



Disponível em
<http://www.anpad.org.br/rac>

RAC, Rio de Janeiro, v. 22, n. 2, art. 2,
pp. 178-200, março/abril, 2018,
<http://dx.doi.org/10.1590/1982-7849rac2018160373>



Os Determinantes dos *Ratings* de Crédito dos Bancos Brasileiros

The Determinants of Brazilian Banks' Credit Rating Levels

Fabiano Guasti Lima¹
Camila Veneo C. Fonseca²
Rodrigo Lanna Franco Silveira²
Alexandre Assaf Neto³

Universidade de São Paulo, Departamento de Contabilidade, Ribeirão Preto, SP, Brasil¹

Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Economia, Campinas, SP, Brasil²

Instituto Assaf, São Paulo, SP, Brasil³

Resumo

O objetivo do presente estudo é identificar os determinantes das classificações de crédito em bancos brasileiros de capital aberto no período 2006-2015. Para tanto, um modelo Logit ordenado foi aplicado, considerando um painel desbalanceado. Os resultados indicaram que variáveis relativas a desempenho, liquidez, adequabilidade/qualidade do ativo e tamanho tiveram impacto estatisticamente significativo no nível de *rating* dos bancos. Verificou-se ainda uma piora dos *ratings* de crédito, a qual pode ser explicada pela retração da atividade econômica observada no Brasil durante o período de análise.

Palavras-chave: classificações de crédito; risco de crédito; modelo logit ordenado.

Abstract

The purpose of this study is to identify the determinants of listed Brazilian banks' credit ratings during the period 2006-2015. We applied an ordered logistic model, using an unbalanced panel. Results show evidence that profitability, liquidity, asset adequacy and quality, and size variables significantly affect bank credit-rating levels. Findings also suggested that credit ratings trended down, which could be explained by the significant contraction of economic activity in Brazil during the period.

Key words: credit ratings; credit risk; ordered logistic model.

Introdução

Ao longo das últimas décadas, observou-se um significativo avanço da globalização financeira e comercial. Esse processo de eliminação das barreiras entre os diferentes segmentos dos mercados financeiros e de desenvolvimento de complexos produtos estruturados, ao mesmo tempo em que viabilizou novas oportunidades de retorno, implicou em uma maior exposição de investidores, companhias e governos a diferentes riscos, tornando-os altamente interconectados. Os impactos da nova dinâmica financeira se evidenciaram a partir de 2008, com a eclosão da crise financeira global. Enquanto o *default* de bancos norte-americanos resultou em uma contração abrupta da liquidez internacional, corroborando o elevado grau de interconexão entre as entidades do sistema bancário, a contribuição desse setor com a crise suscitou a preocupação quanto ao envolvimento dos bancos em atividades excessivamente arriscadas.

Neste contexto, se o acordo de Basileia II havia fortalecido a demanda por classificações do risco de crédito e, conseqüentemente, expandido o papel das agências de *ratings* (*credit rating agencies* [CRAs]) após a crise, a importância atribuída a esse instrumento se acentuou, principalmente no que tange ao entendimento dos determinantes e à previsão dos *ratings* bancários. No entanto, diferente do que se esperaria *a priori*, a maior demanda por informações e, conseqüentemente, por *ratings*, foi subjugada pelo crescente questionamento sobre a capacidade das agências de classificação de efetivamente mensurar o grau de risco associado às companhias, dada a falha em antecipar a falência de bancos ranqueados como financeiramente sólidos (Bissoondoyal-Bheenick & Treepongkaruna, 2011; Hassan & Barrell, 2013; Salvador, Pastor, & Guevara, 2014).

A possibilidade de que o risco de crédito tenha sido subavaliado, não refletindo as reais dificuldades enfrentadas pelos bancos, afetou a reputação das agências de *rating*. Ratificou-se, assim, o caráter endógeno de uma estrutura que, no lugar de antecipar riscos e *defaults*, resguardou as entidades avaliadas justamente em um período de crise. Não obstante, evidenciou-se uma confiança excessiva dos agentes econômicos em tais classificações, postura que agravou o grau de desconfiança a respeito das mesmas quando do estopim da crise. Isso porque a suposta eficiência das agências de *ratings* em classificar o grau de risco das instituições a partir do processamento das informações contábeis e financeiras publicamente disponíveis não se confirmou (Pagano & Volpin, 2010; White, 2009).

Frente à importância das agências de *rating* no sistema financeiro internacional, é relevante avaliar a capacidade das mesmas de exercer o papel de coletar, filtrar e escalonar as informações sobre as diversas companhias e países de modo a desenvolver um critério claro e uniforme de análise de risco. Nesse contexto, os *ratings* – definidos como uma escala de avaliação prospectiva da capacidade do emissor de honrar integralmente seus compromissos financeiros no prazo firmado em contrato – constituem-se em indicadores do risco de *default*, servindo a investidores e a emissores de ações ou dívidas na tomada de decisão sobre o investimento (Caporale, Matousek, & Stewart, 2012; Ögüt, Doğanay, Ceylan, & Aktaş, 2012).

Para investidores, identificar os fatores determinantes do *rating* tem influência direta na composição de sua carteira. Além disso, essa possível capacidade de antecipar uma classificação futura pode significar menor volatilidade, menores custos de *hedge*, assim como maiores retornos. As vantagens de um modelo capaz de identificar os determinantes dos *ratings* e, assim, prevê-los, estendem-se aos próprios emissores. Se, por um lado, aqueles não avaliados por uma agência de *rating* oficial teriam os instrumentos necessários para uma autoavaliação, por outro, os já classificados poderiam utilizá-lo para antecipar, replicar e/ou atualizar seus *ratings*, tornando-se, inclusive, mais aptos a empreender as medidas necessárias para alcançar a classificação desejada. Em suma, os *ratings*, se efetivamente capazes de mitigar a assimetria informacional, otimizariam a alocação de capital na economia e contribuiriam para a estabilidade do sistema financeiro internacional (Caporale *et al.*, 2012; Pinto, 2006).

O objetivo deste estudo é desenvolver um modelo capaz de identificar os fatores determinantes das classificações de risco das instituições financeiras brasileiras de capital aberto entre 2006 e 2015. O

modelo adotado e as variáveis selecionadas seguem outras pesquisas sobre tal temática, especialmente aquelas com foco em somente um país.

A relevância do trabalho está na incipiência de pesquisas sobre os determinantes dos *ratings* de instituições financeiras em mercados emergentes (Creighton, Gower, & Richards, 2007; Godlewski, 2007). Um modelo determinístico capaz de prever os *ratings* dos bancos, identificando os fatores que os afetam e mensurando o risco de *default*, pode auxiliar a decisão de investidores e emissores de ações ou dívidas sobre a forma ótima de alocação de carteira (Caporale *et al.*, 2012; Ögüt *et al.*, 2012). Adicionalmente, um melhor entendimento dos determinantes dos *ratings* dos bancos atuantes no Brasil é oportuno, visto que esse mercado apresenta um quadro institucional e competitivo peculiar face ao seu processo de reestruturação e consolidação observado a partir dos anos de 1990. Além de uma ampla desregulamentação financeira e da implantação de medidas para controle de riscos com vistas ao aumento da segurança do sistema bancário nacional, verificou-se, no período, a entrada de bancos estrangeiros no País. Como consequência, as operações de fusão e aquisição no setor aumentaram, levando a uma crescente concentração de mercado, aliada a uma forte eficiência microeconômica, comprovada pelas elevadas margens de lucro dos bancos (Oliveira, 2008; Paula, Oreiro, & Basilio, 2013).

O estudo se justifica ainda pelo fato de o Brasil possuir um mercado de capitais subdesenvolvido, com um número pouco expressivo de companhias de capital aberto, apesar de o setor financeiro do País ser o maior e o mais complexo da América Latina (Paula *et al.*, 2013). Tal cenário acentua o problema associado ao reduzido grau de *disclosure* das informações contábeis e financeiras, fazendo com que as companhias possam ser subavaliadas pelos investidores no processo de mensuração do risco. Essas particularidades institucionais, somadas ao limitado *enforcement* do aparato legal, podem tornar os *ratings* ainda mais centrais na avaliação do risco de crédito das instituições financeiras nacionais (La Porta, Lopes-de-Silanes, Schleifer, & Vishny, 2002; Lopes & Walker, 2012).

Diante de tais considerações, parte-se da hipótese de que os demonstrativos financeiros trazem em seu arcabouço uma riqueza de informações passíveis de serem traduzidas em indicadores de risco. Calcular e incorporar tais indicadores, portanto, permitiria um melhor entendimento das medidas observadas e dos riscos assumidos pelos bancos brasileiros.

Revisão de Literatura

Estudos voltados à análise dos *ratings* dos bancos, comparativamente aos realizados para companhias não financeiras ou para países, são relativamente escassos na literatura e, em sua maioria, muito recentes (Tabela 1). Tais pesquisas se diferenciam principalmente por amostra utilizada, período de análise e metodologia empregada. Quanto a esse último aspecto, diferentes modelos de avaliação dos determinantes do *rating* bancário são implementados. Modelos Probit ou Logit ordenados são, em geral, os mais usados, sendo também aplicadas técnicas não paramétricas e de inteligência artificial. Há, inclusive, trabalhos focados na comparação entre os resultados obtidos pela utilização dos diferentes métodos.

No que tange à amostra das pesquisas sobre o tema em questão, é possível identificar dois grupos principais de análise. O primeiro considera instituições financeiras de um conjunto de países, o que permite, em geral, trabalhar com uma extensa amostra de dados, além de avaliar e comparar o impacto da regulação e da estrutura do mercado bancário das diferentes regiões sobre as classificações de crédito. Já o segundo grupo foca nos bancos de um país específico, sendo a principal vantagem destas pesquisas o fato de explorarem as peculiaridades das instituições financeiras atuantes no ambiente financeiro local.

Neste primeiro grupo de trabalho, Pasiouras, Gaganis e Doumpos (2006) avaliaram a influência de indicadores econômico-financeiros e de fatores como o *framework* regulatório e a estrutura de mercado sobre as classificações de crédito de 857 bancos de 71 países, obtidas no ano de 2004. Ao

aplicar um modelo Logit ordenado, os autores apontaram que bancos maiores, mais rentáveis, mais custo-eficientes, com maior liquidez e com menores níveis de provisões de empréstimos em relação à receita com juros tiveram as melhores classificações. Observou-se ainda uma relação positiva tanto entre o número de filiais e os *ratings*, quanto entre esses últimos e a presença de acionistas institucionais. Em relação ao *framework* regulatório, captado por variáveis que consideraram desde o poder disciplinar do órgão regulador até um índice do ambiente institucional e econômico do país, este teve impacto estatisticamente significativo sobre os *ratings*. Por um lado, bancos em mercados com maior participação estrangeira tiveram classificações melhores. Por outro, observou-se pior *rating* em instituições financeiras com participação do governo (bancos públicos) e com atuação em mercados mais concentrados.

A pesquisa de Godlewski (2007), por sua vez, analisou países emergentes localizados no sudeste da Ásia, na América do Sul, na América Central e na Europa Oriental, totalizando uma amostra de 483 bancos analisados pela Moody's e 257 pela Fitch, no período 1998-2002. A partir da estimação da probabilidade de *default*, obtida por um modelo Logit, os *ratings* foram simulados e comparados às classificações efetivas. De forma geral, os resultados mostraram coerência entre os *ratings* e os indicadores econômico-financeiros. Além disso, o modelo teve melhor desempenho com a inclusão de variáveis que buscaram captar os ambientes regulatório e institucional dos países.

Caporale *et al.* (2012) também fizeram uso de uma extensa amostra de bancos, totalizando 681 instituições financeiras no período 2000-2007. Modelos Logit e Probit ordenados foram aplicados, evidenciando-se uma relação positiva entre os *ratings* e as variáveis ativo total, nível de capitalização, rentabilidade sobre o ativo e liquidez. Além disso, bancos cujas despesas operacionais representaram parcela expressiva do lucro operacional receberam uma classificação inferior. Também foram encontradas fortes evidências de que o país de origem do banco exerce influência sobre o seu *rating*.

Tabela 1

Sumário da Revisão de Literatura sobre os Determinantes dos *Ratings* de Crédito em Instituições Financeiras

Referência	Amostra e período de análise	Método	Principais resultados
Pasiouras <i>et al.</i> (2006)	857 bancos (71 países) 2004	Logit ordenado	Rentabilidade, eficiência, liquidez, nível de provisões, tamanho, presença de acionistas institucionais, características relativas à regulação e à estrutura do mercado influenciaram os <i>ratings</i> .
Godlewski (2007)	740 bancos de mercados emergentes 1998-2002	Logit ordenado, associado a técnicas de <i>scoring</i> e <i>mapping</i>	Rentabilidade, liquidez, qualidade e adequabilidade do ativo impactaram os <i>ratings</i> . Além disso, fatores relativos à regulação e ao quadro institucional elevaram o desempenho do modelo.
Bissoondoyal-Bheenick e Treepongkaruna (2011)	20 bancos australianos e 49 ingleses 2006-2009	Probit ordenado	Qualidade dos ativos, risco de liquidez, adequação de capital e desempenho operacional influenciaram os <i>ratings</i> de crédito.
Bellotti, Matousek e Stewart (2011a, 2011b)	629 bancos (90 países) 2000-2007	Probit e Logit ordenados e <i>Support Vector Machine</i> (SVM)	Rentabilidade, liquidez, tamanho, nível de despesas e país de origem impactaram a classificação. Técnica SVM resultou em melhores previsões.
Caporale <i>et al.</i> (2012)	681 bancos 2000-2007	Logit ordenado	Ativo total, nível de capitalização, <i>return on assets</i> (ROA), liquidez, despesas operacionais e país de origem impactaram as notas de crédito.
Shen, Huang e Hasan (2012)	3.347 bancos (86 países) 2002-2008	Logit ordenado	Grau de assimetria informacional dos países interfere na intensidade do impacto das variáveis econômico-financeiras sobre os <i>ratings</i> de crédito.
Hammer, Kogan e Lejeune. (2012)	800 bancos (70 países) 2001	Logit ordenado, SVM e análise lógica de dados.	A técnica de análise lógica de dados (LAD) se mostrou mais acurada na definição dos <i>ratings</i> .

Continua

Tabela 1 (continuação)

Referência	Amostra e período de análise	Método	Principais resultados
Öğüt Doğanay, Ceylan e Aktaş. (2012)	17 bancos turcos 2003-2009	Técnicas multivariadas e métodos de mineração de dados	O modelo Logit ordenado teve melhor desempenho preditivo quando as variáveis foram baseadas em <i>scores</i> fatoriais. Já os métodos de análise discriminante e SVM tiveram previsões mais acuradas com o uso das variáveis originais. As variáveis mais importantes para previsão dos <i>ratings</i> foram eficiência, rentabilidade e proporção dos empréstimos em relação aos ativos.
Hassan e Barrell (2013)	206 bancos norte-americanos e ingleses 1994-2009	Logit ordenado	Tamanho, rentabilidade e eficiência dos bancos impactaram as classificações.
Salvador, Pastor e Guevara (2014)	44 bancos espanhóis; 2000-2009	Probit ordenado	Tamanho, alavancagem, liquidez, exposição ao risco de crédito, poder de mercado, depósitos sobre total do ativo, eficiência, nível de provisão sobre o ativo, diversificação geográfica e ciclo econômico influenciaram a nota de crédito.
Gogas, Papadimitriou e Agrapetidou (2014)	92 bancos norte-americanos 2012	Probit ordenado	Tamanho e indicadores de desempenho e qualidade dos ativos influenciaram os <i>ratings</i> .
Loon e Haan (2015)	831 bancos de dentro e fora da zona do euro 2011	Probit ordenado	Bancos situados nos países da zona do Euro tiveram melhores <i>ratings</i> comparativamente aos demais. Obteve-se evidência dos efeitos <i>too-big-to-fail</i> e <i>too-big-to-rescue</i> .
Karminsky e Khromova (2016)	3.256 bancos 1996-2011	Probit ordenado	Variáveis econômico-financeiras, macroeconômicas, de localização geográfica e de ciclo dos negócios impactaram o <i>rating</i> dos bancos.
D'Apice, Ferri e Lacitignola (2016)	241 bancos (de 39 países) 2006-2009	Modelos dados em painel (efeito fixo e mínimos quadrados)	A partir da crise mundial de 2007, as agências conferiram maior importância aos indicadores econômico-financeiros (baseados na rentabilidade, liquidez e características do ativo) dos bancos para estabelecimento dos <i>ratings</i> .

A constatação obtida pelos estudos prévios de que as características institucionais do país de origem dos bancos exercem influência sobre os *ratings* motivou Shen *et al.* (2012) a investigarem a razão pela qual os *ratings* de crédito diferiam entre instituições com indicadores financeiros similares, mas sediadas em países distintos. Empregou-se um modelo Logit ordenado a uma amostra de 3.347 bancos de 86 países, entre 2002 e 2008. Os resultados apontaram que o impacto dos indicadores sobre os *ratings* foi afetado pelo grau de assimetria informacional dos países, sendo este mensurado por nível de renda, grau de industrialização e qualidade do ambiente institucional (considerando tradição legislativa, qualidade da burocracia e nível de corrupção do país). Nas nações industrializadas, caracterizadas por baixa assimetria de informação, as agências atribuíram maior peso aos indicadores financeiros, enquanto nos países emergentes e de renda média, com grave assimetria, a influência dessas variáveis foi enfraquecida. Além disso, segundo os autores, melhores classificações foram atribuídas aos bancos mais capitalizados, independentemente do país de origem.

Loon e Haan (2015) seguiram a mesma linha de pesquisa, explorando o impacto da localização dos bancos e a sua influência nos *ratings* de crédito. Para tanto, foram considerados bancos de dentro (247) e de fora da zona do Euro (584). Usando um modelo Probit ordenado e uma amostra de dados de 2011, os autores verificaram que as instituições financeiras situadas nos países membros da Comunidade Europeia receberam melhores *ratings* em relação às demais. Obteve-se ainda evidência dos efeitos *too-big-to-fail* e *too-big-to-rescue*. Segundo os autores, o efeito *too big-to-fail* estaria associado às externalidades macroeconômicas geradas pela dificuldade financeira de um grande banco, o que faria com que o Estado, em alguma medida, figurasse como um agente garantidor da instituição. Em contrapartida, tal fato teria o potencial de reduzir tanto a disciplina do mercado quanto os incentivos de investidores e credores para monitorar, precificar e avaliar a assunção de maiores riscos por tais instituições. Não obstante, existiria a possibilidade de que os bancos fossem *too big to be rescued* – ou seja, de que não existissem meios fiscais para impedirem que um grande banco viesse à falência.

O estudo de Karminsky e Khromova (2016), ao considerar 3.256 bancos no período 1996-2011, verificou que as classificações de crédito são impactadas pelo ciclo dos negócios. Com o uso de um modelo de Logit ordenado, observou-se que os efeitos da crise do *subprime* se fizeram presentes nos *ratings* de 2009, ocorrendo uma queda gradual de sua influência até 2011. Os índices econômico-financeiros de maior impacto sobre o *rating* foram: inadimplência, alavancagem financeira, custo do capital, tamanho do ativo, diversificação da receita, lucratividade, liquidez e dependência do mercado interbancário para obtenção de fundos. Variáveis macroeconômicas (inflação, balança comercial e produto *per capita*) e de localização geográfica dos bancos melhoraram os desempenhos explicativo e preditivo do modelo.

D'Apice *et al.* (2016) também contribuíram para o debate ao investigarem se a relação entre o *rating* das agências e as variáveis econômico-financeiras de 241 bancos (de 39 países) apresentou algum tipo de mudança entre 2006 e 2009, dada a ocorrência da crise financeira mundial no período. A partir do uso de modelos com dados em painel, os autores verificaram que os bancos com os melhores índices contábeis tiveram *ratings* superiores em relação às demais instituições financeiras entre 2008 e 2009, enquanto que, no período anterior à crise, as classificações de crédito foram bem similares entre os dois grupos. Ou seja, os resultados indicaram que, a partir da eclosão da crise, houve uma mudança nos critérios de avaliação das agências, conferindo uma maior importância aos indicadores econômico-financeiros dos bancos.

Os trabalhos de Bellotti *et al.* (2011a, 2011b) e Hammer *et al.* (2012), por sua vez, são exemplos de análises que compararam a capacidade de identificação e previsão dos *ratings* a partir do uso de diferentes técnicas. Bellotti *et al.* (2011a, 2011b) utilizaram modelos ordenados e *support vector machines* (SVMs) com uma amostra de 681 bancos sediados em 90 países no período 2000-2007. Variáveis de rentabilidade, liquidez, tamanho, nível de despesas e país de origem novamente se mostraram influentes sobre a classificação. No que tange à capacidade preditiva, a técnica SVM resultou em melhores previsões. Já Hammer *et al.* (2012) aplicaram modelos de regressão linear múltipla, Logit ordenado, SVM e análise de lógica de dados (LAD), a partir de dados de 800 instituições financeiras de

70 países, para o ano de 2001. Os resultados revelaram que a técnica de LAD teve maior acurácia, seguida do Logit ordenado.

Bissoondoyal-Bheenick e Treepongkaruna (2011) e Hassan e Barrell (2013) compararam bancos de somente dois países. Os primeiros autores avaliaram os determinantes dos *ratings* de 20 bancos comerciais australianos e 49 ingleses no período 2006-2009. Os resultados, obtidos mediante uso de um modelo Probit ordenado, mostraram que qualidade dos ativos, risco de liquidez, adequação de capital e desempenho operacional foram os principais determinantes dos *ratings*. Variáveis macroeconômicas e fatores de risco de mercado não influenciaram a classificação nos dois países considerados. Já o estudo de Hassan e Barrell (2013) utilizou dados de 206 bancos norte-americanos e ingleses entre 1994 e 2009. Ao aplicarem um modelo Logit ordenado, verificaram que tamanho, rentabilidade e eficiência dos bancos foram capazes de explicar 74% a 78% do *rating* de crédito. Os autores concluíram que a metodologia das agências de *ratings* refletiu mais uma percepção de lucratividade que de risco potencial. Em outras palavras, por desconsiderar as principais causas da crise, os *ratings* demonstraram-se um sistema inadequado de alerta, razão pela qual os autores sugeriram uma revisão do arcabouço institucional criado a partir do acordo de Basileia II.

Como mencionado anteriormente, o segundo grupo de estudos utiliza uma abordagem país específica. Öğüt *et al.* (2012), por exemplo, avaliaram os determinantes do *rating* de crédito de 17 bancos turcos no período 2003-2009, com o uso de técnicas multivariadas (análise discriminante múltipla e modelo Logit) e métodos de mineração de dados (SVM e Redes Neurais Artificiais). Os resultados indicaram que, incluindo *scores* fatoriais como variáveis explicativas (obtidos a partir de 26 indicadores econômico-financeiros), o modelo estimado pela regressão logística apresentou maior capacidade preditiva. Por outro lado, as técnicas SVM e de análise discriminante múltipla alcançaram taxas de precisão mais elevadas quando considerados todos os indicadores originalmente coletados. Os resultados obtidos pelo modelo Logit mostraram que os fatores com maior influência sobre o *rating* foram: uso eficiente dos recursos, rentabilidade e proporção de empréstimos no ativo.

O estudo Gogas *et al.* (2014), por sua vez, analisou o *rating* de 92 bancos norte-americanos em 2012, utilizando as demonstrações financeiras do período 2008-2011. Empregou-se o método *Stepwise Least Squares* para a seleção das variáveis mais informativas, incorporadas como regressores no modelo Probit ordenado. Os resultados ressaltaram a importância da variável tamanho e dos indicadores de desempenho e qualidade dos ativos. Segundo os autores, esse resultado pode explicar a razão pela qual o *downgrade* dos *ratings* bancários foi divulgado tardiamente durante a crise, ou seja, depois que os problemas financeiros já haviam se tornado evidentes ao mercado.

Por fim, Salvador *et al.* (2014) focaram o mercado bancário espanhol, utilizando uma amostra de 44 bancos no período 2000-2009. A partir de um modelo Probit ordenado, os resultados apontaram para uma diminuição da qualidade dos *ratings* de crédito com a crise internacional de 2008, especialmente para os bancos médios e menores. Segundo os autores, tal queda pode ser explicada pela piora dos indicadores econômico-financeiros das instituições financeiras e pelo maior rigor dos critérios de avaliação utilizados pelas agências de crédito.

A presente pesquisa se enquadra neste segundo grupo de estudos, dado que apresenta uma abordagem focada em um país específico, analisando exclusivamente os *ratings* de bancos atuantes no sistema financeiro brasileiro. O conjunto de indicadores da pesquisa foi definido a partir das variáveis econômico-financeiras utilizadas nos estudos citados anteriormente. Além disso, optou-se pela aplicação de um modelo Logit ordenado devido à sua adequação e ao seu extenso uso, como pode ser verificado na Tabela 1. Informações mais completas a respeito das variáveis e do modelo proposto são apresentadas na próxima seção.

Metodologia

Amostra do estudo

A amostra do estudo teve base nas companhias financeiras listadas na BM&FBOVESPA que tiveram classificação de crédito feita pela Moody's em escala nacional, no período 2006-2015. De forma a ampliar a base de dados, foram consideradas informações da Standard & Poor's para as instituições não analisadas pela Moody's.

Cabe observar que, para cada instituição financeira (IF), adotou-se a classificação de crédito disponível no final de cada trimestre, sendo escolhido o *rating* de longo prazo por ter um maior volume de classificações. Nota-se, ainda, que os graus de *rating*, categorizados conforme Tabela 2, seguem uma escala de 0 a 7, em que 0 indica a melhor classificação e 7, a pior. Ressalta-se, porém, que os *ratings* 0, 1, 6 e 7 não foram observados no período de análise para as IFs da amostra.

Tabela 2

Equivalência dos *Ratings* das Agências e Nível de Risco de Crédito Considerado no Estudo

Moody's	Standard & Poor's	Nível de risco de crédito adotado no trabalho	Significado
Aaa	AAA	0	Grau de investimento com qualidade alta e/ou baixo risco
Aa1, Aa2 e Aa3	AA+, AA e AA-	1	
A1, A2 e A3	A+, A e A-	2	
Baa1, Baa2 e Baa3	BBB+, BBB e BBB-	3	Grau de investimento qualidade média
Ba1, Ba2 e Ba3	BB+, BB e BB-	4	Categoria de especulação com baixa classificação
B1, B2 e B3	B+, B e B-	5	
Caa1, Caa2 e Caa3	CCC+, CCC e CCC-	6	Risco alto de inadimplência e baixo interesse
Ca, C	CC, C e D	7	

Nota. Fonte: Elaborado pelos autores a partir de informações disponibilizadas pela Standard & Poor's. (2016). *Definições de ratings da S&P global ratings*. Recuperado em 12 de março, 2018, de https://www.standardandpoors.com/pt_LA/delegate/getPDF?articleId=1702343&type=COMMENTS&subType=REGULATORY; Moody's. (2009). *Moody's rating symbols & definition*. Retrieved from March 12, 2018, de <https://www.moody's.com/sites/products/ProductAttachments/Moodys%20Rating%20Symbols%20and%20Definitions.pdf>

A partir das informações de *rating* das IFs, foram obtidos dados de 12 companhias de capital aberto financeiras, sendo quatro delas consideradas de grande porte e oito de médio porte, segundo critério do Banco Central do Brasil (Bacen). A distribuição de tal amostra, considerando o ano e o nível do *rating*, é apresentada na Tabela 3. Como já ressaltado, observa-se a não existência de IFs com níveis de crédito 0, 1, 6 e 7, em que os dois primeiros correspondem ao grau de investimento com qualidade alta (baixo risco de *default*) e os dois últimos associados à pior classificação (alto risco de *default*). Adicionalmente, verifica-se que, do total de empresas da amostra, cerca de 57,6% foram classificadas como grau de investimento (níveis 2 e 3) e 42,3% tiveram grau especulativo (níveis 4 e 5). Nota-se ainda uma maior quantidade de informações nos anos recentes, especialmente entre 2013 e 2015. Conforme dados de 2014 disponibilizados pelo Bacen (2016), os bancos da amostra foram responsáveis por, aproximadamente, 56% dos ativos totais das 50 maiores IFs presentes no Brasil e representaram 80,14% do total das agências de atendimento ao público no país.

Dados das demonstrações financeiras dos bancos amostrados foram coletados, totalizando 364 observações de cada variável ao longo do período analisado. Tais informações foram obtidas do padrão BR *Generally Accepted Accounting Principles* (GAAP), e não das informações em *International Financial Reporting Standards* (IFRS), para que não existissem distorções nos padrões devido às alterações nas normas contábeis brasileiras. Esse procedimento está alinhado com Farias, Ponte, Oliveira e Luca (2013), que argumentam que, em relação às IFs, cabe ao Bacen a injunção sobre as normas a elas pertinentes. Tais instituições utilizam o Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional (Cosif) - um plano de contas padrão que não sofreu significativa alteração com intuito de se adequar à IFRS. Vale ainda apontar que, como as variáveis em estudo são todas relativas, não houve correções nos valores em termos inflacionários.

Tabela 3

Número de IFs da Amostra Conforme Risco de Crédito no Período 2006-2015

Ano	Nota de risco de crédito ^a				Grau de risco ^b		
	2	3	4	5	Investimento	Especulativo	Total
2006	2	0	0	0	2	0	2
2007	4	0	3	0	4	3	7
2008	4	1	3	0	5	3	8
2009	4	1	3	0	5	3	8
2010	4	1	4	0	5	4	9
2011	2	4	5	0	6	5	11
2012	2	4	5	0	6	5	11
2013	2	5	5	0	7	5	12
2014	0	7	5	0	7	5	12
2015	0	6	5	1	6	6	12
Total	24	29	38	1	53	39	92
%	26,1	32,5	41,3	0,1	57,6	42,3	100,0

Nota. ^a Análise baseada no primeiro trimestre de cada ano. ^b Enquanto os níveis 2 e 3 representam classificações de grau de investimento, os níveis 4 e 5 correspondem ao grau especulativo.

Modelo e método de estimação

Para compor a análise dos determinantes dos *ratings* das IFs, considerou-se como variável dependente do modelo o nível do risco de crédito de tais instituições, RAT_{it} , sendo i os bancos e t o trimestre da informação. Como variáveis explicativas, foram selecionados indicadores econômico-financeiros disponíveis no sistema Económica (Tabela 4). A escolha de tais variáveis teve base nos estudos explicitados na seção de revisão da literatura deste trabalho, contemplando três fatores principais: desempenho, adequabilidade/qualidade do ativo e liquidez (Hammer, Kogan, & Lejeune, 2012; Karminsky & Khromova, 2016).

O desempenho, primeiro fator usado para avaliar a classificação de crédito dos bancos, é, em geral, captado por indicadores de rentabilidade e lucratividade. Conforme Salvador *et al.* (2014), esse elemento é central na avaliação do risco de crédito das IFs, visto que uma elevada performance acaba por proteger a corporação de eventos incertos inerentes à sua atividade. Neste estudo, o fator desempenho foi mensurado pela margem líquida ($MgLiq$) da corporação, como em Karminsky e Khromova (2016), Gogas *et al.* (2014), Caporale *et al.* (2012) e Hammer *et al.* (2012)

O segundo fator tem base nas características de adequabilidade e qualidade do ativo das IFs. Em relação à adequabilidade, duas variáveis foram utilizadas. A primeira corresponde ao nível de alavancagem do banco (*LEV*), obtido pela razão entre ativo total (*AT*) e patrimônio líquido (*PL*). Um aumento de tal indicador eleva o risco do banco, visto que um menor *PL* frente ao *AT* indica menor capacidade da instituição de absorver perdas em momentos de dificuldade (Hammer *et al.*, 2012; Salvador *et al.* 2014). A segunda variável consiste na estrutura de capital (*EST_CAP*) da companhia. Espera-se que, quanto maior esse indicador, maior a participação de recursos de longo prazo (próprios e de terceiros) no financiamento dos ativos do banco e, conseqüentemente, maior a folga financeira. Outro ponto a ressaltar nesse indicador é relativo à maturidade das aplicações e captações. Um aumento das aplicações de longo prazo a partir de captações de curto prazo, apesar de significar mesmo volume (proporção), pode levar a um desequilíbrio financeiro. Via de regra, o indicador *EST_CAP* deve sempre aumentar proporcionalmente, ou seja, se aumenta o numerador (captação), as aplicações (créditos) também devem aumentar, indicando boa liquidez. Caso contrário, os ativos crescem mais do que os passivos de longo prazo, havendo um descasamento das operações, o que aumentaria o risco do banco.

A qualidade da composição do ativo, por sua vez, foi avaliada pelas variáveis inadimplência (*INADIM*) e descompasso entre os ativos e os passivos denominados sensíveis (*GAP*). Segundo Salvador *et al.* (2014), o índice *INADIM* consiste em uma *proxy* da relação entre ativos duvidosos e total de empréstimos concedidos, sendo que altos valores desse indicador podem apontar problemas de solvência da IF no futuro. Já o indicador *GAP* consiste no descasamento entre ativos e passivos, cujos resultados financeiros são relativamente mais expostos aos parâmetros de mercado, como, por exemplo: (a) aplicações interfinanceiras, títulos e valores mobiliários, empréstimos com taxas pré e pós fixadas no ativo; (b) depósitos remunerados, captações no mercado aberto e obrigações por empréstimos no passivo. Espera-se, portanto, que essa variável tenha uma influência positiva sobre os resultados do banco, uma vez que, no caso de um aumento nas taxas de juros, os rendimentos dos ativos crescerão mais que os custos dos passivos financiadores.

Já o fator liquidez é composto por índices cujo objetivo é avaliar a capacidade do banco de honrar seus compromissos de curto-prazo. Em geral, como indicam Karminsky e Khromova (2016), os indicadores se baseiam no valor dos ativos líquidos do banco frente ao seu ativo total, ao patrimônio líquido ou ao nível de depósitos. Nesta pesquisa, além da variável *EST_CAP* também contribuir para captar tal fator, utilizou-se o indicador Empréstimos/Depósitos (*ED*). Altos valores de *ED* indicam maior volume de créditos liberados frente aos valores captados, reduzindo o potencial de liquidez do banco. Complementarmente, considerou-se a variável ativos expostos ao risco (*AER*), representada pela soma dos títulos e valores mobiliários (*TVM*), instrumentos derivativos e operações de crédito e arrendamento mercantil frente ao ativo total. Por hipótese, pelo fato de boa parcela dos ativos citados não ser conversível rapidamente em dinheiro, quanto maior for esse indicador, menor tende a ser a liquidez do banco (Karminsky & Khromova, 2016).

Tabela 4

Descrição das Variáveis Independentes Adotadas

Variável	Siglas	Fórmula	Relação esperada ^a	Fator captado	Referência
Margem Líquida	<i>MgLiq</i>	$\frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Rec. de Interm. Financeira}}$	–	Desempenho	Gogas <i>et al.</i> (2014), Karminsky e Khromova (2016), Caporale <i>et al.</i> (2012), Hammer <i>et al.</i> (2012)
<i>Leverage</i>	<i>LEV</i>	$\frac{\text{Ativo Total}}{\text{Patrimônio Líquido}}$	+	Adequabilidade/Qualidade do ativo	Gogas <i>et al.</i> (2014), Salvador <i>et al.</i> (2014)
Estrutura de Capital	<i>EST_CAP</i>	$\frac{\text{ELP} + \text{PL}}{\text{Ativo Total}}$	–		
Potencial de Inadimplência	<i>INADIM</i>	$\frac{\text{PDD}}{\text{Operações de Crédito}}$	+		
GAP	<i>GAP</i>	$\frac{\text{Ativos Sensíveis}}{\text{Passivos Sensíveis}}$	–		
Índice Empréstimos/Depósitos	<i>ED</i>	$\frac{\text{Operações de Crédito}}{\text{Depósitos}}$	+	Liquidez	Ögüt <i>et al.</i> (2012), Shen <i>et al.</i> (2012), Karminsky e Khromova (2016)
Ativos Expostos ao Risco	<i>AER</i>	$\frac{\text{TVM} + \text{Deriv} + \text{Crédito}}{\text{Ativo Total}}$	+		
Tamanho	<i>TAM</i>	Variável binária: valor 1 para bancos considerados grandes e 0 caso contrário			Salvador <i>et al.</i> (2014), Caporale <i>et al.</i> (2012), Shen <i>et al.</i> (2012)

Nota. ^a Na avaliação da relação esperada entre variáveis explicativas e os *ratings* (RAT_{it}), deve-se levar em conta que os níveis do risco de crédito variam entre 0 e 7, sendo que, quanto maior o nível, pior o *rating*.

Além das variáveis financeiras, foi inserida uma variável binária (*TAM*) para diferenciar as IFs pelo porte, assumindo o valor 1 para bancos considerados grandes (quatro IFs na amostra) e 0 para bancos de porte médio (oito na amostra) – Tabela 4. Com a finalidade de testar se as agências de classificação de crédito aplicaram maior rigor nas análises ao longo do período do estudo, foram também consideradas variáveis binárias de intercepto para cada ano, como também executado por Blume, Lim e Mackinlay (1998) e Jorion, Shi e Zhang (2009). Foram criadas cinco variáveis *dummies* para os anos de 2007 a 2015, em que a constante capta o ano de 2006.

Além das variáveis financeiras, foi inserida uma variável binária (*TAM*) para diferenciar as IFs pelo porte, assumindo o valor 1 para bancos considerados grandes (quatro IFs na amostra) e 0 para bancos de porte médio (oito na amostra) – Tabela 4. Com a finalidade de testar se as agências de classificação de crédito aplicaram maior rigor nas análises ao longo do período do estudo, foram também consideradas variáveis binárias de intercepto para cada ano, como também executado por Blume, Lim e Mackinlay (1998) e Jorion, Shi e Zhang (2009). Foram criadas cinco variáveis *dummies* para os anos de 2007 a 2015, em que a constante capta o ano de 2006.

Para analisar as relações entre RAT_{it} e as variáveis explicativas independentes (VI) sumarizadas na Tabela 4, a equação (1) foi estimada mediante um modelo Logit ordenado, usando o método de Máxima Verossimilhança, conforme Greene (2003). Tal modelo se justifica pelo uso de uma variável dependente qualitativa ordinal e é construído a partir de uma regressão latente para a variável RAT_{it} , denominada RAT_{it}^* .

$$RAT_{it}^* = \beta \times VI_{it} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Onde VI é um vetor que representa todas as variáveis independentes para a i -ésima instituição financeira no período t e ε_t consiste no termo de erro com distribuição normal, média zero e variância σ^2 . Após conhecidos os coeficientes β , chega-se a:

$$RAT_{it} = \alpha \leftrightarrow \mu_{\alpha-1} \leq RAT_{it}^* \leq \mu_{\alpha} \quad (2)$$

Em que $\mu_{\alpha-1}$ e μ_{α} são os pontos de cortes em cada faixa de valores com as probabilidades calculadas por:

$$Prob(RAT_{it} = \alpha | VI) = \Phi\left(\frac{\mu_{\alpha} - \beta VI}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{\mu_{\alpha-1} - \beta VI}{\sigma}\right) \quad (3)$$

Sendo $\alpha = 0, \dots, 7$, distribuídos nos intervalos $-\infty = \mu_{-1} \leq \mu_0 = 0 \leq \dots \leq \mu_n = \infty$; $t = 2006, \dots, 2015$; $\Phi(\cdot)$ representa a função Logit.

Ao padronizar a distribuição para média zero e variância um, obtém-se as probabilidades de cada nível de *rating* (onde os símbolos Φ e ϕ representam a função de distribuição acumulada e a densidade de probabilidade da normal, respectivamente), com:

$$E[RAT_{it}^* | \mu_{\alpha-1} \leq RAT_{it}^* \leq \mu_{\alpha}, VI] = \beta VI + \sigma \left[\frac{\phi\left(\frac{\mu_{\alpha} - \beta VI}{\sigma}\right) - \phi\left(\frac{\mu_{\alpha-1} - \beta VI}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{\mu_{\alpha} - \beta VI}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{\mu_{\alpha-1} - \beta VI}{\sigma}\right)} \right] \quad (4)$$

Assim, a variável RAT_{it} é estimada a partir da variável RAT_{it}^* através da seguinte regra:

$$RAT_{it} = \begin{cases} 0 & \text{se } RAT_{it}^* < \tau_0 \\ 1 & \text{se } \tau_0 \leq RAT_{it}^* < \tau_1 \\ 2 & \text{se } \tau_1 \leq RAT_{it}^* < \tau_2 \\ 3 & \text{se } \tau_2 \leq RAT_{it}^* < \tau_3 \\ 4 & \text{se } \tau_3 \leq RAT_{it}^* < \tau_4 \\ 5 & \text{se } \tau_4 \leq RAT_{it}^* < \tau_5 \\ 6 & \text{se } \tau_5 \leq RAT_{it}^* < \tau_6 \\ 7 & \text{se } RAT_{it}^* \geq \tau_6 \end{cases}$$

Em que τ_0 a τ_6 são os limites de corte dentro dos níveis de $\mu_{\alpha-1}$ e μ_{α} .

Dois modelos foram estimados. No primeiro, foram consideradas somente as variáveis independentes apresentadas na Tabela 4, sem as *dummies* de ano, as quais foram incluídas no segundo. Não foram estimados modelos com estratificação para os graus de investimentos e especulativo pela baixa disponibilidade de observações.

Vale, por fim, observar que os *ratings* são estabelecidos ao final do exercício, ou seja, após ter-se observado o desempenho da empresa. Por esse motivo, considera-se que este último seja afetado pelas condições macro e microeconômicas do período e não pelo *rating* em si. Sendo assim, admite-se não haver simultaneidade na relação entre o *rating* e as variáveis explicativas do modelo.

Existe, porém, a possibilidade de que variáveis explicativas e os erros passados sejam correlacionados, dada a possível retroalimentação da variável de resposta para os regressores. Em outras palavras, o termo de erro captura todos os choques que podem afetar contemporaneamente o *rating* –

como, por exemplo, uma mudança nas expectativas dos investidores associada a uma crise econômica. Tal choque, apesar de não exercer influência sobre as variáveis explicativas em t , pode exercer um efeito *feedback* em parte dos regressores em $t+1$. Ou seja, uma parcela do *rating* (aquela relacionada ao ambiente de mercado) poderia influenciar alguns dos regressores, particularmente aqueles atrelados ao passivo oneroso da companhia. No entanto, choques conjunturais, até mesmo as expectativas dos investidores, afetam simultaneamente todas as empresas da amostra. Desse modo, a inclusão de variáveis *dummies* indicadoras de tempo teve como objetivo isolar os efeitos dos eventos macroeconômicos ocorridos em t .

Em suma, considera-se a não existência de variáveis endógenas no modelo, uma vez que o *rating* foi definido após a divulgação dos indicadores econômico-financeiros dos bancos. Além disso, a possível predeterminação, observada em variáveis que incluem o passivo oneroso em seu cálculo, foi mitigada pela inclusão de variáveis *dummy* de ano. Ressalta-se, porém, que formas alternativas de lidar com problemas associados à presença de variáveis endógenas e pré-determinadas consistem em tema relevante de pesquisa, podendo ser objeto de estudos futuros sobre o tema em questão. A razão da presença de variáveis predeterminadas está, em geral, associada à omissão de variáveis relevantes. Uma opção, portanto, seria incluir uma *proxy* para a variável omitida. Outra saída seria reestimar o modelo, usando abordagens que lidem diretamente com o problema de endogeneidade causado pela presença de variáveis omitidas. No caso de regressões logísticas, métodos que requerem a identificação de variáveis instrumentais (VI) e a *Multiple Indicator Solution* (MIS) são as alternativas apresentadas pela literatura (Bhagat & Jefferis, 2002; Guevara & Polanco, 2016; Wooldridge, 2010).

Análise dos Resultados

As estatísticas descritivas de cada uma das variáveis do estudo são apresentadas na Tabela 5. Vale apontar que observações que estiveram fora do intervalo entre quatro desvios-padrão acima e abaixo da média foram consideradas como *outliers*, sendo, então, excluídas da amostra. Em valores médios, os índices alavancagem (*LEV*), margem líquida (*MgLiq*) e *GAP* dos bancos grandes foram maiores do que os dos bancos médios, de acordo com teste de diferença de médias, com 5% de significância. Por outro lado, as médias das variáveis estrutura de capital (*EST_CAP*) e ativos expostos ao risco (*AER*) foram menores nos bancos grandes frente aos bancos médios.

Tabela 5

Estatísticas Descritivas das Variáveis do Modelo para Toda a Amostra e Estratificada por Porte das IFs

	<i>ED</i>	<i>LEV</i>	<i>MgLiq</i> (%)	<i>INADIM</i> (%)	<i>EST_CAP</i> (%)	<i>ERA</i> (%)	<i>GAP</i>
Média	2,65	11,17	10,37	5,67	21,43	77,61	2,42
Grandes	2,51	12,46	12,61	2,38	14,12	73,64	3,84
Médios	2,74	10,16	8,67	8,09	26,88	80,57	1,36
Mediana	2,55	10,92	11,75	2,04	23,39	75,77	2,10
Grandes	2,29	12,51	12,92	2,18	14,88	73,35	3,14
Médios	2,87	9,80	8,05	1,89	25,70	82,98	1,35
Mínimo	0,77	4,07	-15,44	0,00	0,17	49,88	0,03
Grandes	1,09	4,07	- 4,64	0,51	0,17	67,33	1,10
Médios	0,77	4,68	- 15,44	0,00	9,64	49,98	0,03

Continua

Tabela 5 (continuação)

	<i>ED</i>	<i>LEV</i>	<i>MgLiq</i> (%)	<i>INADIM</i> (%)	<i>EST_CAP</i> (%)	<i>ERA</i> (%)	<i>GAP</i>
	22,39	20,37	27,51	11,31	61,17	97,50	7,93
Grandes	22,39	20,37	27,51	6,13	47,65	93,33	7,93
Médios	16,55	19,88	23,12	11,31	61,17	97,50	3,61
Desvio padrão	14,95	3,69	6,71	59,46	14,26	9,97	1,85
Grandes	18,78	3,78	5,34	1,26	13,96	3,89	1,79
Médios	11,21	3,32	7,12	78,31	11,81	11,91	0,97

Nota. *ED* = índice Empréstimos/Depósitos; *LEV* = alavancagem calculada pela razão entre ativo total e patrimônio líquido; *MgLiq* = margem líquida; *INADIM* = inadimplência obtida pela razão entre a provisão de devedores duvidosos e o total de operações de crédito; *EST_CAP* = estrutura de capital dada pela soma do exigível de longo prazo e patrimônio líquido dividida pelo ativo total; *AER* = ativos expostos ao risco dividido pelo ativo total; *GAP* = razão entre ativos sensíveis e passivos sensíveis ao risco. Fonte: Resultados da pesquisa.

As estatísticas descritivas por faixa de *rating* são apresentadas na Tabela 6. Em geral, IFs com grau de investimento (níveis 2 e 3) tiveram menores razões empréstimos/depósitos (*ED*), níveis de inadimplência (*INADIM*) e estrutura de capital (*EST_CAP*), além de maiores margens líquidas (*MgLiq*) e *GAP* em relação aos bancos com grau especulativo (níveis 4 e 5), sendo tais diferenças todas estatisticamente significativas a 5%.

Tabela 6

Estatísticas Descritivas das Variáveis do Modelo por Nível de *Rating*

	<i>ED</i>	<i>LEV</i>	<i>MgLiq</i> (%)	<i>INADIM</i> (%)	<i>EST_CAP</i> (%)	<i>AER</i> (%)	<i>GAP</i>
Média							
Nível 2	2,09	12,74	14,35	2,42	14,11	73,09	4,00
Nível 3	2,38	11,29	11,86	1,89	19,83	75,87	2,84
Nível 4	4,87	9,83	7,35	8,53	27,17	82,49	1,15
Nível 5	3,10	16,78	-2,35	3,31	26,98	64,54	1,87
Desvio Padrão							
Nível 2	0,55	3,43	4,60	1,30	14,02	4,10	1,87
Nível 3	0,92	3,69	5,40	1,25	12,89	9,83	1,56
Nível 4	21,09	3,14	6,70	10,06	13,26	9,58	0,94
Nível 5	40,01	4,66	3,99	8,61	15,61	23,33	0,72

Nota. *ED* = índice Empréstimos/Depósitos; *LEV* = alavancagem calculada pela razão entre ativo total e patrimônio líquido; *MgLiq* = margem líquida; *INADIM* = inadimplência obtida pela razão entre a provisão de devedores duvidosos e o total de operações de crédito; *EST_CAP* = estrutura de capital dada pela soma do exigível de longo prazo e patrimônio líquido dividida pelo ativo total; *AER* = ativos expostos ao risco dividido pelo ativo total; *GAP* = razão entre ativos sensíveis e passivos sensíveis ao risco. Fonte: Resultados da pesquisa.

Os modelos especificados pela equação (1) foram estimados usando um Logit ordenado robusto conforme Caporale *et al.* (2012) e Hassan e Barrel (2013), sendo os resultados apresentados na Tabela 7.

Tabela 7

Resultados da Estimação do Modelo Logit Ordenado para as IFs Brasileiras no Período 2006-2015

	Modelo I (sem <i>dummies</i> de ano)		Modelo II (com <i>dummies</i> de ano)	
	Coef.	p-valor	Coef.	p-valor
<i>ED</i>	1,401	0,000	1,456	0,000
<i>LEV</i>	0,321	0,000	0,357	0,000
<i>MgLiq</i>	-14,558	0,000	-11,886	0,005
<i>INADIM</i>	27,413	0,008	71,590	0,000
<i>EST_CAP</i>	-7,691	0,000	-14,864	0,000
<i>AER</i>	4,518	0,027	7,366	0,003
<i>GAP</i>	-0,692	0,000	-1,169	0,000
<i>TAM</i>	-20,844	0,000	-21,822	0,000
<i>Dummies</i>				
2007			1,700	0,007
2008			0,991	0,152
2009			1,150	0,066
2010			3,509	0,000
2011			4,127	0,000
2012			3,592	0,000
2013			4,242	0,000
2014			5,410	0,000
2015			6,085	0,000
<i>N</i>		348		348
<i>R</i> ²		0,6040		0,6861
<i>Teste de Wald</i>		6728,77		1509,02
<i>Prob>Chi2</i>		(0.0000)		(0.0000)

Nota. *ED* = índice Empréstimos/Depósitos; *LEV* = alavancagem calculada pela razão entre ativo total e patrimônio líquido; *MgLiq* = margem líquida; *INADIM* = inadimplência obtida pela razão entre a provisão de devedores duvidosos e o total de operações de crédito; *EST_CAP* = estrutura de capital dada pela soma do exigível de longo prazo e patrimônio líquido dividida pelo ativo total; *AER* = ativos expostos ao risco dividido pelo ativo total; *GAP* = razão entre ativos sensíveis e passivos sensíveis ao risco. Fonte: Resultados da pesquisa.

As colunas relativas aos Modelos I e II apresentam os resultados das estimações realizadas para a amostra total das IFs, alterando-se somente a especificação em relação às *dummies* de ano (consideradas somente no segundo modelo). A comparação dos resultados das estimações corrobora a robustez dos modelos, uma vez que é observada reduzida variabilidade nos coeficientes e manutenção de seus sinais. O poder explicativo do modelo se elevou com a inserção das *dummies* de ano, dado o aumento do coeficiente de determinação (R^2), de 60,40% para 68,61%.

Como em Damasceno, Artes e Minardi (2008), aplicou-se o teste de Wald a fim de avaliar se os coeficientes das *dummies* de ano eram conjuntamente iguais a zero. Tal hipótese foi rejeitada, indicando que o Modelo II possui uma especificação mais adequada, além de demonstrar robustez, validando os resultados das estimações. A análise de significância e do sinal dos coeficientes das *dummies* de ano

indica uma tendência de **aperto** nas análises das agências de crédito entre 2010 e 2015. Tal resultado é ainda mais evidente no biênio 2014-2015, dada a maior magnitude dos coeficientes, sugerindo um aumento do risco de crédito e, conseqüente, piora dos *ratings* dos bancos em um período caracterizado pela retração da atividade econômica no Brasil. Verifica-se, por exemplo, no segundo semestre de 2015, um movimento de perda do grau de investimento de vários bancos nacionais após o rebaixamento da nota de crédito do Brasil.

Em um cenário econômico de baixo dinamismo, entende-se que os bancos grandes tendam a perder rentabilidade ao focarem em ativos mais seguros e menos cíclicos, enquanto as instituições de pequeno e médio porte, por focarem em pequenos e médios negócios, acabam por ter elevada sua exposição diante de um aumento em potencial do risco de crédito de seus clientes. Confirma-se, assim, o significativo peso atribuído pelas agências de *rating* ao cenário macroeconômico no processo de avaliação do risco de crédito dos bancos. Tais resultados corroboram a pesquisa de Karminsky e Khromova (2016), que indicou que o ciclo de negócios figura entre os principais determinantes dos *ratings* das instituições financeiras. O estudo de Salvador *et al.* (2014) também considera tal questão ao observar uma queda das classificações de crédito dos bancos espanhóis após a crise do *subprime* diante da piora dos indicadores econômico-financeiros dos bancos e do aperto das agências de classificação de crédito.

As variáveis razão entre empréstimo e depósitos (*ED*), alavancagem financeira (*LEV*), nível de ativos expostos ao risco (*AER*) e potencial de inadimplência dos clientes dos bancos (*INADIM*), mostraram-se positivamente relacionadas ao risco de crédito – ou seja, o aumento de tais índices leva a uma elevação do risco de crédito e, portanto, a uma piora do *rating*. Destaque especial deve ser dado à variável *INADIM*, visto que tiveram os maiores coeficientes estimados, revelando que o potencial de inadimplência consiste em importante fator explicativo para formação do *rating*. Centrando a comparação aos estudos com foco em um único país, observa-se que os resultados corroboram as análises de Ögüt *et al.* (2012) e Salvador *et al.* (2014). Enquanto o primeiro encontrou evidências da importância da razão empréstimo/depósitos na avaliação de crédito de bancos turcos, o segundo trabalho apontou para uma significativa influência do potencial de inadimplência dos empréstimos concedidos pelos bancos espanhóis amostrados.

Em relação às variáveis margem líquida (*MgLiq*), estrutura de capital (*EST_CAP*) e descasamento entre ativos e passivos cujos resultados financeiros são relativamente mais expostos aos parâmetros de mercado (*GAP*), essas possuem, como esperado, impacto negativo no risco de crédito – ou seja, com um aumento desses indicadores, existe uma tendência de melhora da classificação de crédito da IF. Focando a análise na margem líquida, o resultado obtido é similar ao de boa parte dos estudos analisados – como, por exemplo: Pasiouras *et al.* (2006), Bellotti *et al.* (2011a, 2011b), Ögüt *et al.* (2012), Caporale *et al.* (2012) e Hassan e Barrell (2013). Cabe ainda sinalizar que, ao avaliar os dois modelos em conjunto, a margem líquida foi uma variável de alta influência nos *ratings* dentre os indicadores econômico-financeiros considerados. No período analisado, 2010-2015, as instituições financeiras da amostra tiveram queda gradual na lucratividade – considerando a margem líquida média dos bancos amostrados entre os últimos trimestres de 2010 e 2015, esta passou de 15,9% para 11,7%, sendo, assim, uma importante causa da diminuição da nota de crédito. Esse decréscimo da margem foi expressivo entre os bancos médios, os quais apresentaram um indicador médio de 12,8% em 2010 e 4,9% em 2015. Já entre os bancos grandes, tal média retrocedeu de 13,6% para 10,9%. Em relação à estrutura de capital (*EST_CAP*), evidência similar foi obtida por Salvador *et al.* (2014).

Os resultados também indicam a presença do **efeito tamanho**, conhecido na literatura como hipótese *too-big-to-fail* – representado no modelo pela variável *TAM*. Conclui-se que bancos maiores tendem a ter melhores *ratings*, dada a constatação de uma relação negativa entre tamanho e probabilidade de falência. Tal resultado está de acordo com os estudos desenvolvidos tanto para grupo de países – Pasiouras *et al.* (2006), Bellotti *et al.* (2011a), Caporale *et al.* (2012), Hassan e Barrell (2013), Loon e Haan (2015) e Karminsky e Khromova (2016) –, como para países específicos, como é o caso da pesquisa de Gogas *et al.* (2014) para os Estados Unidos e de Salvador *et al.* (2014) para a Espanha.

Em relação ao desempenho do modelo nas previsões das notas de crédito das IF's da amostra, verificam-se 304 casos de acerto em um total de 359 previsões – taxa de acerto de 84,68% (Tabela 8). Para o nível 2, por exemplo, em um total de 96 notas, 90 foram classificadas corretamente pelo modelo e seis ficaram no nível 3. Vale observar que esse índice geral de acerto foi superior ao encontrado, por exemplo, no estudo de Ögüt *et al.* (2012) para bancos turcos, igual a 62,49%, e similar ao de Gogas *et al.* (2014) para bancos americanos, o qual atingiu 83,7%.

Tabela 8

Taxa de Acerto Geral das Previsões dos Ratings

<i>Rating</i> das Agências	<i>Rating</i> Previsto				Total
	2	3	4	5	
2	90	6	0	0	96
3	12	72	18	0	109
4	0	12	132	3	148
5	0	0	3	3	6
Total	102	98	153	6	359

Nota. Fonte: Resultados da pesquisa.

Segregando essa mesma informação por porte dos bancos, observou-se que o acerto foi de 87,58% para os bancos grandes e de 82,52% para os bancos médios (Tabelas 9 e 10). Em relação aos bancos grandes (médios), 3,9% (10,2%) tiveram classificação acima do *rating* de mercado e 8,5% (7,3%) classificação abaixo do *rating* atribuído pelas agências.

Tabela 9

Taxa de Acerto das Previsões dos Ratings para a Amostra de Bancos Grandes

<i>Rating</i> das Agências	<i>Rating</i> Previsto – Bancos Grandes				Total
	2	3	4	5	
2	90	6	0	0	96
3	12	44	0	0	56
4	0	1	0	0	1
5	0	0	0	0	0
Total	102	51	0	0	153

Nota. Fonte: Resultados da pesquisa.

Tabela 10

Taxa de Acerto das Previsões dos *Ratings* para a Amostra de Bancos Médios

<i>Rating</i> das Agências	<i>Rating</i> Previsto – bancos médios				Total
	2	3	4	5	
2	0	0	0	0	0
3	0	35	18	0	53
4	0	12	132	3	147
5	0	0	3	3	6
Total	0	47	153	6	206

Nota. Fonte: Resultados da pesquisa.

As taxas de acerto do modelo ao longo do período analisado podem ser observadas na Figura 1. Nota-se uma piora na capacidade preditiva do modelo nos três últimos anos. Um eventual aperto das agências na classificação do risco de crédito dos bancos e o quadro recessivo da economia brasileira nesses anos podem estar entre as explicações desse fato.

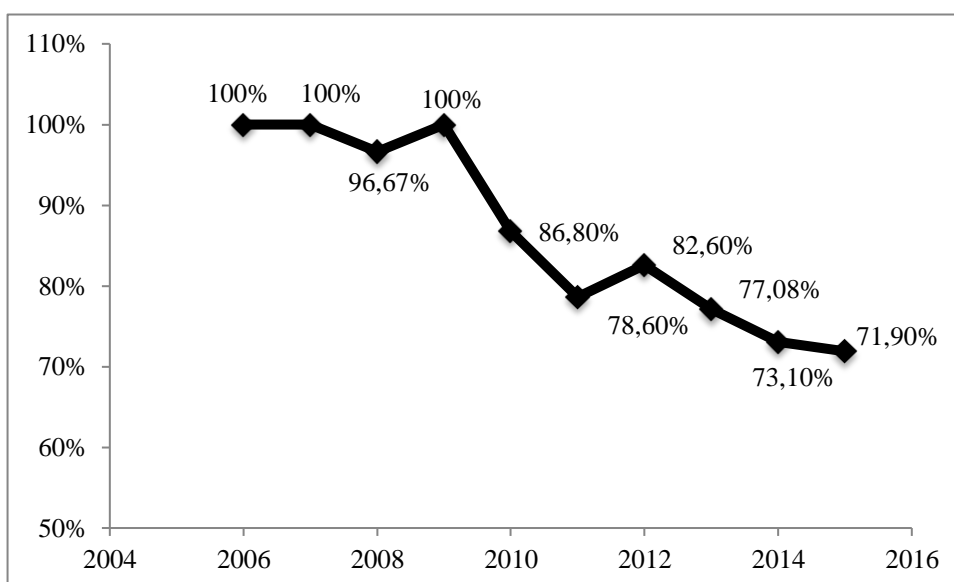


Figura 1. Taxa de Acerto da Previsão dos *Ratings* Durante o Período (2006-2015)

Fonte: Resultados da pesquisa.

Conclusões

Este estudo teve por objetivo identificar os determinantes das classificações do risco de crédito dos bancos brasileiros de capital aberto entre 2006 e 2015. De forma geral, a pesquisa validou que os *ratings* das IFs são em grande medida explicados por indicadores econômico-financeiros que refletem o desempenho, a adequabilidade/qualidade do ativo e a liquidez dos bancos. Adicionalmente, confirmou-se um maior risco atribuído aos bancos médios em relação às instituições de maior porte.

Verificou-se ainda uma tendência de aperto nas classificações de risco de crédito ao longo do período em análise, revelando a influência da piora do cenário econômico brasileiro nas avaliações elaboradas pelas agências de *rating*. Cabe ressaltar que o modelo Logit adotado se apresentou aderente

aos dados. A taxa de acerto do modelo frente ao *rating* divulgado pela agência foi igual a 84,68%; resultado que pode ser considerado relevante frente aos desempenhos observados em estudos similares.

A presente pesquisa propõe um primeiro debate acerca dos determinantes dos *ratings* de instituições financeiras brasileiras. A importância de tal análise, para os bancos, reside no conhecimento das variáveis que efetivamente impactam o seu *rating*, o que auxilia diretamente em suas decisões de investimento e financiamento. Para os *stakeholders*, de maneira geral, a contribuição reside no estabelecimento de parâmetros para a elaboração de mecanismos de gestão de risco. Não obstante, o estudo demonstra-se ainda mais relevante face à magnitude e à complexidade do setor financeiro nacional.

Como limitações do estudo, coloca-se o tamanho da amostra utilizada, embora os bancos contemplados respondam por mais de 80% das agências de atendimento ao público no Brasil. Trabalhos futuros podem, portanto, avançar na ampliação da amostra, incluindo outras IFs e/ou explorando períodos mais recentes, além de aplicar métodos que lidem diretamente com a questão da endogeneidade em regressões logísticas.

Referências

- Banco Central do Brasil. (2016). *Banco Central do Brasil. 50 maiores bancos e o consolidado do sistema financeiro nacional*. Recuperado em 01 de março, 2016, de www4.bcb.gov.br/top50/port/top50.asp
- Bellotti, T., Matousek, R., & Stewart, C. (2011b). A note comparing support vector machines and ordered choice models' predictions of international banks' rating. *Decision Support Systems*, 51(3), 682-687. <http://dx.doi.org/10.1016/j.dss.2011.03.008>
- Bellotti, T., Matousek, R., & Stewart, C. (2011a). Are rating agencies' assignments opaque? Evidence from international banks. *Expert Systems with Applications*, 38(4), 4206-4214. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2010.09.085>
- Bhagat, S., & Jefferis, R. H. (2002). *The econometrics of corporate governance studies*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Bissoondoyal-Bheenick, E., & Treepongkaruna, S. (2011). An analysis of the determinants of bank ratings: Comparison across ratings agencies. *Australian Journal of Management*, 36(3), 405-424. <http://dx.doi.org/10.1177/0312896211426676>
- Blume, M. E., Lim, F., & Mackinlay, A. C. (1998). The declining credit quality of U.S. corporate debt: Myth or reality? *The Journal of Finance*, 53(4), 1389-1413. <http://dx.doi.org/10.1111/0022-1082.00057>
- Caporale, G., Matousek, R., & Stewart, C. (2012). Rating assignments: Lessons from international banks. *Journal of International Money and Finance*, 31(6), 1593-1606. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jimonfin.2012.02.018>
- Creighton, A., Gower, L., & Richards, A. J. (2007). The impact of rating changes in Australian financial markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 15(1), 1-17. <http://dx.doi.org/10.1016/j.pacfin.2006.04.003>
- Damasceno, D. L., Artes, R., & Minardi, A. M. A. F. (2008). Determinação de rating de crédito de empresas brasileiras com a utilização de índices contábeis. *Revista de Administração da USP*, 43(4), 344-355. Recuperado em 01 de março, 2016, de http://200.232.30.99/busca/artigo.asp?num_artigo=1350

- D'Apice, V., Ferri, G., & Lacitignola, P. (2016). Rating performance and bank business models: Is there a change with the 2007-2009 crisis? *Italian Economic Journal*, 2(3), 385-420. <http://dx.doi.org/10.1007/s40797-016-0036-9>
- Farias, J. B., Ponte, V. M. R., Oliveira, M. C., & Luca, M. M. M. (2013). Impactos da adoção das IFRS nas demonstrações consolidadas dos bancos listados na BM&FBOVESPA. *Revista Universo Contábil*, 10(2), 63-83. <http://dx.doi.org/10.4270/ruc.2014212>
- Godlewski, C. J. (2007). Are bank ratings coherent with bank default probabilities in emerging market economies? *Emerging Markets Finance and Trade*, 43(4), 5-23. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.588162>
- Gogas, P., Papadimitriou, T., & Agrapetidou, A. (2014). Forecasting bank credit ratings. *The Journal of Risk Finance*, 15(2), 195-209. <http://dx.doi.org/10.1108/JRF-11-2013-0076>
- Greene, W. H. (2003). *Econometric analysis* (5th ed.). New Jersey: Prentice-Hall.
- Guevara, C. A., & Polanco, D. (2016). Correcting for endogeneity due to omitted attributes in discrete-choice models: The multiple indicator solution. *Transportmetrica A: Transport Science*, 12(5), 458-478. <http://dx.doi.org/10.1080/23249935.2016.1147504>
- Hammer, P. L., Kogan, A., & Lejeune, M. A. (2012). A logical analysis of banks' financial strength ratings. *Expert Systems with Applications*, 39(9), 7808-7821. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2012.01.087>
- Hassan, O., & Barrel, R. (2013). Accounting for the determinants of banks' credit ratings [Working Paper, nº 13/2]. Brunel University London. Retrieved March 01, 2016, from https://www.brunel.ac.uk/__data/assets/pdf_file/0015/274011/1302.pdf
- Jorion, P., Shi, C., & Zhang, S. (2009). Tightening credit standards: The role of accounting quality. *Review of Accounting Studies*, 14(1), 123-160. <http://dx.doi.org/10.1007/s11142-007-9054-z>
- Karminsky, A. M., & Khromova, E. (2016). Extended modeling of banks' credit ratings. *Procedia Computer Science*, 91, 201-210. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2016.07.058>
- La Porta, R., Lopes-de-Silanes, F., Schleifer, A., & Vishny, R. W. (2002). Investor protection and corporate valuation. *The Journal of Finance*, 57(3), 1147-1170. <http://dx.doi.org/10.1111/1540-6261.00457>
- Loon, E. V., & Haan, J. (2015). Location of banks and their credit ratings. *The Journal of Risk Finance*, 16(3), 220-232. <http://dx.doi.org/10.1108/JRF-11-2014-0161>
- Lopes, A., & Walker, M. (2012). Asset revaluations, future firm performance and firm-level corporate governance arrangements: New evidence from Brazil. *The British Accounting Review*, 44(2), 5367. <http://dx.doi.org/10.1016/j.bar.2012.03.007>
- Moody's. (2009). *Moody's rating symbols & definition*. Retrieved March 12, 2018, from <https://www.moody's.com/sites/products/ProductAttachments/Moodys%20Rating%20Symbols%20and%20Definitions.pdf>
- Öğüt, H., Doğanay, M., Ceylan, N., & Aktaş, R. (2012). Prediction of bank financial strength ratings: The case of Turkey. *Economic Modelling*, 29(3), 632-640. <http://dx.doi.org/10.1016/j.econmod.2012.01.010>
- Oliveira, G. C. (2008). Sistema financeiro: Uma análise do setor bancário brasileiro. *Revista de Economia Política*, 28(1), 178-180. <http://dx.doi.org/10.1590/S0101-31572008000100010>

- Pagano, M., & Volpin, P. (2010). Credit ratings failures and policy options. *Economic Policy*, 25(62), 401-431. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1468-0327.2010.00245.x>
- Pasiouras, F., Gaganis, C., & Doumpos, M. (2006). The impact of bank regulations, supervision, market structure, and bank characteristics on individual bank ratings: A cross-country analysis. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 27(4), 403-438. <http://dx.doi.org/10.1007/s11156-006-0045-0>
- Paula, L. F., Oreiro, J. L., & Basilio, F. A. C. (2013). Estrutura do setor bancário e o ciclo recente de expansão do crédito: O papel dos bancos públicos federais. *Nova Economia*, 23(3), 473-520. <http://dx.doi.org/10.1590/S0103-63512013000300001>
- Pinto, A. R. (2006). Control and responsibility of credit rating agencies in the United States. *American Journal of Comparative Law*, (54), 341-356. Retrieved March 01, 2016, from <https://ssrn.com/abstract=1280322>
- Salvador, C., Pastor, J. M., & Guevara, J. F. (2014). Impact of the subprime crisis on bank ratings: The effect of the hardening of rating policies and worsening of solvency. *Journal of Financial Stability*, 11, 13-31. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfs.2013.10.005>
- Shen, C., Huang, Y., & Hasan, I. (2012). Asymmetric benchmarking in bank credit rating. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, 22(1), 171-193. <http://dx.doi.org/10.1016/j.intfin.2011.08.004>
- Standard & Poor's. (2016). *Definições de ratings da S&P global ratings*. Recuperado em 12 de março, 2018, de https://www.standardandpoors.com/pt_LA/delegate/getPDF?articleId=1702343&type=COMMENTS&subType=REGULATORY
- White, L. J. (2009). The credit-rating agencies and the subprime debacle. *Critical Review*, 21(2/3), 389-399. <http://dx.doi.org/10.1080/08913810902974964>
- Wooldridge, J. (2010). *Econometric analysis of cross-section and panel data*. Cambridge, MA: MIT Press.

Dados dos Autores

Fabiano Guasti Lima

Av. Bandeirantes, 3900, 14401-050, Ribeirão Preto, SP, Brasil. E-mail: fabianoguastilima@gmail.com; fgl@usp.br.

Camila Veneo C. Fonseca

Rua Pitágoras, 353, 13083-872, Campinas, SP, Brasil. E-mail: camilaveneo@yahoo.com.br

Rodrigo Lanna Franco Silveira

Rua Pitágoras, 353, 13083-872, Campinas, SP, Brasil. E-mail: rodrigolanna@yahoo.com

Alexandre Assaf Neto

Rua Madre Cabrini 341, 01020-001, São Paulo, SP, Brasil. E-mail: alexandreassafneto@gmail.com