívidas.

A “Receita Total” (R_{it}) corresponde ao cômputo das receitas de intermediação financeira, compreendendo: a) rendas de operações de crédito; b) rendas de títulos e valores mobiliários; c) rendas de operações de câmbio; d) rendas de aplicações em moedas estrangeiras e aplicações compulsórias; e) receitas de serviços (envolvendo tarifas bancárias; rendas de prestações de outros serviços financeiros; e rendas de garantias prestadas); f) outras receitas operacionais.

A variável ROA_{it} mede a rentabilidade do ativo total ajustado. O índice constitui uma média da razão entre “Lucro Líquido” (LL) e o ativo médio do período de apuração. O LL representa a renda residual após pagamento de todos os fatores de produção, constituição de provisões para riscos de negócio, reconhecimento de perdas e pagamento de tributos e contribuições.

O vetor X_{it} incorpora variáveis *dummies* que descrevem as características individuais dos bancos. Quanto ao controle de capital, foram consideradas as seguintes classes: banco público federal; banco público estadual; banco privado nacional; banco privado com controle estrangeiro; e banco privado com participação estrangeira. Para controlar efeitos de escala, os bancos foram classificados quanto ao porte em: grande, médio, pequeno e microporte, segundo critérios utilizados pela supervisão bancária brasileira. No que diz respeito ao ramo econômico predominantemente explorado, os bancos foram agrupados em: banco de atacado e *middle market*, banco de tesouraria e negócios, banco de crédito, banco complexo, banco de montadora e banco de desenvolvimento.

O vetor Z_{it} incorpora variáveis macroeconômicas, as quais têm a finalidade de controlar fatores do ambiente econômico que possam afetar as principais variáveis de interesse do presente estudo. As seguintes variáveis foram consideradas: a) Produto Interno Bruto a preço de mercado (índice trimestral, base móvel – média do ano anterior igual a 100 – IBGE – SCNTR/SCN 2000); e b) média trimestral da taxa Selic.

3.4 Testes de raiz unitária

O teste de Fisher é uma versão multivariada dos testes de Dickey-Fuller e de Phillips-Perron, proposto por Maddala e Wu (1999). Esse teste consiste na realização de N testes de raiz unitária, para cada indivíduo do painel. A estatística de teste é dada por $P_\lambda = -2 \sum \ln(p_i)$, sendo p_i o p-valor referente a cada indivíduo do painel. P_λ possui distribuição χ^2 com $2N$ graus de liberdade. A hipótese nula é que os dados sejam não estacionários. A equação de teste pode incluir termos

determinísticos e o número de defasagens do termo aumentado na especificação ADF deve ser determinado de modo a produzir resíduos não correlacionados. Choi (2001 apud Baltagi, 2008) propôs a seguinte estatística para o teste de Fisher:

$$Z = \frac{1}{\sqrt{T}} \sum_{i=1}^T \Phi^{-1}(p_i) \quad (9)$$

em que Φ é a função de distribuição acumulada normal. Como $0 \leq p_i \leq 1$, então $\Phi^{-1}(p_i)$ possui distribuição $N(0, 1)$. O autor demonstrou que quando T tende ao infinito, Z converge para $N(0, 1)$. O resultado da aplicação dos testes de raiz unitária é apresentado na tabela 2.

Tabela 2 – Testes de raiz unitária

Variável	Fisher-ADF ^{1/}			
	Choi Z	P-Valor	TD ^{2/}	LAG
Custo Total	-56,12***	0,0000	0	4
Custo Marginal (Empréstimos)	-25,90***	0,0000	0	0
Custo Marginal (Financiamentos)	-22,21***	0,0000	0	0
Custo Marginal (Rural)	-19,71***	0,0000	0	0
Custo Marginal (Imobiliário)	-13,02***	0,0000	0	0
Participação de Mercado (Empréstimos)	-3,23***	0,0006	0	0
Participação de Mercado (Financiamentos)	-7,35***	0,0000	0	0
Participação de Mercado (Rural)	-5,69***	0,0000	0	0
Participação de Mercado (Imobiliário)	-2,08**	0,0189	0	0
Índice de Eficiência	-41,48***	0,0000	0	0
Custo de Captação	-65,36***	0,0000	0	4
Custo de Capital	-10,71***	0,0000	0	4
Retorno do Ativo (ROE)	-24,68***	0,0000	0	4

Nota: * $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$

^{1/} Corresponde à média das defasagens selecionadas nas equações individuais.

^{2/} Termo de tendência estocástica.

Portanto, de acordo com o referido teste, a níveis de significância menores do que 2%, rejeita-se a hipótese nula de não-estacionariedade do painel.

4. Discussão dos resultados

4.1 Avaliação da hipótese de equilíbrio de mercado

Na tabela 3, são apresentados os resultados da estimação da equação (5), a qual tem a finalidade de avaliar se o mercado de crédito brasileiro operava em condições de equilíbrio durante o período examinado. Na oportunidade, não é ocioso lembrar que a hipótese subjacente neste exercício é verificar que o retorno

do ativo é não correlacionado com os custos de fatores. Foram estimadas três especificações do modelo, as quais diferem entre si apenas pela inclusão de variáveis de controle. Para cada modelo, as regressões foram estimadas considerando tanto efeitos aleatórios (RE) quanto efeitos fixos (FE).

Tabela 3 – Estimação da equação (5): Teste da condição de equilíbrio

Variável Explicativa	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
	(RE)	(FE)	(RE)	(FE)	(RE)	(FE)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
W_3	0,0119 (0,0287)	0,0097 (0,0300)	0,0091 (0,0293)	0,0068 (0,0307)	0,0085 (0,0293)	0,0075 (0,0307)
W_1-W_3	-0,0498*** (0,0035)	0,0529*** (0,0045)	0,0504*** (0,0036)	0,0536*** (0,0357)	0,0504*** (0,0357)	0,0534*** (0,0039)
W_2-W_3	-0,0345 (0,022)	-0,0494** (0,0232)	-0,0421* (0,0227)	-0,0587** (0,0234)	-0,0426* (0,0228)	-0,0574** (0,0240)
E			0,0002 (0,0385)	0,0013 (0,0041)	0,0003 (0,0038)	0,0013 (0,0041)
PIB					-0,0240** (0,0119)	-0,0267** (0,0120)
Selic					0,4641 (0,3463)	0,5378 (0,3477)
Banco Grande					0,0699 (0,3192)	0,3243 (0,3713)
Banco Público					-0,2623 (0,4536)	-3,9284* (2,2089)
Banco Estrangeiro					0,0853 (0,2334)	0,3081 (0,5191)
Obs.	7.734	7.734	7.734	7.734	7.734	7.734
R ²	0,1383	0,1362	0,1383	0,1359	0,1388	0,0945
Teste Wald	612,04 0,0000	33,61 0,0000	621,95 0,0000	28,74 0,0000	622,04 0,0000	25,04 0,0000

Nota: * p < 0,10; ** p < 0,05; *** p < 0,01. Desvio-padrão entre parênteses.

Não se rejeita a hipótese de que o coeficiente da variável $\ln(w_{3,it})$, da equação (5), seja igual a zero. Isso sugere que, em equilíbrio, o retorno dos bancos no Brasil não tem associação com o preço dos fatores de produção. Ressalte-se ainda que esse resultado mantém-se praticamente inalterado após a inclusão das variáveis de controle, indicando que as características individuais dos bancos não exercem impactos relevantes nos parâmetros estimados.

4.2 Estatística-H de Panzar-Rosse

Os resultados da estimação da equação (3), cuja finalidade é avaliar se o preço dos fatores de produção têm associação positiva com a receita dos bancos, são apresentados na tabela 4. Conforme anteriormente discutido, a Estatística-H de Panzar-Rosse é definida como sendo a soma da elasticidade da receita relativamente a variações nos preços dos fatores de produção. Aqui, também, foram estimadas três especificações do modelo, que diferem entre si pela inclusão de variáveis de controle. Referidos modelos foram estimados para efeitos aleatórios e efeitos fixos. Ambos os resultados são reportados, embora o teste de Hausman sugira que características individuais não observáveis sejam relevantes e devam ser consideradas na estimação.

Tabela 4 – Estimação da equação (3): Modelo Panzar-Rosse

Variável Explicativa	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
	(RE)	(FE)	(RE)	(FE)	(RE)	(FE)
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	
H	0,9545*** (0,0154)	0,8813*** (0,0181)	0,9090*** (0,0150)	0,8272*** (0,0182)	0,9035*** (0,0153)	0,8319*** (0,0182)
$W_1 \cdot W_3$	0,0610*** (0,0046)	0,0621*** (0,0048)	0,0592*** (0,0045)	0,0609*** (0,0048)	0,0589*** (0,0044)	0,0606*** (0,0048)
$W_2 \cdot W_3$	0,6023*** (0,0129)	0,5783*** (0,0134)	0,5556*** (0,0130)	0,5269*** (0,0138)	0,5526*** (0,0131)	0,5331*** (0,0138)
E			0,0167*** (0,0010)	0,0144*** (0,0011)	0,0166*** (0,0011)	0,0144*** (0,0011)
PIB			0,0336*** (0,0033)	0,0366*** (0,0033)	0,0339*** (0,0033)	0,0363*** (0,0033)
Selic			-0,0142 (0,0931)	0,0166 (0,0928)	0,0120 (0,0931)	0,2340 (0,0926)
Banco Grande					0,2107** (0,0952)	0,1928** (0,1014)
Banco Público					0,2052 (0,4536)	2,1005*** (2,2089)
Banco Estrangeiro					-0,0991 (0,0823)	-0,6088*** (0,1373)
Obs.	7.530	7.530	7.530	7.530	7.530	7.530
R ²	0,8413	0,8383	0,8531	0,8498	0,8495	0,7482
Teste Wald	6.751,80 0,0000	320,64 0,0000	7.779,34 0,0000	296,28 0,0000	7.796,81 0,0000	258,94 0,0000

Nota: * p < 0,10; ** p < 0,05; *** p < 0,01. Desvio-padrão entre parênteses.

O teste de Wald rejeita a hipótese de presença de estrutura de mercado não concorrencial, ou seja, ($H = 0$), ao nível de significância de 1%. Esse teste também rejeita fortemente a hipótese de que o mercado bancário brasileiro opera em competição perfeita, isto é, ($H = 1$), em todas as especificações estimadas do modelo.

Na especificação em que se controla a regressão para efeitos macroeconômicos, tipos de bancos e fatores individuais não observados, encontrou-se o valor ($H = 0,8319$), significativa a 1%. Esse resultado é consistente com a hipótese de concorrência monopolista.

A reestimação do modelo para subamostras evidencia que o grau de competição apresentou significativa variação no período examinado.

Tabela 5 – Evolução da competição bancária: Mercado de crédito

Período	H-Estatística	Erro-padrão	Núm. Obs
2000-2013	0,8319***	0,0182	7.503
2000-2003	0,5637***	0,0410	2.379
2004-2007	0,9195***	0,0507	2.055
2008-2013	0,8743***	0,0358	3.069

Fonte: Elaboração própria.

Nota: *** denota significância < 1%

Conforme se pode observar na tabela 5, no período 2000-2003, o nível de competição no mercado bancário de crédito no País era substancialmente menor do que o que se presenciou no período final da amostra. Registrou-se pronunciado crescimento do grau de competição no período de 2004-2007, quando o crédito, principalmente privado, apresentou forte expansão. No período mais recente, percebe-se moderada redução da competição entre os bancos.

5. Avaliação da competição bancária por segmento

5.1 Estimação do indicador de Boone: empréstimos e títulos descontados

Na tabela 6, apresentam-se os resultados da estimação da equação (8), para a modalidade de crédito “Empréstimos e Títulos Descontados”. Estimam-se três especificações do modelo, que diferem entre si pela inclusão de variáveis de controle. Foram reportados os resultados para a estimação que considera efeitos

aleatórios e a que considera efeitos fixos para fatores individuais não observáveis, embora o principal resultado de interesse não seja estatisticamente diferente nos dois casos examinados.

Tabela 6 – Estimação da equação (8): Indicador Boone – empréstimos e títulos descontados

Variável Explicativa	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
	(RE)	(FE)	(RE)	(FE)	(RE)	(FE)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
CM	-0,2645*** (0,0078)	-0,2626*** (0,0079)	-0,2799*** (0,0079)	-0,2821*** (0,0183)	-0,2800*** (0,0080)	-0,2828*** (0,0079)
E			0,0195*** (0,0015)	0,0183*** (0,0015)	0,0195*** (0,0015)	0,0181*** (0,0015)
PIB			0,0169*** (0,0035)	0,0172*** (0,0035)	0,0169*** (0,0035)	0,0173*** (0,0034)
Selic			-0,5191 (0,1007)	-0,5242 (0,1001)	-0,5185 (0,1011)	-0,5246 (0,1010)
Banco Grande					0,5235*** (0,1010)	0,3696*** (0,1014)
Banco Público					-1,5479*** (0,3530)	-0,1096 (0,6028)
Banco Estrangeiro					-0,031 (0,1292)	-0,1492 (0,1473)
Obs.	6.585	6.585	6.585	6.585	6.585	6.585
R ²	0,1541	0,1541	0,1812	0,1813	0,1817	0,1831
Teste Wald	1.146,91 0,0000	82,72 0,0000	1.398,66 0,0000	82,73 0,0000	1.438,41 0,0000	71,16 0,0000

Nota: * p < 0,10; ** p < 0,05; *** p < 0,01. Desvio-padrão entre parênteses.

O resultado encontrado mostra moderado nível de competição nesse mercado (*Indicador de Bonne* = -0,2828), o que significa que as firmas com menor custo marginal de produção ganharam participação de mercado. Outro resultado bastante sugestivo é que a variável de controle E_{it} apresenta sinal positivo e altamente significativa nas especificações estimadas, suportando a tese de que a concentração de mercado pode ser explicada pela conduta estratégica dos bancos mais eficientes.

Controlando para efeitos fixos, a concentração de mercado é mais influenciada pela ação de grandes bancos. Para esse mercado especificamente, as variáveis *dummies*, para controle do tipo de controle e de porte, indicam que bancos públicos e bancos estrangeiros não têm efeito estatisticamente significativo na estrutura de mercado.

Na tabela 7, apresenta-se a evolução da competição na modalidade empréstimos e títulos descontados.

Tabela 7 – Evolução da competição bancária: Empréstimos e títulos descontados

Período	H-Estatística	Erro-padrão	Núm. Obs
2000-2013	0,8319***	0,0182	7.503
2000-2003	0,5637***	0,0410	2.379
2004-2007	0,9195***	0,0507	2.055
2008-2013	0,8743***	0,0358	3.069

Fonte: Elaboração própria.

Esses números mostram que houve um moderado aumento da competição entre 2004 e 2007, mas que tal processo foi revertido nos anos recentes. Tal comportamento é consistente com o sinal da variável PIB, usada para controle do efeito do ciclo econômico no processo de concentração do mercado. A relação positiva encontrada sugere que a concentração desse segmento é pró-cíclica. Por outro lado, a variável SELIC apresenta associação negativa com o processo de concentração do mercado, sinalizando que a expansão das operações é freada em função do aumento dos custos financeiros.

5.2 Estimação do indicador de Boone: financiamentos

Os resultados da estimação da equação (8) para a modalidade “Financiamentos” são apresentados na tabela 8, a qual reporta seis especificações do modelo, envolvendo variações para o caso de efeitos aleatórios, bem como efeitos fixos, para controle de fatores individuais não observáveis.

Tabela 8 – Estimação da equação (8): Indicador Boone – financiamentos

Variável Explicativa	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
	(RE)	(FE)	(RE)	(FE)	(RE)	(FE)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
CM	-0,4373*** (0,0088)	-0,4390*** (0,0088)	-0,4618*** (0,0088)	-0,4636*** (0,0088)	-0,4639*** (0,0080)	-0,4653*** (0,0088)
E			0,0274*** (0,0019)	0,0252*** (0,0019)	0,0279*** (0,00159)	0,0251*** (0,0019)
PIB			0,0275*** (0,0043)	0,0276*** (0,0042)	0,0277*** (0,0043)	0,0277*** (0,0043)
Selic			-0,8023*** (0,1239)	-0,8095*** (0,1227)	-0,8043*** (0,1246)	-0,8111*** (0,1226)
Banco Grande					0,6543*** (0,1159)	0,4141*** (0,1167)
Banco Público					0,6723* (0,3451)	-0,2427 (0,6921)
Banco Estrangeiro					-0,0244 (0,1416)	-0,3013 (0,1692)
Obs.	5.736	5.736	5.736	5.736	5.736	5.736
R ²	0,3212	0,3212	0,353	0,3533	0,355	0,355
Teste Wald	2.628,38 0,0000	186,97 0,0000	3.019,73 0,0000	177,64 0,0000	3.107,54 0,0000	152,05 0,0000

Nota: * p < 0,10; ** p < 0,05; *** p < 0,01. Desvio-padrão entre parênteses.

O coeficiente de maior interesse estimado revela um nível maior de competição na modalidade de crédito de financiamento de bens (Indicador de Boone = -0,4653). Novamente, esse resultado corrobora a tese de que bancos com menores custos marginais conquistam participação de mercado. O sinal positivo da variável de controle, E_{it} , reforça o fato de que competição por novos clientes e mercados tem associação com o grau de eficiência da instituição bancária.

No mercado de crédito voltado para financiamento de consumo e de atividade produtiva, o crescimento da participação de mercado é pró-cíclico, sendo favorecido pelo aumento do nível de atividade econômica e pela estabilidade da política monetária, como se pode inferir a partir dos sinais dos coeficientes das variáveis de controle PIB e Selic, os quais se apresentam fortemente significantes. A tabela 9 mostra a evolução da competição na modalidade “financiamento”.

Tabela 9 – Evolução da competição bancária: financiamento

Período	Indicador de Boone	Erro-padrão	Núm. Obs
2000-2013	-0,4618***	0,0088	5.736
2000-2003	-0,2718***	0,0152	1.856
2004-2007	-0,3898***	0,0159	1.600
2008-2013	-0,4044***	0,0133	2.280

Fonte: Elaboração própria.

Nota: *** denota significância < 1%

Esses números revelam que houve um crescimento da competição nos três subperíodos da amostra examinada. Não se encontraram evidências suficientes para afirmar que a ação de bancos públicos tenha efeitos significantes no processo de concentração do mercado de financiamento. Semelhantemente, não foram significantes as *dummies* usadas para controle de bancos estrangeiros.

5.3 Estimação do Indicador de Boone: financiamentos rurais e agroindustriais

A tabela 10 apresenta os resultados da estimação da equação (8), para a modalidade “Financiamentos Rurais e Agroindustriais”.

Tabela 10 – Estimação da equação (8): Indicador Boone – financiamentos rurais e agroindustriais

Variável Explicativa	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
	(RE)	(FE)	(RE)	(FE)	(RE)	(FE)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
CM	-0,2772*** (0,0124)	-0,2746*** (0,0124)	-0,2851*** (0,0125)	-0,2822*** (0,0124)	-0,2915*** (0,0125)	-0,2868*** (0,0124)
E			0,0380*** (0,0043)	0,0362*** (0,0042)	0,0388*** (0,0042)	0,0362*** (0,0042)
PIB			0,0224*** (0,0058)	0,0224*** (0,0045)	0,0227*** (0,0046)	0,0226*** (0,0045)
Selic			-0,3049** (0,1317)	-0,83041*** (0,1305)	-0,3110*** (0,1320)	-0,3093*** (0,1297)
Banco Grande					0,4604*** (0,0776)	0,3942*** (0,0770)
Banco Público					0,3566 (0,3245)	-0,035 (0,4414)
Banco Estrangeiro					0,3059 (0,1976)	0,1274 (0,2172)
Obs.	2.034	2.034	2.034	2.034	2.034	2.034
R ²	0,1981	0,198	0,3074	0,3036	0,4706	0,4219
Teste Wald	562,24 0,0000	39,34 0,0000	642,67 0,0000	40,57 0,0000	754,50 0,0000	36,26 0,0000

Nota: * p < 0,10; ** p < 0,05; *** p < 0,01. Desvio-padrão entre parênteses.

O Indicador de Boone estimado para essa modalidade mostra moderado grau de competição nesse mercado de crédito (Indicador de Bonne = $-0,2868$). Referido resultado corrobora a tese de que bancos com baixo custo marginal têm maior chance de ganhar participação de mercado. Mais uma vez, o sinal positivo da variável de controle E_{it} reafirma o fato de que eficiência técnica constitui um elemento importante no processo de disputa por parcela de mercado.

A evolução da competição nesse segmento de mercado é apresentada na tabela 11, para três subperíodos da amostra examinada.

Tabela 11 – Evolução da competição bancária: financiamentos rurais e agroindustriais

Período	Indicador de Boone	Erro-padrão	Núm. Obs.
2000-2013	-0,2868***	0,0124	2.034
2000-2003	-0,2234***	0,0199	648
2004-2007	-0,2283***	0,0233	575
2008-2013	-0,3596***	0,0196	811

Fonte: Elaboração própria.

Nota: *** denota significância < 1%

Os números mostram que houve um crescimento da competição nesse mercado apenas no último período da amostra, com redução nos dois períodos intermediários. A participação de bancos públicos e estrangeiros parece não ser importante no processo de competição-concentração desse mercado. Contudo, os bancos grandes possuem vantagens comparativas. O padrão pró-cíclico da concentração de mercado está também presente nesse segmento do mercado de crédito.

5.4 Estimação do indicador de Boone: financiamentos imobiliários

A tabela 12 apresenta os resultados da estimação da equação (8), para “Financiamentos Imobiliários”.

Tabela 12 – Estimação da equação(8): Indicador Boone – financiamento imobiliário

Variável Explicativa	Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
	(RE)	(FE)	(RE)	(FE)	(RE)	(FE)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
CM	-0,5597*** (0,0141)	-0,5596*** (0,0141)	-0,5663*** (0,0142)	-0,5675*** (0,0143)	-0,5711*** (0,0142)	-0,5702*** (0,0143)
E			0,0763*** (0,0123)	0,0727*** (0,0123)	0,0815*** (0,0123)	0,0745*** (0,0123)
PIB			0,0347*** (0,0066)	0,0351*** (0,0066)	0,0347*** (0,0067)	0,0350*** (0,0061)
Selic			-0,9259*** (0,1898)	-0,9244*** (0,1895)	-0,9286*** (0,1904)	-0,9227*** (0,1887)
Banco Grande					0,4343*** (0,0966)	0,3435*** (0,0970)
Banco Público					2,1102*** (0,5089)	-0,6199 (0,7828)
Obs.	1.441	1.441	1.441	1.441	1.441	1.441
R ²	0,6361	0,6361	0,66	0,6601	0,663	0,6633
Teste Wald	2.682,69 0,0000	171,65 0,0000	2.682,69 0,0000	156,71 0,0000	2.744,84 0,0000	142,04 0,0000

Nota: * p < 0,10; ** p < 0,05; *** p < 0,01. Desvio-padrão entre parênteses.

Os resultados encontrados revelam que o segmento de crédito imobiliário apresenta nível de competição acima da média, quando comparado aos demais segmentos examinados no presente estudo (Indicador de Boone = -0,5702). Além do reduzido custo marginal, eficiência e escala de produção constituem fatores que explicam o crescimento da participação de mercado nesse segmento do crédito.

A evolução da competição nesse segmento de mercado é apresentada na tabela 13, para os três subperíodos abaixo indicados.

Tabela 13 – Evolução da Competição Bancária: Financiamentos imobiliários

Período	Indicador de Boone	Erro-padrão	Núm. Obs.
2000-2013	-0,5702***	0,0143	1.441
2000-2003	-0,3100***	0,0239	451
2004-2007	-0,2351***	0,0241	382
2008-2013	-0,6679***	0,0206	608

Fonte: Elaboração própria.

Nota: *** denota significância < 1%

Esses números revelam que houve crescimento da competição no mercado de crédito imobiliário no período seguinte a 2008. As variáveis *dummies* usadas para bancos públicos e bancos estrangeiros não se mostraram significantes. Finalmente, como nos demais mercados examinados neste trabalho, crescimento da renda e estabilidade monetária são fatores que favorecem a competição.

6. Conclusão

Neste estudo, avaliou-se a associação entre concentração e competição no mercado de crédito brasileiro. Adicionalmente, testou-se empiricamente se concentração possui relação econômica com o grau de eficiência da firma bancária.

Os resultados mostraram que, no período examinado, o mercado de crédito bancário brasileiro passou por um moderado processo de concentração, exceto na modalidade de crédito de financiamento imobiliário. Apesar disso, não há indícios de que as condições gerais de competição tenham sido prejudicadas.

O modelo de Panzar-Rosse indicou que houve aumento da competição, principalmente entre 2004 e 2007, com pequena retração nos anos seguintes a 2008. Os resultados indicaram que o grau de competição foi maior no último quinquênio quando comparado ao início dos anos 2000.

O Indicador de Boone, aplicado às modalidades de crédito, confirma as conclusões feitas a partir do modelo de Panzar-Rosse, mostrando que houve aumento da competição no mercado de crédito, principalmente no período 2004-2007. Com exceção do segmento de operações de empréstimos, o qual apresentou pequeno recuo, observa-se um aumento da competição nas operações de financiamentos, bem como de crédito rural e de crédito imobiliário no período 2008-2013. Este último segmento destacou-se pela maior aceleração da competição, motivada principalmente pela entrada de importantes bancos no mercado de financiamentos imobiliários.

Observou-se que o nível de concentração é positivamente associado ao indicador de eficiência da firma bancária. Tal resultado sugere que bancos que operam com menores custos marginais e apresentam maior eficiência técnica ganharam participação de mercado. Praticamente todas as especificações dos modelos estimados sugerem que os maiores bancos apresentam vantagens

comparativas e têm crescido no mercado de crédito, o que pode estar associado à exploração de possíveis ganhos de escala e/ou de escopo.

Finalmente, encontram-se evidências de que o processo de concentração do mercado de crédito no Brasil, no período analisado, apresentou comportamento pró-cíclico e foi favorecido por um ambiente estável de política monetária, notadamente depois de 2003. Cumpre ainda destacar que tal concentração se deu num ambiente de inédita expansão do crédito bancário, redução dos custos dos serviços financeiros e ampliação do prazo médio da carteira de crédito.

A agenda de pesquisa sobre a relação empírica entre concentração e competição pode avançar no sentido de mensurar competição em mercados relevantes, ambiente no qual se poderia avaliar o comportamento dos bancos em mercados mais específicos, tais como financiamento de veículos, operações de financiamento de vendas com uso de cartão de crédito, financiamento de capital de giro das empresas não-financeiras. Sugere-se ainda que a pesquisa avance na direção de usar microdados em nível da operação de crédito, de modo a permitir que medidas de poder de mercado mais diretas e acuradas possam ser utilizadas em estudos de competição bancária.

Referências

- Allen, F.; Gale, D. (2004). Competition and financial stability. *Journal of money, Credit and Banking*, 36(3), 453-480.
- Baltagi, B. (2008) H. *Econometric analysis of panel data*. Chichester, West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.
- Beck, T.; Demirguc-Kunt, A; Levine, R. (2006). Bank concentration, competition and crisis: First results. *Journal of Banking & Finance*, 30, 1581-1603.
- Bikker, J.; Groeneveld, J. (1998). Competition and concentration in the EU banking industry. *Research Series Supervision*, 8, De Nederlandsche Bank.
- Bikker, J.; Spierdijk, L.; Finnie, P. (2006). Misspecification of the Panzar-Rosse model: assessing competition in the banking industry. *DNB Working Papers*, 114, Netherlands Central Bank.
- Boone, J. (2008). A new way to measure competition. *Economic Journal*, 188, 1245-1261.
- Boyd, J.H.; De Nicoló, G. (2005). The theory of bank risk taking and competition revisited. *The Journal of Finance*, 60(3), 1329-1343.
- Boyd, J.H.; De Nicoló, G.; Jalal, A.M. (2009). Bank competition, risk and asset allocations. *IMF Working Paper*, 143.
- Chang, R.; Velasco, A. (2001). A model of financial crises in emerging markets. *The Quarterly Journal of Economics*, 116, 2, 489-517.
- Coccorelli, N. (1998). Assessing the competitive condition in the Italian bank system: some empirical evidence. *BNL Quarterly Review*, 205, 171-191.
- De Nicoló, G.; Loukoianova, E. (2007). Bank ownership, market structure and risk. *IMF Working Paper*, 215.
- Keeley, M.C. (1990). Deposit insurance, risk and market power in banking. *American Economic Review*, 80, 1183-1200.
- Leuvensteijn, M.V.; Bikker, J.; Rixtel, A.V.; Sorensen, C.K. (2011). A new approach to measuring competition in the loan markets of the Euro area. *Applied Economics*, 43, 3155-3167.

Maddala, G.S.; Wu, S. (1999). A comparative study of unit root tests with panel data and a new simple test. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, n. 61, p. 631-652, 1999.

Martínez-Miera, C.; R. Repullo (2008). Does competition reduce the risk of bank failure? CEMFI Working Paper, 801.

Molyneux, P.; Thornton, J.; Lloyd-Williams, D.M. (1996). Competition and market contestability in Japanese commercial banking. *Journal of Economics and Business*, 48(1), 33-45.

Nathan, A.; Neave, E.H. (1989). Competition and contestability in Canada's financial system: empirical results. *Canadian Journal of Economics*, 22(3), 576-594.

Newey, W.K.; West, K.D. (1987). A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autorrelation consistent covariance matrix. *Econometrica*, 5(3), 703-708.

Panzar, J.C.; Rosse, J.N. (1987). Testing for monopoly equilibrium. *Journal of Industrial Economics*, 35, 443-456.

Park, K. (2009). Has bank consolidation in Korea lessened competition? *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 49, 651-667.

Park, K.H. (2013). Testing for competition in the South Korean and Chinese commercial banking markets. *Asia-Pacific Journal of Financial Studies*, 42, 1, 56-75.

Schaeck, K.; Cihák, M. (2010). Competition, efficiency, and soundness in banking: An industrial organization perspective. Discussion Paper, 68S, Tilburg University, Center for Economic Research.

Shaffer, S. (1982). A nonstructural test for competition in financial markets. *Proceedings of a Conference on Bank Structure and Competition*. Federal Reserve Bank of Chicago, 225-243.

Shaffer, S. (1993). A test of competition in Canadian banking. *Journal of money, credit, and Banking*, 25 (1) 49-61.

Staub, R.B.; Souza, G.; Tabak, B.M. (2009). Evolution of bank efficiency in Brazil: a DEA approach. WP Banco Central do Brasil, 200.

Stiglitz, J.E.; Weiss, A. (1981). Credit rationing in markets with imperfect information. *The American Economic Review*, 71, 3, 393-410.

Tabak, B. M.; Fazio, D. M.; Cajueiro, D. O. (2011). The relationship between banking market competition and risk-taking: do size and capitalization matter? WP Banco Central do Brasil, 261.

Vesala, J. (1995). Testing for competition in banking: behavioral evidence from Finland. *Bank of Finland Studies*, E:1.

Wagner, W. (2010). Loan market competition and bank risk-taking. *Journal of Financial Services Research*, 37 (1), 71-81.

3

Transmissão Assimétrica de Choques de Liquidez a Bancos¹

Rafael Schiozer²

Raquel de Freitas Oliveira³

1. Introdução

Crises financeiras geralmente são caracterizadas por choques à captação de recursos dos bancos. Um choque de liquidez impacta a economia real se reduzir a capacidade de concessão de empréstimos de alguns bancos, e se seus tomadores não conseguirem substituir perfeitamente os empréstimos que tomavam nesses bancos por empréstimos em outros bancos sem restrições de liquidez, por captações nos mercados de capitais ou por crédito comercial.

A identificação empírica da transmissão de choques de liquidez em bancos para a economia real é desafiadora, pois em geral ocorrem simultaneamente alterações no perfil de risco e nas oportunidades de investimento dos tomadores, que diminuem a demanda por empréstimos. Essa simultaneidade torna complexa a atribuição da variação observada no montante de empréstimos a mudanças na oferta de crédito pelos bancos. Estudos recentes tratam dessa questão ao analisarem empréstimos tomados por uma mesma firma em diferentes bancos, o que permite o controle dos efeitos de demanda por meio da utilização de efeitos fixos do tomador. Grande parte das evidências encontradas mostra que choques que reduzem a liquidez bancária afetam negativamente a oferta de crédito às firmas, independentemente da origem do choque ser doméstica (Khwaja e Mian, 2008) ou estrangeira (Schnabl, 2012; Ongena *et al.*, 2013; Iyer *et al.*, 2014).

¹ As opiniões expressas neste trabalho são exclusivamente dos autores e não refletem, necessariamente, a visão do Banco Central do Brasil.

² A versão mais ampla deste artigo foi escrita durante a visita de Rafael Schiozer ao *Wharton Financial Institutions Center*, da *Wharton School, University of Pennsylvania*. Rafael Schiozer agradece o apoio financeiro recebido da FAPESP para a realização desta pesquisa.

³ Banco Central do Brasil, Departamento de Estudos e Pesquisas.

E-mail: raquel.oliveira@bcb.gov.br

Contudo, é importante conhecer se aumentos e reduções na liquidez dos bancos têm efeitos simétricos sobre o crédito, pois esse entendimento pode auxiliar nas estratégias de gestão de crises pelos formuladores de políticas públicas. O objetivo deste estudo é tratar desse assunto, ao mesmo tempo em que se distinguem efeitos de oferta e de demanda, em abordagem similar à da literatura recente. Para isso, será explorado um choque ao sistema bancário brasileiro, que levou a uma redistribuição maciça da base de depósitos, com recursos saindo de bancos pequenos e médios em direção a bancos sistemicamente importantes, ocorrido durante o pior momento da crise internacional no último trimestre de 2008. Essa espécie de corrida é analisada no estudo de Oliveira *et al.* (2014), que encontram evidências consistentes com uma corrida não relacionada aos fundamentos econômicos dos bancos, mas causada por pânico, relacionada a uma percepção da existência de uma política de salvamento de bancos sistemicamente importantes (*too-big-to-fail*). Especificamente, a decisão de mudança de banco não estava relacionada à qualidade da carteira de empréstimos no período pré-crise, nem à liquidez dos ativos, nível de capitalização, ou em que medida cada banco seria potencialmente afetado pela crise (como sua dependência de recursos externos ou características da carteira de empréstimos). De fato, os bancos brasileiros não estavam expostos direta ou indiretamente aos ativos *subprime*, e dependiam pouco de recursos financeiros provenientes do exterior no momento inicial da crise.

Uma preocupação a respeito da interpretação sobre a relação causal entre as variações da liquidez e as alterações na concessão de empréstimos é que, *ex-ante*, os bancos que perdem depósitos poderiam ter como clientes empresas fundamentalmente expostas ao choque, ou seja, aquelas cujas oportunidades de investimento tenham sido negativamente afetadas pela crise. Para lidar com esse problema de identificação, analisa-se a variação dos empréstimos entre empresas do mesmo setor econômico e de tamanho similar. Adicionalmente, foram feitos diversos testes de robustez para verificar se os resultados encontrados refletem a variação na oferta de crédito, e não mudanças na demanda por empréstimos ou ao risco do tomador. Especificamente, foram incluídos controles para a modalidade dos empréstimos no período pré-crise (capital de giro, crédito rotativo, empréstimos à exportação etc) e para características dos bancos, como tamanho, liquidez dos ativos, lucratividade e tipo de controle (privado, governamental ou estrangeiro). Os resultados encontrados também são robustos a diferentes medidas de variação da liquidez bancária e a diferentes janelas para os períodos pré- e pós-crise.

Os resultados apontam que a variação da liquidez tem efeito assimétrico sobre a oferta de crédito. Uma redução de 1% do volume de depósitos reduz a oferta de empréstimos em pelo menos 0,4%, ao passo que um aumento do volume de depósitos da mesma magnitude aumenta a oferta de empréstimos em não mais que 0,1%. O efeito do choque de liquidez é heterogêneo para tomadores de portes diferentes. Um choque negativo de liquidez reduz mais os empréstimos a firmas pequenas e médias do que a firmas grandes, resultado que é consistente com teorias sobre fricções financeiras (Kashyap *et al.*, 1993; Holmstrom e Tirole, 1997; Stein, 1998; Peek e Rosengreen, 2000), e também com evidências empíricas encontradas em outros mercados, tais como Khwaja e Mian (2008), Paravisini (2008), Imai e Takarabe (2011) Schnabl (2012), Ongena *et al.* (2013) e Iyer *et al.* (2014).

2. Efeitos da crise financeira internacional sobre o Sistema Financeiro Nacional

Mesquita e Torós (2010) oferecem uma descrição detalhada dos efeitos macroeconômicos da crise no Brasil e também das medidas implementadas pelo Banco Central do Brasil e outras autoridades financeiras para mitigar os efeitos da crise. Oliveira *et al.* (2014) estudam em detalhes a corrida de bancos pequenos e médios em direção a bancos sistemicamente importantes que ocorreu após o anúncio dos salvamentos de bancos sistemicamente importantes no exterior.

Resumidamente, esses estudos mostram que, devido a uma crescente percepção da existência de garantias implícitas a bancos sistemicamente importantes, os bancos pequenos e médios perderam em média quase 15% do volume de depósitos (a vista, a prazo e de poupança), enquanto os bancos sistemicamente importantes aumentaram passivamente seus depósitos em mais de 20%, em média. Uma evidência clara de que os bancos grandes não estavam ativamente captando esses depósitos é que, em média, reduziram o prêmio de taxas de juros pago nos certificados de depósitos (CDBs), ao mesmo tempo em que os demais bancos aumentaram o prêmio pago (Oliveira *et al.*, 2014).

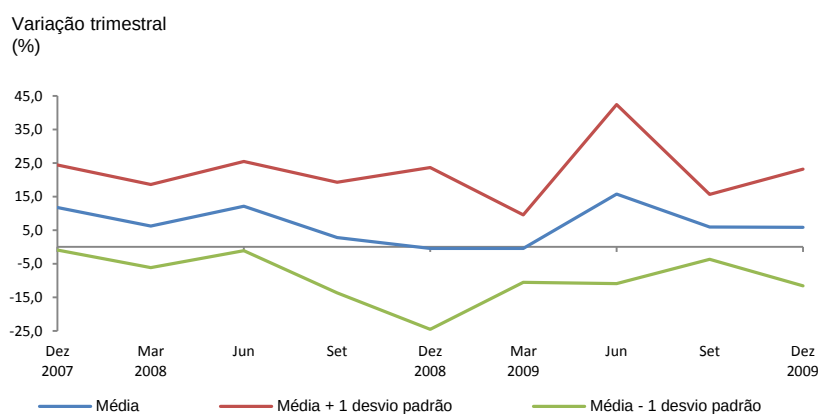
Para minimizar os efeitos da redução de liquidez dos bancos pequenos e médios, o Banco Central do Brasil tomou diversas medidas para redistribuir a liquidez do sistema (isto é, dos bancos grandes para os demais) a partir de outubro de 2008⁴, incluindo reduções dos depósitos compulsórios dos bancos grandes sob a

⁴ Ver Mesquita e Torós (2010) para uma descrição detalhada das medidas.

condição de que os recursos liberados fossem usados para prover empréstimos interbancários aos bancos pequenos e médios. Ainda assim, 50 de um total de 102 bancos da amostra tiveram variações negativas nos depósitos totais (incluindo interbancário) entre junho e dezembro de 2008.

O gráfico 1 mostra que a variação média dos depósitos foi quase nula, mas que houve grande aumento do desvio padrão transversal (i.e., entre bancos) durante a crise, em comparação a períodos anteriores (de 11 a 13% para mais de 20%), indicando grandes diferenças na taxa de crescimento dos depósitos entre os bancos. Embora o crescimento médio dos depósitos tenha sido quase nulo, o crescimento total dos depósitos foi de aproximadamente 11% no último trimestre de 2008, porque os bancos sistemicamente importantes (em média bem maiores que os demais) tiveram um crescimento, enquanto os bancos pequenos e médios tiveram diminuição de depósitos. Oliveira *et al.* (2014) mostram que os bancos pequenos e médios começam a retomar o crescimento dos depósitos regulares (sem considerar o interbancário) em janeiro de 2009, mas só retornam ao nível de depósitos do período pré-crise em junho de 2009. O aumento abrupto da média e do desvio padrão do crescimento de depósitos no segundo trimestre de 2009 deve-se à introdução dos depósitos a prazo com garantia especial (DPGE) do Fundo Garantidor de Crédito (FGC), em 28 de março de 2009, com limite segurado de 20 milhões de reais.

Gráfico 1 – Evolução dos depósitos^{1/}



Fonte: Elaborado pelos autores

1/ À vista, a prazo, poupança e interbancário.

Outras fontes de recursos usualmente disponíveis para as empresas secaram durante a crise. As ofertas públicas e privadas nos mercados de títulos de dívida internacionais desaceleraram ao longo de 2008 e praticamente pararam completamente após a falência do banco *Lehman Brothers*, retornando apenas no final de 2009. No mercado doméstico, as emissões de dívidas e de ações também

sofreram redução drástica depois do episódio do *Lehman*, e a taxa de rolagem de dívidas externas de firmas brasileiras foi reduzida drasticamente no último trimestre de 2008 e no primeiro semestre de 2009. A crise de 2008/2009 nos mercados de capitais nacional e estrangeiro potencialmente aumentou a demanda por empréstimos bancários, principalmente por firmas grandes, que são aquelas que normalmente tinham acesso a essas fontes de financiamento antes da crise. Schiozer e Brando (2010) relatam uma diminuição no crédito comercial das empresas brasileiras de capital aberto em 2008, em comparação com anos anteriores, o que também indica redução em fontes alternativas de financiamento da economia.

3. Dados e estratégia de identificação

São utilizadas duas principais bases de dados fornecidas pelo Banco Central do Brasil. A primeira é pública e compreende as demonstrações financeiras dos bancos brasileiros. A segunda é privada, proveniente do Sistema de Informações de Crédito (SCR), e contém informações dos empréstimos bancários feitos às firmas⁵. A amostra é composta por dados trimestrais de bancos comerciais, bancos de investimento e múltiplos com carteira comercial ou de investimento, desde dezembro de 2007 até dezembro de 2009. Nos casos em que os bancos pertencem a um mesmo conglomerado financeiro, utilizam-se as informações no nível conglomerado, de acordo com Gatev e Strahan (2006), Schnabl (2012) e Oliveira *et al.* (2014). Por simplicidade, cada unidade observacional é chamada de banco. Foram excluídas financeiras e sociedades de crédito ao microempreendedor não associadas a um conglomerado bancário, em razão dessas instituições não concederem crédito em montante significativo para as firmas.

Também foram excluídos da amostra os bancos que não tiveram depósitos durante o período amostral, os bancos que não realizaram operações de crédito para pessoas jurídicas, os bancos de desenvolvimento e os bancos que entraram em atividade no período amostral. Os bancos que se fundiram em algum momento são considerados como uma mesma unidade desde o início do período amostral. A amostra final tem 102 bancos, que são categorizados em 3 classes, de acordo com sua estrutura de controle: bancos privados domésticos, subsidiárias de bancos estrangeiros e bancos públicos (controlados pelo governo federal, ou por

⁵ A coleta e manipulação de dados da base SCR foi feita exclusivamente por servidores do Banco Central do Brasil.

governo estadual). Os depósitos são a mais importante fonte de recursos para os bancos brasileiros, em média. Os bancos da amostra tem mais de 98% da base de depósitos do país, e fazem mais de 98,5% dos empréstimos livres (não direcionados)⁶ para as firmas no Sistema Financeiro Nacional. Diferentemente de grande parte dos mercados emergentes, a estrutura de captação de recursos de grande parte dos bancos (incluindo as subsidiárias dos bancos estrangeiros) é preponderantemente doméstica.

Como o SCR contém informações individuais de todos os empréstimos acima de R\$5 mil reais realizados no SFN, praticamente todos os empréstimos feitos às firmas estão lá registrados. Para cada banco, os créditos livres são agregados por setor de atividade e tamanho do tomador. A classificação do setor de atividade é feita pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), e contém quase 1.300 tipos diferentes. O tamanho do tomador foi determinado seguindo um critério interno adotado no Banco Central do Brasil (2013, p. 24), que classifica como “grande” uma firma que toma mais de 100 milhões de reais no sistema financeiro (isto é, somando-se os empréstimos que essa firma tem em cada instituição financeira), ao passo que as demais são classificadas como tomadoras pequenas ou médias. Desse modo, os dados dos empréstimos estão no nível banco-setor-tamanho do tomador. Há também a informação do número de empresas em cada relação banco-setor-tamanho do tomador. Finalmente, a base de dados também traz a informação do tipo de empréstimo (por exemplo, para exportação, rotativo, capital de giro) em cada relação banco-setor-tamanho na data-base junho de 2008. No total, a amostra possui mais de 33.000 observações de empréstimos banco-setor-tamanho para, aproximadamente, 1 milhão de firmas em 1.383 diferentes setor-tamanhos, totalizando cerca de 340 bilhões de reais em junho de 2008.

4. Estratégia de identificação

A estimação foi feita em diferenças, comparando os empréstimos nos períodos antes e depois da crise, entre os bancos que foram diferentemente afetados pelo choque exógeno de liquidez. Para tratar da heterogeneidade não observada na demanda por crédito do tomador, são utilizados efeitos fixos banco-setor-tamanho

⁶ Os bancos no Brasil oferecem dois principais tipos de empréstimos. Os empréstimos livres são feitos discricionariamente pelo banco, ao passo que os empréstimos direcionados tem alocação compulsória, ou são feitos com recursos do governo.

do tomador. Para possibilitar esse tipo de identificação, só são utilizados dados de setores-tamanho que possuem operações de crédito com pelo menos dois bancos nos períodos antes e depois da crise. Desse modo, é possível examinar se as mudanças nos empréstimos para um mesmo setor-tamanho são relacionadas às variações nos depósitos. Os testes que verificam se os efeitos do choque são diferentes de acordo com o porte do tomador utilizam efeitos fixos de setor, em vez de setor-tamanho.

Adicionalmente, a estratégia de identificação utilizada permite testar se os choques que aumentam a liquidez têm efeito diferente daqueles que reduzem a liquidez. A teoria financeira apresenta algumas razões pelas quais choques positivos e negativos à liquidez teriam efeitos diferentes sobre a oferta de crédito. Na margem intensiva, espera-se que bancos com restrições de liquidez ajustem sua oferta reduzindo os limites de crédito de seus clientes, ou recusando-se a renovar os empréstimos existentes. Em um mundo perfeitamente competitivo, os bancos com liquidez em excesso preencheriam esses espaços, aumentando a concessão de empréstimos aos seus clientes que enfrentaram restrições em outros bancos. No entanto, devido a fricções financeiras, mesmo os bancos sem restrições de liquidez podem manter seus ativos líquidos, em vez de transformá-los em empréstimos, especialmente em um cenário de maior incerteza sistêmica (Acharya *et al.*, 2013). As teorias de relacionamento bancário também sugerem que o efeito assimétrico da liquidez sobre os empréstimos deve ser ainda mais forte na margem extensiva: enquanto os bancos com restrição de liquidez podem ser forçados a cortarem o crédito de seus atuais clientes, os bancos com excesso de liquidez podem não conseguir estabelecer relacionamentos com novos clientes tomadores em tempo hábil devido a uma série de fricções, como a assimetria de informações e a capacidade operacional.

Para investigar se o efeito da liquidez bancária sobre o crédito é assimétrico, dependendo de o choque ser positivo ou negativo, utilizou-se uma variável *dummy* (*Aumento*) que assume o valor 1 caso o banco tenha uma variação de depósitos positiva durante a crise e 0, caso contrário. Especificamente, estima-se o seguinte modelo básico⁷:

⁷ Uma versão mais completa deste estudo disponível na lista de trabalhos para discussão do Banco Central do Brasil inclui a estimação de modelos sem o efeito assimétrico.

$$\Delta Emprestimo_{ij} = \Sigma \alpha_j + \beta \Delta Depositos_i + \omega \Delta Depositos_i \times Aumento_i + \gamma' Controles_{i,j} + \varepsilon_{ij} \quad (1),$$

em que os subscritos i e j referem-se ao banco e ao setor-tamanho, respectivamente.

$(\Delta Emprestimo)_{ij}$ é a variação logarítmica dos créditos livres do banco i para o setor-tamanho j entre os períodos pré- e pós-crise. Para evitar confundir a análise devido às medidas adotadas pelo Banco Central em resposta à crise, sobretudo a que reduziu os compulsórios no caso de compra de carteiras de crédito de bancos menores, a variável dependente inclui apenas as operações de crédito concedidas pelo próprio banco; ou seja, não inclui a compra de carteiras de empréstimos de outros bancos. Como o choque ocorreu no terceiro trimestre de 2008, os empréstimos de um banco para um setor-tamanho dos três trimestres anteriores são agregados (i.e., trimestres terminando em dezembro de 2007, março de 2008 e junho de 2008), assim como os dos três trimestres subsequentes (i.e., trimestres terminando em dezembro de 2008, março de 2009 e junho de 2009), definidos como períodos pré- e pós-crise, respectivamente. A agregação dos dados nesses períodos reduz eventuais preocupações sobre correlação serial e sazonalidade dos dados⁸;

α_j são os efeitos fixos de setor-tamanho (alternativamente, utiliza-se só setor em algumas especificações); e

$\Delta Depositos_i$ é a variação logarítmica dos depósitos totais do banco i entre junho e dezembro de 2008 (alternativamente, utilizam-se só os depósitos comuns; ou seja, excluindo-se os depósitos interbancários).

Todas as variáveis de controle são mensuradas no período pré-crise (junho de 2008) e são definidas da seguinte maneira:

- *Exportacao_{ij}* é a razão entre os empréstimos a exportação e o total de empréstimos do banco i para o setor-tamanho j ;
- *Capital de Giro_{ij}* é a razão entre os empréstimos de capital de giro e o total de empréstimos do banco i para o setor-tamanho j ;

⁸ O procedimento segue Khwaja e Mian (2008) e Schnabl (2012), apesar de o caso em questão trazer menor preocupação em relação à correlação serial porque há grande número de bancos que servem como as unidades de agrupamento (*clustering*) nas regressões (ver Bertrand *et al.*, 2004, para detalhes). Contudo, a agregação é especialmente útil para mitigar preocupações quanto à potencial sazonalidade dos empréstimos.

- *Credito Rotativo_{ij}* é a razão entre os empréstimos rotativos e o total de empréstimos do banco *i* para o setor-tamanho *j*;
- *Moeda Estrangeira_{ij}* é a razão entre os empréstimos em moeda estrangeira (geralmente o dólar) e o total de empréstimos do banco *i* para o setor-tamanho *j*;
- *Ativo Total_i* é o logaritmo do total de ativos do banco *i*;
- *ROA_i* é o retorno sobre os ativos do banco *i*;
- *Emprestimos/Ativos_i* é a razão entre o total de empréstimos e o total de ativos do banco *i*;
- *Liquidez Ativos_i* é a razão entre os ativos líquidos e o total de ativos do banco *i*;
- *Depositos/Ativos_i* é a razão entre o total de depósitos (regulares + interbancários) e o total de ativos do banco *i*;
- *Capital_i* é a razão entre o patrimônio líquido e o total de ativos do banco *i*;
- *Provisão Perdas/Emprestimos_i* é a razão entre as provisões para perdas com empréstimos e o total de empréstimos do banco *i*;
- *Publico_i* é uma *dummy* que assume o valor 1 para bancos públicos (do governo, nas esferas federal ou estadual) e 0 nos demais casos;
- *Estrangeiro_i* é uma *dummy* que assume o valor 1 para bancos que são subsidiárias dos bancos estrangeiros e 0 nos demais casos.

O uso de controles específicos para modalidades de empréstimos se justifica porque se pode supor que a demanda de crédito de alguns setores seja específica por um tipo de crédito. Por exemplo, setores tipicamente exportadores podem depender de uma categoria específica de crédito, por exemplo, garantida por um contrato de exportação, e que sejam oferecidas por determinados bancos (por exemplo, por causa de suas *expertises* nessa modalidade). Se a demanda por certos tipos de empréstimos for correlacionada com o choque dos depósitos por algum motivo, os efeitos fixos setor-tamanho não serão suficientes para garantir que o β não seja viesado. Por esse motivo, incluem-se como controles as medidas pré-crise dos tipos de empréstimos. Também se inclui como variável de controle se o banco é público, para levar em consideração a possível atuação contra-cíclica desses bancos.

5. Estatística descritiva

A tabela 1 apresenta a estatística descritiva para a amostra utilizada. O Painel A mostra as variáveis no nível dos bancos, com a separação entre os bancos que tiveram variação positiva e negativa dos depósitos durante a crise. Observa-se que os bancos que tiveram aumento dos depósitos são maiores que os demais, o que é consistente com a ideia de que os depositantes correram em direção a bancos sistemicamente importantes. A média da razão entre empréstimos e ativos líquidos e os ativos totais é similar nos dois grupos de bancos, assim como a alavancagem média e o ROA médio. Por outro lado, a razão entre provisões para perdas e total dos empréstimos é inferior no grupo de bancos que perderam depósitos durante a crise, o que reforça a interpretação de que a corrida não foi baseada em fundamentos.

Tabela 1 – Estatística descritiva

Esta tabela reporta as médias e desvios padrões (em itálico) das principais variáveis. As observações estão divididas entre os bancos que tiveram variação positiva e negativa nos depósitos entre junho e dezembro de 2008. O **Painel A** mostra as variáveis no nível do banco, medidas na data-base de junho de 2008, exceto $\Delta Depositos$, que é a variação logarítmica do total dos depósitos entre junho e dezembro de. *Ativos Totais Assets* é o valor contábil dos ativos. *Empréstimos/Ativos* é a razão entre empréstimos e ativos; *Liquidez Ativos* é a razão entre os ativos líquidos e o total de ativos do banco; *Capital* é a razão entre o patrimônio líquido e o total de ativos do banco; *ROA* é o retorno dos ativos trimestral; *Depositos/Ativos* é a razão entre os depósitos totais e os ativos totais e *Provisão Perdas/Empréstimos* é a razão entre as provisões para perdas com empréstimos e o total de empréstimos do banco. O **Painel B** mostra a variação dos empréstimos nos períodos pré- e pós-crise.

Painel A – Variáveis no nível do banco

	Bancos com aumento de depósitos	Bancos com redução de depósitos	Todos os bancos
Ativo Total (R\$ milhão)	44.400,0 (114.000,0)	4.543,0 (10.700,0)	24.900,0 (84.000,0)
" Depositos (%)	40,5 (49,9)	-33,8 (32,3)	4,1 (56,2)
Empréstimos/ativos (%)	54,9 (22,3)	57,0 (19,4)	55,9 (20,8)
Liquidez ativos (%)	34,9 (23,4)	34,8 (18,4)	34,9 (21,0)
Capital (%)	18,4 (17,6)	19,5 (10,7)	19,0 (14,5)
ROA (%)	0,9 (1,5)	1,0 (2,6)	1,0 (2,1)
Depositos/Ativos (%)	32,7 (25,1)	42,0 (16,9)	37,3 (21,9)
Provisão perdas/Empréstimos (%)	5,3 (7,1)	3,4 (4,2)	4,4 (5,9)
Observações	52,0	50,0	102,0

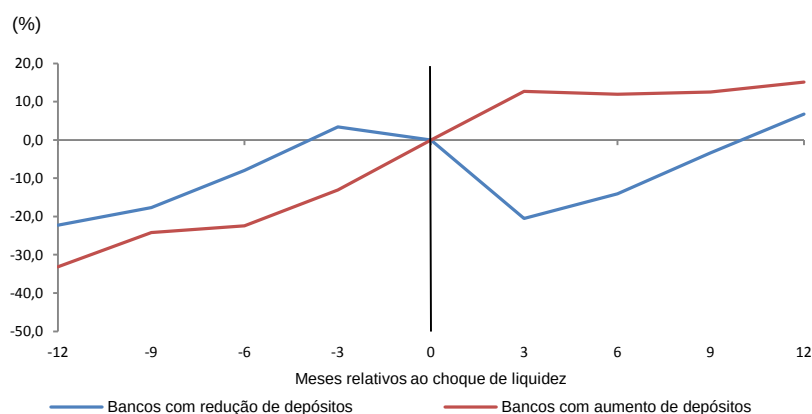
Painel B – Variações nos empréstimos

	Bancos com aumento de depósitos	Bancos com redução de depósitos	Todos os bancos	Observações
Grandes tomadores	0,2 (1,7)	-0,0 (1,2)	0,2 (1,6)	1.939,0
Pequenos e médios	0,2 (1,0)	-0,2 (1,1)	0,1 (1,0)	24.415,0
Todos	0,2 (1,0)	-0,2 (1,1)	0,1 (1,1)	26.354,0
Observações	18.354,0	8.000,0	26.354,0	

O Painel B descreve as variáveis no nível dos empréstimos e são apresentadas com a separação entre os bancos que tiveram variação positiva e negativa dos depósitos durante a crise e por tamanho do tomador. A variação dos empréstimos para bancos que aumentaram seus depósitos é de 17%, enquanto a variação para os bancos que perderam depósitos é de -15%. A variação dos empréstimos para grandes tomadores é 9 pontos percentuais (p.p.) mais alta que aquela dos tomadores pequenos e médios, em média. A diferença é ainda mais acentuada nos bancos que sofreram um choque negativo de liquidez: a redução dos empréstimos para tomadores pequenos e médios é de 16%, enquanto que para os grandes tomadores a redução é de apenas 1%.

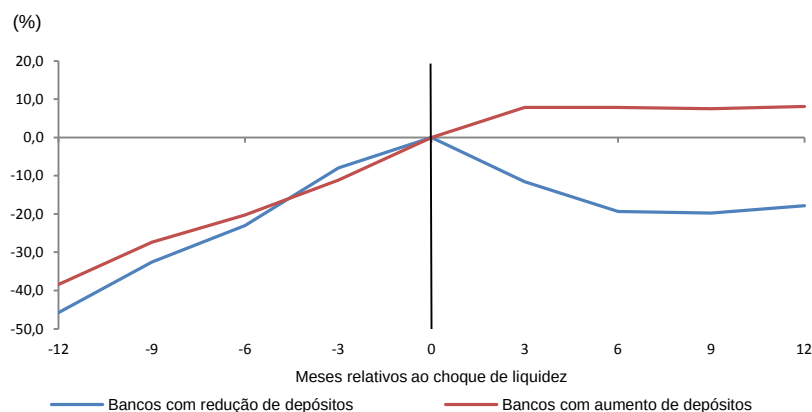
Figura 1 – O canal do crédito bancário – variação dos depósitos e variação dos empréstimos

A figura ilustra o canal do crédito bancário ao comparar a evolução dos depósitos e dos empréstimos dos bancos que sofreram choque positivo na liquidez (linha sólida vermelha) e bancos que sofreram choque negativo de liquidez (linha tracejada preta). As variações de empréstimos e depósitos são calculadas relativamente aos níveis de setembro de 2008, de modo que a linha vertical pontilhada marca a data de referência.

Painel A – Variação de depósitos

Fonte: Elaborado pelos autores

Painel B – Variação de empréstimos



Fonte: Elaborado pelos autores

A Figura 1 – Painel A mostra o crescimento dos depósitos para cada grupo de bancos relativamente ao período do choque (*i.e.*, relativo aos valores de setembro de 2008). A Figura 1 – Painel B faz o mesmo para o crescimento dos empréstimos. Pode-se notar que ambos os grupos de bancos exibiam tendências similares antes do choque, tanto para os depósitos como para os empréstimos. A evolução dos depósitos do grupo que sofreu perda de depósitos no Painel A (que, por construção, é diferente do outro grupo de bancos) é bastante similar ao crescimento negativo dos empréstimos no mesmo grupo (não obtido por construção). O Painel A mostra que, em média, os bancos afetados negativamente só recuperaram os níveis de depósitos pré-crise 12 meses depois do choque, possivelmente devido à introdução do DPGE em março de 2009.

6. Resultados

As colunas 1 e 2 da tabela 2 apresentam os resultados da estimação da equação (1) utilizando efeitos fixos por setor e setor-tamanho. Os resultados da coluna 2 mostram que uma redução de 1% no total de depósitos leva a uma redução de 0,816% na oferta de empréstimos. Entretanto, o coeficiente da interação $\Delta Depositos \times Aumento$ é igual a -0,758. Isso significa que a variação esperada da oferta de empréstimos para um aumento de 1% no total de depósitos é de apenas 0,058% ($\beta + \omega = 0,816\% - 0,758\% = 0,058\%$). O teste F para a soma $\beta + \omega$ indica que o efeito total não é significativamente diferente de zero nos níveis usuais. As colunas 3 e 4 mostram a estimação da equação (1) com os controles no nível dos empréstimos, e os resultados se alteram apenas marginalmente. Nas colunas 5 e 6 são adicionados os controles no nível dos bancos. Apesar de a magnitude dos coeficientes ter se reduzido, os resultados são qualitativamente idênticos: na regressão com efeitos fixos setor-tamanho e controles no nível de banco (coluna 6)

há uma redução significativa de 0,375% nos empréstimos para uma variação negativa de 1% nos depósitos, ao passo que o efeito esperado para uma variação positiva de 1% é $0,375\% - 0,257\% = 0,118\%$ (o teste F indica que a soma dos coeficientes não é estatisticamente diferente de zero).

Os resultados nas colunas 1 a 6 da tabela 2 mostram que há de fato um efeito assimétrico da liquidez sobre os empréstimos, como esperado. Um choque negativo de liquidez força os bancos a reduzirem seus empréstimos, enquanto um choque positivo não tem efeito (ou tem um efeito pequeno) sobre a oferta de empréstimos⁹.

Em seguida, foi verificada a existência de efeitos heterogêneos da liquidez nos empréstimos a tomadores de porte diferentes. Na especificação apresentada na coluna 7 da tabela 2 foi incluída uma variável *dummy* para tomadores pequenos e médios (PMEs) e utilizado o efeito fixo de setor, em vez de setor-tamanho, pois esse último não permitiria a estimação desejada. Enquanto os resultados anteriores para $\Delta \text{Depositos}$ e $\Delta \text{Depositos} \times \text{Aumento}$ apenas reduzem um pouco em magnitude, encontra-se que a variação da oferta de créditos para tomadores pequenos e médios é 13,6 p.p. menor que aquela para tomadores grandes. Ao adicionar controles nos níveis dos empréstimos e dos bancos (colunas 8 e 9 da tabela 2), o coeficiente de PMEs aumenta um pouco (em valor absoluto) relativamente ao da regressão sem controles. Em linha com os resultados de Khwaja e Mian (2008), Schnabl (2012) e Iyer *et al.* (2014), os resultados indicam que os tomadores pequenos são os mais negativamente afetados pelo choque de liquidez. Apesar de ser mais complexo afirmar que esse efeito é puramente de oferta, a grande magnitude econômica do coeficiente e o fato de se controlar por efeitos heterogêneos por tipo de setor são sugestivos de que ao menos parte desse efeito do choque de liquidez é causal e proveniente da oferta de crédito.

Em seguida, investiga-se se essa relativa redução na oferta de crédito para tomadores menores está concentrada nos bancos que perderam depósitos, ou se os bancos que tiveram um choque positivo também reduziram os empréstimos para tomadores menores. Se os grandes tomadores obtêm mais empréstimos que os PMEs em bancos sem restrições de liquidez, há indicação da existência de um efeito de saturação (*crowding-out*).

⁹ Na versão ampliada deste estudo, a ser disponibilizado na Série Trabalhos para Discussão do Banco Central do Brasil, foram estimadas regressões sem o efeito assimétrico. De modo geral, os resultados indicam uma relação causal entre a liquidez do banco e a oferta de crédito.

Há pelo menos dois argumentos para esse efeito. Em primeiro lugar, os mercados de capitais domésticos e internacionais – tipicamente utilizados apenas por empresas grandes – virtualmente fecharam durante a crise, o que possivelmente aumentou a demanda de firmas grandes por empréstimos bancários. Em segundo lugar, caso a oferta de crédito de bancos com restrição de liquidez diminuísse igualmente para firmas grandes e pequenas, as firmas grandes migrariam para os bancos sem restrição mais facilmente que as pequenas. Isso pode ocorrer por razões relacionadas às economias de escala no estabelecimento de novos relacionamentos bancários. Se bancos sem restrições de liquidez se aproveitarem da redução da competição na oferta de créditos para firmas grandes e aumentarem as taxas de juros cobradas nos empréstimos, esses bancos podem transferir a oferta de crédito das firmas pequenas para as grandes.

A estratégia empírica adotada não permite identificar um efeito puramente de demanda nesses testes (em estudo futuro isso será sanado, pela análise dos dados em nível individual, e não por setor), mas o efeito heterogêneo do choque de liquidez no crédito para firmas de tamanho diferentes e tipos de bancos diferentes – uma conjugação de efeitos de oferta e de demanda – permanece economicamente importante e merece ser investigado, a despeito da questão da causalidade.

Inclui-se a interação *PMEs* $\times$ *Aumento* para capturar os efeitos diferenciais de mudanças nos empréstimos a tomadores PMEs em bancos que tiveram choques positivos e negativos. Os resultados na coluna 10 da tabela 2 indicam que a variação esperada nos empréstimos a PMEs é 26,6 p.p. menor que para grandes tomadores nos bancos que perderam depósitos durante a crise. Para os bancos que ganharam depósitos, o efeito diferencial esperado intra-setor entre grandes e pequenos tomadores é igual a $17,9 - 26,6 = -8,7$ p.p. (teste F indica que essa soma não é estatisticamente diferente de zero nos níveis usuais). Nas colunas 11 e 12 da tabela 2 estão os resultados das regressões que incluem os controles no nível dos empréstimos e no nível dos bancos, respectivamente. A variação diferencial intra-setor esperada entre firmas grandes e PMEs nos bancos que aumentaram depósitos é de 13,5 e 18,1 p.p., dependendo da especificação¹⁰. Os testes F para essas estimativas indicam significância estatística no nível de 10%. Esses resultados sugerem que os tomadores pequenos sofreram maior redução na oferta de crédito que os grandes, até mesmo nos bancos que ganharam depósitos

¹⁰ Esses efeitos são calculados assim: i) $31,4 - 17,9 = 13,5$ p.p. (coluna 11); ii) $11,3 + 6,8 = 18,1$ p.p. (coluna 12).

durante a crise. Como mencionado anteriormente, isso pode ter ocorrido devido a um efeito de saturação, e não pode ser atribuído puramente a um efeito de oferta.

7. Testes de robustez

Foi realizada uma série de testes para verificar a robustez dos resultados apresentados, que não serão reportados aqui por restrições de espaço, mas que estão disponíveis sob pedido. Por exemplo, foi utilizada uma medida alternativa para a variação dos empréstimos que permite considerar as observações em que o saldo inicial (no pré-crise) ou final (no pós-crise) dos empréstimos é nulo. Outros testes foram: i) alterações na janela de tempo utilizada para o cálculo da variação dos depósitos ii) estimar as regressões utilizando apenas os depósitos regulares (excluindo interbancários); iii) utilizar medianas ou tercis da distribuição da variação de depósitos como valores alternativos para capturar o efeito assimétrico; iv) utilizar uma medida granular de importância sistêmica, de acordo com Gropp *et al.* (2011) e Oliveira *et al.* (2014), no lugar da variação de depósitos. Todas as inferências feitas se mantêm robustas a esses testes.

Tabela 2 – Efeito assimétrico da liquidez no crédito bancário

Esta tabela reporta dos resultados da regressão para as estimações da equação (1) com e sem controles, com efeitos fixos de setor ou setor-tamanho, conforme indicado. As variáveis estão definidas na seção 3. Todas as regressões são estimadas com erros padrão agrupados no nível do banco. Os símbolos ***, ** e * indicam significância estatística aos níveis de 1%, 5% e 10%.

	Variável dependente: Variação logarítmica dos empréstimos (pós-crise – pré-crise)											
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<u>Variáveis de interesse</u>												
" Depósitos	0.871*** (0.193)	0.816*** (0.186)	0.863*** (0.196)	0.805*** (0.188)	0.411** (0.175)	0.375** (0.172)	0.814*** (0.185)	0.802*** (0.044)	0.375** (0.171)	0.578*** (0.190)	0.566*** (0.190)	0.440** (0.194)
" Depósitos x Aumento	-0.857** (0.396)	-0.758* (0.385)	-0.873** (0.399)	-0.778** (0.390)	-0.322 (0.301)	-0.257 (0.292)	-0.762* (0.386)	-0.780** (0.391)	-0.264 (0.293)	-0.681* (0.366)	-0.701* (0.373)	-0.253 (0.289)
Dummy PMEs							-0.136*** (0.042)	-0.186*** (0.044)	-0.163*** (0.043)	-0.266*** (0.063)	-0.314*** (0.063)	-0.113* (0.061)
Aumento x PMEs										0.179** (0.084)	0.179** (0.083)	-0.068 (0.069)
<u>Controles nível empréstimo</u>												
Capital de giro			-0.067 (0.079)	-0.08 (0.076)	-0.281*** (0.057)	-0.268*** (0.058)		-0.08 (0.074)	-0.263*** (0.059)		-0.091 (0.071)	-0.263*** (0.059)
Rotativo			-0.092 (0.101)	-0.108 (0.093)	-0.189** (0.089)	-0.191** (0.083)		-0.095 (0.093)	-0.174** (0.085)		-0.086 (0.093)	-0.174** (0.085)
Exportação			-0.219** (0.094)	-0.308*** (0.091)	-0.337*** (0.101)	-0.420*** (0.095)		-0.268*** (0.090)	-0.371*** (0.092)		-0.262*** (0.081)	-0.371*** (0.092)
Moeda estrangeira			-0.096 (0.099)	-0.056 (0.088)	-0.04 (0.099)	0.007 (0.097)		-0.073 (0.083)	-0.012 (0.097)		-0.073 (0.083)	-0.012 (0.097)
Controles nível banco	NÃO	NÃO	NÃO	NÃO	SIM	SIM	NÃO	NÃO	SIM	NÃO	NÃO	SIM
Efeitos fixos	Industria	Ind-tam	Industria	Ind-tam	Industria	Ind-tam	Industria	Industria	Industria	Industria	Industria	Industria
Observações	24883	26348	24883	26348	24883	26348	26354	26354	26354	26354	26354	26354
Número de efeitos fixos	1182	1383	1182	1383	1182	1383	1182	1182	1182	1182	1182	1182
Número de <i>clusters</i> (bancos)	102	102	102	102	102	102	102	102	102	102	102	102
R ²	0.094	0.120	0.096	0.122	0.130	0.152	0.082	0.084	0.113	0.084	0.086	0.113

8. Considerações finais

Este estudo investiga se choques de liquidez positivos e negativos têm efeitos diferentes sobre a oferta de crédito. Para a identificação utiliza-se um choque exógeno desencadeado pela crise de 2008: uma corrida bancária em que depósitos de bancos pequenos e médios migraram para bancos grandes, possivelmente devido à percepção de que os últimos teriam uma garantia governamental implícita, por serem sistemicamente importantes (Oliveira *et al.*, 2014). Os resultados encontrados mostram que a direção do choque de liquidez afeta a oferta de crédito: uma redução de 1% na liquidez de um banco leva a uma redução estatisticamente e economicamente significativa na oferta de crédito 0,4% a 0,8% (dependendo da especificação), enquanto um aumento de 1% na liquidez de um banco tem um efeito praticamente nulo na oferta de crédito. O efeito também é heterogêneo para tomadores de porte diferentes.

Os empréstimos para tomadores pequenos e médios se reduzem aproximadamente 14 a 19 p.p. a mais que a dos tomadores grandes, em média. Esse efeito é observado também nos bancos que não sofreram restrições de liquidez, embora a intensidade seja menor. Uma possível explicação para isso é que a redução de outras fontes de financiamento levou as empresas grandes a buscarem recursos nos bancos, aumentando a demanda por crédito.

Os resultados encontrados trazem uma série de implicações. Primeiro, observa-se que os tomadores pequenos e médios não conseguem trocar seus empréstimos de bancos restritos para bancos sem restrições de liquidez, o que aponta a importância das teorias de relacionamento bancário. Em segundo lugar, como o choque de liquidez foi positivo para os bancos com importância sistêmica, isso torna a discussão da regulação desses bancos mais complexa. O fato de que esses bancos não compensaram a redução da oferta de crédito nos bancos com restrição de liquidez é mais uma externalidade negativa que, possivelmente, ainda não havia sido considerada por acadêmicos e reguladores. Finalmente, os resultados sugerem que as tentativas de distribuir liquidez no sistema bancário e evitar uma redução da oferta de crédito podem ser prejudicadas pelo comportamento dos bancos que recebem o choque de liquidez positivo. Obviamente, é provável que os efeitos fossem ainda piores caso não tivessem sido tomadas medidas incentivando a redistribuição de liquidez. Como a análise realizada não permite identificar o mecanismo que induz o comportamento dos bancos, é preciso aprofundar o entendimento do assunto com mais estudos (por exemplo, utilizando dados no nível do tomador, ou choques em outros contextos)

para compreender melhor o fenômeno e conseguir prever sob que condições esse efeito se repetiria na ocorrência de choque similar, auxiliando no desenho de ferramentas de gerenciamento da liquidez pelo regulador.

Medidas para evitar os efeitos negativos do choque de liquidez poderiam envolver tentativas de reduzir a probabilidade de ocorrência de um choque tão grande, como a extensão do seguro para os passivos dos bancos não sistêmicos, ou ações para induzir empréstimos pelos bancos sem restrições durante a crise (como a redução do capital alocado e de depósitos compulsórios). Ambos os tipos de medidas têm vantagens e desvantagens. A extensão do seguro de depósito potencialmente aumenta problemas de risco moral, e a indução de empréstimos pode reduzir a eficiência alocativa, especialmente se os bancos estão relutantes em estabelecer novas relações de crédito. Equilibrar custos e benefícios de tais medidas é tarefa difícil para governos e reguladores, o que corrobora a importância de se prosseguir com pesquisas na área de regulação.

Referências

- ACHARYA, V., ALMEIDA, H., CAMPELLO, M., Agregate Risk and the Choice between Cash and Lines of Credit. *Journal of Finance*, v. 68, n. 5, p. 2059-2116, 2013.
- ALLEN, F., CARLETTI, E. An overview of the crisis: causes, consequences, and solutions. *International Review of Finance*, v. 10, n. 1, p. 1-26, 2010.
- ASHCRAFT, A. New evidence on lending channel. *Journal of Money, Credit, and Banking*, v.38, n. 3, p. 751-775, 2006.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL (BCB). Relatório de Estabilidade Financeira. Available at <<http://www.bcb.gov.br/?RELESTAB200905>>, v. 8, n. 1, 2013.
- BERGER, A. N., UDELL, G. F. Relationship lending and lines of credit in small firm finance. *The Journal of Business*, v. 68, p. 351-381, 1995.
- BERNANKE, B. S., GERTLER, M. Agency costs, net worth, and business fluctuations. *The American Economic Review*, v. 79, p. 14-31, 1989.
- BERNANKE, B. S., BLINDER, A. S. The federal funds rate and the channels of monetary transmission. *The American Economic Review*, v. 82, p. 901-921, 1992.
- BERTRAND, M., DUFLO, E., MULLAINATHAN, S. How much should we trust difference in differences estimates? *Quarterly Journal of Economics*, v. 119, p. 249-275, 2004.
- BHARATH, S., DAHIYA, S., SAUNDERS, A., SRINIVASAN, A. So what do I get? The bank's view of lending relationships, *Journal of Financial Economics*, v. 85, p. 368-419, 2008.
- BLOOMBERG. EU Nations Commit 1.3 Trillion Euros to Bank Bailouts. Available at <http://www.bloomberg.com/apps/news?pid=newsarchive&sid=azerJ573HcbI>, 13 Oct 2008.
- BRUNNERMEIER, M. Deciphering the Liquidity and Credit Crunch 2007-2008, *Journal of Economic Perspectives*, Volume 23, Number 1, Pages 77-100, 2009.
- CAMPELLO, M. Internal capital markets in financial conglomerates: evidence from small bank responses to monetary policy. *The Journal of Finance*, v.57, n. 6, p. 2773-2805, 2002.

DIAMOND, D. W., RAJAN, R. G. Liquidity shortages and banking crises. *The Journal of Finance*, v. 60, n. 2, p. 615-647, 2005.

GATEV, E., STRAHAN, P. Banks' advantage in hedging liquidity risk: theory and evidence from the commercial paper market. *The Journal of Finance*, v. 61, n. 2, p. 867-892, 2006.

HOLMSTROM, B., TIROLE, J. Financial intermediation, loanable funds and the real sector. *The Quarterly Journal of Economics*, v. CXII, n. 3, p. 663-691, 1997.

IMAI, M., TAKARABE, S. Transmission of liquidity shock to bank credit: evidence from the deposit insurance reform in Japan. *Journal of the Japanese and International Economies*, v. 25, p. 143-156, 2011.

IYER, R., LOPES, S., PEYDRO, J., SCHOAR, A. Interbank liquidity crunch and the firm credit crunch: evidence from the 2007-2009 crisis. *Review of Financial Studies*, 27, 1, p. 347-372, 2014.

KASHYAP, A. K., STEIN, J. C., WILCOX, D. W. Monetary policy and credit conditions: evidence from the composition of external finance. *The American Economic Review*, v. 83, n. 1, p. 78-98, 1993.

KASHYAP, A. K., STEIN, J. C. What do a million observations on banks say about the transmission of monetary policy? *The American Economic Review*, v. 90, p. 407-428, 2000.

KHWAJA, A. I., MIAN, A. Tracing the impact of bank liquidity shocks: evidence from emerging market. *The American Economic Review*, vol. 98, n. 4, p. 1413-1441, 2008.

MESQUITA, M., TORÓS, M. Brazil and the 2008 panic. In: *The global crisis and financial intermediation in emerging market economies*. BIS Papers, n. 54, p. 113-120, 2010.

OLIVEIRA, R. F., SCHIOZER, R., BARROS, L. A. B. C. Depositors' perception of "too-big-to-fail". *Review of Finance*, forthcoming 2014.

ONGENA, S., PEYDRÓ, J. L., VAN HOREN, N. Shocks abroad, pain at home? Bank-firm level evidence on the international transmission of financial shocks. *De Nederlandsche Bank Working Paper*, 2013.

PARAVISINI, D. Local bank financial constraints and firm access to external finance. *The Journal of Finance*, v. 63, n. 5, p. 2161-2193, 2008.

PEEK, J., ROSENGREN, E. S. Collateral damage: effects of the Japanese bank crisis on real activity in the United States. *The American Economic Review*, v.90, n. 1, p. 30-45, 2000.

SCHIOZER, R., BRANDO, J. A. P. A oferta de trade credit pelas empresas brasileiras de capital aberto. *Revista Brasileira de Finanças*, vol. 9, n. 4, p. 585-615, 2011.

SCHNABL, P. The international transmission of bank liquidity shocks: evidence from an emerging market. *The Journal of Finance*, vol. 68, n. 3, p. 897-932, 2012.

STEIN, J. An Adverse-Selection Model of Bank Asset and Liability Management with Implications for the Transmission of Monetary Policy. *Rand Journal of Economics*, 29 (3), 466-86, 1998.

VALOR ECONÔMICO. Brasil enfrentou ataque e corrida bancária na crise, by Cristiano Romeiro and Alex Ribeiro, 13 November 2009.

4

Modelo FAVAR Canônico para Previsão do Mercado de Crédito¹

Fani Lea Cymrot Bader²

Sérgio Mikio Koyama³

Marcos Hiroyuki Tsuchida⁴

1. Introdução

De forma geral, o número de variáveis utilizadas nos modelos de vetores autorregressivos (VAR) é pequeno comparado à gama de informações disponíveis, incorrendo em problemas com o de variáveis omitidas. No entanto, os modelos VAR são amplamente utilizados pelos bancos centrais nos estudos sobre a transmissão da política monetária. Bernanke *et al.* (2005) concluem que essa omissão de informações pode conduzir a interpretações que não refletem todos os aspectos relevantes da realidade.

Com o propósito de utilizar o conjunto de informações disponíveis nos grandes bancos de dados, diversas metodologias têm sido desenvolvidas. Uma dessas vertentes são os modelos que utilizam a análise fatorial para sintetizar as informações contidas em diversas variáveis. Inicialmente proposto por Chamberlain (1983) e Chamberlain & Rothschild (1983), esses modelos receberam contribuições de Forni & Lippi (1997), Forni & Reichlin (1998), Forni, Hallin, Lippi

¹ As opiniões expressas nesse artigo são exclusivamente de seus autores e não refletem necessariamente as opiniões do Banco Central do Brasil ou de seus membros. Os autores agradecem a Eduardo José Araújo Lima, Aquiles Rocha de Farias, Francisco Marcos Rodrigues Figueiredo, Osmani Teixeira de Carvalho Guillen, Euler Pereira Gonçalves de Mello, Ângelo Marsiglia Fasolo e Arnildo da Silva Correia por seus comentários e sugestões. Os autores são gratos também aos colegas do Departamento de Estudos e Pesquisas (Depep), de Monitoramento do Sistema Financeiro (Desig) e do Departamento Econômico (Depec) pelos valiosos comentários.

² Banco Central do Brasil, Departamento de Estudos e Pesquisas.

E-mail: fani.bader@bcb.gov.br

³ Banco Central do Brasil, Departamento de Estudos e Pesquisas.

E-mail: sergio.koyama@bcb.gov.br

⁴ Banco Central do Brasil, Departamento de Estudos e Pesquisas.

E-mail: marcos.tsuchida@bcb.gov.br

& Reichlin (2000), Stock & Watson (2002), Bai & Ng (2002) e Bai (2003). Essa classe de modelos popularizou-se após o trabalho de Bernanke *et al.* (2005) no qual os autores identificam que o modelo de vetor autorregressivo aumentado por fatores (FAVAR) apresenta vantagens em relação ao VAR tradicional. O modelo FAVAR supõe que a variável de interesse é influenciada por um conjunto de variáveis não observáveis (fatores) que se manifestam em um grande número de séries, as quais podem ser utilizadas para a sua identificação. A extração desses fatores e a avaliação de seus efeitos sobre variáveis de interesse se dá por técnicas de análise fatorial combinadas com a análise convencional dos modelos VAR. O rápido crescimento observado nessa literatura, bem como o desenvolvimento de generalizações demonstra, em parte, o sucesso dessa metodologia.⁵ No Brasil, esse tipo de modelo compõe a classe de modelos denominados VAR estatísticos⁶ que são utilizados como um dos instrumentos de análise e previsão de inflação para o regime de metas (Banco Central do Brasil – 2010, 2012, 2013).

Em relação à forma de obtenção dos fatores não observáveis, Bernanke *et al.* (2005) comparam a estimação em 1 estágio por métodos bayesianos (Monte Carlo Markov Chain, MCMC) com a em 2 estágios por análise de componentes principais (PCA) e encontram uma certa equivalência entre os dois métodos em termos de capacidade preditiva dos modelos. Figueiredo & Guillén (2013) observam uma melhor *performance* dos modelos estimados em 1 estágio.

Uma desvantagem no uso da análise de componentes principais na formação dos fatores está no fato deste método identificar os componentes comuns levando em conta somente a variabilidade dos dados em X_t . Os fatores considerados relevantes para o VAR são construídos independentemente da relação destes com a variável de interesse Y_t .

A figura 1 ilustra a possibilidade de obtenção de modelos com capacidade preditiva superior utilizando-se outros fatores obtidos pela análise de componentes principais na estimação e na previsão das variáveis de interesse além dos primeiros fatores. A figura apresenta o *box-plot* da raiz quadrada dos erros quadráticos médios de previsão (RMSPE) do montante de crédito concedido no mercado livre⁷

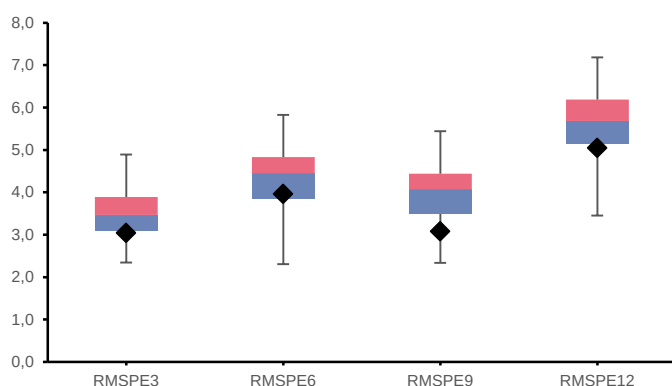
⁵ Ver o Generalized Dynamic Factor Model (GDFM) em Forni, Hallin, Lippi & Reichlin (2000) e Forni, Hallin, Lippi & Zaffaroni (2011)

⁶ Os VAR estatísticos não possuem restrição estrutural (de ordem econômica), seja no curto ou no longo prazo, e utilizam um grande número de variáveis e diferentes defasagens, conforme descrito no Relatório de Inflação do Banco Central do Brasil, junho 2010, pg. 109.

⁷ Denota-se como mercado livre o mercado no qual a taxa de juros pode ser livremente negociada entre as instituições financeiras e os tomadores de crédito. Contrapõe-se ao

para os horizontes de 3, 6, 9 e 12 meses⁸. As previsões foram geradas por modelos FAVAR de 4 defasagens e 4 fatores estimados em dois estágios. Cada coluna da figura engloba 210 modelos FAVAR cujos fatores foram formados pela combinação dos 10 primeiros componentes principais obtidos de um conjunto de variáveis pré-selecionadas⁹. O losango indica o erro obtido para o modelo FAVAR que utiliza como fatores os 4 primeiros componentes. Tendo em vista a pré-seleção das variáveis, é esperado que os primeiros componentes, por agregarem a maior parcela da variabilidade de um conjunto de variáveis que apresentam relação com a variável de interesse, apresentem uma boa capacidade preditiva, contudo, observando-se o *box-plot*, existem modelos cuja combinação de componentes de importância inferior geraram uma capacidade preditiva superior¹⁰. Tal fato reforça a possibilidade de identificarmos modelos com melhor capacidade preditiva utilizando-se a informação do relacionamento entre os componentes principais e a variável de interesse.

Figura 1 – Box-plot da RMSPE dos modelos FAVAR em 2 estágios com 4 fatores – combinação de 10 componentes principais



Fonte: Banco Central do Brasil

mercado direcionado, no qual, além das taxas serem definidas, a origem dos recursos está vinculada ao volume de depósitos ou a repasses de créditos subsidiados.

⁸ Visando avaliar a capacidade preditiva dos modelos, independentemente do período em análise, os valores reportados correspondem à média dos erros de previsão para uma amostra com início em janeiro/2002 e término em junho/2011, dezembro/2011, junho/2012 e dezembro/2012. As séries utilizadas foram dessazonalizadas e estacionarizadas conforme descrição na seção 3.

⁹ Para a seleção das variáveis, utilizou-se o teste de causalidade de Granger, tendo sido mantidas no modelo apenas as variáveis que apresentaram causalidade ao nível de 5%.

¹⁰ Foram identificados 50 modelos para o horizonte de 3 meses, 59 modelos para o horizonte de 6 meses, 17 modelos para o horizonte de 9 meses e 46 modelos para o horizonte de 12 meses.

O objetivo do presente artigo é propor a inclusão de uma etapa de análise de correlação canônica na estimação dos modelos FAVAR em 2 estágios como uma forma de obter fatores mais adequados à previsão. A técnica de correlação canônica é usada para identificar um pequeno número de combinações lineares de componentes principais que tem melhor correlação com as variáveis de interesse. Por este procedimento, o qual denominamos de FAVAR canônico, espera-se que os fatores formados contenham mais informação relacionada às variáveis de interesse do que o mesmo número de componentes principais puros.

O FAVAR canônico foi aplicado na previsão de variáveis de crédito do sistema financeiro brasileiro¹¹ e a sua capacidade preditiva foi comparada à dos modelos FAVAR em 1 e 2 estágios. Foram ajustados modelos para 5 variáveis do mercado de crédito brasileiro, tendo sido utilizado, além da metodologia FAVAR em 1 e 2 estágios, a nova metodologia proposta, FAVAR canônico, em 8 configurações diferentes para diversos valores de número de fatores não observáveis, número de defasagens e formas de pré-seleção.¹² De forma geral, os modelos FAVAR canônico apresentaram resultados superiores aos obtidos pelos tradicionais modelos FAVAR em 1 (MCMC) e 2 estágios (PCA), sendo que a configuração que utilizou os valores futuros das variáveis de crédito (*leads*) apresentou um menor erro de previsão do que os modelos com as variáveis em *lags*. O restante do artigo está organizado da seguinte forma: a seção 2 apresenta e discute a metodologia, a seção 3 descreve e caracteriza os dados utilizados, a seção 4 apresenta e discute os resultados e a seção 5 conclui.

2. Metodologia

Bastante difundidos, os modelos FAVAR combinam os modelos VAR com um conjunto de fatores extraídos de um grande conjunto de séries temporais observáveis. Considere um vetor $M \times 1$ de variáveis observáveis de interesse Y_t . O modelo FAVAR é um modelo VAR no qual, com o objetivo de capturar informações econômicas relevantes não contidas em Y_t , são incluídos K fatores não observáveis (F_t):

¹¹ As variáveis previstas estão detalhadas na seção 3.

¹² Foram testados modelos utilizando os valores futuros e passados das variáveis de crédito, bem como considerando 10, 20 e 30 componentes principais, bem como o mesmo número de fatores do FAVAR em 2 estágios.

$$\begin{bmatrix} F_t \\ Y_t \end{bmatrix} = B(L) \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + \varepsilon_t \quad (1)$$

no qual $B(L)$ é um polinômio de defasagens de ordem finita d e $\varepsilon_t \sim N(0, \Omega)$.

Por sua vez, os fatores não observáveis são extraídos de um grande painel de N indicadores econômicos relacionados pela equação de observação:

$$X_t = \Lambda^f F_t + \Lambda^y Y_t + v_t \quad (2)$$

em que Λ^f é uma matriz $N \times K$ de cargas fatoriais; Λ^y é uma matriz $N \times M$ e v_t é um vetor de erros com média zero, fracamente correlacionados ou não correlacionados entre si. Os erros ε_t e v_t são independentes.

Para a estimação dos modelos FAVAR, Bernanke *et al.* (2005) utilizam 2 estratégias: a primeira, denominada de FAVAR em 2 estágios, aplica a metodologia de componentes principais para a extração dos fatores comuns do conjunto de variáveis $X_t - \Lambda^y Y_t$ e, posteriormente, pelos métodos tradicionais realiza a estimação do VAR. A segunda estratégia, denominada de FAVAR em 1 estágio, utilizando o método de amostragem de Gibbs, realiza a estimação de um modelo de espaço de estados do tipo sinal mais um ruído via filtro de Kalman e do VAR de forma simultânea¹³.

Entretanto, conforme comentado anteriormente, os fatores F_t , por terem como foco a identificação dos componentes subjacentes às variáveis X_t (seja no método em 2 estágios, no qual procura-se as dimensões de maior variabilidade de X_t , quer seja no método em 1 estágio, no qual identificam-se os sinais que originam as variáveis X_t), acabam não considerando a correlação entre X_t e Y_t .

No intuito de considerar na construção dos fatores a correlação entre X_t e Y_t e com isso, aumentar o grau de explicação e capacidade preditiva dos modelos FAVAR, combinamos os modelos FAVAR com a técnica de correlação canônica. Desenvolvida por Hotelling (1936), a correlação canônica tem por objetivo identificar e quantificar a associação entre dois grupos de variáveis. Para tanto,

¹³ Maiores detalhes, ver Bernanke *et al.* (2005).

busca determinar a combinação linear em cada um dos grupos de variáveis de forma a maximizar a correlação entre elas¹⁴. Seja W_t um vetor de dimensões $(k+N_{pc}) \times 1$ com média $\mu = \begin{bmatrix} \mu^{(1)} \\ \mu^{(2)} \end{bmatrix}$ e matriz de covariância $\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{11} & \Sigma_{12} \\ \Sigma_{21} & \Sigma_{22} \end{bmatrix}$ positiva definida. Sejam os vetores $W_t^{(1)}$ ($K \times 1$) e $W_t^{(2)}$ ($N_{pc} \times 1$) partições desse vetor W_t , na qual, $k < N_{pc}$ e F_t e G_t combinações lineares de $W_t^{(1)}$ e $W_t^{(2)}$ respectivamente, dadas por:

$$\begin{cases} F_t = f^t W_t^{(1)} \\ G_t = g^t W_t^{(2)} \end{cases} \quad (3)$$

Sendo f e g definidos de forma a maximizar $\rho(F_t, G_t) = \text{corr}(f^t W_t^{(1)}, g^t W_t^{(2)})$ sujeito a $\text{Var}(F_t) = \text{Var}(G_t) = I_k$.

Hotelling (1936) demonstrou que as combinações lineares f e g podem ser obtidas a partir da resolução do seguinte sistema de equações homogêneas:

$$\begin{cases} \left(\Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}} - \lambda_i \Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{11} \Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}} \right) c_i = 0 \\ \left(\Sigma_{22}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-\frac{1}{2}} - \lambda_i \Sigma_{22}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{11} \Sigma_{22}^{-\frac{1}{2}} \right) d_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

o qual são resultantes do cálculo dos auto valores $(\lambda_i, i = 1, \dots, k)$ ¹⁵ e autovetores

$(c_i \text{ e } d_i, i = 1, \dots, k)$ da matriz $\Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}}$ ¹⁶. Os autovalores λ_i são

¹⁴ A metodologia de Correlação Canônica visa identificar pares de combinações lineares (uma para cada conjunto de variáveis) de modo a maximizar a correlação entre elas, utilizando uma matriz que considera a correlação entre os dois grupos de variáveis. O método de Mínimos Quadrados Parciais (PLS) utiliza a correlação entre a série de interesse (e seus resíduos) e as variáveis preditoras (e seus resíduos) como pesos para a construção dos fatores. Assim, embora ambas as técnicas utilizem as correlações para a construção dos fatores, a técnica de Correlação Canônica possibilita a utilização, não apenas do valor da variável de interesse no tempo t , mas também de sua trajetória, representada pelos valores passados ou futuros no curto prazo.

¹⁵ Cabe ressaltar que o número de pares canônicos é igual ao mínimo entre K e N_{pc} .

¹⁶ Note que os autovalores de $\Sigma_{22}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-1} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-\frac{1}{2}}$ são os mesmos de $\Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}} \Sigma_{12} \Sigma_{22}^{-1} \Sigma_{21} \Sigma_{11}^{-\frac{1}{2}}$.

denominados de correlações canônicas. As combinações lineares F_t e G_t são denominadas de variáveis canônicas e formam os chamados pares canônicos:

$$\begin{cases} f_i = \sum_{11}^{-\frac{1}{2}} c_i \\ g_i = \sum_{22}^{-\frac{1}{2}} d_i \end{cases}, i = 1, \dots, k \quad (5)$$

O primeiro par canônico corresponde à combinação linear que gera a maior correlação entre as duas partições $W_t^{(1)}$ e $W_t^{(2)}$ e apresenta uma variância unitária. O segundo par canônico é a combinação linear que gera a segunda maior correlação entre as duas partições e apresenta uma variância unitária e correlação nula com o primeiro par canônico ($\rho(f_i, f_l) = 0$; $\rho(g_i, g_l) = 0$; $\rho(f_i, g_l) = 0$, para $i \neq l$) e assim por diante. Para o cálculo dos pares canônicos para as variáveis padronizadas, basta substituir as matrizes de covariância pelas respectivas matrizes de correlação.¹⁷

Assim, o presente artigo propõe uma estratégia em 3 estágios para a estimação do modelo FAVAR canônico¹⁸:

- 1) Estimação dos fatores utilizando-se a equação (2) e o método de componentes principais, contudo, extraindo-se um número maior de componentes (N_{pc}) ao invés de apenas k ;
- 2) Calcular os k primeiros pares utilizando-se os N_{pc} componentes obtidos do passo anterior para a formação da partição $W_t^{(2)}$ e um vetor $W_t^{(1)} = (Y_t \ Y_{t-1} \ \dots \ Y_{t-K+1})^T$;¹⁹
- 3) Estimação do modelo VAR especificado pela equação (1) pelos métodos tradicionais.

¹⁷ Maiores detalhes ver Hotelling (1936) e Johnson & Wichern (2007).

¹⁸ Também foi testada a aplicação da correlação canônica diretamente aos dados X_t (modelos VAR Canônicos – CAVAR). Em virtude da necessidade de que a matriz de variância Σ seja positiva definida, foi necessária a eliminação de séries altamente correlacionadas entre si (à similaridade da regra 1 proposta em Boivin & Ng (2006)), bem como a realização da pré-seleção das variáveis utilizando-se o teste de Causalidade de Granger com a correção sugerida por Toda & Yamamoto (1995). Os resultados apresentaram-se inferiores aos obtidos pela metodologia proposta.

¹⁹ Nos modelos ajustados nesse artigo, além da configuração utilizando valores defasados (lag), também foram testados modelos usando valores futuros (*leads*). Para os modelos que utilizaram os *leads*, $W_t^{(1)} = (Y_t \ Y_{t+1} \ \dots \ Y_{t+K-1})^T$.

3. Base de dados

Definiu-se como data de início da amostra janeiro de 2002, sendo que para a composição dos fatores, selecionou-se 414 séries cujas informações estavam mais relacionadas com o mercado de crédito e denominou-se base total. Visando retirar algumas redundâncias, desse conjunto, selecionou-se um conjunto menor denominado base agregada, na qual foram eliminadas todas as séries que representavam um detalhamento de uma série existente (por exemplo, eliminação dos indicadores da produção – extrativismo mineral, indústria de transformação, bens de capital, bens intermediários, bens de consumo duráveis, bens de consumo não duráveis e semiduráveis, visto que já está sendo considerado o indicador de produção geral), totalizando 209 séries.

A tabela 1 apresenta a distribuição das séries segundo segmentos da economia. No segmento Ativos foram incluídas todas as séries referentes a agregados monetários e balanço de pagamentos. No segmento Emprego foram agrupadas as variáveis relativas ao mercado de trabalho, tais como taxa de desemprego, número de empregados, população economicamente ativa, rendimento médio, etc. As variáveis a taxa de juros, bolsa de valores, indicadores de inadimplência de outros segmentos (por exemplo, consultas ao SPC, cheques devolvidos, etc.) e indicadores de expectativa foram consolidadas no segmento Financeiras. Em Governo foram classificadas as séries relacionadas à área fiscal, enquanto no grupo Preços encontram-se as variáveis relativas aos indicadores de inflação. Finalmente, no segmento Setor Externo, mantiveram-se todas as séries relacionadas a importação e exportação, bem como a indicadores de atividade econômica, taxa de juros e preços de outros países e câmbio.

Tabela 1 – Distribuição das variáveis segundo segmento

Discriminação	Base total	Base agregada
Total	414	209
Ativos	27	5
Emprego	35	13
Financeira	90	70
Governo	62	15
Preços	28	20
Produção	45	14
Setor externo	127	72

Fonte: Banco Central do Brasil

As variáveis dependentes são a concessão de crédito total com recursos livres (ConcLT), o saldo da carteira de crédito total com recursos livres (SLT), o saldo da carteira de crédito total com recursos direcionados (SDT), a taxa de inadimplência da carteira de crédito total com recursos livres (InadLT) e a taxa média de juros das operações de crédito total com recursos livres (TxLT). Adicionalmente nos modelos também foram considerados o compulsório total (Comp), o índice de Basileia do sistema financeiro nacional (Basileia) e a taxa básica de juros (Selic).

Visando evitar problemas de regressão espúria, foram aplicadas transformações seguindo Figueiredo (2010) tanto nas variáveis de crédito como nas demais. Utilizou-se a transformação $\ln(x)$ para as séries não negativas e $\ln(1+x/100)$ para as variáveis que caracterizavam variações e taxas. Posteriormente, a sazonalidade foi testada e ajustada pelo X-12 ARIMA e, utilizando-se o procedimento sugerido em Enders (2010), foram realizados testes de Augmented Dickey-Fuller para identificação de raiz unitária e, em caso de identificação, aplicadas as transformações necessárias para tornar a série estacionária.

4. Resultados

No intuito de avaliar a capacidade preditiva dos modelos FAVAR canônico (CFV) em relação aos modelos FAVAR em 1 (MCMC) e 2 (PCA) estágios, foram ajustados modelos utilizando-se como fatores observáveis uma variável de crédito (ConcLT, SLT, SDT, InadLT ou TxLT), o volume de compulsório (Comp), o índice de Basileia (Basileia) e a taxa básica de juros (Selic). Conforme descrito anteriormente, foram utilizadas duas bases de dados (total e agregada), bem como adotados três critérios de pré-seleção das variáveis que comporiam a base de dados para a extração dos fatores não observáveis: (i) nenhuma pré-seleção; (ii) utilizando um nível crítico de 10% no teste de causalidade de Granger e (iii) utilizando um nível crítico de 5%. Os testes de causalidade receberam a correção de Toda & Yamamoto (1995) para séries não estacionárias.

Em relação ao número de fatores não observáveis (k) e do número de defasagens (d), visando uma especificação mais parcimoniosa, adotou-se valores de 1 a 4. Adicionalmente, com o propósito de avaliar um eventual problema do número elevado de parâmetros a serem estimados nos modelos cuja configuração

apresentavam 4 fatores não observáveis e 4 defasagens, adotou-se também uma configuração na qual excluiu-se dos fatores observáveis o indicador de Basileia.

Em termos do modelo FAVAR em 2 estágios, além do modelo com os k primeiros fatores, foram ajustados todos os modelos resultantes da combinação k a k dos 10 primeiros fatores obtidos pela análise de componentes principais.

Nos modelos FAVAR em 1 estágio, adotou-se no processo de estimação um total de 30.000 iterações²⁰, sendo consideradas as últimas 10.000 para o cálculo dos coeficientes.

Nos modelos FAVAR canônicos, com o objetivo de avaliar o comportamento dessa metodologia para diferentes número de fatores sobre os quais seriam aplicados a técnica de correlação canônica (N_{pc}), considerou-se um número igual a k , 10, 20 e 30. Adicionalmente, para observar o efeito do uso de valores futuros (*leads*) e passados (*lags*) da variável de crédito na capacidade preditiva dos modelos, foram adotados dois tipos de especificação: uma considerando $k-1$ valores defasados da variável de crédito (além do valor contemporâneo da mesma) para o cálculo da correlação canônica; e outra considerando $k-1$ valores futuros.

Assim, no total foram ajustados 38.910 modelos distribuídos conforme mostra a tabela 2.

Tabela 2 – Número de modelos por método

Variável de Crédito	CFV_Lag				CFV_Lead				MCMC	PCA		Total Geral
	Npc				Npc					1a. Comb	Demais	
	k	10	20	30	k	10	20	30				
ConcLT												
Com Basileia	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	6.048	6.468
Sem Basileia	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	1.254	1.314
InadLT												
Com Basileia	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	6.048	6.468
Sem Basileia	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	1.254	1.314
SDT												
Com Basileia	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	6.048	6.468
Sem Basileia	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	1.254	1.314
SLT												
Com Basileia	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	6.048	6.468
Sem Basileia	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	1.254	1.314
TxLT												
Com Basileia	42	42	42	42	42	42	42	42	42	42	6.048	6.468
Sem Basileia	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	1.254	1.314
Total	240	240	240	240	240	240	240	240	240	240	36.510	38.910

Fonte: Banco Central do Brasil

²⁰ Foram realizados testes iniciais com 100.000 iterações, tendo sido identificado que a partir de 30.000 os modelos apresentavam convergência.

Para a avaliação da capacidade preditiva dos modelos, realizou-se um exercício fora da amostra. Com o propósito de evitar que os resultados sejam específicos a um período, para cada um dos modelos apresentados foram estimados os parâmetros utilizando-se 4 períodos sobrepostos, sendo todos iniciados em janeiro de 2002 e com término em: junho/2011, dezembro/2011, junho/2012 e dezembro/2012. Para todos os modelos foram realizadas previsões para 3, 6, 9 e 12 meses para frente²¹ (h), sendo calculado o erro médio dos quatro períodos para cada um dos horizontes avaliados. Para a comparação entre as diferentes metodologias, foram calculadas a raiz quadrada do erro quadrático médio da previsão (RMSPE) de cada modelo, bem como do melhor modelo AR (*benchmark*) obtido para cada uma das variáveis de crédito²².

A tabela 3 apresenta os valores de RMSPE de cada método dividido pelo RMSPE do respectivo modelo *benchmark*. Assim, valores inferiores a 1 indicam uma melhor capacidade preditiva em relação ao modelo *benchmark*. Assim, verifica-se que, excetuando-se apenas a variável taxa de juros total para o segmento livre, em média, a maioria dos modelos apresentaram uma *performance* superior ao dos modelos AR em todos os horizontes de previsão, sendo observado em alguns casos, um erro de previsão até 68% inferior ao *benchmark*.

²¹ Para o processo de previsão, não foi adotada a sistemática de *one-step-ahead* no intuito de se avaliar a pior *performance* dos modelos.

²² Para o ajuste do melhor modelo AR foram ajustados modelos AR(1) a AR(4), tendo sido escolhido, para cada variável e período o modelo que apresentou o menor erro quadrático médio. Foram mantidas as mesmas transformações e diferenças utilizadas nos modelos FAVAR. Em relação a sazonalidade, nos modelos AR utilizou-se diferenças sazonais ao invés do algoritmo do X12-ARIMA.

Tabela 3 – RMSPE relativo aos modelos para cada variável de crédito

Fator	Horizonte	Comparação em relação ao AR										MCMC	PCA	Cb PCA
		CFV_Lag				CFV_Lead								
		k	10	20	30	k	10	20	30					
ConcLT	3	0,66	0,73	0,72	0,75	0,66	0,71	0,69	0,73	0,69	0,66	0,73		
	6	1,17	0,92	0,91	0,95	1,17	1,07	1,05	1,08	0,96	1,17	1,10		
	9	0,50	0,48	0,52	0,52	0,50	0,50	0,55	0,61	0,47	0,50	0,51		
	12	0,92	0,80	0,80	0,81	0,92	0,80	0,82	0,86	0,82	0,92	0,81		
InadLT	3	0,52	0,62	0,60	0,55	0,52	0,76	0,86	0,94	0,59	0,52	0,59		
	6	0,68	0,78	0,74	0,67	0,68	0,93	1,01	1,13	0,69	0,68	0,72		
	9	0,76	0,81	0,78	0,70	0,76	0,95	1,02	1,12	0,78	0,76	0,78		
	12	0,99	1,03	1,01	0,93	0,99	1,12	1,18	1,26	1,02	0,99	1,00		
SDT	3	0,85	0,88	0,90	0,97	0,85	0,84	0,84	0,84	0,89	0,85	0,90		
	6	0,78	0,82	0,79	0,88	0,78	0,79	0,76	0,78	0,82	0,78	0,83		
	9	0,52	0,58	0,57	0,62	0,52	0,57	0,54	0,55	0,54	0,52	0,58		
	12	0,37	0,42	0,40	0,43	0,37	0,41	0,39	0,40	0,38	0,37	0,41		
SLT	3	0,50	0,43	0,56	0,60	0,50	0,32	0,32	0,45	0,73	0,50	0,59		
	6	0,52	0,64	0,76	0,75	0,52	0,54	0,65	0,83	0,73	0,52	0,64		
	9	0,49	0,50	0,59	0,60	0,49	0,36	0,43	0,54	0,72	0,49	0,57		
	12	0,48	0,54	0,63	0,62	0,48	0,41	0,48	0,60	0,71	0,48	0,58		
TxLT	3	1,06	0,98	1,00	0,98	1,06	0,87	0,85	0,96	1,25	1,06	1,09		
	6	1,27	1,31	1,29	1,29	1,27	1,21	1,12	1,13	1,40	1,27	1,25		
	9	1,41	1,47	1,45	1,46	1,41	1,35	1,25	1,27	1,44	1,41	1,42		
	12	1,26	1,32	1,32	1,33	1,26	1,22	1,12	1,11	1,27	1,26	1,34		

Fonte: Banco Central do Brasil

Comparando os resultados entre as diferentes metodologias, conforme pode ser avaliado na tabela 3, o primeiro fato que chama a atenção é a inexistência de uma metodologia que se destaca como a melhor para todas as variáveis em todos os períodos de previsão. Por outro lado, nota-se que os modelos que utilizam a metodologia FAVAR canônico apresentam as melhores *performances* na maioria das variáveis, sendo observado apenas para a variável SDT uma melhor capacidade preditiva do método FAVAR em 2 estágios para os horizontes mais longos (9 e 12 meses). Verifica-se também que os modelos que utilizam o FAVAR canônico com o mesmo número de fatores (Npc) que os métodos FAVAR em 1 e 2 estágios apresentam um erro de previsão igual ao observado no FAVAR em 2 estágios, indicando que, mesmo nos casos em que o FAVAR em 2 estágios foi superior ao FAVAR canônico, há uma configuração básica (com um número de fatores iguais ao do FAVAR) do FAVAR canônico que empata com o melhor modelo observado²³. Assim, para a variável concessão de crédito total para o segmento livre, os modelos utilizando o FAVAR em 2 estágios apresentaram um nível de erro inferior para o horizonte de 3 meses. Para um período de previsão de 6 meses, o FAVAR canônico considerando os 10 primeiros fatores obtidos da análise de componentes principais e os valores defasados (*lags*) da variável de crédito para o cálculo das correlações canônicas, em média, apresentou os modelos com as melhores *performances*. O FAVAR em 1 estágio foi o melhor no horizonte de 9

²³ Excetua-se apenas a previsão realizada para a variável ConcLT para o horizonte de 6 meses, no qual o método FAVAR em 1 estágio apresentou a melhor *performance*.

meses e, o FAVAR canônico com 10 fatores e utilizando os valores futuros da variável de crédito (*lead*) no cálculo da correlação canônica para o horizonte de 12 meses apresentou um ganho de 13% em relação ao FAVAR em 2 estágios, sendo o melhor modelo para essa variável nesse horizonte.

Para a variável inadimplência total no segmento livre, o conjunto de modelos estimados pelo FAVAR canônico com 30 fatores e os *lags* da variável de crédito mostraram-se superiores aos demais modelos nos horizontes de 6, 9 e 12 meses.

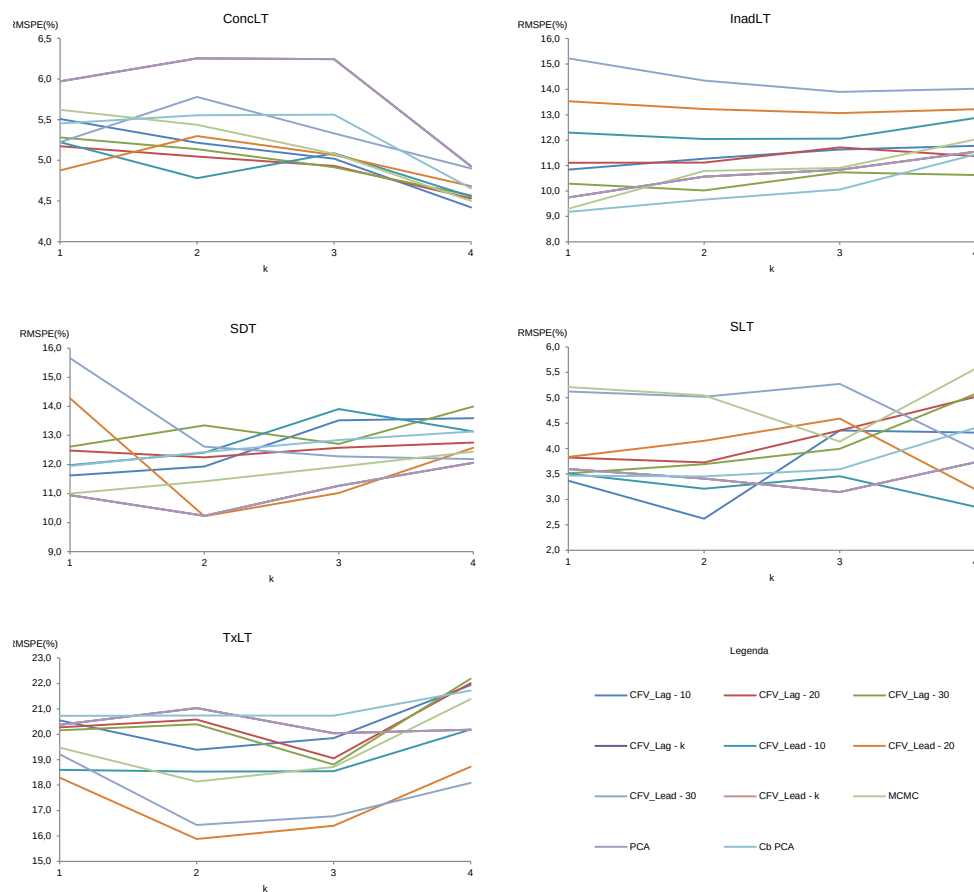
Na variável de saldo total do segmento livre, verificou-se que o FAVAR canônico com *lead* e 10 fatores tiveram os menores erros de previsão para 3,9 e 12 meses, ao passo que os modelos FAVAR canônico com *lead* e 20 fatores apresentaram os melhores resultados para a variável crédito total direcionado para as previsões de 3 e 6 meses.

Os modelos estimados pelo FAVAR canônico com *lead* e 20 fatores também mostraram melhores capacidades preditivas para a variável taxa de juros total para o segmento livre em todos os horizontes avaliados.

Comparando os modelos que utilizam o índice de Basileia com os que prescindem desse indicador, nota-se que a inclusão desse indicador, de forma geral, prejudicou a capacidade preditiva dos modelos, excetuando-se apenas os modelos do FAVAR canônico com *lag* e 10 e 20 fatores para as variáveis saldo total direcionado e livre, além dos modelos com *lag* e 30 fatores para a variável saldo total do segmento livre.

Em relação ao número de fatores não observáveis, não é possível identificar um padrão único de comportamento, sendo o número de fatores que apresenta a maior capacidade preditiva varia para cada variável e horizonte de previsão. A figura 2 apresenta para o horizonte de previsão de 12 meses o RMSPE de cada um dos métodos de estimação. Enquanto que para a variável concessão total no mercado livre, de maneira geral, a escolha de 4 fatores não observáveis parece minimizar os erros de previsão, o mesmo não acontece com a variável taxa de inadimplência total no mercado livre, caso em que o comportamento varia conforme a metodologia utilizada, sendo que, a utilização de 3 ou 4 fatores parece não mudar muito a capacidade preditiva dos modelos. Para a variável saldo total dos créditos direcionados, a utilização de 2 fatores não observáveis apresenta um nível de erro menor para a maioria das metodologias.

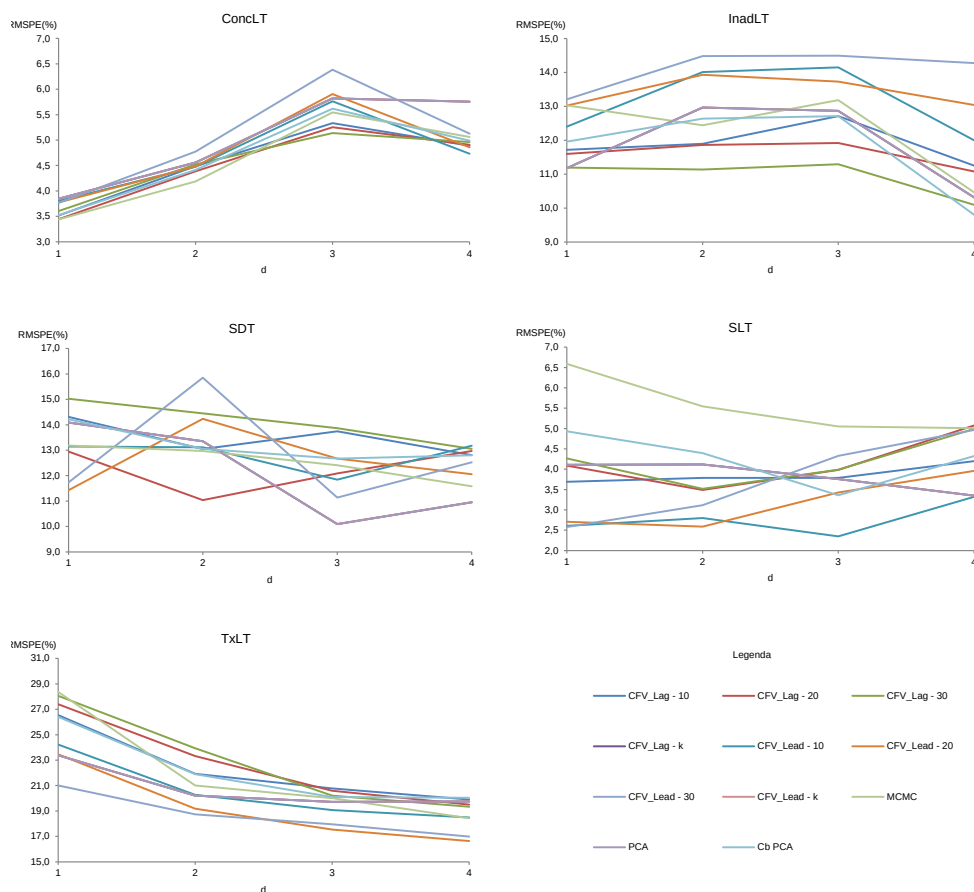
Figura 2 – RMSPE dos modelos para cada variável segundo número defatores não observáveis (h=12)



Fonte: Banco Central do Brasil

Em relação ao número de defasagens (d), também se verifica uma diversidade de comportamento conforme a variável de crédito e o horizonte de previsão, sendo observados comportamentos que identificam como os melhores modelos aqueles que apresentam apenas uma defasagem (ConclLT) até outros cujos melhores modelos foram aqueles que utilizaram 4 defasagens (TxLT). Nas variáveis InadLT, SDT e SLT, é possível notar que a definição do número de defasagens que minimiza o erro de previsão varia conforme a metodologia utilizada. Assim, conforme a figura 3, nota-se que nas variáveis de saldo (direcionado e livre), a utilização de um número maior de defasagens parece melhorar a capacidade preditiva dos modelos.

Figura 3 – RMSPE dos modelos para cada variável segundo número de defasagens (h=12)



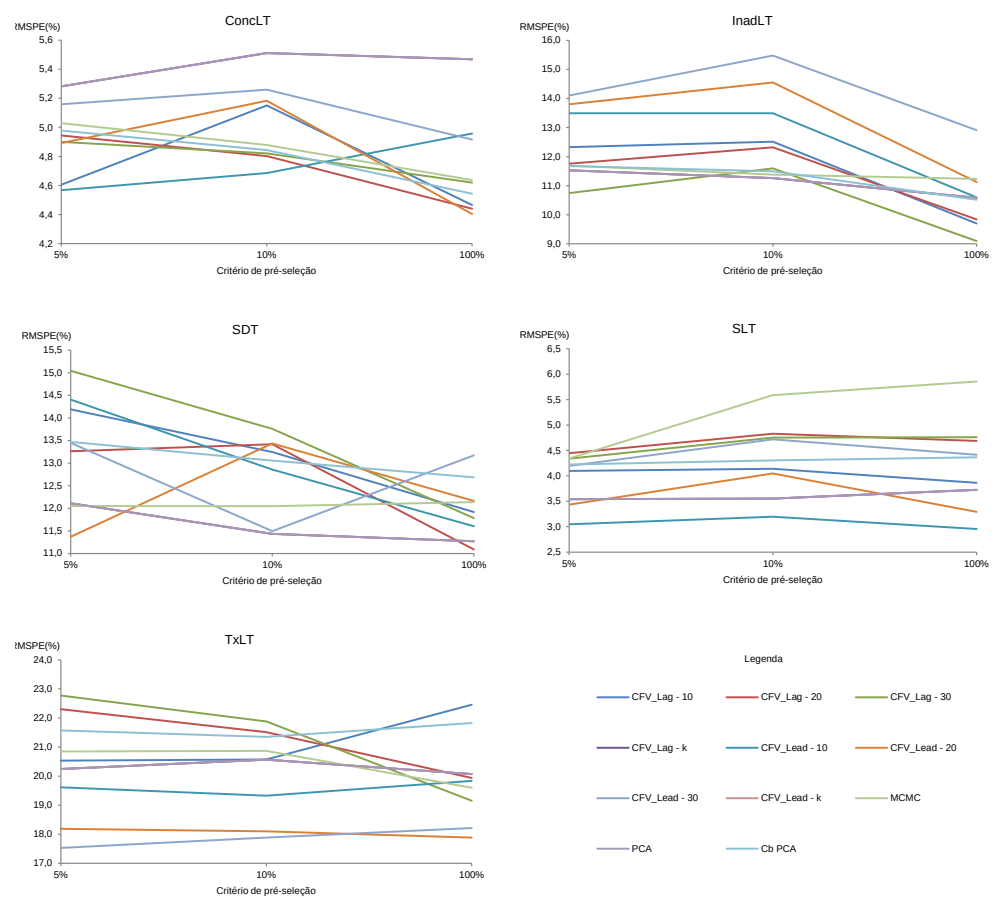
Fonte: Banco Central do Brasil

Em relação à utilização de uma base mais abrangente (total) ou mais resumida (agregada), observa-se que não há uma predominância de uma delas em relação à capacidade preditiva dos modelos. De forma geral, nota-se que para a metodologia FAVAR em 2 estágios, a base agregada tende a apresentar melhores resultados do que a total, comportamento esse distinto do identificado no FAVAR em 1 estágio. Nos modelos que utilizam a metodologia FAVAR canônico, o melhor conjunto de modelos varia conforme a variável de crédito.

Em relação ao comportamento da RMSPE das diferentes metodologias segundo o critério de pré-seleção utilizado, a figura 4 apresenta os principais resultados para um horizonte de previsão de 12 meses. Como já descrito anteriormente, adotou-se 3 possíveis critérios: um primeiro na qual utilizou-se todas as variáveis de cada base de dados (critério 100%), outra na qual aplicou-se o teste de causalidade de Granger com a correção sugerida por Toda & Yamamoto (1995) com um nível de significância de 10% (critério 10%) e outra com 5% (critério 5%). Para as variáveis ConclLT, SLT e TxLT, para a metodologia FAVAR em 2 estágios, nota-se que a utilização de um critério de pré-seleção mais restrito (5%), apresentou melhores resultados preditivos. Por outro lado, nas variáveis

InadLT e SDT, o comportamento obtido foi exatamente o oposto, sendo observado que os melhores modelos utilizaram as bases sem uma pré-seleção inicial. Ao contrário do esperado, para a metodologia FAVAR em 1 estágio, excetuando-se apenas a variável SLT, todas as demais mostraram melhor capacidade preditiva nos modelos sem nenhuma pré-seleção. Os modelos baseados no FAVAR canônico parecem ter uma *performance* melhor nas bases sem a utilização de pré-seleção. Tal fato poderia ser explicado pela utilização da combinação linear que é calculada pela técnica de correlação canônica a partir dos fatores identificados pela componente principal que maximiza a correlação entre os fatores e as variáveis de crédito. Ou seja, ao contrário dos modelos FAVAR que, em tese, necessitariam de um critério de pré-seleção para eliminar ruídos que poderiam ser introduzidos pela diversidade de variáveis consideradas no processo de formação dos poucos fatores a serem considerados nos modelos VAR, a metodologia baseada no FAVAR canônico, por utilizar um número maior de fatores provenientes da análise de componentes principais e aplicar um critério de maximização da correlação desses fatores com as variáveis de interesse, poderiam prescindir de tal procedimento prévio.

Figura 4 – RMSPE dos modelos para cada variável segundo critério de pré-seleção (h=12)



Fonte: Banco Central do Brasil

5. Conclusão

A limitação apresentada pelos modelos tradicionais de VAR e o crescimento da ampla gama de informações atualmente disponíveis fez surgir uma classe de modelos que visam incorporar a riqueza dessas informações nos modelos atualmente utilizados para as decisões de política monetária. Uma dessas vertentes são os modelos que se utilizam de métodos como a análise fatorial para sumarizarem as informações contidas em diversas variáveis. Entretanto, tendo em vista que a determinação dos fatores não observáveis tem como foco a identificação das componentes subjacentes às variáveis X_t e não considerando a correlação entre X_t e Y_t , a seleção do conjunto de variáveis a serem utilizadas nesses modelos acaba tendo papel crucial no desempenho dos mesmos.

A combinação entre modelos FAVAR em 2 estágios com a técnica de análise de correlação canônica, que possibilita a identificação de um pequeno número de combinações lineares entre dois conjuntos de variáveis de modo a maximizar a correlação entre eles, apresentou, para diversas variáveis do mercado de crédito, resultados superiores aos obtidos pelos tradicionais modelos FAVAR em 1 (MCMC) e 2 estágios (PCA), sendo que a configuração que utilizou os valores futuros das variáveis de crédito (*leads*) apresentou um menor erro de previsão do que os modelos com as variáveis em *lags*. Em relação ao número de fatores (N_{pc}) a serem utilizados para o cálculo da correlação canônica, notou-se que o mesmo varia conforme a variável de interesse, tendo sido observado que para a variável de concessão total e saldo total no segmento de crédito livre o melhor modelo foi com 10 fatores, para a taxa de inadimplência do segmento livre foi com 30 fatores e para o saldo total dos créditos direcionados e taxa de juros para o segmento livre a melhor configuração utilizou 20 fatores. Em relação ao número de fatores não observáveis e defasagens, observou-se que esse número se altera conforme a variável em análise.

Referências

- Bai, J., (2003). Inference on factor models of large dimensions. *Econometrica* 71 (1), 135–172.
- Bai, J., Ng, S., (2002). Determining the number of factors in approximate factor models. *Econometrica* 70(1), 191–221.
- Bai, J., Ng, S. (2008). Forecasting economics time series using targeted predictors. *Journal of Econometrics*, 146, 304-317.
- Banco Central do Brasil (2010). Modelos de Vetores Autorregressivos• Boxe no Relatório de Inflação, junho/2010.
- Banco Central do Brasil (2012).Revisão dos Modelos de Vetores Autorregressivos com Fundamentação Econômica- 2012• Boxe no Relatório de Inflação, setembro/2012.
- Banco Central do Brasil (2013).Revisão dos Modelos de Vetores Autorregressivos Estatísticos – 2012 • Boxe no Relatório de Inflação, março/2013.
- Bernanke, B., Boivin, J., Elias, P. (2005). Measuring the effects of monetary policy: a factor-augmented vector autoregressive (FAVAR) approach. *The Quarterly Journal of Economics*, 120, 387 – 422.
- Boivin, J., Ng, S. (2006). Are more data always better for factor analysis?. *Journal of Econometrics*, 132, 169 – 194.
- Caggiano, G., Kapetanios, G., Labhard, V. (2011). Are more data Always better for factor analysis? Results for the euro area, the six largest euro area countries and the UK. *Journal of Forecasting*, 30, 736-752.
- Chamberlain, G. (1983). Funds, factors, and diversification in arbitrage pricing models, *Econometrica* 51, 1281-1304
- Chamberlain, G. and M. Rothschild (1983). Arbitrage, factor structure and meanvariance analysis in large asset markets, *Econometrica* 51, 1305-1324.
- Enders, W. (2010). *Applied Econometric Time Series*, 3rd edition, Wiley.

Figueiredo, F.M.R. (2010). Forecasting Brazilian inflation using a large data set. Central Bank of Brazil Working Paper No. 228.

Figueiredo, F.M.R., Guillén, O.T.C. (2013). Forecasting Brazilian consumer inflation with FAVAR models using target variables, mimeo.

Forni, M., M. Hallin, M. Lippi and L. Reichlin (2000). The generalized dynamic factor model: identification and estimation, *The Review of Economics and Statistics* **82**, 540- 554.

Forni, M., M. Hallin, M. Lippi and L. Reichlin (2004). The generalized dynamic factor model : consistency and rates, *Journal of Econometrics* **119**, 231-255.

Forni, M., M. Hallin, M. Lippi and L. Reichlin (2005). The generalized factor model: one-sided estimation and forecasting, *Journal of the American Statistical Association* **100**, 830-40.

Forni, M., M. Hallin, M. Lippi and P. Zaffaroni (2011). One-Sided Representations of Generalized Dynamic Factor Models, *DSS Empirical Economics and Econometrics – Working Papers Series no. 2011/5*.

Forni, M., Lippi, M., (1997). Aggregation and the Microfoundations of Dynamic Macroeconomics. Oxford University Press, Oxford, UK.

Forni, M., Reichlin, L., (1998). Let's get real: a factor-analytic approach to disaggregated business cycle dynamics. *Review of Economic Studies* 65, 453–473.

Hotelling, H. (1936). Relation between two sets of variables., *Biometrika*, 28, 321-377.

Mumtaz, H., Surico, P. (2009). The transmission of international shocks: a factor augmented VAR approach. , *Journal of Money, Credit and Banking*, 41, 71-100.

Johnson, R.A., Wichern, D.W. (2007). Applied multivariate statistical analysis, 6th edition. Prentice Hall, New Jersey.

Mumtaz, H., Surico, P. (2008). Evolving international inflation dynamics: evidence from a time-varying dynamic factor model. Bank of England Working Paper no. 341

Stock, J., Watson, M. (1999). Forecasting inflation. *Journal of Monetary Economics*, 44, 293-335.

Stock, J.H. and M.W. Watson (2002a). Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes, *Journal of Business and Economic Statistics* **20**, 147-162.

Stock, J.H. and M.W. Watson (2002b). Forecasting using principal components

from a large number of predictors, *Journal of the American Statistical Association* **97**, 1167-1179.

Toda, H. Y and T. Yamamoto (1995). Statistical inferences in vector autoregressions with possibly integrated processes. *Journal of Econometrics*, 66, 225-250.