

Revista Contabilidade & Finanças



This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License. Fonte: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1519-70772017005009101&lng=en&nrm=iso. Acesso em: 16 jan. 2018.

REFERÊNCIA

ROSA, Paulo Sérgio; GARTNER, Ivan Ricardo. Financial distress em bancos brasileiros: um modelo de alerta antecipado. **Revista Contabilidade & Finanças**, São Paulo, 2017. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1519-70772017005009101&lng=en&nrm=iso>. Acesso em: 16 jan. 2018. Epub Dec 20, 2017. doi: <http://dx.doi.org/10.1590/1808-057x201803910>.

Financial distress em bancos brasileiros: um modelo de alerta antecipado^{*},^{**}

Paulo Sérgio Rosa

Universidade de Brasília, Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão Pública, Programa de Pós-Graduação em Administração, Brasília, DF, Brasil
E-mail: paulo.rosa@bcb.gov.br

Ivan Ricardo Gartner

Universidade de Brasília, Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão Pública, Programa de Pós-Graduação em Administração, Brasília, DF, Brasil
E-mail: irgartner@hotmail.com

Recebido em 14.06.2016 – Desk aceite em 19.06.2016 – 3ª versão aprovada em 07.06.2017 – Ahead of print em 20.12.2017

RESUMO

Este estudo tem como objetivo a proposição de um modelo de alerta antecipado para predição de eventos de *financial distress* (estresse financeiro) em instituições bancárias brasileiras. Preliminarmente, avalia-se um conjunto de indicadores econômico-financeiros apontados pela literatura de gestão de riscos para discriminação de situações de insolvência bancária, tendo em conta, exclusivamente, informações públicas. Para essa finalidade, são utilizadas regressões logísticas multivariadas, tendo como variáveis independentes indicadores financeiros das dimensões de adequação de capital, qualidade dos ativos, qualidade da gestão, lucratividade e liquidez. A análise empírica considerou uma amostra de 142 instituições financeiras de capital aberto ou fechado, de controle público ou privado, acompanhadas mensalmente no período de 2006 a 2014, o que gerou um painel de dados contendo 12.136 observações. Na janela amostral ocorreram nove casos de intervenção pelo Banco Central do Brasil ou de fusão e aquisição motivados por estresse financeiro. Os resultados foram avaliados com base na estimação dos parâmetros na amostra, testes fora da amostra e em sinalizações do modelo de alerta antecipado no horizonte temporal de 12 meses, obtendo-se, respectivamente, taxas de verdadeiro-positivos de 81%, 94% e 89%. Concluiu-se que os indicadores típicos de análise de balanço são significativos para as sinalizações antecipadas de situações de estresse financeiro em bancos brasileiros, o que contribui para a literatura sobre risco de crédito de intermediários financeiros, sobretudo sob a ótica dos agentes supervisores bancários com ações para a estabilidade financeira.

Palavras-chave: instituições financeiras, gestão de riscos, estresse financeiro, insolvência, modelo de alerta antecipado.

Endereço para correspondência:

Paulo Sérgio Rosa

Universidade de Brasília, Departamento de Administração
Campus Universitário Darcy Ribeiro, Bloco A-2, 1º andar, Sala A1-54/7 – CEP: 70910-900
Asa Norte – Brasília – DF – Brasil

*Trabalho apresentado no XL Encontro da Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração, Costa do Sauípe, BA, Brasil, setembro de 2016.

**O conteúdo desta pesquisa reflete exclusivamente o trabalho dos autores e não necessariamente a posição do Banco Central do Brasil ou de seus membros.



1. INTRODUÇÃO

Sobretudo em períodos subsequentes a crises financeiras – como a crise dos *subprimes* de 2007-2008, em que a quebra do banco Lehman Brothers evidenciou o risco sistêmico de falências em cadeia e o alto custo para a sociedade advindo de intervenções governamentais (*bail-out*) no setor financeiro, como nos Estados Unidos da América e em países do bloco europeu – a relevância da questão relacionada à estabilidade financeira ganha destaque, com a liderança de importantes organismos multilaterais, como o Comitê de Basileia para Supervisão Bancária, do qual o Brasil é membro desde 2009, e o Comitê de Estabilidade Financeira (*Financial Stability Board*), ligado ao Grupo dos 20, das maiores economias mundiais.

As recomendações de Basileia são referentes a três pilares: níveis mínimos de requerimento de capital (índice de Basileia), em que as instituições financeiras devem ter capital próprio em níveis adequados em relação aos riscos de seus ativos; processos de supervisão, que dizem respeito às práticas de supervisão bancária junto às instituições financeiras; e disciplina de mercado. Neste último pilar, as instituições financeiras devem manter efetivos processos de divulgação de informação e transparência para o mercado.

Os estudos encontrados na literatura sobre a predição de estresse financeiro têm como base amostral instituições financeiras do bloco europeu (Betz, Oprica, Peltonen, & Sarlin, 2014), russas (Peresetsky, Karminsky, & Golovan, 2011), norte-americanas (Cleary & Hebb, 2016; Lane, Looney, & Wansley, 1986), iranianas (Valahzaghari & Bahrami, 2013), malásias (Wanke, Azad, & Barros, 2016) e *cross-country* (Liu, 2015).

Contudo, constatou-se a inexistência de estudos sobre modelagem de alertas antecipados para instituições bancárias brasileiras, possivelmente devido às particularidades dos modelos de negócio da indústria bancária e do relativo baixo número de instituições financeiras de capital aberto. A partir dessa constatação, corroborando Brito, Assaf Neto e Corrar (2009) quanto ao potencial de exploração dessa área de conhecimento – de interesse tanto de órgãos supervisores quanto de investidores do mercado –, este estudo tem como

objetivo principal a proposição de um modelo de alerta antecipado para predição de eventos de estresse financeiro em instituições bancárias brasileiras.

Em que pese a raridade de ocorrência dos eventos de interesse desta pesquisa – a amostra referente ao período de 2006 a 2014 contém nove casos no grupo de tratamento –, entende-se que a avaliação de riscos de um sistema financeiro tem por base a identificação de vulnerabilidades em seu nível micro, as quais podem desencadear eventos de risco sistêmico por meio de processos de contágio em função da interconectividade das relações financeiras entre os agentes participantes do mercado, independentemente de seu porte relativo.

Ademais, sistemas de alerta antecipado constituem importantes ferramentas do arcabouço de supervisão bancária (Pilar 2). Em busca da manutenção da estabilidade financeira, atribuição típica de banco central, a antecipação de potenciais fontes de estresse financeiro pode contribuir para a racionalização no uso de recursos na execução de políticas públicas de regulação e de supervisão, além de agregar informações ao monitoramento de risco sistêmico.

Em contrapartida, ao utilizar dados de balancetes bancários, o estudo contribui para a avaliação no país sobre práticas de *disclosure* (Pilar 3), relevantes também para os poupadores. O estudo lança a seguinte proposição de pesquisa: o conjunto informacional de domínio público relativo aos demonstrativos financeiros constitui-se em elemento suficiente para a modelagem de um sistema de alerta antecipado para eventos de *financial distress* no Brasil.

Utilizando dados mensais para composição de um painel não balanceado de dados empilhados (*pooled data*), conclui-se que as categorias do sistema CAMELS (capitalização, qualidade dos ativos, gestão, resultados e liquidez) constituem importantes medidas para análise de situações de *financial distress* bancário no Sistema Financeiro Nacional e contribuem para a modelagem de sistemas de alerta antecipado em um horizonte temporal de 12 meses.

A seguir são apresentadas as seções de revisão de literatura e de metodologia de pesquisa, seguidas das seções de análise dos resultados e da conclusão.

2. MODELAGENS INFERENCIAIS DE ESTRESSE FINANCEIRO

Desde o trabalho de Altman (1968), com o modelo clássico denominado Z-score para análise discriminante

entre grupos, a literatura acumulada sobre modelos preditivos de falências corporativas é diversificada em

termos de variáveis utilizadas, bem como de metodologia para estimativas de probabilidade de *default*. Há modelos que extraem seus insumos de demonstrações financeiras, acrescentam indicadores macroeconômicos ou, ainda, aqueles que utilizam informações de mercado, como preços de ativos financeiros. Muitos estudos comparam as principais abordagens desenvolvidas para a discriminação da situação financeira de empresas, tais como análise discriminante, análise fatorial, modelos logit e probit, inteligência artificial e *hazard models*.

Nos principais periódicos nacionais encontram-se alguns estudos sobre solvência, geralmente relacionados a empresas nacionais de capital aberto, porém nenhum abrangendo bancos brasileiros em sua amostra. Dentre

esses estudos estão os de Brito e Assaf Neto (2008), Brito, Assaf Neto e Corrar (2009), Guimarães e Alves (2009), Minardi (2008), Minussi, Damacena e Ness Jr. (2002), Onusic, Nova e Almeida (2007) e Bressan, Braga e Bressan (2004), sendo que este último analisa risco de insolvência em cooperativas de crédito do estado de Minas Gerais. O estudo de Liu (2015), também publicado em periódico nacional, trata de fatores determinantes de dificuldades financeiras em bancos de vários países, mas não explicita, em sua amostra, quais observações foram utilizadas, além de obter baixo poder preditivo nos modelos.

A Tabela 1 apresenta um resumo da revisão de literatura sobre modelos de insolvência de empresas financeiras e não financeiras, tanto nacionais quanto internacionais.

Tabela 1
Estudos clássicos e contemporâneos sobre estresse financeiro^a

Referência	Amostra (região)	Método	Aspectos do estudo
Altman (1968)	66 empresas comerciais (EUA)	Análise discriminante múltipla	Extensão da análise tradicional de indicadores, com análise científica. $Z\text{-score} = 0,012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$, sendo X_1 = capital de giro/ativos; X_2 = lucros retidos/ativos; X_3 = EBIT/ativos; X_4 = valor de mercado do patrimônio/valor contábil do passivo; X_5 = vendas/ativos. Insolvência: $Z < 2,675$.
Altman (1977)	212 associações de poupança e empréstimo (EUA)	Análise discriminante quadrática	Um dos pioneiros na aplicação para instituições financeiras. Uso de programa de computador para o estudo. Uso dos resultados para as funções de supervisão bancária.
Martin (1977)	5.700 bancos comerciais (EUA)	Análises discriminantes linear e quadrática; logit	Discussão sobre abordagens conceituais para os modelos de probabilidades de <i>default</i> . Introdução da análise de regressão logística.
Kanitz (1978)	5.000 demonstrações contábeis de empresas brasileiras (Brasil)	Análise discriminante múltipla	Escala numérica com base em índices compostos de liquidez, chamada de Termômetro de Kanitz, para medir a saúde financeira da empresa e sua aproximação à situação falimentar.
Collins e Green (1982)	323 cooperativas de crédito (EUA)	Logit	Exame de pressupostos e propriedades de modelos de probabilidade linear, análise discriminante e regressão logística, sendo esse último com resultados mais consistentes com a teoria sobre estresse financeiro.
West (1985)	1.900 bancos (EUA)	Análise de fatores e logit	Contexto de sistemas de alerta antecipados e abordagem CAMELS, com 16 variáveis independentes oriundas de balanços e 3 variáveis extraídas de relatórios de supervisores bancários.
Frydman, Altman e Kao (1985)	200 empresas (EUA)	Algoritmo de particionamento recursivo	Método não paramétrico, utilizando árvore de classificação binária. Mostrou desempenho superior à análise discriminante.
Lane, Looney e Wansley (1986)	130 bancos (EUA)	Análise de sobrevivência (Cox)	Introdução do modelo de Cox na literatura financeira. Predição do tempo para falha. Acurácia similar à análise discriminante, com menor taxa de erros tipo I. Contexto de sistemas de alerta antecipado e CAMELS.

Tabela 1 Cont.

Referência	Amostra (região)	Método	Aspectos do estudo
Whalen (1991)	1.200 bancos (EUA)	Análise de sobrevivência (Cox)	Contexto de sistemas de alerta antecipado, com falências ocorridas entre 1988 e 1990 no grupo de tratamento e outros 1.000 bancos no grupo de controle.
Boyd e Runkle (1993)	122 bancos (EUA)	Regressão em painel	Teste de teorias de assimetria informacional e de risco moral resultante de sistemas seguradores de depósitos. Restringe a amostra a grandes bancos. Uso do indicador Tobin's q para atribuir performance e define Z-score (homônimo do modelo de Altman) como indicador de risco: $Z\text{-score} = (ROA + Equity/Asset)/\sigma_{ROA}$
Altman, Marco e Varetto (1994)	1.000 empresas industriais (Itália)	Redes neurais	Redes neurais podem gerar escores muito próximos de funções discriminantes paramétricas. Longo tempo de processamento para treinamento da rede e necessidade de grande número de testes para identificação de sua estrutura. Os pesos resultantes não são transparentes e são sensíveis a mudanças estruturais.
Altman (2000)	5 amostras de empresas (EUA)	Análise discriminante múltipla	Reavaliação do modelo Z-score (Altman, 1968), com uso de indicadores atuais combinados com avanços na aplicação da análise discriminante, incluindo empresas de capital fechado na amostra, com ajustes para mercados emergentes. Comparação com o modelo zeta-analysis, em horizontes de 1 a 5 anos de predição.
Shumway (2001)	300 empresas não financeiras (EUA)	<i>Hazard model</i>	Analisa aspectos de viés e de consistência dos estimadores utilizados nos estudos de falências. Modelo similar ao logit, mas com maior quantidade de dados multiperíodos. Provas analíticas comparando estimadores de máxima verossimilhança.
Minussi, Damacena e Ness Jr. (2002)	323 clientes bancários, do setor industrial (Brasil)	Logit	49 indicadores selecionados. Quocientes de análise dinâmica de capital de giro.
Bressan, Braga e Bressan (2004)	107 cooperativas de crédito rural (Brasil)	Modelo de risco proporcional de Cox	15 cooperativas insolventes e 92 solventes. Variáveis significativas: crescimento da captação total, liquidez geral, encaixe, despesa com pessoal, crescimento da receita operacional e alavancagem.
Porath (2004)	15.456 cooperativas de crédito e 4.537 bancos de depósitos (Alemanha)	<i>Hazard model</i>	Análise preliminar univariada. Utiliza análise ROC e IV para análise das variáveis.
Onusic, Nova e Almeida (2007)	10 empresas em processo de falência e 50 empresas saudáveis (Brasil)	DEA	Variáveis de insumo: endividamento geral e de longo prazo, composição do endividamento. Variáveis de resultado: crescimento de vendas, ROA, giro do ativo.
Brito e Assaf Neto (2008)	60 empresas de capital aberto não financeiras (Brasil)	Logit	25 indicadores econômico-financeiros testados, com inclusão de 4 no modelo final. Validação com método Jackknife e ROC.
Minardi (2008)	25 empresas de capital aberto (Brasil)	Modelo Black e Scholes/ Merton (1974)	Classificações do modelo convergem, em geral, para os ratings (S&P e Moody's).
Campbell, Hilscher e Szilagyi (2008)	Empresas de capital aberto (EUA)	Logit (painel dinâmico)	Dados mensais, contábeis e de mercado. Comparação com o modelo de Merton (1974) (medida de distância para o default).

Tabela 1 Cont.

Referência	Amostra (região)	Método	Aspectos do estudo
Agarwal e Taffler (2008)	2.006 empresas não financeiras (Reino Unido)	Distância para o <i>default</i> e Z-score	Compara modelo baseado em dados de mercado (teoria de opções) e modelo baseado em dados contábeis (Z-score). 0,67% das empresas no grupo de tratamento, os quais capturam diferentes aspectos do risco de falência.
Brito, Assaf Neto e Corrar (2009)	66 empresas de capital aberto não financeiras (Brasil)	Logit e análise de conglomerados (clusters)	8 classes de risco (sendo 1 insolvente) refletem o crescimento das taxas de mortalidade nas respectivas classes. Curva ROC para avaliação do modelo.
Guimarães e Alves (2009)	600 operadoras de planos de saúde (Brasil)	Logit	17 indicadores financeiros nas categorias alavancagem, liquidez, lucratividade, atividade e endividamento e cobertura.
Peresetsky, Karminsky e Golovan (2011)	1.569 bancos (Rússia)	Logit	Clusterização preliminar e avaliação de modelos separados para cada cluster. Uso de variáveis macroeconômicas. Uso de heurística para utilidade do modelo para investidor.
Valahzaghard e Bahrami (2013)	20 bancos (Irã)	Logit	Significância para as dimensões de qualidade da gestão, rentabilidade e liquidez (CAMELS).
Tserng, Chen, Huang, Lei e Tran (2014)	87 empresas de construção civil (EUA)	Logit	Analisa 21 indicadores financeiros divididos em 5 grupos (liquidez, alavancagem, mercado, atividade e lucro), sendo o fator mercado de grande contribuição para o modelo. Uso da curva ROC. Validação pelo processo <i>leave-one-out</i> .
Betz, Oprica, Peltonen e Sarlin (2014)	546 bancos (Europa)	Logit recursivo	<i>Early warning model</i> . Considera a utilidade do modelo para os tomadores de decisão. O desempenho é melhor para bancos pequenos e para o horizonte de 24 meses.
Liu (2015)	772 bancos (OCDE, NAFTA, ASEAN, EU, G20 e G8)	Logit	Análise nos períodos pré e pós-crise de 2008. Comparações do poder preditivo entre as regiões abordadas.
Gartner (2015)	99 bancos (Brasil)	Otimização por máxima entropia	Atribuição de performance e classificação dos bancos em 10 grupos de risco. Aplicação da distribuição beta para análise de risco.
Chiaromonte, Croci e Poli (2015)	3.242 bancos (Europa)	Z-score, probit e log-log complementar	Habilidade do indicador Z-score é tão boa quanto covariáveis CAMELS para identificação de estresse financeiro e mais eficaz para modelos de negócio sofisticados, como de grandes bancos.
Cleary e Hebb (2016)	132 bancos (EUA)	Análise discriminante	Principais variáveis: capital e qualidade dos ativos, além de rentabilidade. Validação fora da amostra, com 192 casos no grupo de tratamento e acurácia entre 90-95%.
Wanke, Azad e Barros (2016)	43 bancos (Malásia)	DEA e GLMM	Simula avaliação de risco CAMELS para análise de eficiência bancária e estresse financeiro.

a = inclui estudos sobre estresse financeiro, insolvência e default, que embora sejam eventos em geral temporalmente distintos, estão relacionados à avaliação do grau de saúde financeira de empresas; ASEAN = Association of Southeast Asian Nations; CAMELS = capital adequacy, asset quality, management quality, earnings, liquidity, and sensitivity to market risk; DEA = data envelopment analysis; EBIT = Earnings before interest and taxes; EU = European Union; EUA = Estados Unidos da América; G20 = Grupo dos 20; G8 = Grupo dos 8; GLMM = generalized linear mixed model; IV = information value; Nafta = North American Free Trade Agreement; OCDE = Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico; ROA = return on assets; ROC = receiver operating characteristic.

Fonte: Elaborada pelos autores.

2.1 Instituições Financeiras e o Sistema CAMELS

No âmbito de sistemas financeiros integrados, pesquisas buscam evidenciar indicadores para mensuração de riscos sistêmicos ou da importância de instituições sistemicamente importantes (*too-big-to-fail*), como em Canedo e Jaramillo (2009), Capelletto e Corrar (2008), Fazio, Tabak e Cajueiro (2014) e Tabak, Fazio e Cajueiro (2013). Nessa mesma linha, Souza (2014) simula os efeitos de risco crédito, de mudanças no requerimento de capital e choque de preços no sistema bancário brasileiro, evidenciando que a contribuição de bancos de médio porte também pode ser significativa para o risco sistêmico.

Conforme Chan-Lau (2006), a estimação de probabilidades de *default* para agentes individuais é o primeiro passo para a avaliação de exposição de crédito e de perdas potenciais. As probabilidades de *default* são, portanto, os insumos básicos para análise do risco sistêmico e testes de estresse de sistemas financeiros. É importante que a análise proativa das medidas de risco sistêmico leve em conta a avaliação individual dos riscos de falência bancária para cada instituição do sistema, seja de pequeno, médio ou grande porte.

Especificamente para o caso de bancos, a introdução do sistema de classificação CAMEL pelos reguladores americanos, em 1979, deu grande impulso para o desenvolvimento da literatura sobre falências bancárias. O acrônimo CAMEL representa *capital adequacy, asset quality, management quality, earnings and liquidity* e constitui uma ferramenta de supervisão bancária para avaliação da solidez de instituições financeiras. Em 1996, acrescentou-se o item *sensitivity to market risk* à sigla atualmente conhecida como CAMELS.

Pioneiro na utilização da regressão logística para predição de falhas bancárias, Martin (1977) analisa a importância de modelos de alerta antecipado, tanto do ponto de vista teórico quanto prático, para medida de solidez do sistema bancário comercial e implicação para supervisores, reguladores e usuários do sistema. O autor avalia as diferentes abordagens para definição da variável dependente, isto é, o que constitui uma falha bancária: a constatação de patrimônio líquido negativo, a impossibilidade de continuar suas operações sem incorrer em perdas que resultariam em patrimônio negativo e a intervenção pela supervisão bancária para coordenação de fusões e aquisições.

Para a análise empírica, Martin (1977) utiliza 5.700 bancos do sistema Federal Reserve dos Estados Unidos da América, em que houve 58 casos de quebras no período entre 1970 e 1976. Com o uso da análise logit e da análise discriminante, são geradas combinações de oito variáveis

independentes no ano t para analisar o modelo com maior poder explicativo no ano $t + 1$. Os resultados não apresentam estabilidade, sendo que algumas variáveis têm poder explicativo em alguns períodos e até sinal contrário ao esperado em períodos seguintes. O autor pondera que os critérios de solidez bancária podem variar ao longo do ciclo de negócio. Em períodos em que falências são extremamente raras, a relação entre adequação de capital, por exemplo, e ocorrência de quebras será fraca. Em períodos de estresse financeiro, as medidas de lucro e a composição dos ativos podem ser indicadoras de risco.

West (1985) explora a combinação da análise de fatores e da regressão logística para medida das condições individuais de bancos comerciais e atribuição de probabilidades de problemas, tendo como variáveis explanatórias indicadores financeiros comumente utilizados e informações extraídas de inspeções bancárias. Os fatores produzidos para uso na estimação logit são similares ao sistema de classificação CAMEL utilizado nos trabalhos de campo dos supervisores bancários. São utilizadas 19 variáveis que caracterizam dependência em relação a determinadas categorias de empréstimos, fonte de captação, liquidez, adequação de capital, custos de captação, tamanho do banco, medidas de resultado, qualidade e risco da carteira.

Preocupados com as medidas de desempenho de modelos de alerta antecipado – como os de Martin (1977) e de West (1985) – Korobow e Stuhr (1985) propõem uma nova medida ponderada de análise de eficiência para corrigir o problema relativo ao pequeno percentual da amostra referente a bancos problemáticos: eficiência ponderada = percentual de classificações corretas * $VP / (VP+FP) * VP / (VP+FN)$, em que VP, FP e FN, verdadeiro-positivo, falso-positivo e falso-negativo, respectivamente, correspondem às classificações na matriz de contingência. Além de observar a existência de diferentes níveis de separação (*cut off threshold*) de bancos saudáveis e críticos nos modelos avaliados, os autores aplicam a nova medida proposta, evidenciando a baixa performance de modelos de alerta antecipado.

Em situações em que a amostra é composta por baixo número de eventos no grupo de tratamento (insolventes) em relação ao grupo de controle (solventes), Lane, Looney e Wansley (1986) fazem consideração importante com relação à especificação antecipada de probabilidades (*prior probabilities*) de pertinência a um grupo para uso na análise. Essas probabilidades devem ser definidas por uma estimativa razoável da probabilidade de um membro pertencer a um grupo da população, assumindo que a amostra é aleatória.

Um dos modelos mais utilizados como indicador de risco bancário é o Z-score (homônimo do indicador produzido por Altman, em 1968), apresentado por Boyd e Runkle (1993), que testam duas importantes teorias aplicadas a bancos – a assimetria informacional entre os agentes e o risco moral resultante de sistemas seguradores de depósitos – que indicam correlação entre tamanho da empresa e seu desempenho. O indicador Z-score é gerado como medida de risco para bancos de grande porte, utilizando como variáveis a taxa de retornos sobre os ativos e a razão entre patrimônio e ativos. Os autores observam que as estimativas com dados contábeis para o Z-score podem não gerar bons resultados.

Chiaromonte, Croci e Poli (2015) usam o Z-score e avaliam que sua popularidade advém da simplicidade de seu cômputo, requerendo poucos dados: $Z\text{-score} = (\text{ROA} + \text{Equity}/\text{Asset})/\sigma_{\text{ROA}}$. Chiaromonte, Croci e Poli (2015) aplicam o indicador Z-score e o sistema CAMELS para uma amostra de bancos europeus, concluindo que a habilidade daquele indicador é tão boa quanto as covariáveis desse sistema para identificação de eventos de estresse financeiro e mais eficaz quando se trata de modelos de negócio sofisticados, como no caso de grandes bancos. Os autores argumentam que outras medidas, como a

distância para o *default* de Merton (1974) e preços de *credit default swaps*, são inviáveis para uso na presença de bancos não listados em bolsas.

Os indicadores CAMELS também são utilizados por Betz, Oprica, Peltonen e Sarlin (2014) para analisar situações de estresse financeiro em instituições bancárias europeias, com observações trimestrais no período de 2000 a 2013. Os autores definem três categorias de dificuldade financeira: (i) falências; (ii) auxílios estatais para bancos em dificuldades, tanto pela injeção direta de capital quanto pela participação em programas de proteção ou de garantia; e (iii) soluções pelo setor privado para fusões e aquisições de entidades em dificuldades financeiras.

Como metodologia para o estudo de estresse financeiro, Betz, Oprica, Peltonen e Sarlin (2014) apontam que há preferência pela modelagem do tipo *logit pooled* em relação à análise de dados em painel, em função da relativa pequena quantidade de casos de crises. Ao invés de utilizar variáveis explanatórias defasadas, Betz, Oprica, Peltonen e Sarlin (2014) definem a variável dependente como “1”, nos oito trimestres anteriores ao evento de dificuldade financeira, e “0”, caso contrário, e usam um modelo logit recursivo com estimações trimestrais por meio de janelas crescentes de dados.

3. METODOLOGIA DE ANÁLISE EMPÍRICA

3.1 Fontes de Dados, Seleção da Amostra e Apoio Computacional

A base de dados para o estudo é composta de informações do Plano Contábil das Instituições Financeiras (Cosif), disponíveis no *site* do Banco Central do Brasil (<http://www.bcb.gov.br>); de séries históricas de indicadores econômicos, obtidas no *site* do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (<http://www.ipea.gov.br>); de índices de preços do mercado mobiliário, disponíveis no *site* da Bolsa de Valores, Mercadorias e Futuros de São Paulo (BM&FBOVESPA) (<http://www.bmfbovespa.com.br>); de publicações sobre regimes especiais decretados pelo Banco Central (Regime de Administração Especial Temporária, Decreto-Lei 2.321/1987; Intervenção ou Liquidação Extrajudicial, Lei 6.024/1974) (Banco Central do Brasil, 1974, 1987); e de eventos de fusão e

aquisição com pressupostos de dificuldades financeiras pela instituição adquirida, noticiados pela mídia do país. A janela de análise abrange o período de janeiro de 2006 a junho de 2014, o que permite incorporar o período da última crise financeira e uma série de eventos de estresse financeiro necessários ao estudo.

Ao todo, a amostra contém 142 instituições financeiras, já considerando a exclusão de 17 para as quais não foi possível calcular as variáveis independentes, e também da Caixa Econômica Federal e do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES), por suas especificidades. A descrição da amostra encontra-se na Tabela 2. O grupo de tratamento (Tabela 3) tem nove instituições financeiras, as quais passaram por processos de intervenção e/ou liquidação ou foram consideradas pelos autores, para fins deste estudo, como eventos de fusão e aquisição com pressupostos de estresse financeiro.

Tabela 2
Descrição da amostra por atributos categóricos

Categoria	Atributo	IF (n)	Ativos (R\$ bi)	Participação de mercado (%)
Tipo	Conglomerado ^a	62	4.820,18	93
	Banco	80	373,80	7
Porte ^b	Grande	9	4.340,81	83,5
	Médio	16	484,13	9,3
	Pequeno	53	330,35	6,4
	Micro	64	38,70	0,8
Controle	Público	9	1.399,75	27
	Privado nacional	77	2.592,93	50
	Privado estrangeiro	56	1.201,30	23
Carteira	Comercial, múltiplo com carteira comercial	114	5.072,87	98
	Múltiplo sem carteira comercial, banco de investimento	28	121,11	2
Capital social	Aberto	22	3.982,06	77
	Fechado	120	1.211,92	23

a = conjunto de IFs que têm entre si algum tipo de controle ou participação societária; b = calculado conforme metodologia descrita (Banco Central do Brasil, 2012, p. 63); IF = instituições financeiras.

Fonte: Elaborada pelos autores.

Tabela 3
Amostra de instituições financeiras com pressupostos de financial distress

Instituição financeira	Porte	Desdobramentos	Data de referência
Unibanco	Grande	Fusão com Itaú	10/2008
Panamericano	Médio	Aquisição pelo BTG Pactual	11/2010
Matone	Micro	Aquisição pelo JBS	1/2011
Morada	Micro	Ato n. 1.185/2011 – Intervenção Ato n. 1.205/2011 – Liquidação extrajudicial	4/2011
Schahin	Pequeno	Aquisição pelo BMG	4/2011
Prosper	Micro	Ato n. 1.235/2012 – Liquidação extrajudicial	4/2012
Cruzeiro	Pequeno	Ato n. 1.217/2012 – Regime de administração especial temporária Ato n. 1.230/2012 – Liquidação extrajudicial	4/2012
BVA	Micro	Ato n. 1.238/2012 – Intervenção Ato n. 1.251/2013 – Liquidação extrajudicial	10/2012
Rural	Pequeno	Ato n. 1.256/2013 – Liquidação extrajudicial	7/2013

Nota: tabela gerada a partir de levantamento de casos de intervenção e/ou liquidação pelo Banco Central, bem como de casos de fusões e aquisições com pressupostos de estresse financeiro. A relação foi submetida a consultas a especialistas em supervisão bancária para minimizar a possibilidade de erros na admissão de casos no grupo de tratamento. Os atos estão disponíveis no site do Banco Central do Brasil (<http://www.bcb.gov.br>).

Fonte: Elaborada pelos autores.

Os dados de balancete foram obtidos em base mensal, totalizando, aproximadamente, 2,7 milhões de registros (linhas). Utilizou-se, como forma de apoio computacional para a pesquisa, um sistema gerenciador de banco de dados, automatização de consultas estruturadas e linguagem de programação procedural para montagem do painel e implementação das sinalizações do modelo de alerta antecipado. O pacote estatístico Stata foi usado para os procedimentos econométricos.

3.2 Variáveis do Estudo

A seleção das variáveis explanatórias baseou-se nos estudos de Betz, Oprica, Peltonen e Sarlin (2014), Lane, Looney e Wansley (1986) e West (1985), que utilizaram o sistema CAMELS de avaliação de instituições financeiras, e na disponibilidade de informações contábeis no Cosif (Tabela 4). A Tabela 5 apresenta a estatística descritiva das variáveis explanatórias.

Tabela 4
Variáveis do estudo

Indicador	Categoria	Descrição (contas Cosif)
CAP	Capital	(61000001: patrimônio líquido) / (13000004: títulos e valores mobiliários e instrumentos financeiros derivativos + 14000003: relações interfinanceiras + 15000002: relações interdependências + 16000001: operações de crédito + 17000000: operações de arrendamento mercantil + 18000009: outros créditos + 19000008: outros valores e bens)
PROV	Qualidade do ativo	(16900008: provisões para operações de crédito) / (31000000: total da carteira)
DESP	Qualidade da gestão	(81100008: despesas de captação) / (40000008: circulante e exigível de longo prazo)
ROA	Resultados	(71000008: receitas operacionais – 81000005: despesas operacionais) / (10000007: circulante e realizável de longo prazo + 20000004: permanente)
LIQ ^a	Liquidez	(11000006: disponibilidades + 12000005: aplicações interfinanceiras de liquidez + 13100007: índice do segmento financeiro de valores mobiliários livres) / (41000007: depósitos + 42000006: obrigações por operações compromissadas)
PART_SIS	Participação de mercado	10000007: circulante e realizável de longo prazo + 20000004: permanente
PERC_CRED	% carteira de crédito	16000001: operações de crédito
PERC_TVM	% carteira títulos e valores mobiliários	13000004: títulos e valores mobiliários e instrumentos financeiros derivativos
IBOV6M	Ibovespa	Retorno acumulado de 6 meses
IFNC6M	Índice do segmento financeiro de valores mobiliários	Retorno acumulado de 6 meses
CRESC_PIB	PIB	Variação anual
DESEMP	Índice de desemprego	Índice mensal

a = a conta 49900009 (Outras Obrigações) foi acrescentada ao denominador nos casos em que havia divisão por 0;

Cosif = Plano Contábil das Instituições Financeiras; Ibovespa = Índice Bovespa; PIB = produto interno bruto.

Fonte: Elaborada pelos autores.

Tabela 5
Estatística descritiva das variáveis do estudo

Variáveis ^a	CAMELS	\bar{x}	s	Máx.	Mín.	Mediana	Assimetria ^b	Curtose ^b
CAP ^c	C	35,54	49,18	319,75	-30,67	20,28	3,79	19,18
PROV	A	5,39	7,35	40,30	0,01	3,64	4,99	39,44
DESP	M	1,83	1,98	6,50	0,01	1,46	14,92	525,20
ROA	E	0,09	1,23	2,27	-2,58	0,13	-10,35	609,10
LIQ ^c	L	8,59	51,67	464,68	0,01	0,56	8,04	68,56
PART_SIS	-	0,78	3,29	24,25	0,0001	0,05	5,65	35,42
PERC_CRED	-	41,58	26,89	92,43	0,05	37,83	0,23	1,94
PERC_TVM	-	22,10	19,13	95,58	0,00	18,16	1,23	4,45
IBOV6M	-	5,30	20,59	56,84	-51,68	0,81	0,04	3,14
IFNC6M	-	9,87	21,63	88,25	-34,56	7,17	0,94	4,78
CRESC_PIB	-	3,17	2,75	7,53	-0,33	2,73	0,17	1,81
DESEMP	-	7,21	1,78	10,70	4,60	7,10	0,33	1,91

a = não foram detectadas multicolinearidades entre as variáveis selecionadas; b = distribuição normal (assimetria = 0; curtose = 3); c = estatísticas das variáveis CAP (capital) e LIQ (liquidez) com winsorização unicaudal no 99º percentil (122 observações afetadas); CAMELS = capital adequacy, asset quality, management quality, earnings, liquidity, and sensitivity to market risk; CRESC_PIB = variação anual do produto interno bruto; DESEMP = taxa de desemprego anual; DESP = despesas de captação; IBOV6M = Índice Bovespa; IFNC6M = índice do segmento financeiro de valores mobiliários; PART_SIS = participação de mercado; PERC_CRED = percentual da carteira de crédito; PERC_TVM = percentual da carteira de títulos e valores mobiliários; PROV = provisão; ROA = return on assets.

Fonte: Elaborada pelos autores.

As seguintes variáveis de controle foram adicionadas: variável contínua participação de mercado (PART_SIS); variável contínua percentual da carteira de crédito (PERC_CRED); e variável contínua percentual da carteira de títulos e valores mobiliários (PERC_TVM).

A participação de mercado foi calculada em função do total de ativos de cada instituição em relação às demais instituições da amostra. Os percentuais das carteiras de crédito e de título e valores mobiliários foram calculados em função de todas as carteiras geridas

pela instituição.

Também foram utilizados os retornos acumulados de seis meses do Índice Bovespa (IBOV6M) e do índice do segmento financeiro de valores mobiliários (IFNC6M), a variação anual do produto interno bruto (CRESC_PIB) e a taxa de desemprego anual (DESEMP).

Para definição das duas variáveis dependentes relacionadas aos horizontes temporais de predição do modelo, geraram-se as variáveis Y12 e Y24, seguindo Betz, Oprica, Peltonen e Sarlin (2014):

$$Y_{12_{i,t}} = \begin{cases} 1, & \text{se } (i \in \text{grupo de tratamento}) \text{ e } (\text{data do evento}_i - 12 < t \leq \text{data do evento}_i) \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad \boxed{1}$$

$$Y_{24_{i,t}} = \begin{cases} 1, & \text{se } (i \in \text{grupo de tratamento}) \text{ e } (\text{data do evento}_i - 24 < t \leq \text{data do evento}_i) \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad \boxed{2}$$

Assim, conforme a equação 1, atribuíram-se sequências de 12 valores iguais a “1” para Y12 nas situações em que a instituição pertence ao grupo de tratamento e a data de referência da observação for igual ou inferior a 12 meses do evento de *financial distress*. Analogamente, utilizou-se a janela temporal de 24 meses para a definição de Y24.

3.3 Modelagem

A regressão logística binomial é empregada na estimação dos parâmetros do modelo para predição de probabilidades de estresse. Na regressão logística, a variável z é formada pelo vetor de covariáveis e respectivos parâmetros, sendo que a função de transformação é utilizada para gerar um valor entre 0 e 1, representando a probabilidade de ocorrência do evento de interesse para cada observação da amostra:

$$z = \beta_0 + \beta'X_{it} \quad \boxed{3}$$

$$P(Y_{it} = 1 | z) = \frac{e^z}{1 + e^z} \quad \boxed{4}$$

Para um conjunto de n observações, a probabilidade conjunta e sua resolução pela função de máxima

verossimilhança, respectivamente, são dadas pelas equações 5 e 6:

$$f(Y_1 \dots Y_n) = \prod_1^n f_i(Y_i) = \prod_1^n P_i^{Y_i} (1 - P_i)^{1 - Y_i} \quad \boxed{5}$$

$$\ln f(Y_1 \dots Y_n) = \sum_1^n [Y_i \ln P_i + (1 - Y_i) \ln(1 - P_i)] \quad \boxed{6}$$

A regressão logística com dados empilhados tem sido utilizada em estudos desse gênero, conforme analisam Betz, Oprica, Peltonen e Sarlin (2014) e Sarlin (2013). Dessa forma, o modelo logit *pooled* foi utilizado para a regressão das variáveis independentes sobre a variável dependente selecionada. Os dados foram agrupados em painel, com as unidades de corte transversal acompanhadas ao longo do período amostral (dimensões espacial e temporal). O painel é do tipo não balanceado, pois, eventualmente, por falta de dados nos balancetes mensais, alguns indicadores econômico-financeiros não foram calculados. Das 12.136 observações totais do painel, 10.994 são observações completas, contendo valores para todas as variáveis independentes.

3.3.1 Sinalizações de alerta antecipado.

Tendo em conta que as observações coletadas são

$$S_{i,t} = \begin{cases} 0 & , \text{ se } \hat{Y}_{i,t=[t-5..t]} = 0 \text{ e } S_{i,t-6} \in \{1, \emptyset\} \\ 1 & , \text{ se } \hat{Y}_{i,t=[t-5..t]} = 1 \text{ e } S_{i,t-6} \in \{0, \emptyset\} \\ \emptyset & , \text{ caso contrário} \end{cases}$$

7

Para montagem da tabela de contingência e aferição do modelo são avaliadas as sinalizações geradas em relação ao que foi de fato observado. A avaliação das sinalizações

mensais, não seria eficiente gerar sinalizações de estresse financeiro se, por ventura, ocorresse a identificação de uma probabilidade alta isoladamente, isto é, $P(Y_{it} = 1)$, para uma determinada instituição financeira. Isso tenderia a gerar altos custos de erros de classificação por eventuais falsos alarmes (falso-positivos).

Assim, para fins de sinalizações de alerta antecipado, define-se, neste estudo, que as sinalizações de estresse financeiro ou de retorno à normalidade serão efetuadas quando ocorrerem sequências de seis observações com $P(Y_{it} = 1)$ ou $P(Y_{it} = 0)$, respectivamente. Dessa forma, partindo-se dos estados iniciais sem sinalização ($S_{i,t=0} = \emptyset$), para cada instituição financeira, para $t = 0$ são geradas as sinalizações indicativas de normalidade (0) e de estresse (1) para o período $t = 6 \dots T$ (6/2006 a 6/2014 na amostra):

gera as classificações de verdadeiro e falso-positivos e de verdadeiro e falso-negativos:

$$A(S_{i,t}) = f(S_{i,t}, Y_{i,t=[t,t+12]}) = \begin{cases} VP & , \text{ se } S_{i,t} = 1 \text{ e } \exists (Y_{i,t=[t,t+12]} = 1) \\ FP & , \text{ se } S_{i,t} = 1 \text{ e } \nexists (Y_{i,t=[t,t+12]} = 1) \\ VN & , \text{ se } S_{i,t} = 0 \text{ e } Y_{i,t=[t,t+12]} = 0 \\ FN & , \text{ se } S_{i,t} = 0 \text{ e } \exists (Y_{i,t=[t,t+12]} = 1) \end{cases}$$

8

4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1 Testes Preliminares

Realizaram-se, inicialmente, testes de comparação entre as médias amostrais dos indicadores financeiros para os dois grupos de instituições (Tabela 6), constatando-se o potencial de discriminação das variáveis selecionadas.

Também foram realizados testes univariados (Tabela 7).

As variáveis têm poder preditivo com significância ao nível de 1%, sendo mais indicadas para o horizonte temporal de 12 meses, conforme denotado pelo indicador AUC (*area under the curve*), com exceção da variável liquidez, que mostra ligeira superioridade para regressões sobre Y24. Dessa forma, os testes posteriores dos modelos econométricos foram realizados com a variável dependente Y12.

Tabela 6

Médias amostrais por grupos (normal, estresse)

Variável	IF normal		IF estresse financeiro		Δ Médias	Teste U ^a
	\bar{x}	s	\bar{x}	s		
CAP ^{b,c}	35,75	49,34	12,24	9,61	-23,51	-9,14*** ^d
PROV	5,36	7,33	8,39	8,30	3,03	6,49***
DESP	1,83	1,98	2,57	1,68	0,74	5,42***
ROA	0,10	1,20	-1,00	2,95	-1,10	-7,34***
LIQ ^{b,c}	8,66	51,89	0,50	0,37	-8,16	-4,82*** ^d

a = teste U de Mann-Whitney (Wilcoxon); b = estatísticas das variáveis CAP (capital) e LIQ (liquidez) com winsorização unicaudal no 99º percentil (122 observações afetadas); c = as distribuições originais são utilizadas para as estimativas dos modelos; d = as significâncias dos testes são mantidas para as distribuições CAP e LIQ originais ($\bar{x}_{CAP} = 53,13$; $s_{CAP} = 945,23$; $\bar{x}_{LIQ} = 256,29$; $s_{LIQ} = 5.903,43$); *DESP* = despesas de captação;

IF = instituições financeiras; PROV = provisão; ROA = return on assets.

***: significância a 1%.

Fonte: Elaborada pelos autores.

Tabela 7

Análise univariada com regressões logit pooled

Variável	Função MV	LR χ^2 (1)	McFadden R ²	Coefficiente	z ^a	p	AUC Y12	AUC Y24
CAP	-558,75	108,01	0,09	-0,100	-7,95	0,000	0,76	0,74
PROV	-597,89	11,26	0,01	0,029	4,06	0,000	0,68	0,66
DESP	-607,34	5,48	0,01	0,051	3,04	0,002	0,65	0,64
ROA	-601,93	21,26	0,02	-0,149	-4,55	0,000	0,71	0,61
LIQ	-592,20	40,91	0,03	-0,791	-3,84	0,000	0,63	0,64

a = estatística z para regressões sobre Y12; AUC = area under the ROC (receiver operating characteristic) curve; LR = likelihood ratio; CAP = capital; *DESP* = despesas de captação; LIQ = liquidez; MV = máxima verossimilhança; PROV = provisão; ROA = return on assets.

Fonte: Elaborada pelos autores.

Utilizando a amostra completa, testaram-se três modelos econométricos, com acréscimo sucessivo de variáveis independentes, iniciando-se pelo modelo mais simples, com apenas indicadores financeiros e variáveis de controle. No segundo modelo, incluíram-se os índices de mercado e, no terceiro, acrescentaram-se os indicadores macroeconômicos.

Constata-se, na Tabela 8, que o modelo inicial apresenta bom poder preditivo, com área sob a curva (area under the curve – AUC) ROC (receiving operating characteristics) maior que as obtidas pelas análises univariadas (Tabela 7),

mas é superado pelo modelo 2, que considera indicadores de mercado na estimação dos parâmetros. O desempenho aumenta quando as covariáveis macroeconômicas são incorporadas (AUC = 89%), corroborando Betz, Oprica, Peltonen e Sarlin (2014) e Peresetsky, Karminsky e Golovan (2011), sendo o efeito benéfico de acréscimo de variáveis confirmado pelas medidas de ajustamento, como os critérios de informação de Akaike (Akaike information criterion – AIC) e de Schwarz (Bayesian information criterion – BIC).

Tabela 8

Desempenho dos modelos (n = 10.994)

McFadden R ²	AIC	BIC	Cox-Snell R ²	Cragg-Uhler R ²	Acerto total (%)	VP (%)	FP (%)	FN (%)	KS ^a	AUC
Modelo 1: Y12 = f (indicadores financeiros, variável controle)										
0,155	1035,4	1101,2	0,017	0,162	67,07	82,24	33,08	17,76	1,32	0,84
Modelo 2: Y12 = f (indicadores financeiros, índices mercado, variável controle)										
0,162	1031,3	1111,7	0,018	0,169	68,16	85,05	32,01	14,95	1,48	0,85
Modelo 3: Y12 = f (indicadores financeiros, índices mercado, macroeconomia, variável controle)										
0,212	974,4	1069,4	0,023	0,222	74,00	89,72	26,16	10,28	2,16	0,89

a = indicador de desempenho de Korobow e Stuhr (1985) [eficiência ponderada = % classificações corretas * VP/(VP+FP) * VP/(VP+FN)]; AIC = Akaike information criterion; AUC = area under the curve; BIC = Bayesian information criterion; FN = falso-negativo; FP = falso-positivo; VP = verdadeiro-positivo.

Fonte: Elaborada pelos autores.

Observa-se, também, que a taxa de verdadeiro-positivos aumenta para cerca de 89%, enquanto que o índice de desempenho de Korobow e Stuhr (1985) também demonstra essa melhora. Os erros tipo I (classificação de estresse financeiro equivocadamente como situações normais) caem para 10%. Diante desses resultados, os testes seguintes são conduzidos conforme a especificação do modelo 3.

4.2 Ajustamento, Adequação e Validação do Modelo

Tserng, Chen, Huang, Lei e Tran (2014) ressaltam que a construção de um modelo preditivo requer a validação

em amostra distinta (*cross-validation*) da estimação, para evitar o problema de superadequação (*over-fitting*), que resultaria em modelos que têm bom desempenho apenas na amostra utilizada.

Para isso, dividiu-se a amostra total de 10.994 observações em dois subconjuntos: o primeiro, com 70% das observações e cinco nonos dos casos de estresse financeiro, foi utilizado na estimação dos parâmetros e o segundo, com 30% das observações e quatro nonos dos casos do evento de interesse, foi destinado aos testes de validação (*out-of-sample*).

A estimação do modelo encontra-se na Tabela 9. A classificação das observações da amostra de estimação encontra-se na Tabela 10.

Tabela 9

Estimação do modelo (n = 7.585)

Y12	β	Erro padrão ^a		Erro padrão		Erro padrão		exp(β)
		(1)	z	(2)	z	(3)	z	
Intercepto	3,250	1,232	2,64***	0,931	3,49***	1,699	1,91*	25,78
CAP	-0,062	0,015	4,10***	0,013	4,71***	0,030	2,10**	0,94
PROV	0,058	0,018	3,26***	0,012	4,61***	0,026	2,27**	1,06
DESP	0,056	0,030	1,93**	0,017	3,26***	0,026	2,16**	1,05
ROA	-0,466	0,086	5,41***	0,076	6,13***	0,137	3,40***	0,63
LIQ	-0,984	0,204	4,82***	0,162	6,07***	0,373	2,63***	0,36
PART_SIS	-0,053	0,045	1,18	0,019	2,78***	0,067	0,79	0,95
PERC_CRED	-0,014	0,009	1,61*	0,005	3,06***	0,013	1,08	0,99
PERC_TVM	0,022	0,009	2,48***	0,007	3,01***	0,023	0,94	1,02
IBOV6M	0,059	0,020	2,89***	0,018	3,26***	0,009	6,89***	1,06
IFNC6M	-0,072	0,023	3,13***	0,021	3,49***	0,011	6,56***	0,93
CRESC_PIB	0,213	0,062	3,42***	0,059	3,60***	0,079	2,69***	1,24
DESEMP	-1,031	0,158	6,53***	0,123	8,34***	0,277	3,72***	0,36
Função MV					-316,8			
McFadden R ²					0,24			
LR χ^2 (12)					198,9			
Prob > χ^2					0,000			

a = a matriz de variâncias e covariâncias dos estimadores foi calculada pelo método padrão de mínimos quadrados no modelo 1, com correção de heterocedasticidade por ajustes de White no modelo 2 e com ajustes por clusterização no modelo 3; CAP = capital; CRESC_PIB = variação anual do produto interno bruto; DESEMP = taxa de desemprego anual; DESP = despesas de captação; IBOV6M = Índice Bovespa; IFNC6M = índice do segmento financeiro de valores mobiliários; LIQ = liquidez; MV = máxima verossimilhança; PART_SIS = participação de mercado; PERC_CRED = percentual da carteira de crédito; PERC_TVM = percentual da carteira de títulos e valores mobiliários; PROV = provisão; ROA = return on assets.

***, **, *: significância a 1%, 5% e 10%, respectivamente.

Fonte: Elaborada pelos autores.

Tabela 10

Tabela de contingência (estimação do modelo)

Classificação	Realidade		Total
	Estresse	Normal	
	Estresse	60	1.785 ^b
	Normal	14 ^a	5.726
	Total	74	7.511
			7.585

a = falso-negativo (erro tipo I); b = falso-positivo (erro tipo II).

Fonte: Elaborada pelos autores.

Considerando-se os estimadores com resíduos calculados pelo método dos mínimos quadrados, obtiveram-se quatro quintos dos indicadores financeiros com significância ao nível de 1% (capitalização, provisionamento, liquidez e retorno sobre os ativos), sendo a variável de despesas de captação significativa ao nível de 5%. Quando se aplica a correção de White para presença de heterocedasticidade nos termos de erro, todos os coeficientes apresentam significância a 1%. A estimativa dos resíduos com o critério de clusterização corrobora os achados anteriores. Os sinais das variáveis foram os esperados: aumentos nos níveis de capitalização, do ROA e de liquidez diminuem a probabilidade de estresse financeiro, enquanto o aumento nas despesas de captação e de provisionamento de operações de crédito aumenta essa probabilidade.

Vale observar que o aumento de um ponto percentual no retorno sobre os ativos, tudo mais constante, diminui o risco de dificuldades financeiras em torno de 37% (razão de chances). Esse impacto é maior com relação ao indicador de liquidez, cuja inferência é de diminuição de cerca de 64% na probabilidade de estresse para o aumento de um ponto percentual.

Em contrapartida, cada ponto percentual de aumento no indicador de despesas de captação (DESP) gera um aumento da expectativa de probabilidade de estresse financeiro na ordem de 5%. Para a variável de provisionamento, o aumento é quase da mesma ordem (6%), sugerindo que a elevação de provisões de carteiras não necessariamente representa ativos de crédito de pior qualidade.

A análise dos resíduos da estimação do modelo linear generalizado (Figura 1) aponta a presença de *outliers* nas observações, que se referem principalmente às variáveis de capitalização e liquidez. Porém, a utilização das distribuições dessas variáveis com winsorização no 95% percentil não alterou os resultados gerais dos testes.

As curvas ROC para os testes na amostra e fora da amostra (Figura 2) evidenciam que as classificações apontadas pelo modelo em estudo diferenciam-se de uma classificação aleatória, que tem probabilidades iguais para falha e não falha (linha de referência, cuja AUC é 0,50). Percebe-se, na Figura 2, que, enquanto as classificações de verdadeiro-positivos (sensibilidade) alcançam cerca de 75%, as classificações de falso-positivos (1 – especificidade) atingem apenas cerca de 12% para um determinado *cut off*.

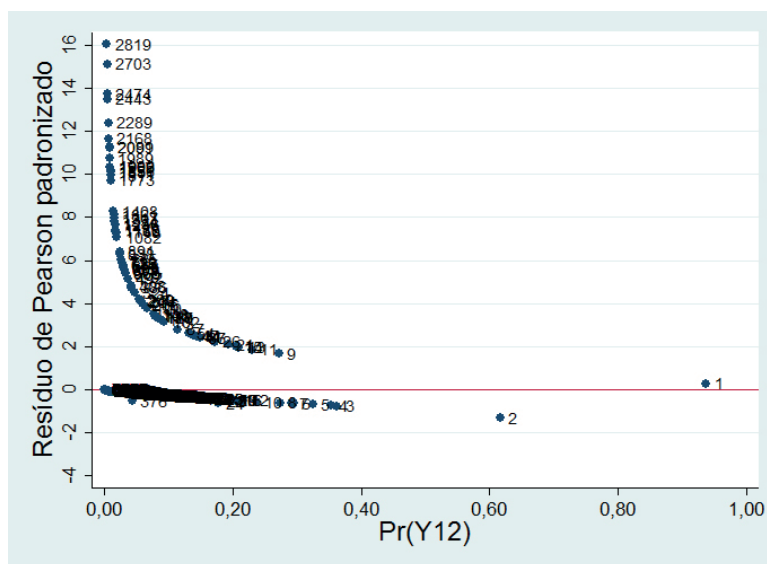


Figura 1 Resíduos de Pearson

Fonte: Elaborada pelos autores.

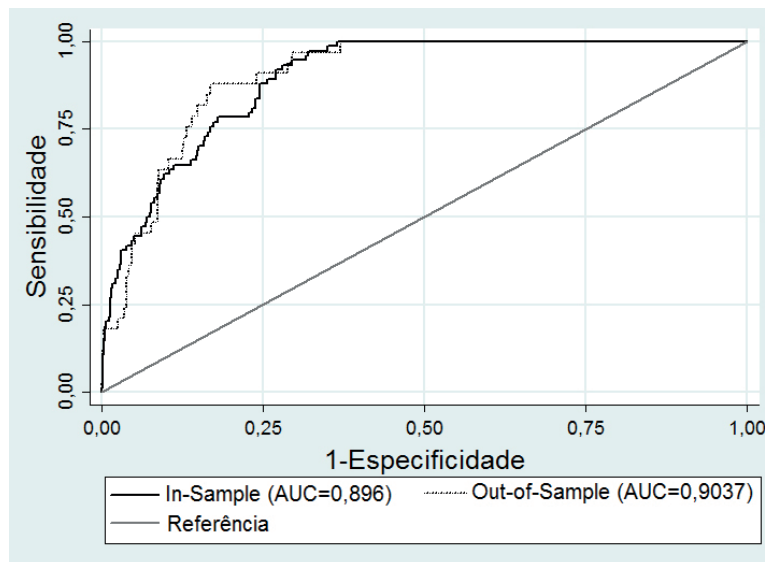


Figura 2 Curva ROC (receiver operating characteristic)

AUC = area under the curve.

Fonte: Elaborada pelos autores.

Conforme a Tabela 11, a estimativa com dados fora da amostra corrobora o poder preditivo do modelo, tanto em relação ao percentual de acerto total quanto às

classificações específicas de erro tipo I (falso-negativos) e erro tipo II (falso-positivos).

Tabela 11

Testes na amostra e fora da amostra

	Observações (n)	Acerto total (%)	VP (%)	FP (%)	FN (%)	KS ^a	AUC
Modelo 3 – Estimação	7.585	76,28	81,08	23,77	18,92	2,01	0,896
Modelo 3 – Validação	3.409	71,22	93,94	29,00	6,06	2,05	0,903

a = indicador de desempenho de Korobow e Stuhr (1985) [eficiência ponderada = % classificações corretas * VP/(VP+FP) * VP/(VP+FN)]; AUC = area under the receiver operating characteristic curve; FN = falso-negativo; FP = falso-positivo; VP = verdadeiro-positivo.

Fonte: Elaborada pelos autores.

4.3 Sinalizações

Finalmente, aplicou-se o algoritmo para as sinalizações do modelo de alerta antecipado (equação 7) e respectivas avaliações (equação 8). Das nove instituições financeiras que passaram por estresse financeiro no

período amostral, oito receberam sinalização de estresse (Tabela 12). Dentre as instituições que foram corretamente classificadas, encontra-se um caso de fraude, o que demonstra que a análise multivariada permite a conjugação de vários fatores para identificação dos eventos de interesse.

Tabela 12

Tabela de contingência (sinalizações)

Classificação		Realidade		Total
		Estresse	Normal	
Classificação	Estresse	8	90 ^b	98
	Normal	1 ^a	187	188
	Total	9	277	286

a = falso-negativo (erro tipo I); b = falso-positivo (erro tipo II).

Fonte: Elaborada pelos autores.

A Tabela 13 apresenta o resumo do desempenho do modelo de estimação, de validação e das sinalizações do modelo de alerta antecipado. Com indicador de desempenho superior (4,95), a modelagem para sinalização de alertas, com base na necessidade de uma sequência de probabilidades mensais de estresse para caracterizar o

alerta, demonstrou constituir-se em uma abordagem eficaz e tempestiva para o acompanhamento microprudencial, ao nível das instituições financeiras, bem como de produzir insumos para contribuir no monitoramento do risco sistêmico, conforme observa Chan-Lau (2006).

Tabela 13

Testes na amostra, fora da amostra e sinalizações

	Observações (n)	Acerto total (%)	VP (%)	FP (%)	FN (%)	KS ^a	AUC
Modelo 3 – Estimação	7.585	76,28	81,08	23,77	18,92	2,01	0,896
Modelo 3 – Validação	3.409	71,22	93,94	29,00	6,06	2,05	0,903
Sinalizações – Alerta antecipado	10.994	68,18	88,89	32,49	11,11	4,95	-

a = indicador de desempenho de Korobow e Stuhr (1985) [eficiência ponderada = % classificações corretas * VP/(VP+FP) * VP/(VP+FN)]; AUC = area under the receiver operating characteristic curve; FN = falso-negativo; FP = falso-positivo; VP = verdadeiro-positivo.

Fonte: Elaborada pelos autores.

É importante observar que, dado o grupo de tratamento, a única instituição que não obteve sinalização de estresse financeiro (Unibanco) teve três sinalizações mensais consecutivas com $P(\widehat{Y}) = 1$, mas o critério para sinalização como alerta requeria uma sequência de seis meses com $P(\widehat{Y}) = 1$. Ressalta-se que a sensibilidade ao risco de mercado foi a única dimensão do sistema CAMELS não incluída no modelo de pesquisa, por inviabilidade de seu cômputo por meio dos dados utilizados. Em contrapartida, a covariável PERC_TVM busca incorporar esse aspecto ao modelo como medida do percentual da carteira de títulos e valores mobiliários, sem considerar outros fatores de risco de mercado, como exposições a derivativos (*off-balance*) que, em momentos de crise, como a de 2007/2008, podem gerar elevadas chamadas de margens e perdas efetivas nos

contratos. Há que se ponderar, todavia, que tal instituição pode, na realidade, não ter sofrido estresse financeiro como suposto no estudo.

Geraram-se 90 sinalizações indevidas como erro tipo II, cujo custo de classificação tende a ser menor do ponto de vista da supervisão bancária, que tem como rotina o acompanhamento de todas as instituições financeiras. Como 16% desse total referem-se a bancos de controle público, o desempenho do modelo de alerta antecipado poderia aumentar se da amostra da pesquisa não participassem tais instituições. No entanto, optou-se por manter a amostra completa, com exceção das exclusões citadas na seção de metodologia. A Figura 3 apresenta as probabilidades médias de *default* por tipo de controle.

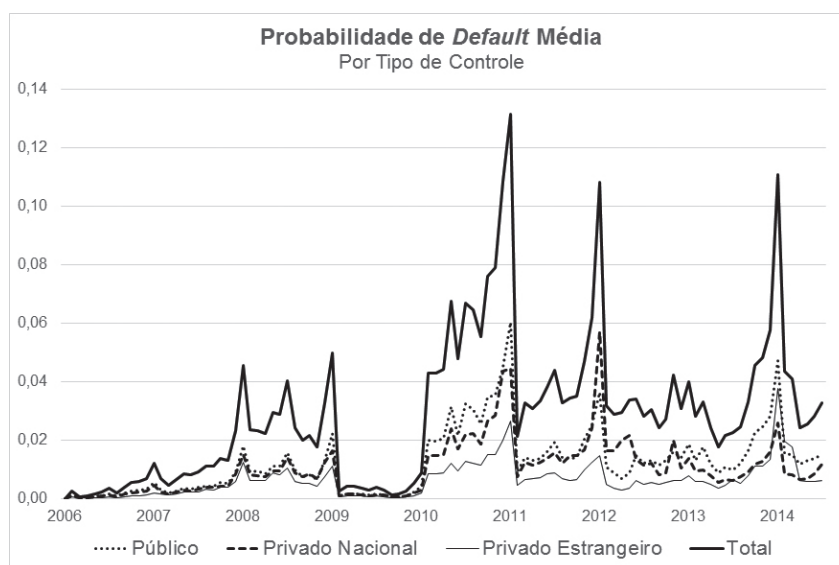


Figura 3 Probabilidade de default média por tipo de controle

Fonte: Elaborada pelos autores.

Realizaram-se testes de robustez com a regressão probit em substituição à regressão logística, seguindo os mesmos procedimentos de estimação dos modelos e de verificação das estatísticas de classificação, o que corroborou a observação de Porath (2004) sobre o desempenho preditivo similar dessas funções de transformação, pois não houve alteração qualitativa dos resultados.

De forma complementar, avaliou-se o desempenho do modelo Z-score, seguindo Chiaramonte, Croci e Poli (2015), mas com resultados distintos. Obteve-se uma quantidade menor de acertos em relação ao modelo desenvolvido nesse estudo, o que confirma a observação de Boyd e Runkle (1993) sobre o desempenho crítico do Z-score para dados contábeis. Outro fator que pode ter influenciado esse achado refere-se à amostra conter

bancos de portes variados, não exclusivamente grandes. Os testes com o Z-score resultaram em 57% de VP, 28% de FP, 70% de classificações corretas e AUC de 75%. O coeficiente da regressão obteve significância a 1%.

Com relação ao porte das instituições (Figura 4), observa-se que a probabilidade de *default* média calculada pelo modelo é, em geral, mais acentuada para os bancos de médio porte, o que confirma os achados de Souza (2014) sobre a relevância desse tipo de banco para a análise sistêmica. Da mesma forma, os bancos pequenos também têm probabilidades médias significativas no sistema. Observa-se, ainda, que ocorrem picos de probabilidades de estresse próximos aos encerramentos de exercício, como em 2011, 2012 e 2014.

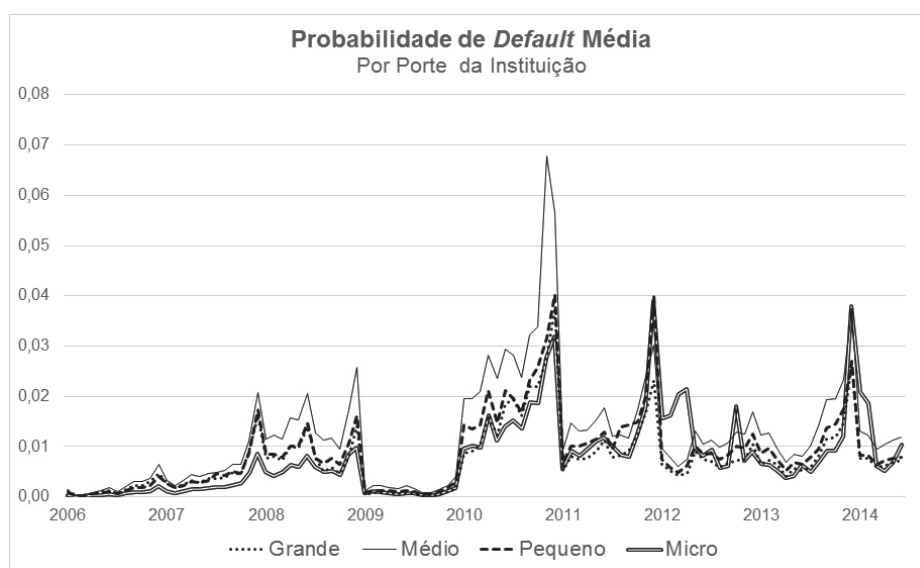


Figura 4 Probabilidade de default média por porte
Fonte: Elaborada pelos autores.

5. CONCLUSÃO

De fundamental importância para tomada de decisão de cunho macroprudencial – como a análise de risco sistêmico com foco na estabilidade financeira e o contágio interfinanceiro entre os participantes do mercado –, os estudos de solvência corporativa estão presentes na literatura de finanças desde Altman (1968), com o modelo Z-score. Entretanto, são poucos os estudos que abordam as especificidades das instituições financeiras e, ainda em menor grau, as investigações empíricas nacionais.

Este estudo busca suprir essa lacuna, analisando a viabilidade da aplicação de indicadores financeiros para a

discriminação antecipada de eventos de estresse financeiro no Brasil, aí incluídas as intervenções pela supervisão e as fusões motivadas por dificuldades financeiras, tendo como fonte de dados principal os balancetes mensais de bancos e conglomerados financeiros. Sistemas de alerta antecipado têm utilidade para ações dos órgãos de regulação e de supervisão do sistema financeiro e também para os participantes do mercado na avaliação do risco de crédito de investimentos. Podem, ainda, ser aplicados em outras áreas, como na construção civil, em estudo apresentado por Tserng, Chen, Huang, Lei e

Tran (2014).

Mostraram-se significativas, na análise da regressão logística, as variáveis de capitalização, provisionamento da carteira de créditos, retorno sobre os ativos, custos de captação e liquidez, evidenciando a importância das dimensões CAMELS para análise da situação financeira bancária, em linha com outros trabalhos que utilizaram essa categorização (Betz, Oprica, Peltonen, & Sarlin, 2014; Lane, Looney, & Wansley 1986; Wanke, Azad, & Barros, 2016; West, 1985).

Utilizando regressões logit com dados empilhados e horizonte temporal de 12 meses para a previsão de estresse, o poder preditivo dos modelos de estimação, validação e sinalizações de alerta antecipado mostrou-se com bom nível de desempenho, mesmo considerando a inclusão de bancos públicos e de investimentos na amostra. As taxas de verdadeiro-positivos dos modelos foram, respectivamente, 81%, 94% e 89%. Das nove instituições pertencentes ao grupo de tratamento, oito receberam sinalização como verdadeiro-positivo.

Considerando a análise ponderada da eficiência de sinalizações de estresse financeiro, verificou-se que o uso de dados mensais – aliado a critérios para evitar erros tipo II (falso-positivos) em demasia, devido à ocorrência de probabilidades de estresse esporádicas referentes às observações mensais – traz tempestividade na identificação dos eventos de interesse, no âmbito de um modelo de alerta antecipado. Neste estudo, definiu-se como critério para sinalização de alertas uma sequência de seis observações mensais consecutivas com $P(\hat{Y}) = 1$.

Em relação aos pilares estruturais das recomendações de Basileia, o estudo confirmou a importância da capitalização (Pilar 1) das instituições como uma das variáveis de

modelagem, bem como ratificou a proposição desta pesquisa: o conjunto informacional de domínio público relativo aos demonstrativos financeiros constitui-se em elemento suficiente para a modelagem de um sistema de alerta antecipado para eventos de *financial distress* no Brasil.

Dessa forma, a análise empírica contribui para estudos sobre os processos de supervisão bancária (Pilar 2), os quais se beneficiam, na antecipação de eventuais casos de estresse financeiro, da eficácia e da eficiência na condução de suas políticas públicas para manutenção da estabilidade financeira. Ao utilizar dados de balancetes das instituições financeiras, a pesquisa contribui para a análise de *disclosure* (Pilar 3) no país, indo ao encontro de Brito e Assaf Neto (2008) e Brito, Assaf Neto e Corrar (2009), que utilizam informações de demonstrações contábeis para modelagem de risco de crédito em empresas nacionais.

Pesquisas futuras poderão incorporar a utilidade do modelo para os *policy makers* e os custos de classificação do modelo de alerta antecipado, de maneira similar a Betz, Oprica, Peltonen e Sarlin (2014), em seu estudo sobre bancos europeus no período pós-crise de 2008. A utilização de métodos recursivos e janelas móveis para estimação de parâmetros e predição de probabilidades fora da amostra tende a aprimorar a comparação entre o poder preditivo de modelagens desse tipo.

As principais limitações deste trabalho foram: (i) número relativamente baixo de observações para o grupo de tratamento, tendo em conta a limitada quantidade de eventos de estresse financeiro identificados; (ii) parcela subjetiva na seleção de eventos de fusão e aquisição com pressupostos de estresse financeiro; e (iii) ausência no modelo da variável independente referente à sensibilidade ao risco de mercado da categorização CAMELS.

REFERÊNCIAS

- Agarwal, V., & Taffler, R. (2008). Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models. *Journal of Banking and Finance*, 32(8), 1541-1551.
- Altman, E. I. (2000). *Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-score and ZETA models*. Recuperado de <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/Zscores.pdf>.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Altman, E. I. (1977). Predicting performance in the savings and loan association industry. *Journal of Monetary Economics*, 3(4), 443-466.
- Altman, E. I., Marco, G., & Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking and Finance*, 18(3), 505-529.
- Banco Central Do Brasil. (1974). Lei 6.024, de 13 de março de 1974. *Dispõe sobre a intervenção e a liquidação extrajudicial de instituições financeiras, e dá outras providências*. Recuperado de <http://www.bcb.gov.br/pre/leisedcretos/Port/lei6024.pdf>.
- Banco Central Do Brasil. (1987). Decreto-Lei 2.321, de 25 de fevereiro de 1987. *Institui, em defesa das finanças públicas, regime de administração especial temporária, nas instituições financeiras privadas e públicas não federais, e dá outras providências*. Recuperado de <http://www.bcb.gov.br/pre/leisedcretos/Port/declei2321.pdf>.

- Banco Central do Brasil. (2012). *Relatório de Estabilidade Financeira-2012*. Recuperado de <http://www.bcb.gov.br>.
- Betz, F., Oprica, S., Peltonen, T., & Sarlin, P. (2014). Predicting distress in European banks. *Journal of Banking and Finance*, 45(C), 225-241.
- Boyd, J. H., & Runkle, D. E. (1993). Size and performance of banking firms. *Journal of Monetary Economics*, 31(1), 47-67.
- Bressan, V. G. F., Braga, M. J., & Bressan, A. A. (2004). Análise do risco de insolvência pelo modelo de Cox: uma aplicação prática. *Revista de Administração de Empresas*, 44(0), 83-96.
- Brito, G. A. S., & Assaf Neto, A. (2008). Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. *Revista Contabilidade & Finanças*, 19(46), 18-29.
- Brito, G. A. S., Assaf Neto, A., & Corrar, L. J. (2009). Sistema de classificação de risco de crédito: uma aplicação a companhias abertas no Brasil. *Revista Contabilidade & Finanças*, 20(51), 28-43.
- Campbell, J. Y., Hilscher, J., & Szilagyi, J. (2008). In search of distress risk. *The Journal of Finance*, 63(6), 2899-2939.
- Canedo, J., & Jaramillo, S. (2009). A network model of systemic risk: stress testing the banking system. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 16(1-2), 87-110.
- Capelletto, L. R., & Corrar, L. J. (2008). Índices de risco sistêmico para o setor bancário. *Revista Contabilidade & Finanças*, 19(47), 6-18.
- Chan-Lau, J. (2006). Fundamentals-based estimation of default probabilities: a survey. [Working Paper n. 6/149]. *International Monetary Fund*. Washington, DC.
- Chiaromonte, L., Croci, E., & Poli, F. (2015). Should we trust the Z-score? Evidence from European Banking Industry. *Global Finance Journal*, 28(C), 111-131.
- Cleary, S., & Hebb, G. (2016). An efficient and functional model for predicting bank distress: in and out of sample evidence. *Journal of Banking and Finance*, 64(C), 101-111.
- Collins, R. A., & Green, R. D. (1982). Statistical methods for bankruptcy forecasting. *Journal of Economics and Business*, 34(4), 349-354.
- Fazio, D. M., Tabak, B. M., & Cajueiro, D. O. (2014). Inflation targeting and banking system soundness: a comprehensive analysis. [Working Paper n. 347]. *Banco Central do Brasil*. Brasília, DF.
- Frydman, H., Altman, E. I., & Kao, D. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress. *The Journal of Finance*, 40(1), 269-291.
- Gartner, I. R. (2015). Multi-attribute utility model based on the maximum entropy principle applied in the evaluation of the financial performance of Brazilian banks. In: Guarnieri, P. *Decision models in engineering and management* (pp. 29-55). Cham: Springer.
- Guimarães, A. L. S., & Alves, W. O. (2009). Prevendo a insolvência de operadoras de planos de saúde. *Revista de Administração de Empresas*, 49(4), 459-471.
- Kanitz, S. C. (1978). *Como prever falências*. São Paulo: McGraw-Hill do Brasil.
- Korobow, L., & Stuhr, D. (1985). Performance measurement of early warning models. *Journal of Banking and Finance*, 9(2), 267-273.
- Lane, W. R., Looney, S. W., & Wansley, J. W. (1986). An application of the Cox proportional hazards model to bank failure. *Journal of Banking and Finance*, 10(4), 511-531.
- Liu, Z. J. (2015). Cross-country study on the determinants of bank financial distress. *Revista de Administração de Empresas*, 55(5), 593-603.
- Martin, D. (1977). Early warning of bank failure: a logit regression approach. *Journal of Banking and Finance*, 1(3), 249-276.
- Merton, R. (1974). On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates. *The Journal of Finance*, 29(2), 449-470.
- Minardi, A. M. A. F. (2008). Probabilidade de inadimplência de empresas brasileiras refletida nas informações do mercado acionário. *RAC-Eletrônica*, 2(2), 311-329.
- Minussi, J. A., Damacena, C., & Ness Jr., W. L. (2002). Um modelo de previsão de solvência utilizando regressão logística. *Revista de Administração Contemporânea*, 6(2), 109-128.
- Onusic, L. M., Nova, S. P. C. C., & Almeida, F. C. (2007). Modelos de previsão de insolvência utilizando a análise por envoltória de dados: aplicação a empresas brasileiras. *Revista de Administração Contemporânea*, 11(suppl. 2), 77-97.
- Peresetsky, A., Karminsky, A., & Golovan, S. (2011). Probability of default models of Russian banks. *Economic Change and Restructuring*, 44(4), 297-334.
- Porath, D. (2004). Estimating probabilities of default for German savings banks and credit cooperatives. [Working Paper n. 6]. *Deutsche Bundesbank*. Frankfurt.
- Sarlin, P. (2013). On policymaker' loss functions and the evaluation of early warning systems. *Economics Letters*, 119(1), 1-7.
- Shumway, T. (2001). Forecasting Bankruptcy more accurately: a simple hazard model. *The Journal of Business*, 74(1), 101-124.
- Souza, S. R. (2014). Capital requirements, liquidity and financial stability: the case of Brazil. [Working Paper n. 375]. *Banco Central do Brasil*. Brasília, DF.
- Tabak, B. M., Fazio, D. M., & Cajueiro, D. O. (2013). Systemically important banks and financial stability: the case of Latin America. *Journal of Banking and Finance*, 37(10), 3855-3866.
- Tserng, H. P., Chen, P. C., Huang, W. H., Lei, M. C., & Tran, Q. H. (2014). Prediction of default probability for construction firms using the logit model. *Journal of Engineering and Management*, 20(2), 247-255.
- Valahzaghard, M. K., & Bahrami, M. (2013). Prediction of default probability in banking industry using CAMELS

index: a case study of Iranian banks. *Management Science Letters*, 3(4), 1113-1118.

Wanke, P., Azad, M. A. K., & Barros, C. P. (2016). Financial distress and the Malaysian dual banking system: a dynamic slacks approach. *Journal of Banking and Finance*, 66(C), 1-18.

West, R. C. (1985). A factor-analytic approach to bank condition. *Journal of Banking and Finance*, 9(2), 253-266.

Whalen, G. (1991). A proportional hazards model of bank failure: an examination of its usefulness as an early warning tool. *Federal Reserve Bank of Cleveland Economic Review*, 27(1), 21-31.