



**Universidade de Brasília**  
**Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade (FACE)**  
**Programa de Pós-graduação em Administração**

**Jorge Henrique de Frias Barbosa**

***Early Warning System para Distress Bancário no Brasil***

**Brasília**  
**2017**



**Jorge Henrique de Frias Barbosa**

***Early Waning Systems para Distress Bancário no Brasil***

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade de Brasília para obtenção do grau de Doutor em Administração

Área de concentração: Finanças e Métodos Quantitativos

Orientador: Professor Doutor Herbert Kimura

Co-Orientador: Professor Doutor Paulo Alexandre Ribeiro Cortez

**Brasília  
2017**

Barbosa, Jorge Henrique de Frias.

Título *Early Warning System* para *Distress* Bancário no Brasil / Jorge Henrique de Frias Barbosa - Brasília, 2017. 210p.

Orientador: Prof. Herbert Kimura, PhD.

Co-orientador: Prof. Paulo Alexandre Ribeiro Cortez, PhD.

Tese (Doutorado) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade (FACE). Programa de Pós-Graduação em Administração (PPGA). Universidade de Brasília (UnB).

1. Early Warning System 2. Bancos Brasileiros 3. Logit e Aprendizado de Máquina

**Jorge Henrique de Frias Barbosa**

***Early Warning Systems para distress bancário no Brasil***

Tese de Doutorado sob o título “*Early Warning Systems para Distres Bancário no Brasil*”, defendida por Jorge Henrique de Frias Barbosa e aprovada em 30 de junho de 2017, em Brasília, Distrito Federal, pela banca examinadora constituída pelos doutores:

---

Prof. Tit. Dr. Herbert Kimura  
Programa de Pós Graduação em Administração - UnB

---

Prof. Dr. Tito Belchior Silva Moreira  
Programa de Pós Graduação em Economia - UCB

---

Prof. Dr. José Alves Dantas  
Programa de Pós Graduação em Contabilidade - UnB

---

Prof. Dr. Vinicius Amorim Sobreiro  
Programa de Pós Graduação em Administração - UnB

*Dedicado aos amores da minha vida: Anapaula, Luciano e Miguel*

# Agradecimentos

Se não houver gratidão, nada do que está escrito aqui vale a pena. Portanto, esta é a principal parte do trabalho, pois é aqui, não nas conclusões, é que é apresentada a principal conclusão deste trabalho: seria impossível construir esse trabalho sem a ajuda de tantas pessoas.

Agradeço ao meu professor orientador Herbert Kimura, que excedeu suas atribuições de orientador com sua enorme paciência de Jó e grande esforço por me transformar em alguém melhor. Sou mutuário de uma dívida impagável.

Agradeço ao meu orientador do doutorado sanduíche na Universidade do Minho, no Departamento de Sistemas de Informação, em Portugal, Professor Paulo Alexandre Ribeiro Cortez, que me recebeu de braços abertos, teve muita paciência com um estudante de outra área do conhecimento e me passou diversos conhecimentos de *machine learning*.

Agradeço a professora Isabel Maria Pinto Ramos, Diretora do Programa Doutoral do Departamento de Sistemas de Informação da Escola de Engenharia da Universidade do Minho, por todo apoio.

Agradeço ao professor Vinícius Amorim Sobreiro por sua enorme ajuda e colaboração na construção deste trabalho.

Agradeço ao professor Flavio Luiz de Moraes Barboza por sua grande ajuda na construção deste trabalho.

Agradeço ao meu amigo e orientador técnico do Banco Central, Carlos André de Melo Alves, que sempre me deu dicas sobre o curso de doutorado e sempre sendo alguém de minha grande admiração e respeito.

Agradeço aos meus amigos de curso que colaboraram imensamente com suas observações, correções, ideias, conversas, dicas, incentivos e muitas outras coisas: Mauro Capelari, Danielle Montenegro Salamone Nunes, Isaac Mathias, José Elenilson Cruz, Luiz Carlos da Silva Oliveira e Pedro Correia Santos Bezerra.

Agradeço às funcionárias da Secretaria, Sonária e Edvânia, que no período em que estive no curso, certamente tiveram muito mais trabalho.

Agradeço aos professores Tito Belchior Silva Moreira e professor José Alves Dantas por aceitarem participar de minha banca.

Agradeço a todos os meus mestres e professores que se dedicaram a minha formação.

Agradeço ao professor Edgar Reyes Júnior por seu conhecimento, empenho e incentivos.

Agradeço ao meu grande amigo e colega do Banco Central Marcelo Bayma, por sua enorme colaboração em partes cruciais deste trabalho.

Agradeço ao meu grande amigo e chefe na Universidade Católica de Brasília, André Luiz Cordeiro Cavalcante, por sua enorme solidariedade e ajudas inestimáveis. São incontáveis suas ajudas que necessitariam de mais de 300 páginas para citar todas.

Agradeço aos professores Marcelo Estrela Fiche e George Henrique de Moura Cunha da Universidade Católica de Brasília

Agradeço ao meu atual chefe no Banco Central, Antônio Marcos Fonte Guimarães, por sua enorme colaboração e paciência.

Agradeço a meu compadre, Nilson Cândido Delis de Alvarenga, por seu apoio logístico e amizade inabalável.

Agradeço ao Banco Central do Brasil por proporcionar a seus funcionários um programa de incentivo a participação em programas de pós-graduação, por entender que não existe organização nota dez, com funcionários nota cinco.

Agradeço a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES – por me proporcionar a participação no programa de doutorado sanduíche no exterior.

Agradeço a meus pais, Jorge e Sueli, que sempre se empenharam em me proporcionar a melhor educação formal, moral e espiritual.

Agradeço a minha esposa, Anapaula, por seu despendimento, dedicação e incentivos sempre constantes. Só o amor pode explicar tudo isso. Como não tenho a capacidade de criação de um poeta: coloquei aqui a letra da música de Charles Aznavour, dedicada a você.

Agradeço aos meus filhos, Luciano e Miguel, que ainda não têm capacidade para entender tudo o que está se passando, mas que por diversas vezes tiveram que abrir mão da presença de seu pai.

Agradeço ao provo brasileiro que, em sua grande maioria, não tem condições de proporcionar uma boa educação formal a seus filhos, mas pagou o meu curso de doutorado.

Agradeço ao Divino Pai Eterno que com sua infinita sabedoria colocou estes grandes colaboradores em meu caminho.

# **She** (*Tous les visages de l'amour*)

Charles Aznavour

She may be the face I can't forget,  
A trace of pleasure or regret,  
May be my treasure or  
The price I have to pay.

She may be the song that summer sings,  
May be the chill that autumn brings,  
May be a hundred different things  
Within the measure of a day.

She may be the beauty or the beast,  
May be the famine or the feast,  
May turn each day into a  
Heaven or a hell.

She may be the mirror of my dream,  
A smile reflected in a stream,  
She may not be what she may seem  
Inside her shell.

She who always seems so happy in a crowd,  
Whose eyes can be so private and so proud,  
No one's allowed to see them  
When they cry.

She may be the love that cannot hope to last,  
May come to me from shadows of the past,  
That I remember till the day I die.

She may be the reason I survive,  
The why and wherefore I'm alive,  
The one I'll care for through the  
Rough and rainy years.

Me, I'll take her laughter and her tears  
And make them all my souvenirs  
For where she goes I've got to be.  
The meaning of my life is she, she, she.

"Pois, que adianta ao homem ganhar o mundo inteiro,  
se vier a perder a sua alma?"

Marcos 8:36

## Resumo

Esta tese é composta por três artigos que cobrem tópicos sobre o tema de *early warning system* para crises bancárias e *distress* bancário: uma pesquisa bibliométrica sobre *early warning system* (EWS) para crises bancárias e *distress*, um estudo empírico que estima um *early warning system* para *distress* de bancos brasileiros com regressão logística e um estudo empírico que constrói um *early warning system* com técnicas de aprendizagem de máquina supervisionada. O primeiro artigo apresenta um panorama do estado da literatura sobre EWS para crises bancárias e *distress* bancário por meio de uma revisão bibliométrica da literatura apresentando as principais ideias, principais conceitos, principais relacionamentos com outros tipos de crises, principais métodos utilizados, principais indicadores de crises e de *distress*. Foi realizada uma pesquisa em nas bases da *Scopus* e da *Web of Science*, onde, a partir de critérios de seleção, foram encontrados 124 artigos que foram devidamente classificados e codificados mediante importantes critérios para a área de estudo. Foi apresentado a evolução dos estudos na área, as gerações e tipos de EWS e os principais indicadores micro e macroprudencias apresentados pelos estudos da amostra. Como um resultado das lacunas da literatura na área é proposta uma agenda estruturada, visando guiar novos estudos por meio da apresentação de lacunas com grande potencial para ser explorada e reforçar o estado da arte em EWS. Adicionalmente, os resultados demonstram que mais estudos são necessários em EWS com relação à determinação dos horizontes de tempo para as previsões do modelo, com relação a estudos que tratam da América do Sul, América Central e África. Futuros estudos também devem considerar a possibilidade de utilização de modelos de aprendizagem de máquina, inteligência artificial e métodos computacionais, pois ainda existem poucos estudos e os resultados são promissores. O segundo artigo contribuiu com algumas inovações, como a construção e utilização de uma nova base dados de eventos de *distress* de bancos brasileiros, incluindo 179 eventos considerados como *distress* bancário de acordo com a definição de [Bongini et al. \(2001\)](#), incluindo 8 casos de RAET, 9 casos de intervenção, um caso de PROER, 11 casos de privatizações, 32 casos de incorporação e fusão, 13 casos de transformação em outros tipos de instituições financeiras, 32 caso de transformação de bancos em outros tipos de instituições, 21 casos de cancelamento e 52 casos de liquidação extrajudicial. Foi construído um painel de dados a partir de 54.087 balancetes de 359 bancos, englobando o período de julho de 1994 a novembro de 2016, juntamente com dados do setor bancário brasileiro e dados macroeconômicos. Para tratar do problema de eventos raros. O presente estudo utilizou a abordagem SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) que pode aumentar a performance do modelo em termos da área sob a curva ROC (*Area under the Receiver Operating Characteristic curve* - AUC), uma técnica que maximiza a área sob a curva ROC (AUC - *area under the curve*). Outra contribuição do segundo estudo foia comparação de modelos de acordo com o horizonte de tempo das previsões, característica importante para um EWS. Verificou-se que o modelo com o horizonte de tempo de 6 meses foi o modelo com maior área sob a curva ROC, para os dados da amostra utilizada, considerando-se o período de julho de 1994 até novembro de 2016. No terceiro artigo, foram utilizadas duas técnicas de aprendizagem de máquina supervisionada para construir EWSs: *random forest* e SVM (*support vector machines*) que obtiveram resultados superiores ao modelo de regressão logística apresentado no segundo estudo. Ambos os modelos de aprendizagem de máquina superam a regressão logística, em termos de acurácia, área sob a curva AUC (*Area Under the Curve* - AUC), sensibilidade (valor preditivo positivo) e especificidade (valor preditivo negativo). E o modelo *random forest* também superou o SVM em termos de acurácia, área sob a curva (AUC), sensibilidade e especificidade. Verificou-se também que os modelos *random forest* apresentaram melhor qualidade de previsão com as janelas de tempo de 32 e 34 meses, mostrando-se adequados às necessidades das autoridades.

**Palavras-chave:** *Early Warning System*, crise bancária, *distress* bancário, logit, Máquina de Suporte Vetorial, redes neurais, random forest, bancos brasileiros

# Abstract

This thesis consists of three articles covering topics in early warning system (EWS) for bank crises and distress: an empirical study that estimates an early warning system for distress of Brazilian banks with logistic regression and an empirical study that builds an early warning system with techniques of supervised machine learning. The first article presents an overview of the literature on EWS for bank crises and bank distress through a bibliometric review of the literature presenting the main ideas, main concepts, main relationships with other types of crises, main methods used, main crisis indicators and distress. A survey was carried out in the databases of Scopus and the Web of Science, where, based on selection criteria, 124 articles were found that were duly classified and codified by important criteria for the study area. The evolution of the studies in the area, the generations and types of EWS and the main micro and macroprudential indicators presented by the sample studies were presented. As a result of the literature gaps in the area, a structured agenda is proposed, aimed at guiding new studies through the presentation of gaps with great potential to be explored and to reinforce the state of the art in EWS. In addition, the results demonstrate that more studies are needed in EWS regarding the determination of time horizons for model predictions, in relation to studies dealing with South America, Central America and Africa. Future studies should also consider the possibility of using machine learning models, artificial intelligence and computational methods, as there are still few studies and the results are promising. The article contributed some innovations such as the construction and use of a new database of distress events of Brazilian banks, including 179 events considered as bank distress according to the definition of [Bongini et al. \(2001\)](#), including 8 cases of RAET (Temporary Special Administration Scheme), 9 cases of intervention, one PROER (The Program of Incentives for the Restructuring and Strengthening of the National Financial System) case, 11 cases of privatization, 32 cases of incorporation and merger, 13 cases of transformation in other types of financial institutions, 32 cases of transformation of banks into other types of institutions, 21 cases of cancellation and 52 cases of extrajudicial liquidation. A data panel was constructed from 54,087 balance sheets of 359 banks, covering the period from July 1994 to November 2016, together with data from the Brazilian banking sector and macroeconomic data. In order to address the problem of rare events, the present study used the Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) approach that can increase the model's performance in terms of the Area under the Receiver Operating Characteristic curve (AUC), a technique that maximizes the area under the ROC curve (AUC). Another contribution of the second study was the comparison of models according to the time horizon of the forecasts, an important feature for an EWS. It was verified that the model with the time horizon of 6 months was the model with the largest area under the ROC curve, for the data of the sample used, considering the period from July 1994 to November 2016. In the third article, two supervised machine learning techniques were used to construct EWSs: random forest and SVM (support vector machines) that obtained results superior to the logistic regression model presented in the second study. Both models of machine learning outperform logistic regression in terms of accuracy, area under the AUC curve, sensitivity (positive predictive value) and specificity (negative predictive value). And the random forest model also surpassed the SVM in terms of accuracy, area under the curve (AUC), sensitivity and specificity. It was also verified that the random forest models presented better quality of prediction with the forecast time horizons of 32 and 34 months, being adapted to the needs of the authorities.

**Keywords:** Early Warning System, banking crisis, bank distress, logit, support vector machines, neural networks, random forest, brazilian banks.



# Sumário

<b>Lista de Figuras</b>	<b>ix</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xi</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
<b>2 Revisão sistemática da literatura sobre <i>Early Warning Systems</i> para crises bancárias e <i>distress</i> bancário</b>	<b>3</b>
2.1 Introdução . . . . .	3
2.2 As Origens dos <i>Early Warning Systems</i> e as pesquisas atuais na área . . . . .	4
2.2.1 Descrição do método e bases para a revisão da literatura . . . . .	5
2.3 O que são <i>Early Warning Systems</i> –EWS? E quais são suas principais características	13
2.3.1 Tipos de crises financeiras e vulnerabilidades . . . . .	14
2.3.2 Crises gêmeas e as incidências conjuntas de crises . . . . .	19
2.3.3 <i>Distress</i> bancário, crise bancária e abordagens micro e macroprudencial .	20
2.3.4 A evolução e as gerações dos estudos sobre crises financeiras . . . . .	23
2.3.5 Indicadores micro e macroprudenciais . . . . .	26
2.3.6 Horizonte de tempo para os EWS . . . . .	32
2.3.7 Algumas diferenças e semelhanças entre as economias desenvolvidas e as economias em desenvolvimento . . . . .	33
2.4 Dados da pesquisa e levantamento de lacunas para pesquisas sobre EWS para crises bancárias e <i>distress</i> bancário . . . . .	34
2.4.1 Tema principal . . . . .	37
2.4.2 Método de estudo . . . . .	41
2.4.3 Unidade de análise . . . . .	42
2.4.4 Resultados . . . . .	43
2.4.5 Número de períodos usados na previsão (janela de tempo) . . . . .	44
2.4.6 Número de meses nos períodos de previsão (janela de tempo) . . . . .	45
2.4.7 Técnicas utilizadas . . . . .	46
2.4.8 Contexto . . . . .	49
2.4.9 Localidade . . . . .	49
2.4.10 Campo de estudo JEL . . . . .	50
2.4.11 Período de análise . . . . .	51
2.4.12 Categorias das variáveis de interesse . . . . .	52
2.5 Conclusões . . . . .	56
<b>3 <i>Early Warning System</i> baseado em regressão logística para <i>distress</i> de bancos brasileiros</b>	<b>59</b>
3.1 Introdução . . . . .	59
3.2 Revisão da literatura . . . . .	62

3.2.1	Panorama da indústria bancária no Brasil . . . . .	62
3.3	Literatura relacionada ao estudo . . . . .	64
3.4	Metodologia . . . . .	66
3.4.1	Amostra das Instituições Bancárias, indicadores e Fontes dos Dados . . . . .	67
3.4.2	Construção da Variável Dependente: bancos em <i>distress</i> . . . . .	67
3.4.3	Variáveis Independentes . . . . .	72
3.5	Modelo empírico . . . . .	79
3.5.1	Eventos Raros . . . . .	79
3.5.2	Testes de Robustez . . . . .	80
3.6	Apresentação dos dados e análise dos resultados . . . . .	81
3.6.1	Modelos estimados com eliminação de variáveis pelo fator de inflação de variância (VIF) e pelo processo <i>backward</i> . . . . .	84
3.6.2	Modelos estimados com variáveis selecionadas a partir de regressões univariadas . . . . .	90
3.6.3	Modelos estimados com componentes principais . . . . .	95
3.7	Conclusões e considerações finais . . . . .	97
<b>4</b>	<b><i>Early Warning System</i> baseado em <i>Random Forest</i> e <i>Support Vector Machines</i> para <i>distress</i> de bancos brasileiros</b>	<b>99</b>
4.1	Introdução . . . . .	99
4.2	Referencial teórico . . . . .	100
4.2.1	Indicadores de <i>distress</i> utilizados pela literatura empírica . . . . .	100
4.2.2	Modelos empíricos utilizados na literatura . . . . .	102
4.2.3	Aprendizagem de Máquina . . . . .	104
4.3	Aspectos metodológicos . . . . .	106
4.3.1	Variáveis dos modelos . . . . .	107
4.3.2	Análise da Robustez . . . . .	108
4.4	Apresentação e análise dos resultados . . . . .	108
4.4.1	Modelos <i>Random Forest</i> e SVM com janela de horizonte do tempo de previsões de 24 meses . . . . .	108
4.4.2	Modelos <i>Random Forest</i> e SVM estimados com base na seleção de variáveis pelas regressões logit univariadas com janela de horizonte do tempo de previsões de 1 a 36 meses . . . . .	112
4.4.3	Modelagem somente com variáveis CAMELS e modelagem com variáveis do setor bancário e macroeconômicas . . . . .	116
4.5	Condições Finais . . . . .	121
<b>A</b>	<b>Quantidade de citações dos trabalhos da amostra</b>	<b>123</b>
<b>B</b>	<b>Breves resumos dos trabalhos da amostra</b>	<b>129</b>
<b>C</b>	<b>Base de dados construída com os casos considerados como <i>distress</i></b>	<b>151</b>
<b>D</b>	<b>Rotações dos 12 componentes principais selecionados para a regressão logística</b>	<b>155</b>
<b>E</b>	<b>Script do R para cálculo dos indicadores e variáveis usados no estudo</b>	<b>157</b>
<b>F</b>	<b>Listagem de resultados</b>	<b>165</b>
F.1	Modelo com variáveis selecionadas pelas regressões univariadas com dados atualizados até dezembro de 2016 para o horizonte de tempo de 7 meses . . . . .	165





# Lista de Figuras

2.1	Fluxo da pesquisa realizada sobre as bases a partir da lógica da pesquisa. . . . .	6
2.2	Quantidade de artigos publicados por ano. . . . .	7
2.3	Horizonte de tempo das previsões e estágio de evolução da crise . . . . .	22
2.4	Nuvem de palavras construída a partir do levantamento das palavras chave dos artigos da amostra. . . . .	36
2.5	País onde atuam os autores dos artigos da amostra. . . . .	37
2.6	Frequência de distribuição da classificação 1 - Tema principal . . . . .	38
2.7	Frequência de distribuição para a classificação 2 - Método de Estudo . . . . .	41
2.8	Frequência de distribuição da classificação 3 - unidade de análise . . . . .	43
2.9	Frequência dos dados da classificação 4 – resultados . . . . .	43
2.10	Número de períodos usados na previsão (janela de tempo) . . . . .	44
2.11	Número de meses nos períodos de previsão (janela de tempo) . . . . .	45
2.12	Distribuição de frequência das Técnicas utilizadas. . . . .	47
2.13	Distribuição de Frequência do contexto dos artigos (Países desenvolvidos ou não desenvolvidos) . . . . .	49
2.14	Distribuição de frequência da localidade alvo dos artigos . . . . .	50
2.15	Distribuição de frequência dos códigos JEL . . . . .	51
2.16	Distribuição de Frequência do Período de análise utilizado na pesquisa . . . . .	52
2.17	Distribuição de Frequência das Categorias das variáveis de interesse . . . . .	53
2.18	Categorias das variáveis utilizadas nos estudos . . . . .	54
2.19	Principais aspectos de um <i>early warning system</i> . . . . .	55
3.1	Índice de Basileia do Sistema Bancário Brasileiro. . . . .	60
3.2	Retorno sobre ativos agregado dos bancos brasileiros. . . . .	61
3.3	Dinâmica do RAET, Intervenção e Liquidação Extrajudicial. . . . .	68
3.4	Decisão para <i>distress</i> no caso de fusões, cisões e incorporações dos bancos brasileiros. <b>Fonte:</b> Elaborado para a pesquisa segundo a definição de Bongini <i>et al.</i> (2001). . . . .	71
3.5	Procedimentos da Pesquisa . . . . .	82
3.6	ACC dos modelos para cada horizonte de tempo das previsões. . . . .	86
3.7	AUC do modelo para o horizonte de tempo de 6 meses. . . . .	89
3.8	AUC do modelo para o horizonte de tempo de 12 meses. . . . .	89
3.9	AUC do modelo para o horizonte de tempo de 24 meses. . . . .	89
3.10	AUC do modelo para o horizonte de tempo de 36 meses. . . . .	89
3.11	AUC dos modelos estimados para os horizontes das previsões estimados com as variáveis selecionadas a partir das regressões univariadas. . . . .	94
3.12	AUC dos modelos estimados para os horizontes das previsões estimados com 12 componentes principais. . . . .	96

4.1	Seleção do hiperplano e vetores de suporte. Os vetores de suporte estão representados com o contorno pronunciado. As linhas de margem são representadas por linhas contínuas e o hiperplano é representado pela linha tracejada. . . . .	106
4.2	Procedimentos da Pesquisa. . . . .	107
4.3	Importância das variáveis no modelo <i>random forest</i> com uma janela de tempo de previsões de 24 meses. . . . .	109
4.4	Curva ROC do modelo <i>random forest</i> com uma janela de tempo de previsões de 24 meses. . . . .	110
4.5	Curva ROC do modelo SVM com uma janela de tempo de previsões de 24 meses	110
4.6	Importância das variáveis no modelo SVM com uma janela de tempo de previsões de 24 meses. . . . .	111
4.7	AUC dos modelos <i>random forest</i> estimados para os horizontes das previsões estimados com as variáveis selecionadas a partir das regressões univariadas. . . . .	114
4.8	AUC dos modelos SVM estimados para os horizontes das previsões estimados com as variáveis selecionadas a partir das regressões univariadas. . . . .	114
4.9	Comparação da métrica da AUC para os modelos <i>random forest</i> , SVM e Logit. .	114
4.10	Curva ROC do modelo <i>random forest</i> com uma janela de tempo de previsões de 34 meses. . . . .	115
4.11	Curva ROC do modelo SVM com uma janela de tempo de previsões de 9 meses.	115
4.12	Importância das variáveis no modelo <i>random forest</i> com a janela de tempo de previsões de 34 meses. . . . .	116
4.13	Importância das variáveis no modelo SVM com a janela de tempo de previsões de 9 meses. . . . .	116
4.14	Importância das variáveis no modelo <i>random forest</i> estimado com todas as variáveis e com a janela de tempo de previsões de 34 meses. . . . .	117
4.15	AUC e PECC dos modelos <i>random forest</i> estimados com todas as variáveis para os horizontes de tempo de 1 a 36 meses. . . . .	119
4.16	AUC e PECC dos modelos <i>random forest</i> estimados com todas as variáveis para os horizontes de tempo de 1 a 36 meses. . . . .	119
4.17	Curva ROC do modelo <i>random forest</i> estimado com todas as variáveis com uma janela de tempo de previsões de 34 meses. . . . .	119
4.18	Curva ROC do modelo <i>random forest</i> estimado com as variáveis contábeis para uma janela de tempo de previsões de 32 meses. . . . .	119
4.19	Importância das variáveis no modelo <i>random forest</i> estimado com as variáveis contábeis para a janela de tempo de previsões de 32 meses. . . . .	120

# Lista de Tabelas

2.1	Lógica utilizada para a pesquisa nas bases de periódicos . . . . .	5
2.2	Periódicos que mais publicaram sobre EWS . . . . .	7
2.3	Categorias . . . . .	9
2.4	Comparação das Perspectivas micro e macroprudenciais . . . . .	21
2.5	Características dos tipos de estudo de acordo com os objetivos . . . . .	28
2.6	Dados categorizados dos trabalhos . . . . .	34
2.6	Dados categorizados dos trabalhos . . . . .	35
2.6	Dados categorizados dos trabalhos . . . . .	36
2.7	Métodos utilizados por tema de estudo. . . . .	38
2.8	Unidades de análise por tema de estudo. . . . .	39
2.9	Categoria de indicadores por tema de estudo. . . . .	39
2.10	Dez artigos mais citados sobre EWS para crises bancárias. . . . .	40
2.11	Dez artigos mais citados sobre EWS para <i>distress</i> bancário. . . . .	40
2.12	Incidência de cada categoria na classificação 02 . . . . .	41
2.13	Incidência de cada categoria na classificação 04 . . . . .	44
2.14	Quantidades de horizontes de tempo das previsões e suas durações . . . . .	46
2.15	Métodos por técnica de estudo . . . . .	48
2.16	Incidência das Localidades nas pesquisas . . . . .	50
2.17	Incidência de cada categoria na classificação 10 . . . . .	51
2.18	Incidência de cada categoria na classificação 11 - Período de Análise . . . . .	52
2.19	Incidência de cada categoria na classificação 12 - Categoria das variáveis de interesse . . . . .	53
3.1	Evolução dos Tipos de Bancos no Brasil de 1994 a 2016 . . . . .	62
3.2	Os casos de privatização. . . . .	70
3.3	Tabela de Variáveis: Capital - CAMELS . . . . .	72
3.4	Tabela de Variáveis: Asset Quality - CAMELS . . . . .	73
3.5	Tabela de Variáveis: Management - CAMELS . . . . .	73
3.6	Tabela de Variáveis: Earnings - CAMELS . . . . .	74
3.7	Tabela de Variáveis: Liquidity - CAMELS . . . . .	74
3.8	Tabela de Variáveis: Sensitivity to market risk - CAMELS . . . . .	75
3.9	variaveisMacro . . . . .	75
3.10	Tabela de Variáveis: Indicadores do Setor Bancário . . . . .	78
3.11	Estatística descritiva dos indicadores de toda amostra, da amostra dos bancos em situação normal, da amostra dos bancos em situação de <i>distress</i> e dos dados 12 meses antes do <i>distress</i> . . . . .	83
3.12	Indicadores de qualidade das estimativas de acordo com a janela de horizonte do tempo das previsões ( <i>out-of-sample</i> ) . . . . .	85

3.13	Relações entre as variáveis e o <i>distress</i> bancário de acordo com o horizonte de tempo. Os valores significativos a 5% das estatísticas de Wald estão entre parêntesis, o valor marcado com "a" é significativo somente a 10%. . . . .	87
3.14	Matriz de confusão para o modelo com horizonte de tempo de 6 meses. . . . .	90
3.15	Matriz de confusão para o modelo com horizonte de tempo de 12 meses . . . . .	90
3.16	Matriz de confusão para o modelo com horizonte de tempo de 24 meses . . . . .	90
3.17	Matriz de confusão para o modelo com horizonte de tempo de 36 meses . . . . .	90
3.18	Análise das Regressões univariadas . . . . .	91
3.19	Análise das Regressões com variáveis selecionadas por categoria . . . . .	93
3.20	Regressão com variáveis selecionadas para o horizonte de tempo de previsão de 7 meses. Código de Significância: 0 '****' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 . . . .	94
3.21	Análise das Regressões com 12 componentes principais. . . . .	95
3.22	Regressão com 12 componentes principais para o horizonte de tempo de previsão de 9 meses. Código de Significância: 0 '****' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 . . . .	96
4.1	Matriz de confusão para o modelo <i>random forest</i> com horizonte de 24 meses. . . . .	110
4.2	Matriz de confusão para o modelo SVM com horizonte de tempo de 24 meses. . . . .	110
4.3	Área sob a curva ROC e Percentual de Exemplos Corretamente Classificados (PECC) para os modelos <i>random forest</i> para cada janela de previsão com as variáveis selecionadas por regressão logística univariada. . . . .	113
4.4	Área sob a curva ROC e Percentual de Exemplos Corretamente Classificados (PECC) para os modelos SVM para cada janela de previsão com as variáveis selecionadas por regressão logística univariada. . . . .	113
4.5	Matriz de confusão para o modelo <i>random forest</i> com horizonte de 34 meses . . . . .	116
4.6	Matriz de confusão para o modelo SVM com horizonte de tempo de 9 meses . . . . .	116
4.7	Área sob a curva ROC (AUC) e Percentual de Exemplos Corretamente Classificados (PECC) para os modelos <i>random forest</i> para cada janela de previsão com as todas as variáveis do estudo. . . . .	118
4.8	Área sob a curva ROC e Percentual de Exemplos Corretamente Classificados (PECC) para os modelos <i>random forest</i> para cada janela de previsão estimados somente com as variáveis contábeis. . . . .	118
4.9	Matriz de confusão para o modelo <i>random forest</i> estimado com todas as variáveis e com horizonte de tempo de 34 meses. . . . .	120
4.10	Matriz de confusão para o modelo <i>random forest</i> estimado com as variáveis contábeis para o horizonte de tempo de 32 meses. . . . .	120
A.1	Artigos da amostra da pesquisa ordenados pela quantidade de citações no Google. . . . .	123
A.1	Artigos da amostra da pesquisa ordenados pela quantidade de citações no Google. . . . .	124
A.1	Artigos da amostra da pesquisa ordenados pela quantidade de citações no Google. . . . .	125
A.1	Artigos da amostra da pesquisa ordenados pela quantidade de citações no Google. . . . .	126
A.1	Artigos da amostra da pesquisa ordenados pela quantidade de citações no Google. . . . .	127
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	129
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	130
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	131
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	132
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	133
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	134
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	135
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	136

B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	137
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	138
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	139
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	140
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	141
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	142
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	143
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	144
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	145
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	146
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	147
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	148
B.1	Resumos dos artigos da amostra da pesquisa. . . . .	149
C.1	Base de dados construída com os casos considerados como <i>distress</i> . . . . .	151
D.1	rotações dos 12 componetes principais selecionados. . . . .	155



# Capítulo 1

## Introdução

A construção de um *early warning system* parte do pressuposto que, em um horizonte de tempo antecedente às crises, existam padrões de comportamento de um ou mais indicadores que possibilitem inferir a possibilidade de ocorrência de novos episódios de crises.

As crises econômicas têm um custo extraordinário: desemprego crescente, declínio dos preços dos imóveis, queda nos preços de ações, queda do Produto Interno Bruto (PIB), diminuição das receitas fiscais, grande aumento dos gastos públicos no combate à crise, com o consequente aumento da dívida pública por vários anos, e, além de todos estes custos, ainda há um elevado custo político aliado a uma instabilidade política severa (Alvarez-Jimenez, 2014).

Diante disso, os governos e os mercados procuram evitar todos esses custos e a previsão de crises econômicas tem sido sempre uma questão de discussão e análise, envolvendo um grande corpo de pesquisadores com o objetivo de identificar os indicadores do surgimento de uma crise econômica, seja ela bancária, cambial, da dívida pública, de balanço de pagamentos, dentre outras. Surge assim a literatura sobre alertas antecipados (*early warning literature*) e, dada a quantidade de recursos dedicados a essa área de pesquisa, esperam-se desenvolvimentos importantes e sua utilização como instrumento de política econômica dos governos (Alvarez-Jimenez, 2014).

Na década de 1990, devido à ocorrência de diversas crises, foram desenvolvidos vários estudos sobre os *early warning systems* e com a crise de 2007/2008 o assunto volta ao foco dos estudos acadêmicos, tendo em vista que é um tema de grande relevância sob o ponto de vista das autoridades, pois a previsão de crises e vulnerabilidades é muito importante para que providências e políticas possam ter adotadas para se evitar as crises.

Assim o propósito dos três artigos constituintes da tese contribuem para a literatura com algumas inovações. O primeiro artigo apresenta uma ampla revisão da literatura em que é possível levantar as principais características dos *early warning systems* e lacunas que podem representar oportunidades de pesquisas. O segundo ensaio explora os *early warning systems* para *distress* bancário para o caso dos bancos brasileiros. O terceiro artigo explora a utilização de modelos de aprendizagem de máquina supervisionada com o propósito de melhorar a capacidade de previsão dos *early warning systems* para *distress* bancário no Brasil.

Esta tese está organizada da maneira a seguir. O Capítulo 2 descreve uma ampla revisão da literatura sobre *early warning system* para crises bancárias e *distress* bancário. O Capítulo 3 apresenta a construção de *early warning systems* para *distress* bancário no Brasil por meio da regressão logística. Finalmente, o Capítulo 4 apresenta a construção de *early warning systems* para *distress* bancário no Brasil por meio de técnicas de aprendizagem de máquina: *Random Forest* e *Support Vector Machines*.



# Capítulo 2

## Revisão sistemática da literatura sobre *Early Warning Systems* para crises bancárias e *distress* bancário

### 2.1 Introdução

O Fundo Monetário Internacional (FMI) incentivou a pesquisa nessa área, que tem como principal objetivo prever a ocorrência de crises financeiras. Na literatura, ainda não há uma consagração sobre o termo *early warning system*, adotada no presente estudo por ser a predominante. A literatura nomeia esses modelos como *Early Warning Systems* (EWS) ou *Early Warning Models* (EWM), os indicadores como *Early Warning Indicators* e os padrões de comportamento (sinais) apresentados pelas variáveis antes das crises como *Early Warning Signals*. Diante desse fato, no presente estudo foram utilizadas essas palavras chaves para o levantamento do referencial teórico. No Brasil, não há uma tradução consagrada, pois alguns trabalhos traduzem como sistemas de alerta antecipado, sistemas de alerta precoce, indicadores ou determinantes de alerta antecipado. Portanto, no presente estudo, para uma uniformidade, utiliza-se o acrônimo: EWS.

- identificar os artigos mais relevantes sobre EWS para crises bancárias e *distress* bancário;
- classificar e codificar diversas características dessa área;
- apresentar um breve sumário da contribuição de cada artigo;
- descrever os pontos fortes e fraquezas dos estudos avaliados;
- apresentar uma agenda de pesquisa e uma estrutura para discutir lacunas do conhecimento sobre EWS.

Para alcançar os resultados pretendidos, o presente estudo está estruturado da seguinte forma: na seção 2.2 são apresentados os aspectos metodológicos da pesquisa; na seção 2.3 é apresentada uma breve fundamentação conceitual e uma análise das principais características da literatura que nortearam a construção da estrutura de classificação da pesquisa e os critérios para classificação e codificação dos artigos identificados; na seção 2.4, são apresentados os resultados e sua análise, juntamente com uma agenda de pesquisa; e na seção 2.5, são apresentadas as considerações finais.

## 2.2 As Origens dos *Early Warning Systems* e as pesquisas atuais na área

Toda crise causa custos enormes para a economia de um país e seus impactos podem se alastrar a outros. Deste modo, diversos bancos centrais, organismos internacionais e instituições financeiras investiram e incentivaram pesquisas em *early warning systems* – EWS. Tais investimentos são importantes pois, segundo o estudo de (Beckmann *et al.* , 2006), que fez uma análise comparativa entre os principais modelos, os *early warning systems* têm um poder de previsão robusto e, dessa forma, podem ajudar as autoridades a prevenir crises.

A crise do México de 1994 motivou uma reformulação na estrutura para previsão de crises do Fundo Monetário Internacional (FMI) que incentivou a construção dos EWS, que vem recebendo uma crescente atenção, não só por parte do FMI, como também do Banco Central Europeu e do Federal Reserve (Berg *et al.* , 1999). E, recentemente, de maneira sem precedentes, a crise de 2007/2008 trouxe de volta a atenção da academia para as causas das crises e seus respectivos tratamentos e, como uma das principais ferramentas para a mitigação de colapsos econômicos, a literatura aponta para o EWS (Alvarez-Jimenez , 2014). A recente crise financeira mundial estimulou uma nova onda de políticas e pesquisas acadêmicas visando o desenvolvimento de modelos empíricos capazes de fornecer alertas sobre o risco de início de uma nova crise bancária sistêmica, tais modelos são chamados de *early warning system* (Caggiano *et al.* , 2016, p. 104).

Basicamente, um EWS é um modelo construído com o objetivo de prever crises futuras. Os EWSs podem ter um valor substancial para os formuladores de políticas econômicas, permitindo-lhes detectar as fraquezas e vulnerabilidades econômicas e, possivelmente, tomar medidas preventivas para reduzir os riscos de se atravessar uma crise (Bussière e Fratzscher , 2006). Os EWS constituem uma ferramenta crucial para que as autoridades possam implementar políticas para prevenir ou ao menos atenuar o impacto de um distúrbio financeiro (Candelon *et al.* , 2012).

Neste sentido, diversos estudos procuram levantar, dentre outros, quais seriam os fatores determinantes para as crises bancárias, quais as causas determinados países entrem em uma crise bancária e outros não, quais as causas que fazem com que as crises bancárias em determinados países sejam mais prolongadas do que em outras, quais as causas que levam determinados bancos a entrarem numa situação de *distress* e outros não.

Devido à relevância do estudo, foram analisados 70 artigos relacionados com crises bancárias e com o *distress* de bancos publicados entre os anos de 2010 e 2016. Deste modo, para uma compreensão dos debates da literatura sobre *early warning system* para crises bancárias e *distress* bancário, foram observadas quatro questões principais:

- O que tem sido explorado na literatura sobre *early warning system* para crises bancárias e *distress* bancário?
- Em quais lugares recai os interesses da literatura sobre *early warning system* para crises bancárias e *distress* bancário?
- Quais são as contribuições da literatura sobre *early warning system* para crises bancárias e *distress* bancário?
- Quais são as lacunas e oportunidades de pesquisa sobre *early warning system* para crises bancárias e *distress* bancário?

Caminhando em direção a resolução dessas questões, foi realizada uma revisão bibliométrica da literatura em que foram analisados os conteúdos dos artigos sobre *early warning system* para crises bancárias e *distress* bancário com os seguintes objetivos específicos:

- Levantar um resumo dos principais objetivos, conclusões e contribuições de cada artigo;
- Classificar as principais características dos artigos;
- Apresentar os artigos mais relevantes da área;
- Levantar as principais características dos *early warning system* para crises bancárias e *distress* bancário;
- Construir uma agenda de pesquisa com base nas principais lacunas e oportunidades de estudo.

## 2.2.1 Descrição do método e bases para a revisão da literatura

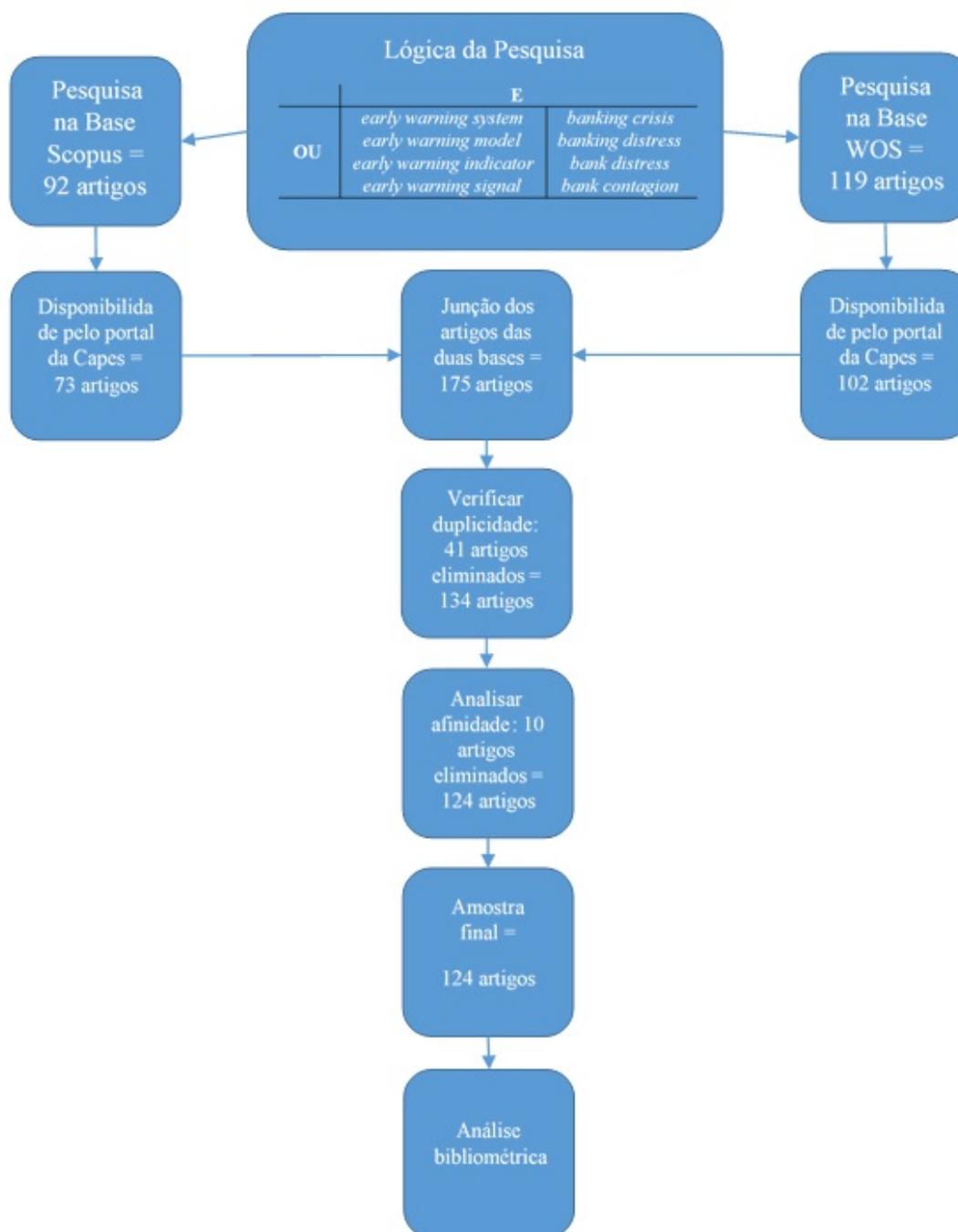
Para a consecução dos objetivos do presente estudo, foi realizado um levantamento bibliográfico sobre EWS para crises bancárias e *distress* bancário. As pesquisas foram realizadas nas seguintes bases de periódicos:

- Scopus da Elsevier;
- Web of Science da Thomson Reuters.

A literatura utiliza os termos *early warning system*, *early warning model*, *early warning indicator* e *early warning signal*. O presente trabalho tem interesse no estudo desses modelos para previsões de crises bancárias, *distress* bancário e também sobre contágio bancário. Portanto foi utilizada a lógica de pesquisa pelas palavras-chave conforme representada na Tabela 2.1.

**Tabela 2.1:** Lógica utilizada para a pesquisa nas bases de periódicos

E		
OU	<i>early warning system</i>	<i>banking crisis</i>
	<i>early warning model</i>	<i>banking distress</i>
	<i>early warning indicator</i>	<i>bank distress</i>
	<i>early warning signal</i>	<i>bank contagion</i>



**Figura 2.1:** Fluxo da pesquisa realizada sobre as bases a partir da lógica da pesquisa.

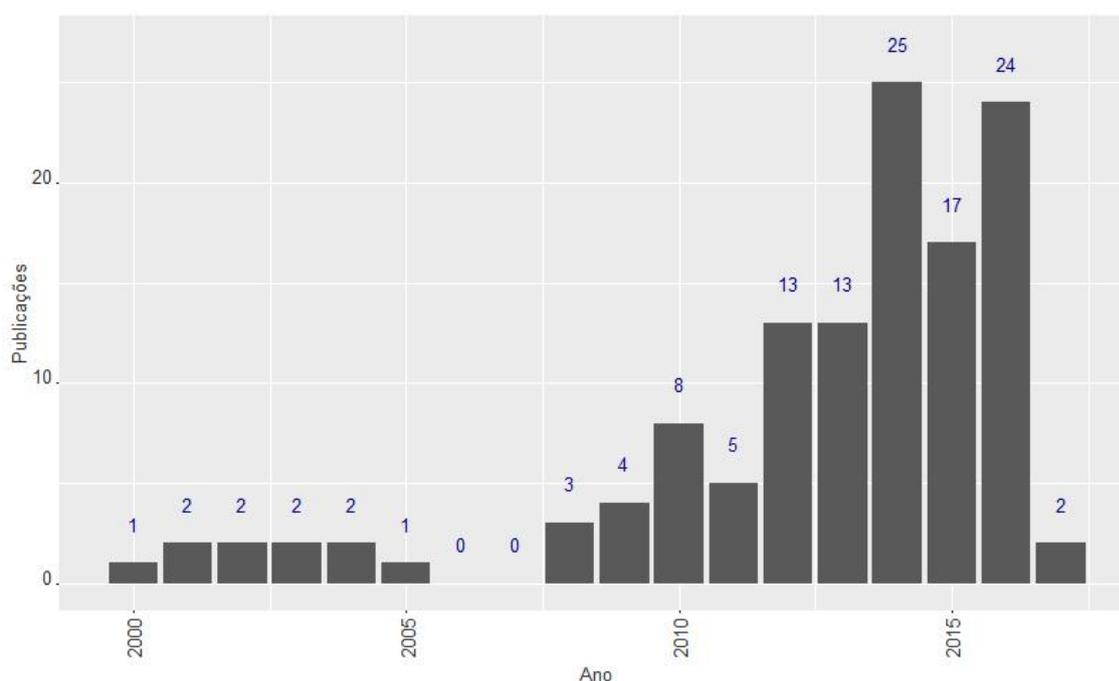
**Fonte:** Elaborado pelos autores.

A Figura 2.1 representa o fluxo utilizado para levantamento dos dados. A pesquisa na base Scopus apresentou um total de 92 artigos, mas apenas 73 estavam disponíveis de maneira integral. Já a pesquisa na base Web of Science apresentou 119 artigos, onde apenas 102 estavam disponíveis de maneira integral. Como 41 artigos eram comuns às duas bases, o total foi de 134 artigos. Desses 134 artigos, notou-se que 10 não estavam relacionados diretamente com os assuntos pesquisados e, deste modo, foram descartados, restando ao final 124 artigos que estão distribuídos em 75 periódicos.

A Tabela 2.2 apresenta os periódicos que mais publicaram artigos sobre EWS da amostra.

**Tabela 2.2:** Periódicos que mais publicaram sobre EWS

Periódicos	Quantidade
<i>Journal of Banking &amp; Finance.</i>	8
<i>Journal of Financial Stability.</i>	8
<i>Expert Systems with Applications.</i>	7
<i>International Journal of Finance &amp; Economics.</i>	5
<i>Economic Modelling.</i>	3
<i>Economic Systems.</i>	3
<i>Emerging Markets Review.</i>	3
<i>Journal of International Money and Finance.</i>	3
<i>Research in International Business and Finance.</i>	3



**Figura 2.2:** Quantidade de artigos publicados por ano.

Percebe-se que os periódicos onde houve um maior número de publicações na área de EWS para crises bancárias e *distress* bancário foram o *Journal of Banking & Finance* e o *Journal of Financial Stability* com 8 artigos cada.

A pesquisa nas bases de periódicos foi realizada em 21 de março de 2017, sendo levantados todos os artigos publicados sobre o assunto nas duas bases até essa data. Pela Figura 2.2, observa-se que o ano onde houve um maior número de publicações foi o ano de 2014, levando-se em consideração o fato de que no momento da coleta dos artigos, nem todos os números dos periódicos relativos ao ano de 2017 estavam disponíveis.

### Classificação e codificação

Na literatura, nota-se uma diversidade de EWSs, sendo que os elementos distintivos são dados pelos significados associados à crise bancária ou aos eventos de insolvência, o horizonte temporal (Janela de crise) em que está a origem das previsões, os procedimentos para seleção das variáveis explicativas e os métodos implementados. Além disso, o desenvolvimento de um EWS é fortemente

dependente das características intrínsecas de cada sistema financeiro. E, ainda, há uma ampla controvérsia sobre o conjunto ótimo de indicadores, capaz de indicar com precisão uma iminente deterioração da atividade das instituições de crédito, em que já foram analisadas as contribuições de variáveis microeconômicas e macroeconômicas, para detectar, numa fase inicial, as fontes de risco e vulnerabilidade. No entanto, não existe um denominador comum porque os EWSs estão relacionados com as particularidades de uma economia, o seu grau de abertura, o nível de desenvolvimento e complexidade do sistema financeiro, o número, a dimensão e a concentração das instituições de crédito e o tipo de *distress* que afetou o sistema bancário no passado. [Boitan \(2012\)](#)

Os 124 artigos da amostra foram resumidos e foram levantadas quais os objetivos, as conclusões e principais contribuições de cada um. Os objetivos, conclusões e principais contribuições encontram-se sistematizadas na Tabela [B.1](#).

Deste modo, com base nas características apontadas na literatura sobre EWS, foi construída uma estrutura de classificação para classificar e codificar os artigos coletados. Essa estrutura de classificação é montada de maneira semelhante ao trabalho de [Jabbour \(2013\)](#). O esquema de classificação utiliza 12 temas principais numerados de 1 a 12 e cada um desses temas tem uma codificação utilizando letras, por exemplo A, B, C, D e assim por diante. O tema 10 que trata do campo de estudo do código de classificação JEL (*Journal of Economic Literature*) tem suas codificações divididas nas letras correspondentes aos grandes temas de economia, correspondendo ao ponto mais alto da hierarquia dessa classificação, portanto foge à regra das outras classificações. A Tabela [2.3](#) traz o esquema de codificação adotada.

**Tabela 2.3:** Categorias dos trabalhos da pesquisa bibliográfica.

Classificação	Significado	Códigos para alternativas	
1	Tema Principal	A	<i>Banking crisis</i>
		B	<i>Contagion</i>
		C	<i>Bank Distress</i>
		D	<i>Financial Crisis</i>
		E	Não especificado
		F	Outros
2	Método Tipo de Estudo	A	Análise em painel
		B	Cross-section
		C	Análise estatística, series temporais e outros
		D	Teórico
		E	Análise bibliográfica ou bibliométrica
		F	Não especificado
		G	Outros
3	Unidade de Análise (Dados)	A	Mundo
		B	País
		C	Sistema Bancário
		D	Holding de bancos
		E	Bancos
		F	Não especificado
		G	Outros
4	Resultados	A	Novas Conclusões
		B	Consistentes com a Literatura
		C	Replicáveis
		D	Não especificado
		E	Outros
5	Número de Períodos utilizados para Previsão (janela de tempo)	A	1 período
		B	2 períodos
		C	3 períodos
		D	4 ou mais
		E	Não especificado
		F	Outros

Continua na próxima página.

**Tabela 2.3 – continuação a partir da página anterior**

<b>Classificação</b>	<b>Significado</b>	<b>Códigos para alternativas</b>	
6	Número de meses nos períodos de previsão (tamanho das janelas de tempo)	A	12
		B	18
		C	24
		D	36
		E	Não especificado
		F	Outros
7	Técnicas Utilizadas	A	Modelos Econométricos de Escolha Qualitativa
		B	Modelos Econométricos
		C	Modelos Econométricos Multiequacionais
		D	Aprendizag. Máquina - Intelig. Artificial - Mét. Comput.
		E	Métodos não-paramétricos
		F	Estimação por Sinais
		G	Simulação
		H	Não especificado
		I	Outros
8	Contexto de desenvolvimento	A	Países Desenvolvidos
		B	Países Não-desenvolvidos
		C	Não especificado
		D	Outros
9	Localidade	A	América do Norte
		B	Europa
		C	América Central
		D	América do Sul
		E	Asia / Oceania
		F	África
		G	Não especificado
		H	Outros

Continua na próxima página.

**Tabela 2.3 – continuação a partir da página anterior**

Classificação	Significado	Códigos para alternativas	
10	Campo de Estudo <i>JEL code</i>	C	<i>Mathematical and Quantitative Methods</i>
		D	<i>Microeconomics</i>
		E	<i>Macroeconomics and Monetary Economics</i>
		F	<i>International Economics</i>
		G	<i>Financial Economics</i>
		H	<i>Public Economics</i>
		L	<i>Industrial Organization</i>
		N	<i>Economic History</i>
		O	<i>Economic Development, Innovation, Technological Change, and Growth</i>
		NE	Não especificado
11	Período de Análise	A	Menos de 3 anos
		B	Entre 3 e 5 anos
		C	Entre 5 e 10 anos
		D	Superior a 10 anos
		E	Não especificado
		F	Outros
12	Categoria das Variáveis de Interesse	A	Indicadores de Economia Global
		B	Indicadores econômicos e financeiros (país específico)
		C	Indicadores do setor bancário (país específico)
		D	Indicadores contábil-financeiros (organização específica)
		E	Dados Simulados
		F	Não especificado
		G	Outros

**Fonte:** elaborado pelos autores.

A classificação 1 traz a identificação do tema principal (contexto) do trabalho, procurando distinguir quando possível se o artigo se refere a EWS para crises bancária, com considerações sobre contágio, *distress* bancário, crise financeira de uma maneira geral, apresentando também opções para não especificado e outros. Como na escolha dos artigos a serem avaliados, já foi executado um filtro, não foi necessário utilizar as classificações não especificado e outros.

A classificação 2 se refere ao método de estudo das variáveis independentes, pretendendo distinguir se os dados estavam dispostos em painel, *cross-section*, se utilizava alguma análise estatística ou séries temporais, e no caso de um estudo teórico, análise bibliográfica ou bibliométrica, também apresentando as opções de não especificado e outros, como em todas as outras classificações, com exceção da classificação 10.

Quanto a classificação 3, ela trata de unidade de análise do estudo, ou seja, se o artigo analisava o mundo como um todo, se a análise foi realizada por país, se o foco era o sistema bancário, *holding* de bancos ou bancos.

A classificação 4 tratou dos resultados da pesquisa com as opções de novas conclusões, consistentes com a literatura e replicáveis. Essa foi uma codificação muito complicada, tendo em vista que distinguir o que realmente é uma nova contribuição do que é uma contribuição consistente

com a literatura, pois muitas vezes o artigo apresenta alguma inovação, mas fica difícil dizer se essa inovação realmente é algo substancial.

A classificação 5 tratou do número de períodos utilizados para a previsão ou horizonte de tempo da previsão, tendo em vista que essa é uma questão importante e crucial para um EWS. Foram utilizadas 1, 2, 3, 4 ou mais períodos utilizados para que os indicadores pudessem apresentar seus efeitos sobre um previsão de crise.

A classificação 6 também tratou do horizonte de tempo para as previsões, mas em termo da quantidade de meses utilizados para a janela de previsão, apresentando as opções de 12, 18, 24, 36 meses que são as quantidades de meses mais utilizadas na literatura de EWS.

A classificação 7 é muito importante, pois tratou dos métodos utilizados na modelagem dos EWS, com as opções: modelos econométricos de escolha qualitativa (logit, probit, logit e probit multinomial ou ordenados, dentre outros), modelos econométricos (modelos econométricos com variáveis contínuas como variável dependente), modelos econométricos multiequacionais (como equações simultâneas ou vetores autorregressivos), modelos de aprendizagem de máquina, inteligência artificial ou métodos computacionais (redes neurais, *data mining*, máquinas de vetores de suporte) e simulação.

A classificação 8 traz o contexto dos tipos dos países utilizados nas amostras, tendo em vista que a literatura mostra que muitas vezes os indicadores são diferentes em países desenvolvidos e em países não-desenvolvidos.

A classificação 9 se refere a localidade a que se refere a amostra dos dados, podendo ser América do Norte, Europa, América Central, América do Sul, Ásia e Oceania (dentro da mesma categoria, por conta de sua proximidade e fortes operações comerciais).

A classificação 10 refere-se a classificação JEL (Jornal of Economic Literature) que possui uma codificação própria trazendo um índice de temas e subtemas. Os temas são apresentados por letras de A a Z e os subtemas por números. De maneira contrária às categorias das outras classes que foram previamente concebidas para o estudo, sofrendo pequenos ajustes durante o processo de codificação, para a classificação 10 foram levantados todos os códigos completos e somente ao final, separou-se apenas as letras com os temas principais da classificação JEL, portando, ao invés de serem apresentadas letras em ordem alfabética a partir do A, apresentou-se as letras utilizadas nos artigos estudados: C (*Mathematical and Quantitative Methods*), D (*Microeconomics*), E (*Macroeconomics and Monetary Economics*), F (*International Economics*), G (*Financial Economics*), H (*Public Economics*), L (*Industrial Organization*), N (*Economic History*) e O (*Economic Development, Innovation, Technological Change, and Growth*). Quando não havia classificação alguma, foi adotado a inscrição NE.

A classificação 11 tratou do período de análise das amostras dos trabalhos. Em muitos casos, os artigos utilizavam algumas séries históricas incompletas por problemas de disponibilidade em determinados países e nestes casos a classificação 11 apresentou como período o tamanho da maior série temporal.

Finalmente, a classificação 12 se refere aos tipos das variáveis utilizadas como indicadores dos EWS: indicadores de economia global (como PIB, inflação e juros mundiais), indicadores econômicos e financeiros de um país (como PIB nacional, M1, M2, reservas internacionais e taxas de juros), indicadores do setor bancário de um país específico (crédito ao setor privado, inadimplência, dentre outros), dados contábil-financeiros de uma organização específica (índices de rentabilidade, liquidez, dentre outros) e dados simulados (os dados utilizados no artigo não são reais, sendo fruto de algum tipo de simulação).

Os 124 artigos foram analisados, classificados e codificados de acordo com a estrutura apresentada e os dados categorizados constam na Tabela 2.6.

## 2.3 O que são *Early Warning Systems*–EWS? E quais são suas principais características

Toda crise econômica causa custos enormes para a economia de um país e seus impactos podem se alastrar para outros países. As crises econômicas têm um custo extraordinário: desemprego crescente, declínio dos preços dos imóveis, queda nos preços de ações, queda do Produto Interno Bruto (PIB), diminuição das receitas fiscais, grande aumento dos gastos públicos no combate à crise, com o conseqüente aumento da dívida pública por vários anos, e, além de todos estes custos, ainda há um elevado custo político aliado a uma instabilidade política severa (Alvarez-Jimenez , 2014).

Tanto as economias desenvolvidas, quanto as economias em desenvolvimento e as economias em transição já experimentaram crises bancárias severas, gerando preocupações: como a possibilidade de as crises bancárias interromperem o fluxo de crédito para as famílias e empresas, reduzindo o investimento e o consumo e, possivelmente, forçando empresas viáveis à falência. Além disso, as crises bancárias também podem comprometer o funcionamento do sistema de pagamentos e, minando a confiança em instituições financeiras nacionais, podem causar uma diminuição da poupança interna e uma fuga de capital em larga escala. Por fim, uma crise sistêmica pode forçar bancos sólidos a fechar suas portas (Demirgüç-Kunt e Detragiache , 1998, p. 81). E ainda, uma crise financeira alimenta uma crise política e vice-versa, formando um ciclo vicioso com custos elevados para a economia, para a política e principalmente para os cidadãos.

Os elevados custos das crises tanto para o setor público como para os investidores privados conduziram a uma proliferação de estudos empíricos que visam mostrar os principais indicadores determinantes das crises, a fim de prever futuros episódios de crise. Neste sentido, estes estudos são conhecidos como *early warning systems*, uma vez que é esperado que informem às autoridades e aos investidores sobre a ocorrência de crises num futuro próximo (Ari , 2012, p. 392).

Deste modo, diversos bancos centrais, organismos internacionais e instituições financeiras investiram e incentivaram pesquisas em *Early Warning Systems* (EWS). Tais investimentos são importantes, pois os EWS têm um robusto poder de previsão e, dessa forma, podem ajudar as autoridades a prevenir crises Beckmann *et al.* (2006). Pois o custo social de uma crise surge tão grande que há um consenso crescente da necessidade de prever tais eventos e evitar sua ocorrência (Bussière , 2013, p. 3).

A ideia central de um EWS parte do pressuposto de que em momentos antes das crises existam determinados padrões de comportamento de indicadores econômicos e financeiros que possam indicar a possibilidade de sua ocorrência, ou seja, a partir da detecção desses padrões seria possível inferir a ocorrência de crises, e, deste modo, acionar as medidas necessárias para evitá-las. O EWS tem como objetivo descobrir padrões comuns associados às crises e, desta maneira, fazer previsões quando estes padrões forem novamente constatados na economia, ou seja, a literatura de EWS centra-se na detecção de padrões de vulnerabilidades antes das crises.

Um EWS pode ter um valor substancial para as autoridades por permitir a detecção de fraquezas e vulnerabilidades econômicas e, possivelmente, tomar medidas preventivas para reduzir os riscos de se experimentar uma crise (Bussière e Fratzscher , 2006, p. 954). O EWS se constitui em uma ferramenta crucial para as autoridades para implementar políticas para prevenir ou ao menos atenuar o impacto de um distúrbio financeiro (Candelon *et al.* , 2012).

Um EWS para crises aplica métodos estatísticos para prever a probabilidade de que um país terá de enfrentar uma crise financeira ao longo de um horizonte de tempo determinado. Um EWS tem o objetivo de prever se e quando um determinado país pode ser afetado por uma crise financeira, ou seja, um EWS tem o objetivo de antecipar se um determinado país será afetado por uma crise financeira e quando isso acontecerá (Bussière e Fratzscher , 2006; Singh , 2011).

A seguir serão apresentadas as principais características dos EWS que foram usadas como base

para a construção da estrutura de classificação e categorização da amostra dos artigos usados no presente estudo.

### 2.3.1 Tipos de crises financeiras e vulnerabilidades

O assunto crise financeira faz emergir na mentes das pessoas diversos pensamentos: desemprego, queda e interrupção de rendimentos, inadimplência, falta de pagamentos, recessão, depressão, falta de liquidez, falta de pagamentos, aumento de dívidas, insolvência, falência, risco, incerteza, perigo, dentre outros.

Numa crise financeira, a estabilidade econômica é desafiada de diversas maneiras numa sucessão de fatos dentro de um ciclo vicioso. A desaceleração diminui a rentabilidade, a rentabilidade baixa diminui a liquidez e o valor das empresas, a baixa liquidez deprecia o valor dos ativos, tudo isso gera desemprego, o desemprego diminui a renda das famílias que acabam aumentando suas dívidas e a inadimplência, a renda menor desacelera a economia e a rentabilidade. Ou seja, a economia de um país entra numa espiral descendente, onde o impacto agregado dos diversos problemas é superior à consolidação dos impactos individuais de cada um dos problemas.

Uma vulnerabilidade pode afetar uma instituição financeira, que pode afetar outra instituição, piorando para um grupo de instituições, contaminando todo o sistema financeiro, tornando-se uma crise bancária, uma crise bancária em larga escala e depois com colapso da moeda nacional, levando também a uma crise monetária. E quanto mais severa e generalizada é a crise, mais custosa e mais complicado é a saída dela.

O uso da terminologia de crise financeira na literatura se refere a diversos tipos de incidentes, dentre os mais importantes: crise cambial, crise de balanço de pagamentos, crise de endividamento e crise bancária. Diante disso e tendo em vista o relacionamento e incidência conjunta de diferentes tipos de crise, há a necessidade de se estabelecer a definição desses tipos de crises. Essas definições evoluíram conforme o surgimento de cada crise e conforme o desenvolvimento da literatura referente a essas crises e a literatura mostra o seu relacionamento. Apesar de o foco do presente estudo ser crises bancárias e *distress* bancário, o relacionamento entre os tipos de crise financeira motivou a apresentação da definição dos outros tipos. Depois da constatação empírica da incidência conjunta de crises e da teoria das Crises Gêmeas (Kaminsky e Reinhart, 1999, 1996), a literatura passou a adotar a incidência de um tipo de crise para determinar a incidência de outro. Mais adiante, na seção 2.3.2 será apresentada a devida discussão sobre esse assunto.

#### Crise cambial

Crise cambial diz respeito a fortes desvalorizações das moedas locais durante um pequeno espaço de tempo. Diante de um ataque especulativo sobre sua moeda, as autoridades de um país podem comprar moeda nacional com suas reservas, aumentando a demanda pela moeda nacional e, assim, também aumentando seu preço ao custo de uma diminuição de suas reservas. Deste modo, os choques cambiais podem ser detectados não somente por quedas nas taxas de câmbio, mas também pelo nível das reservas internacionais. Outra maneira de tentar equilibrar o valor da moeda é atrair capitais externos e, nesse sentido, um arranjo utilizado principalmente pelos países emergentes é o aumento extraordinário das taxas de juros. Deste modo, surgem na literatura as definições operacionais de crises cambiais com base nessas variáveis e em suas combinações: taxa de câmbio, reservas internacionais e taxas de juros.

Neste sentido, para definir se há a incidência de crise cambial, a literatura seguiu a ideia de construir índices e quando os valores desses índices ultrapassam uma determinada marca, considera-se que a economia do país está em crise cambial.

Nesse contexto de definição de crise cambial, notadamente a literatura converge para os trabalhos de Eichengreen *et al.* (1995), Kaminsky e Reinhart (1999, 1996) e Eichengreen *et al.* (1996, p. 21). Os índices desses trabalhos são apresentados a seguir, pois a literatura os utiliza como referência até os dias atuais.

Com esse objetivo, Eichengreen *et al.* (1995, p. 278) constroem o índice de pressão especulativa (ISP – *index of speculative pressure*) medida como uma média ponderada das variações cambiais, mudanças nas taxas de juros e variações da reserva:

$$ISP_t = \left( \frac{ER_t - ER_{t-1}}{ER_{t-1}} \right) + \left( \frac{\sigma_{RER}}{\sigma_{IR}} \right) \left( \frac{IR_t - IR_{t-1}}{ER_{t-1}} \right) - \left( \frac{\sigma_{RER}}{\sigma_{RES}} \right) \left( \frac{RES_t - RES_{t-1}}{RES_{t-1}} \right) \quad (2.1)$$

Onde:  $ISP_t$  é o índice de pressão especulativa no período  $t$ ;  $ER_t$  é a taxa de câmbio (*exchange rate* – ER) no período  $t$ ;  $RES_t$  é o volume das reservas internacionais;  $\sigma_{ER}$  é o desvio padrão da taxa de câmbio;  $\sigma_{RES}$  é o desvio padrão das reservas internacionais;  $IR_t$  é a taxa de juros (*interest rate* – IR) no período  $t$ ;  $\sigma_{IR}$  é o desvio padrão da taxa de juros;  $\sigma_{ER}/\sigma_{RES}$  é o peso que permite que ER e RES tenham volatilidades iguais para a amostra;  $\sigma_{RER}/\sigma_{RES}$  é o peso que permite que RER e RES tenham volatilidades iguais para a amostra.

A pressão especulativa é medida como uma média ponderada das variações cambiais, alterações nas reservas e variações nas taxas de juros. Os ataques especulativos, ou seja, as crises, são definidos como períodos em que este índice de pressão especulativa atinge valores extremos. Intuitivamente, um ataque a uma moeda pode levar a uma perda de reservas, podendo ser mitigado por um aumento de taxas de juros doméstica associado a uma contração do crédito interno ou podendo ser acomodada por uma desvalorização da taxa de câmbio. O índice pode detectar eventos de grandes flutuações, mas nem sempre os eventos implicam em crises, podem ser realinhamentos ordenados ou defesas bem sucedidas (Eichengreen *et al.*, 1995, p. 278). Segundo os autores, uma crise cambial deve ser considerada quando o ISP superar dois desvios padrões de sua média:

$$CC_t = \begin{cases} 0, & \text{se } ISP_t > 2 \cdot \sigma_{ISP} + \mu_{ISP} \\ 1, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.2)$$

Onde:  $CC_t$  é o estado de definição do momento de crise cambial (*Currency Crisis* – CC) no momento  $t$ , sendo 1, se no momento  $t$  a economia está em crise cambial, ou zero, se  $t$  é um momento de normalidade;  $\sigma_{ISP}$  é o desvio padrão de ISP e  $\mu_{ISP}$  é a média de ISP.

Kaminsky e Reinhart (1996, pp. 4-5) apresentam o índice de turbulência no mercado monetário representado por uma média ponderada entre variações da moeda e reservas internacionais de um determinado país e definem como episódios de crise os momentos em que os valores desse índice ultrapassam o *benchmark* de 3 desvios padrões acima de sua média. As autoras definem crise cambial a partir do ataque sobre a moeda de um país, tendo como consequência uma substancial queda das reservas internacionais, uma brusca queda do valor do câmbio ou uma combinação dessas situações. Com base nessas considerações e no modelo de Eichengreen *et al.* (1995), as autoras elaboraram um índice de turbulência no mercado de câmbio (*Index of Currency Market Turbulence* – ICMT):

$$ICMT_t = \left( \frac{ER_t - ER_{t-1}}{ER_{t-1}} \right) - \left( \frac{\sigma_{ER}}{\sigma_{RES}} \right) \left( \frac{RES_t - RES_{t-1}}{RES_{t-1}} \right) \quad (2.3)$$

Onde:  $ICMT_t$  é o índice de turbulência no mercado de câmbio no período  $t$ ;  $ER_t$  é a taxa de câmbio (*exchange rate* – ER) no período  $t$ ;  $RES_t$  é o volume das reservas internacionais;  $\sigma_{ER}$  é o desvio padrão da taxa de câmbio;  $\sigma_{RES}$  é o desvio padrão das reservas internacionais; e  $\sigma_{ER}/\sigma_{RES}$  é o peso que permite que ER e RES tenham volatilidades iguais para a amostra. As leituras do ICMT que superarem três desvios padrões ou mais de sua média devem ser consideradas como crises:

$$CC_t = \begin{cases} 0, & \text{se } ICMT_t > 3 \cdot \sigma_{ICMT} + \mu_{ICMT} \\ 1, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.4)$$

Onde:  $CC_t$  é o estado de definição do momento de crise cambial (*currency crisis* – CC) no momento  $t$ , sendo 1, se no momento  $t$  a economia está em crise cambial, ou zero, se  $t$  é um momento de normalidade;  $\sigma_{ICMT}$  é o desvio padrão de  $ICMT$  e  $\mu_{ICMT}$  é a média de  $ICMT$ .

Em seu novo trabalho [Eichengreen et al. \(1996, p. 21\)](#) alteram o nome do índice para índice de pressão do mercado (*IEMP* – *index of exchange market pressure*), mantendo a mesma forma de cálculo, mas revisaram a definição de crise, considerando que é uma crise cambial quando as leituras do *IEMP* superarem um desvio padrão e meio de sua média, ou seja:

$$CC_t = \begin{cases} 0, & \text{se } IEMP_t > 1,5 \cdot \sigma_{IEMP} + \mu_{IEMP} \\ 1, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.5)$$

Onde:  $CC_t$  é o estado de definição do momento de crise cambial (*currency crisis* – CC) no momento  $t$ , sendo 1, se no momento  $t$  a economia está em crise cambial, ou zero, se  $t$  é um momento de normalidade;  $\sigma_{IEMP}$  é o desvio padrão de *IEMP* e  $\mu_{IEMP}$  é a média de *IEMP*.

### Crise da dívida

[Reinhart e Rogoff \(2011, p. 1702\)](#) apresentam algumas definições de dívida. Dívida interna é o passivo total do setor público e do setor privado de um país sujeito a legislação doméstica, englobando a dívida do setor privado e do setor público contratadas internamente, sendo principalmente composta pelas dívidas das famílias e empresas e contratadas principalmente através de instituições bancárias nacionais. Dívida externa é o passivo total de um país junto a credores estrangeiros, tanto do setor público, quanto privado. Dívida governamental interna é dívida total de um governo emitida e sujeita a jurisdição nacional, independentemente da nacionalidade do credor ou da denominação da moeda da dívida. Dívida governamental interna em moeda estrangeira são os passivos do governo emitidos em moeda estrangeira. Dívida pública total é a totalidade dos passivos de um determinado governo, tanto com credores domésticos, quanto com credores estrangeiros. Dívida do banco central é a dívida emitida geralmente para facilitar as operações de mercado aberto tanto em moeda nacional ou estrangeira e geralmente não incluída dentre a dívida pública. Dívida oculta não é uma definição contábil e inclui os passivos contingentes do governo.

Crise da dívida está diretamente relacionada ao excesso de endividamento, ou seja, é uma situação onde grandes dívidas ameaçam sobrecarregar inúmeros indivíduos, organizações ou países, tornando-os incapazes de pagar suas dívidas e ameaçando a estabilidade da economia. Dívida soberana é a dívida do governo central de um determinado país, também denominada como dívida governamental, dívida nacional e dívida pública, podendo ser tanto interna, quanto externa, sendo emitida por meio de títulos públicos de curto e longo prazo. Crise da dívida soberana ocorre quando um país se torna incapaz de quitar suas dívidas: juros ou o principal. Numa crise de dívida soberana, o endividamento estatal excessivo sobrecarrega o país que ficam em dificuldades para cumprir os serviços da dívida.

Crise da dívida se refere à possibilidade de que o reembolso de dívidas vai envolver um fardo tão pesado em termos de perda dos padrões de vida atuais para a população de um país em geral que seu governo se vê tentado a optar em suspender ou ao menos reprogramar os pagamentos do serviço da dívida ([McLeod, 1996, p. 120](#)).

Segundo [Reinhart e Rogoff \(2011, pp. 1679-1680\)](#), crises da dívida externa envolvem o não pagamento definitivo de obrigações de dívida efetuadas sob a jurisdição da legislação estrangeira, incluindo a falta de pagamento, o repúdio, ou reestruturação de dívida em condições menos favoráveis para o credor do que no contrato original. Já a crise da dívida doméstica envolve o não

cumprimento de dívidas realizadas de acordo com a legislação doméstica do país e, além disso, com congelamento dos depósitos bancários ou conversão forçada de depósitos em moeda estrangeira em moeda local.

Ciaroni e Trebeschi (2005, p. 378) definem crise da dívida como o evento onde uma ou mais das seguintes condições ocorrerem: (1) um país declara oficialmente uma moratória sobre o pagamento da dívida pública ou externas; (2) um país tenha incorrido em falta de pagamento dos juros ou do principal de dívidas externas com credores oficiais e comerciais, adicionando mais de 5% de juros no serviço da dívida pago ao final de um ano; (3) um país acumula atrasos de pagamentos de juros ou do principal de obrigações externas com credores oficiais e comerciais, somando mais de 5% da dívida externa total pendente ao final do ano; (4) um país assina uma reestruturação da dívida ou acordo de reescalonamento com um credor oficial ou comercial; (5) um país recebeu um grande pacote de assistência do FMI, ou seja, o acesso ao crédito de mais de 100% de sua quota.

### Crise bancária

Uma crise bancária refere-se a uma situação em que as corridas bancárias ou falências, reais ou potenciais, podem induzir os bancos a suspender o cumprimento de suas responsabilidades ou obrigar o governo a intervir para prevenir isso com a oferta de assistência em grande escala, sendo que a crise bancária pode ser tão extensa e assumir proporções sistêmicas (IMF, 1998, p. 74).

Para Kaminsky e Reinhart (1999, p. 476) crises bancárias são definidas por dois tipos de eventos: corridas bancárias ou, não havendo corridas bancárias, o encerramento, fusão, incorporação ou assistência financeira governamental em grande escala para instituição financeira importante ou para grupo de instituições, marcando o início de uma sucessão de eventos semelhantes para outras instituições financeiras.

Numa crise bancária, setores empresariais e financeiros de um país experimentam um grande aumento de inadimplência: instituições financeiras e corporações enfrentam grandes dificuldades em reembolsar os contratos no prazo. Como resultado, aumenta de forma acentuada a exigência de capital regulamentar e todos ou a maioria do capital do sistema bancário global está esgotado. Esta situação pode ser acompanhada de depressão nos preços dos ativos (tais como preços de ações e preços de ativos imobiliários), fortes aumentos nas taxas de juros reais, e uma desaceleração ou reversão dos fluxos de capital, podendo haver uma corrida dos depositantes aos bancos que, se ocorrer generalizadamente, pode colocar em perigo até as instituições financeiras sistemicamente importantes Laeven e Valencia (2008, p. 5).

Para Laeven e Valencia (2008, p. 228), trata-se de um evento que reúne duas condições: sinais significativos de *distress* financeiro no sistema bancário (corridas bancárias, perdas no sistema bancário e liquidações bancárias) e medidas de políticas de intervenção significantes em resposta a perdas significantes no sistema bancário.

Da mesma maneira que na literatura para crises cambiais, há também estudos que utilizam índices para definir crises bancárias, considerando-se que há um evento de crise bancária quando os valores desses índices ultrapassam uma determinada marca. Neste sentido, se destacam os trabalhos de Von Hagen e Ho (2007) e de Jing *et al.* (2015).

$$IMP_t = \frac{\Delta\gamma_t}{\sigma_{\Delta\gamma}} + \frac{\Delta r_t}{\sigma_{\Delta r}} \quad (2.6)$$

Onde:  $r_t$  é a taxa de juros real de curto prazo no período  $t$  e  $\gamma_t$  é a razão entre as reservas do banco central sobre o total de depósitos;  $\Delta\gamma_t = \gamma_t - \gamma_{t-1}$ ;  $\Delta r_t = r_t - r_{t-1}$ ;  $\sigma_{\Delta r}$  é o desvio padrão de  $\Delta r$  e  $\sigma_{\Delta\gamma}$  é o desvio padrão de  $\Delta\gamma$ .

Von Hagen e Ho (2007) definem o início de uma crise bancária como o período em que IMP

atende a dois critérios: (1) seu valor excede o percentil 98,5 da distribuição de IMP para o país em estudo e (2) o incremento de IMP a partir do período anterior é de ao menos 5%.

Estendendo o índice de Von Hagen e Ho, [Jing et al. \(2015, p.3\)](#) apresentaram o índice de pressão no mercado monetário modificado (*MMPI – Modified Monetary Pressure Index*) com alterações nas ponderações das variáveis:

$$MMPI_t = \omega_1 \cdot \Delta\gamma_t + \omega_2 \cdot \Delta r_t \quad (2.7)$$

onde:

$$\omega_1 = \frac{\frac{1}{\sigma(\Delta\gamma)}}{\frac{1}{\sigma(\Delta\gamma)} + \frac{1}{\sigma(\Delta r)}} \quad (2.8)$$

$$\omega_2 = \frac{\frac{1}{\sigma(\Delta r)}}{\frac{1}{\sigma(\Delta\gamma)} + \frac{1}{\sigma(\Delta r)}} \quad (2.9)$$

Deste modo, [Jing et al. \(2015\)](#) calcularam os desvios-padrões com base numa janela de 24 meses, sob a alegação de que utilizando todo o período da amostra para calcular os desvios-padrões, poderiam estar ignorando possíveis mudanças nos regimes monetário dos países. E chegaram a conclusão de que o limiar de 98,5% adotados por Von Hagen e Ho está adequado para as autoridades que não gostam de falsos alarmes e que acreditam que falsos alarmes podem trazer custos elevados.

### ***Distress* bancário**

Existem basicamente três abordagens para EWS para previsão de crises bancárias: (1) a abordagem de *bottom-up* (de baixo para cima), (2) a abordagem agregada e (3) a abordagem macroeconômica. (1) Na abordagem *bottom-up*, a probabilidade de insolvência é estimada individualmente para cada banco e surge a preocupação com a instabilidade sistêmica quando a probabilidade de insolvência torna-se significativa para uma grande proporção dos ativos dos bancos do país (soma de todos os bancos do país). (2) Na abordagem agregada são aplicados os dados agregados dos bancos para determinar a probabilidade de falência sistêmica. (3) Na abordagem macroeconômica, em vez de se observar os dados dos balanços bancários para a verificação de fontes internas de vulnerabilidade, são estabelecidas relações sistêmicas entre as variáveis de toda a economia e os indicadores de solidez bancária, pressupondo-se que uma série de variáveis macroeconômicas devem afetar o sistema bancário ou refletir sua condição ([Singh, 2011, p. 186](#)).

Ao lidar com *distress* bancário o foco está na abordagem *bottom-up*, considerando-se que o *distress* individual de um banco, numa situação extrema, poderia ocasionar instabilidades sistêmicas, principalmente se o *distress* for detectada num banco de importância sistêmica.

Recentemente, a literatura sobre EWS vem colocando seu foco na detecção de vulnerabilidades fundamentais e, por isso, identificando padrões comuns que precedem crises financeiras, tendo em vista a dificuldade de se prever a deflagração de uma crise. Deste modo, trabalhos recentes apresentam o objetivo de previsão de estados vulneráveis que podem ativar eventos de *distress* bancário. Neste intuito, os sinais de alerta são levantados ao nível de banco, permitindo a ação das autoridades antes que o problema possa se alastrar ao nível sistêmico ([Betz et al., 2014, pp. 225-226](#)). [González-Hermosillo \(1999, p. 1\)](#) aponta que, focando os estudos no *distress*, há a vantagem de que a fragilidade do sistema bancário pode ser avaliada antes da ocorrência de uma crise.

A literatura sobre insolvência corporativa foi estendida para abranger os estudos sobre *distress* financeiro e as corporações que tenham experimentado a situação de *distress* podem nunca ter enfrentado o problema de insolvência, caso medidas tenham sido tomadas para afastar esse risco. Deste modo, diversos modelos foram baseados na estrutura da antiga literatura de previsão de in-

solvência, mas os modelos de *distress* buscam colocar seu foco nas fases antecedentes a insolvência (Bhimani *et al.* , 2010, p. 519).

Um banco é considerado em *distress* quando não pode entregar completamente os recursos de seus depositantes de maneira integral e a tempo. Uma situação de *distress* pode ser considerada como terminal ou marginal. No caso de vulnerabilidades terminais, o valor de mercado dos ativos do banco cai abaixo do valor de mercado de seus passivos, caso em que o banco é considerado como insolvente. Já no caso marginal, o valor de mercado de seus ativos ainda supera o valor de mercado de seus passivos, caso em que o banco pode entrar em *distress* sem ficar insolvente (Nnamdi e Chibuikem , 2014, p. 77).

González-Hermosillo (1999, p. 25) apresenta uma definição operacional de *distress* para bancos. Para a autora bancos são considerados em *distress* se sua taxa de cobertura (*coverage ratio*) for menor que um determinado *benchmark*, sendo que a taxa de cobertura é um indicador principal de *distress* e é definida como o patrimônio líquido sobre a provisão para devedores duvidosos menos os empréstimos em inadimplência sobre os ativos totais. No caso dos Estados Unidos, o valor limite da taxa de cobertura é zero, sendo considerados em *distress* os bancos com a taxa de cobertura iguais a zero ou negativos. Como a definição de empréstimos inadimplentes é mais restrita na Colômbia e no México, a autora definiu para esses países o *benchmark* para a taxa de cobertura é de 1,5%.

Betz *et al.* (2014, p. 225) consideram em seu trabalho que *distress* é uma situação de risco que, além de falências, são levadas em consideração as liquidações, fusões e intervenções do Estado, como as assistências financeiras de capital, reparação de ativos e oferta de garantias. Deste modo, segundo a definição de Betz *et al.* (2014), o *distress* bancário é caracterizado por intervenções das autoridades, fusões em estado de *distress*, liquidações e falências e as liberações de recursos pelo governo para o banco com problemas. E para fusões em *distress*, os autores consideraram o mesmo critério para a taxa de cobertura utilizado no trabalho de González-Hermosillo (1999). Maghyereh e Awartani (2014, p. 25) também fizeram uso da mesma definição de Betz *et al.* (2014).

Bongini *et al.* (2001, pp. 10-11) definiram *distress* de uma maneira mais abrangente como todas as circunstâncias em que uma instituição financeira recebeu apoio externo ou foi fechada diretamente, ou seja, *distress* foi identificado como uma das seguintes maneiras: (1) a instituição foi fechada, (2) a instituição financeira foi fundida com outra instituição financeira; (3) a instituição financeira foi recapitalizada pelo Banco Central, por uma instituição de seguro para os depósitos ou por uma agência especificamente criada para lidar com crise; (4) as operações da instituição financeira foram temporariamente suspensas. O fechamento foi considerado como um subconjunto do *distress* e inclui somente as insolvências decretadas judicialmente. Posteriormente, Bongini *et al.* (2002, pp. 1022-1024) consideram *distress* como fechamentos, recapitalizações, suspensões e fusões.

### 2.3.2 Crises gêmeas e as incidências conjuntas de crises

Kaminsky e Reinhart (1999, 1996) apresentaram fortes evidências do que ficou conhecido como crises gêmeas, ou seja, evidências da incidência conjunta das crises bancárias e cambiais. As autoras chegam a essa conclusão com base em estudos empíricos desenvolvidos para diversos casos de crises ao redor do mundo. Kaminsky e Reinhart (1999, p. 474) chegaram a conclusão que, as crises bancárias normalmente precedem os colapsos da moeda e os colapsos da moeda podem agravar as crises bancárias. Ou seja, uma crise bancária aumenta a probabilidade de que um país caia em uma crise cambial, mas uma crise bancária não é considerada como causa imediata de crises cambiais, pois os estudos empíricos apenas apontam causas comuns. E no caso de uma crise cambial surgir primeiro, geralmente é considerado como algo apenas circunstancial.

Os estudos de Duttagupta e Cashin (2011) corroboram com essa questão, pois verificaram

que uma depreciação nominal da moeda doméstica é um determinante chave para crises bancárias. Ari e Cergibozan (2016, p. 133) apresentam em seus resultados que, para o caso da Turquia, os resultados também indicam que as crises bancárias acarretam crises cambiais e vice-versa.

Dreher *et al.* (2006, p. 321) apresentam em seus resultados que se existir um efeito de contágio entre crise cambial e crise da dívida ocorre rapidamente e suas estimativas mostram que as crises cambiais são significativamente mais prováveis se há uma alta probabilidade de crise de dívida contemporânea, enquanto que as crises de dívida são significativamente mais prováveis com crises cambiais contemporâneas, apesar de que as crises de dívida são significativamente menos prováveis se uma crise cambial tiver ocorrido três anos antes.

Herz e Tong (2008, p. 968) comprovaram a causalidade de Granger entre crises de dívida e crises cambiais, sendo que as crises da dívida contribuem significativamente na previsão de crises cambiais, mas as crises cambiais não tem poder preditivo para as crises da dívida. Os autores ainda encontraram evidências de que as crises da dívida e as crises cambiais tem raízes em comum, indicando que os fundamentos macroeconômicos têm um importante papel na ocorrência dupla das crises.

Laeven e Valencia (2013) apresentaram um banco de dados abrangente sobre crises financeiras, incluindo episódios de crises bancárias, cambiais e de dívida por todo o mundo, desde 1970 até 2011. Um dos aspectos abordados pelos autores foi a questão da incidência conjunta de crises. Os autores constaram que as crises triplas são bastante raras e dentre as crises gêmeas (crise cambial com crise bancárias ou com crise de dívida), as associações com crises cambiais são as mais frequentes. Com relação ao sequenciamento das crises, as crises cambiais e especialmente as crises de dívida tendem a seguir as crises bancárias.

### **2.3.3 Distress bancário, crise bancária e abordagens micro e macroprudencial**

A distinção entre as dimensões micro e macroprudencial da estabilidade financeira é melhor representada por seus objetivos e pela concepção dos mecanismos que influenciam os resultados econômicos (Crockett , 2000). E um dos aspectos principais para o atingimento desses objetivos está diretamente interligado à escolha dos indicadores dos modelos.

O objetivo macroprudencial pode ser definido como limitar os custos para a economia decorrentes de problemas financeiros, incluindo os que decorrem de qualquer risco moral induzido pelas políticas, que limitaria a probabilidade de falência e seus respectivos custos para porções significativas do sistema financeiro. Ou seja, pode-se dizer que o objetivo da abordagem macroprudencial seria limitar o risco sistêmico (Crockett , 2000), ou seja, o objetivo da abordagem macroprudencial é limitar o risco de episódios de *distress* financeiro com perdas significativas para economia como um todo em termos de produção real (Borio , 2003, p. 2).

Já o objetivo microprudencial poderia ser visto como limitar a probabilidade de insolvência de instituições individuais. Ou seja, de uma maneira generalizada, pode-se dizer que o objetivo é limitar o risco idiossincrático (Crockett , 2000). Ou seja, o objetivo da abordagem microprudencial é limitar o risco de episódios de *distress* financeiro em instituições individuais, independentemente do seu impacto na economia como um todo (Borio , 2003).

Com relação ao foco, a abordagem macroprudencial tem seu foco no sistema financeiro como um todo, já a microprudencial observa cada instituição individualmente. A abordagem macroprudencial trata o risco agregado como se fosse dependente do comportamento coletivo das instituições, ou seja, o risco agregado nessa perspectiva é endógeno. As instituições podem coletivamente afetar os preços dos ativos financeiros, as quantidades transacionadas (empréstimos recebidos e realizados) e, deste modo, afetar a solidez de toda a economia, com numerosos efeitos sobre a solidez das instituições. Por outro lado, no foco individual nas instituições, isto é, numa perspectiva

microprudencial, o risco é tratado de uma maneira exógena, ou seja, cada instituição individualmente, geralmente, tem pouco impacto nos preços de mercado ou na economia como um todo, considera-se que as condições do mercado e do crédito e a atividade econômica não são afetados pelas decisões individuais das instituições. (Borio , 2003, pp. 2-3).

A Tabela 2.4 apresenta uma comparação dos principais aspectos da abordagem macroprudencial e da microprudencial. Como pode-se observar, mesmo havendo algumas sobreposições, as abordagens são complementares.

**Tabela 2.4:** Comparação das Perspectivas micro e macroprudenciais

	<b>Macroprudencial</b>	<b>Microprudencial</b>
<b>Objetivo Imediato</b>	Limitar o <i>distress</i> do sistema financeiro	Limitar o <i>distress</i> de instituições individuais
<b>Objetivo Final</b>	evitar os custos sobre o produto (PIB)	Proteção ao consumidor (investidor/depositante)
<b>Modelo de Risco</b>	(em parte) endógeno	exógeno
<b>Correlações e exposições comuns entre instituições</b>	importante	irrelevante
<b>Calibragem dos controles prudenciais</b>	em termos do <i>distress</i> de todo o sistema	em termos de riscos das instituições individuais
<b>Abordagem</b>	top-down (de cima para baixo)	botton-up (de baixo para cima)

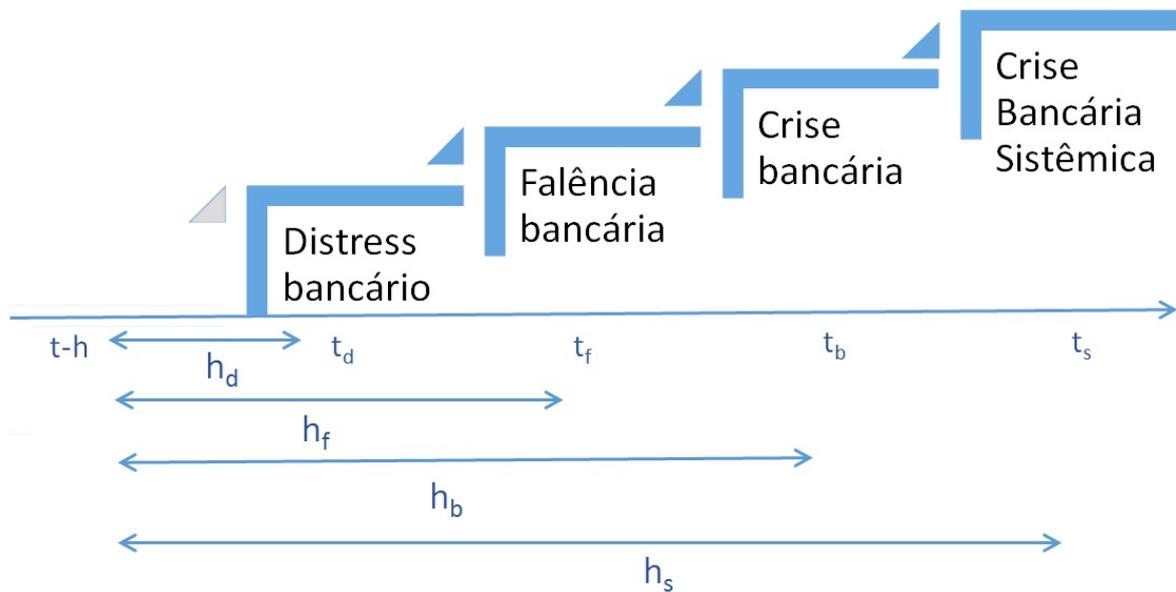
Fonte: Borio (2003, p. 2)

Assim, a literatura empírica que trata de crises bancárias está amplamente dividida em dois campos principais: estudos com foco na contribuição de variáveis macroeconômicas para explicar as crises bancárias e estudos que primariamente focam no papel dos dados específicos de bancos para explicar as insolvências bancárias (González-Hermosillo , 1999, p. 5).

A situação de *distress* de um banco pode encaminhá-lo à insolvência e, a partir daí, a situação pode se agravar e chegar a uma crise bancária que, se tiver seus efeitos ampliados, pode em situação extrema, levar tudo a uma crise bancária sistêmica (veja a Figura 2.3, página 22). Mas, por outro lado, um banco pode entrar em *distress* sem entrar em colapso e falir, e, numa situação ideal, poderia até ser avaliado que esse banco se encaminha para uma situação de *distress* e, com a aplicação de medidas corretivas, poderia evitar-se que entrasse em *distress*. O foco no *distress* tem a vantagem de que a fragilidade do sistema bancário pode ser avaliada antes que uma crise realmente venha a ocorrer (González-Hermosillo , 1999). Pois como um evento de *distress* bancário pode não ficar restrito ao âmbito interno de um banco, propagando-se para outros bancos e, posteriormente, alastrando-se por todo o sistema bancário, deste modo, a identificação antecipada de um evento de *distress* em bancos permite que as autoridades tomem as medidas de mitigação necessárias dentro de um tempo suficiente para que os bancos reajam e o surgimento de uma crise em potencial não venha à tona (Messai e Gallali , 2015).

Os trabalhos com foco no *distress* de instituições financeiras se utilizam de indicadores contábeis de cada instituição financeira, tendo em vista que sua unidade de análise é a própria instituição financeira. Neste sentido, há os trabalhos de: Messai e Gallali (2015), Miller *et al.* (2015) e Huang *et al.* (2012).

É interessante o desenvolvimento do trabalho de Auvray e Brossard (2012) que, além de indicadores financeiros, inclui em suas análises indicadores qualitativos de características importantes



**Figura 2.3:** Horizonte de tempo das previsões e estágio de evolução da crise

das instituições financeiras expressos como variáveis *dummy*, como, por exemplo, dentre outras: uma variável *dummy* referente ao tamanho da instituição, ficando com valor 1 se a instituição se seu total de ativos for superior a média dos bancos da amostra; uma variável *dummy* que verifica se a instituição tem um volume de captação nos mercados estrangeiros superior que a mediana das instituições da amostra; uma variável *dummy* para verificar se o acionista majoritário possui ao menos 5% das ações da instituição; e uma variável *dummy* para verificar se o banco é uma entidade de importância estratégica, ou seja, a instituição é líder de uma *holding*.

Geralmente os trabalhos com foco em crises bancárias, lançam mão de indicadores macroeconômicos, como, dentre outros, PIB, reservas internacionais e taxa de câmbio, e incluem os indicadores agregados do setor bancário do país, como volume total de crédito e de depósitos. Como a unidade de análise nos estudos sobre crises bancárias é a economia do país como um todo, ou o setor bancário, as variáveis utilizadas representam as características da economia do país e do setor bancário do país. Nessa linha, dentre outros, podem ser citados os trabalhos de: [Caggiano et al. \(2014\)](#), [Bhattacharya e Roy \(2012\)](#), [Davis et al. \(2011\)](#) e [Von Hagen e Ho \(2007\)](#).

O tratado de Basileia II apresentou uma estrutura para a abordagem microprudencial, tratando de questões sobre requerimento de capital para mitigar o risco de crédito, de mercado e operacional. O tratado de Basileia III apresentou a necessidade de ampliação da quantidade e da qualidade do capital, introduziu a necessidade da taxa de alavancagem. Além disso, o Basileia III tratou da questão da sobreposição macroprudencial, trazendo a questão da necessidade de estabilidade ao longo do tempo (prociclicidade), por meio de medidas contracíclicas, e da necessidade de estabilidade em cada ponto no tempo, por meio de uma abordagem para todo o sistema.

De uma maneira geral, a abordagem macroprudencial considera que a consideração da estabilidade e solidez de cada uma das instituições financeiras é uma condição necessária para a estabilidade do sistema financeiro como um todo, mas não é condição suficiente. Sendo necessária a sobreposição das políticas micro e macroprudenciais.

Deste modo [Crockett \(2000\)](#) aponta que o objetivo das práticas prudenciais é o casamento das características de sucesso das abordagens micro e macroprudenciais, juntando de maneira contrabalaneada o que cada uma tem de melhor para oferecer.

Segundo ([Li et al. , 2013, p.2](#)), indicadores microprudenciais não podem proporcionar uma perspectiva sistêmica no risco bancário sistêmico, enquanto os indicadores macroprudenciais não

podem proporcionar alertas sobre *distress* de bancos individuais. Ainda, segundo os autores, as crises recentes mostram que as conexões interbancárias desempenham um importante papel nos mecanismos de propagação do risco bancário sistêmico, fazendo com que os indicadores de previsão para risco bancário sistêmico incorporem ambas as perspectivas microprudencial e macroprudencial, bem como as características de conexão interbancária.

Nesse intuito de integração das abordagens, é importante ressaltar os trabalhos que se utilizam de variáveis de cada instituição financeira juntamente com indicadores macroeconômicos, tentando realizar uma análise ampla sobre as questões da saúde individual das instituições em conjunto com fatores macroeconômicos que atuam na economia como um todo e que podem ocasionar impactos diferentes nas instituições, realizando deste modo uma abordagem integrada micro e macroprudencial. Nesta direção, dentre outros, há os trabalhos de: [Betz \*et al.\* \(2014\)](#), [Maghyreh e Awartani \(2014\)](#) e [Li \*et al.\* \(2013\)](#).

Na realidade, por diversas vezes, vários tipos de crises financeiras estão fortemente interligados, fazendo com que um tipo possa intensificar o outro, dificultando a identificação e atribuição de uma crise claramente a um determinado tipo, sendo que por diversos episódios um país enfrenta várias crises simultaneamente.

As instituições financeiras têm uma fragilidade inerente em parte por conta de sua elevada alavancagem de suas atividades operacionais. E por conta dessa fragilidade o problema apresentado em um banco pode rapidamente se alastrar por todo o sistema financeiro. Ao mesmo tempo em que determinados choques econômicos e até mesmo determinadas ações das autoridades podem fragilizar todo o sistema bancário, aumentando as vulnerabilidades individuais das instituições bancárias. Ou seja, o ambiente macroeconômico influencia o sistema financeiro que, por sua vez, influencia as instituições e também o movimento contrário se confirma: as vulnerabilidades das instituições individuais podem se alastrar por toda a economia.

### **2.3.4 A evolução e as gerações dos estudos sobre crises financeiras**

A multiplicidade de crises financeiras que assolaram tanto os mercados emergentes quanto as economias maduras desde a década de 1970 desencadeou uma variedade de teorias sobre suas causas ([Kaminsky , 2006](#), p. 503). E a literatura sobre crise é catalogada em três gerações. [Kauko \(2014, p. 291\)](#) argumenta que seria mais apropriado utilizar o termo "ondas" ao invés de gerações, tendo em vista que cada nova abordagem complementa a anterior sem substituí-la, mas sendo difícil defender o ponto de vista de que cada onda seria um aperfeiçoamento da anterior e, além de tudo, todas as ondas ainda existem com novas publicações surgindo continuamente. Mas a literatura de crises financeiras consagrou o termo "geração".

A primeira geração tem o foco nas causas fiscais e monetárias das crises, concentrando-se em determinados eventos históricos, fazendo com que se aproximem da pura história econômica e, diferentemente das outras gerações, em sua maioria, os trabalhos são descritivos com discussões sobre políticas de administração de crise e recuperação ([Kauko , 2014](#), p.291). Os modelos da primeira geração em sua maioria foram desenvolvidos para as crises na América Latina nos anos 1960 e 1970, evidenciando a inconsistência de políticas macroeconômicas expansionistas com a estabilidade de um regime de câmbio fixo e colocando os déficits fiscais e a política monetária no centro destes modelos ([Kaminsky , 2006](#), pp. 508-509).

Neste sentido, o livro de [Friedman e Schwartz \(1963\)](#) teve um papel importante na década de 1960, trazendo, além de uma descrição detalhada das crises financeiras dos Estados Unidos e listas de diversas séries de dados econômicos, um debate sobre políticas de estabilização econômica. [Krugman \(1979\)](#) em seu trabalho argumenta que um país com os fundamentos econômicos frágeis fica vulnerável aos ataques especulativos, focando nas circunstâncias em que um problema de balanço de pagamentos, onde um país vai perdendo gradualmente suas reservas, se transforma

numa crise a partir de ataques sobre sua moeda. Flood e Garber (1984, pp. 11-12) explora duas situações alternativas onde o regime de câmbio fixo entra em colapso: um grande distúrbio imprevisível em que a manutenção de um regime de câmbio fixo se torna insustentável e um colapso previsível no sistema de câmbio fixo em que uma sequência de pequenos eventos acarreta o colapso do sistema. Reinhart e Rogoff (2008, p. 342) fazem comparações entre a crise do subprime com outras crises em países desenvolvidos e concluem que, embora cada crise financeira seja distinta, elas compartilham semelhanças surpreendentes: aceleração do preço de ativos, acumulação de dívida, padrões de crescimento e déficits na conta corrente do país. Ou seja, a maioria das crises históricas é precedida por uma liberalização financeira.

Observou-se, contudo, que ataques podem ocorrer mesmo com os fundamentos econômicos bons, ou seja, notou-se que os fundamentos de uma boa política econômica não necessariamente protegem de ataques. Deste modo, a segunda geração procura estudar, além das consequências da fragilidade dos fundamentos econômicos, a questão das políticas governamentais contracíclicas e o mecanismo de expectativas autorrealizáveis.

Geralmente o governo tenta manter a taxa de câmbio fixa, manter as taxas de juros em níveis baixos, conter o desemprego, conter a dívida pública. O governo pode optar por uma política macroeconômica restritiva para a manutenção da taxa de câmbio, mas quando há um grande ataque, a manutenção da taxa de câmbio torna-se muito dispendiosa a ponto de o governo resolver mudar para um outro patamar de preço da moeda, para manter os juros em patamares mais baixos, contendo o desemprego e a dívida pública. Até um determinado ponto o governo pode optar pela meta de fixação do câmbio ou pela manutenção das condições domésticas. Se o mercado está em situação normal, opta-se pela manutenção da taxa de câmbio, se há ataques opta-se pelas metas internas. Em última análise, nota-se que na verdade é o mercado quem decide. Se o mercado decide atacar, a crise cambial vai ocorrer. Caso o mercado decida não atacar, a crise não vai ocorrer. Sendo verdadeiros ou não, se houver algum rumor ou notícia que afete o sentimento no mercado, a economia pode cair em uma crise (Eichengreen, 2003, p. 1091)

Os modelos de segunda geração também focam a questão das políticas contracíclicas do governo e onde se procura capturar os problemas pelas contadas correntes do país, por meio de indicadores como exportações, importações, taxa de câmbio real, termos de trocas comerciais, produção e taxa de juros reais (Kaminsky, 2006, p. 509).

Nesta linha, destaca-se o trabalho pioneiro de Diamond e Dybvig (1983, pp.416-417) que estimou um modelo empírico para corridas bancárias, apresentando a efetividade de algumas soluções como o seguro de depósito e o crédito intradia (*discount window*). Importante também é o trabalho de Gorton (1988) que testa diversas teorias sobre os pânicos bancários. Os modelos desenvolvidos por Obstfeld (1994, 1996) estudam empiricamente o motivo de os governos decidirem abandonar a fixação das taxas de câmbio. Cerra e Saxena (2002) investigaram se a crise dos países asiáticos de 1997, especialmente o caso da Indonésia que sofreu de maneira mais severa. As autoras fazem uma tentativa de separar a contribuição dos fundamentos econômicos do contágio a partir dos países vizinhos no desenvolvimento da crise, observando que a pressão no mercado de câmbio da Tailândia e da Coreia aumentaram a probabilidade condicional de crise na Indonésia.

A terceira geração explora outros aspectos além dos fundamentos macroeconômicos, como raiz dos transtornos nos mercados emergentes. A terceira geração observa o envolvimento do setor privado (financeiro e não financeiro) e suas vulnerabilidades apresentadas nos balanços financeiros como causa dos problemas, focando nas fragilidades observadas por meio das variáveis agregadas dos balanços financeiros, como, por exemplo, excesso de endividamento (alavancagem), falta de liquidez e baixa rentabilidade, ou seja, para a terceira geração as informações dos balanços financeiros são de extrema relevância para a avaliação de vulnerabilidades das economias de mercados emergentes (Mulder *et al.*, 2016, p. 1542). Espera-se que a fraqueza da estrutura de dívida e variáveis de alavancagem contribuam positivamente com a probabilidade de crises,

enquanto que incrementos de liquidez e rentabilidade reduzam a vulnerabilidade a fatores externos. Os efeitos da microestrutura que aumentam a probabilidade de crises podem ser amplificados pelo ambiente de negócios em que as corporações operam e pelo envolvimento do setor público com problemas corporativos e bancários. As fontes de tais choques amplificados são difíceis de se identificar, mas as informações dos balanços macroeconômicos devem ser úteis na avaliação das vulnerabilidades do país (Mulder *et al.*, 2016, p. 1544). Além disso, os modelos de terceira geração enfocam os excessos financeiros, com ênfase nos booms e falhas em empréstimos e bolhas de preços de ativos (Kaminsky, 2006, p. 504).

Mulder *et al.* (2012, pp. 17-18) desenvolveram um EWS de terceira geração incluindo além de variáveis macroeconômicas um conjunto de indicadores financeiros corporativos agrupados em quatro diferentes categorias: estrutura de dívidas, alavancagem financeira, liquidez e rentabilidade. Ari (2012, p. 402) construiu um EWS com variáveis da primeira, segunda e terceiras gerações, chegando a conclusão que as crises na Turquia se devem a combinação de diferentes desequilíbrios macroeconômicos (déficits orçamentários excessivos, grandes crescimentos de oferta monetária, sobrevalorizações cambiais reais, crescimentos acentuados da dívida externa de curto-prazo), fraquezas no setor bancário e choques externos no balanço de pagamentos (termos de troca), sendo que o modelo obteve uma performance de previsão muito boa devido ao fato de que o modelo foi construído para o caso de apenas um país.

Khallouli e Nabi (2013, p. 72) estimaram um EWS baseado nos mecanismos de dos modelos de terceira geração em um novo índice para crises gêmeas, demonstrando em seu estudo que os estudos das primeira e segunda gerações, que levam em consideração em seus estudos somente os fundamentos macroeconômicos, negligenciam importantes fatores relacionados às vulnerabilidades do sistema financeiro, como: risco cambial, risco de taxas de juros e elevada posse de ativos públicos. Os autores mostram que o fato de os bancos turcos deterem uma elevada quantidade de ativos públicos os torna fortemente vulneráveis ao inadimplemento governamental.

Alguns estudos fizeram uso de indicadores globais, na tentativa de capturar a situação do macroambiente em que as economias estão inseridas, considerando que o estado da economia mundial pode causar alguma influência, como Amaral *et al.* (2014) e Sayek e Taskin (2014) que utilizaram a taxa de crescimento do produto global como variável candidata à modelagem. Já Duca e Peltonen (2013) incluíram em suas análises, além do produto global, dentre outros, crescimento do crédito global e inflação global. Já Babecký *et al.* (2014) incluíram como variável global a taxa de juros de títulos de dívida corporativa do mercado norte-americano: *BAA corporate bond spread*.

Nesse contexto micro-macro, Hernandez Tinoco e Wilson (2013) avaliam empiricamente o *distress* financeiro e insolvência de companhias listadas em bolsas de valores com o uso de variáveis contábeis e macroeconômicas, além de indicadores do mercado acionário. No mesmo sentido, González-Hermosillo (1999) estudou as crises bancárias com o foco no *distress* bancário, analisando o papel de micro e macro indicadores no contexto dos Estados Unidos, México e Colômbia. Na mesma linha, Ioannidis *et al.* (2010) para avaliar a solidez de bancos individualmente utilizaram diferentes métodos para classificar os bancos em três grupos: (1) bancos muito fortes e fortes, (2) bancos adequados e (3) bancos com fraquezas ou com sérios problemas, comparando modelos com somente variáveis financeiras, modelos que incorporaram variáveis do ambiente regulamentar e modelos com variáveis que refletem as condições macroeconômicas, observando um substancial aprimoramento na precisão com a inclusão de variáveis do país. A investigação de Maghyreh e Awartani (2014) cobre um amplo conjunto de variáveis, além das financeiras de bancos individuais, outras que incluí a influência da administração do banco no mercado, competição, diversificação, controle e regulamentação. Com o mesmo intuito, o artigo de Betz *et al.* (2014) desenvolveu um EWS para detectar vulnerabilidade que levam ao *distress* em bancos europeus, utilizando indicadores financeiros individuais de bancos, indicadores do setor bancário

do país e indicadores macroeconômicos e financeiros do país. Já o estudo de [Zhen-Jia-Liu \(2015\)](#) comparou os indicadores para *distress* e insolvência de bancos na Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE), nos países integrantes do Tratado de Livre Comércio da América do Norte (NAFTA), na Associação de Nações do Sudeste Asiático (ASEAN), na União Europeia, em países recentemente industrializados, no G20 e no G8, com base em indicadores financeiros dos bancos e em indicadores macroeconômicas.

Nota-se que cada uma das gerações observou que existem indicadores que influenciam as crises e à medida que causas diferentes para as crises foram se desenvolvendo, os modelos e as respectivas medidas para combatê-las foram sendo aprimorados. Cada geração colocou seu foco sobre um determinado problema e fez o uso de indicadores que pudessem capturar as vulnerabilidades no nível de análise em que esse foco pretendia observar, ou seja, se o problema era de nível macroeconômico, utilizou-se indicadores macroeconômicos, se o problema era fiscal, utilizou-se indicadores que descrevem o comportamento do governo do país, se o problema era do setor bancário, utilizou-se indicadores do setor bancário como um todo, se o problema estava nas instituições bancárias, utilizou-se dados das instituições bancárias individualmente.

A unidade de análise deve corresponder ao objetivo de estudo e para alcançar o objetivo de estudo deve-se utilizar indicadores com aquela unidade de análise focada e do ambiente ao qual se insere. Se o objetivo do modelo for a detecção de vulnerabilidades das instituições financeiras, a unidade de análise é a instituição financeira, devendo-se utilizar indicadores dessas instituições financeiras, como exemplo, índices individuais dos balanços financeiros e indicadores de características dessas instituições, podendo-se complementar as análises, incluindo variáveis do ambiente que cerca a instituição como indicadores macroeconômicos do país e do setor bancário, realizando deste modo uma análise com as perspectivas micro e macroprudenciais. Já se o objetivo do modelo for a detecção de vulnerabilidade que possam encaminhar a economia para uma crise bancária ou para uma crise bancária sistêmica, deve-se lançar mão de indicadores agregados do setor bancário do país, indicadores macroeconômicos e indicadores globais, realizando-se, deste modo uma análise na perspectiva macroprudencial.

### **2.3.5 Indicadores micro e macroprudenciais**

Os estudos sobre EWS tentam capturar determinados sintomas indicativos de prováveis problemas que possam acarretar em crises que podem ser detectados por meio de algumas variáveis relacionadas aos fenômenos procurados. A Tabela 2.5 apresenta uma síntese dos tipos de estudos, sintomas procurados e exemplifica alguns dos respectivos indicadores.

A primeira geração de estudos coloca como centro de suas atenções a inconsistência de políticas macroeconômicas expansionistas com um regime de taxa de câmbio fixas, ou seja, pretende detectar desequilíbrios no setor público, que podem ser capturadas, por exemplo, pelo déficit fiscal sobre o PIB e pelo excedente do saldo do agregado monetário M1 real ([Kaminsky , 2006](#), pp. 508-509). É esperado que aumentos do déficit fiscal e do agregado M1 (papel moeda em poder do público + depósitos à vista em bancos comerciais) piorem as condições econômicas com o aumento da probabilidade de crises.

A essência dos modelos da segunda geração está nos problemas na conta corrente do país a partir das perdas de competitividade e recessões. Os sintomas podem ser estimados por alguns indicadores, como, por exemplo: exportações, importações, termos de troca, produção interna e taxas de juros reais do país([Kaminsky , 2006](#), p. 509). Incrementos nas exportações e nos termos de troca fortalecem o balanço de pagamentos e, deste modo, diminuem a probabilidade de crises, mas aumentos das importações ampliam essa probabilidade. Incrementos na produção podem abaixar a chance de ocorrência de crises. Supõe-se que valorizações na taxa de câmbio podem atrair capitais internacionais de curto-prazo, mas, por outro lado, isso contribui para a competitividade do país

comparando-se com seus competidores internacionais. Portanto, aumentos na taxa de câmbio pode resultar em um aumento da probabilidade de crises. Aumentos nas taxas de juros afetam claramente a capacidade de pagamento e a viabilidade dos devedores e, sendo assim, aumentam a possibilidade de ocorrência de crise.

Nos modelos de terceira geração, que objetivam a detecção de excessos financeiros que podem ser detectados pela taxa de crédito sobre o PIB, agregado monetário M2 sobre reservas internacionais, depósitos bancários, multiplicador bancário M2 e preços de ações [Kaminsky \(2006, p. 509\)](#). Vários indicadores de empréstimos excessivos são amplamente utilizados como preditores de crises. Créditos excessivos nos momentos de pico da economia são incubadores de problemas para os momentos de recessão econômica, pois, nas fases de *boom*, há uma tendência de conceder crédito a quem não tem condições de pagar, mas que nesses momentos aparentam ter robustez financeira. E, ainda, os clientes dos bancos sentem mais dificuldades em cumprir os serviços da dívida quando se encontram fortemente endividados ([Kauko, 2014, p. 295](#)). As expansões do agregado monetário M2 aumentam a oferta de moeda e a pressão inflacionária, afetando, deste modo, positivamente a probabilidade de crise. Aumentos dos depósitos bancários demonstram a confiança dos clientes e dos investidores no sistema bancário e, por outro lado, aumentam os recursos disponíveis para aplicação dos bancos em seus negócios, impactando negativamente na probabilidade de ocorrência de crises. Uma queda abrupta nos preços das ações ou em índices de ações pode representar uma evasão do fluxo de capitais o que pode ser um fator precursor de crises.

**Tabela 2.5:** Características dos tipos de estudo de acordo com os objetivos

Perspectiva Prudencial	Tipo de Modelo	Sintomas	Exemplos de Indicadores	Exemplos na Literatura
<b>Macro</b>	G1	Políticas macroeconômicas expansionistas inconsistentes com a estabilidade.	+ Déficit Fiscal / PIB + Excedente do saldo do agregado monetário M1 real	Friedman e Schwartz (1963) Krugman (1979) Flood e Garber (1984) Kaminsky (2006).
	G2	Inconsistência de políticas contracíclicas e problemas nas transações correntes.	- Exportações + Importações - Taxa de câmbio real - Termos de Troca - Produção + Taxa de juros doméstica real	Diamond e Dybvig (1983) Gorton (1988) Obstfeld (1994) Obstfeld (1996) Kaminsky (2006).
	G3	Excessos financeiros.	+ Crédito Doméstico / PIB + Hiato Crédito / PIB + Multiplicador M2 + M2 / reservas internacionais - Depósitos bancários - Preços de Ações	Kaminsky (2006) Ari (2012) Mulder <i>et al.</i> (2012) Khallouli e Nabi (2013).
<b>Micro</b>	Global	Situação da economia global em termos de produtividade, liquidez e paradas bruscas no fluxo de capitais.	- PIB global + Taxa de juros real global	Duca e Peltonen (2013) Amaral <i>et al.</i> (2014) Babecký <i>et al.</i> (2014) Sayek e Taskin (2014).
	Instituição individual	Vulnerabilidades que possam levar ao <i>distress</i> ou à insolvência.	- Indicadores de capital, - liquidez, - rentabilidade, - eficiência, - qualidade dos ativos e + sensibilidade ao risco de mercado	González-Hermosillo (1999) Ioannidis <i>et al.</i> (2010) Maghyereh e Awartani (2014) Betz <i>et al.</i> (2014) Zhen-Jia-Liu (2015).

**Fonte:** Kaminsky (2006), Ari (2012) e Kauko (2014) e complementado pelos autores a partir da literatura.

Os modelos EWS para *distress* de bancos incorporam uma perspectiva microprudencial para detecção de sintomas de fragilidades nos bancos e, deste modo, utilizam indicadores de características individuais dos bancos e de seus respectivos balanços financeiros.

Dentro dessa perspectiva, é utilizado amplamente o contexto das variáveis do sistema CAMELS *Rating System* (González-Hermosillo, 1999, p. 5). O sistema de *rating* CAMELS foi implementado pelo *Uniform Institutions Rating System* UFIRS, seguindo recomendações do Federal Reserve, para avaliação de instituições bancárias norte-americanas. O sistema CAMELS foca a avaliação do sistema bancário pelo exame de seus balanços financeiros e de suas demonstrações de resultados.

As variáveis CAMELS indicam 6 áreas de avaliação, cujos nomes em inglês que formam o acrônimo:

- (C)*apital adequacy*: adequação de capital;
- (A)*ssets*: ativos;
- (M)*anagement Capability*: capacidade gerencial;
- (E)*arnings*: rentabilidade;
- (L)*iquidity* risco de descasamento entre ativos e passivos; e
- (S)*ensitivity*: sensibilidade ao risco de mercado, especialmente risco de taxas de juros.

Inicialmente, o sistema somente tratava de 5 áreas, sendo chamado de CAMEL, mas, depois em 1995, com o novo contexto do sistema financeiro globalizado, foi ampliado o escopo do sistema, incluindo a análise do risco de mercado e foi acrescida a letra "S" (Christopoulos *et al.*, 2011, p. 12). Mas ainda há estudos que se utilizam o sistema, mas que, por questões de disponibilidade dos dados, analisam apenas algumas das áreas do sistema, como o exemplo dos trabalhos de (Distinguin *et al.*, 2006, p. 157) que só utilizaram 4 áreas e, deste modo, chamam o sistema parcial de CAEL: Capital, Qualidade dos Ativos, Rentabilidade e Liquidez.

Ari e Cergibozan (2016) ao analisarem o vínculo entre as crises bancárias e as crises cambiais na Turquia, observaram que as crises cambiais turcas se devem principalmente a excessivos déficits fiscais, crescimentos da dívida externa de curto prazo, sobrevalorização da moeda turca e choques adversos. Já as crises bancárias são causadas principalmente pela oferta excessiva de crédito e posições de curto prazo dos bancos.

Christofides *et al.* (2016) procurou encontrar algum indicador único que pudesse ser utilizado como um sinal único de alerta antecipado para a crise de 2008 e não encontrou, mas verificou que diferentes conjuntos de sinais podem identificar diferentes dimensões da crise: pressão cambial, bancária e recessão.

Dabrowski *et al.* (2016), ao aplicar redes Bayesianas dinâmicas como EWS para crises bancárias sistêmicas, notaram que foram proeminentes os indicadores referentes ao PIB real, aos empréstimos privados e mobiliários.

Investigando o impacto dos fundamentos bancários e as condições econômicas na falência bancária, Lang e Schmidt (2016) notaram que a interação do índice de liquidez e a perda em depósitos a vista ao ser incorporados à modelagem, melhoram substancialmente os resultados.

Mulder *et al.* (2016), notaram que a utilização complementar de informações de demonstrações financeiras aos modelos baseados em indicadores macroeconômicos tradicionais melhora o desempenho de previsão de forma substancial.

Investigando os determinantes do comportamento do risco do setor bancário nos países do *The Economic and Monetary Union* (EMU), Singh (2016) obteve evidências de que os Fundamentos macroeconômicos, os sentimentos de mercado e o quociente de dívida bruta sobre PIB juntamente

com a dívida privada podem ser considerados como fatores determinantes para o comportamento de risco.

Bucevska (2015) estimou um EWS para previsão de crises em países candidatos à União Europeia (Croácia, Macedônia e Turquia), revelando que a taxa de crescimento real do PIB, a participação em programas de empréstimo do FMI (Fundo Monetários Internacional), balanço de transações correntes, balanço fiscal, endividamento externo de curto prazo são os preditores mais comuns significativos de crises cambiais nos países candidatos a União Europeia.

Gregory e Hambusch (2015) analisaram como diversos fatores chave de risco afetam várias medidas de risco na indústria bancária dos EUA antes, durante e depois da crise financeira de 2008, verificando que o quociente capital sobre ativos tem uma relação negativa com o risco do banco, a atividade de *lobbying* (conexões políticas para obter condições regulamentares favoráveis e outros benefícios) diminui o risco do banco nos anos sem crise, mas aumenta seu risco durante a crise. O trabalho contribuiu com a discussão pela inclusão dos efeitos da atividade de *lobbying* no risco bancário antes, durante e depois da crise.

Betz *et al.* (2014) desenvolveram um modelo EWS para predição de vulnerabilidades que pudessem encaminhar os bancos europeus ao *distress*, observando que as vulnerabilidades específicas de cada banco complementadas com indicadores de desequilíbrios macroeconômicos e financeiros e indicadores de vulnerabilidades do setor bancário melhoram o desempenho do modelo. Assim, os autores realizaram um estudo a partir das abordagens micro e macroprudenciais.

Borgy *et al.* (2014) encontraram evidências de que os *booms* nos preços de imóveis são mais propensos a se transformar em uma recessão ou desencadear uma crise bancária. As taxas de juros reais de longo prazo e o preço real das ações tendem a aumentar a probabilidade de um boom imobiliário, enquanto o PIB real tende a aumentar a probabilidade de um boom no preço de ações.

Drehmann e Juselius (2014) buscaram apresentar os requisitos importantes para um indicador de alerta antecipado e, com base nos requisitos da política macroprudencial, apresentaram seus custos e benefícios, chegando a conclusão de que o hiato do crédito sobre o PIB (desvio do crédito sobre PIB com relação à sua tendência) é um indicador importante para longo prazo e o DSR (Debt Service Ratio - razão do serviço da dívida), definido como a proporção entre o pagamentos de juros e as amortizações do principal, é um indicador importante para o curto prazo.

Estimando um EWS para prever crises bancárias sistêmicas em uma amostra de países de baixa renda da África Subsaariana, Caggiano *et al.* (2014) encontraram evidências de que as crises em países de baixa renda estão associadas com o baixo crescimento econômico, escassez de liquidez e ampliação de posições líquidas abertas de câmbio.

Dwyer e Tan (2014) levantaram indicadores robustos para crises como: crescimento do crédito bancário, inflação, o grau de regulamentação do mercado de crédito, o status de grande exportador de commodities e diversas outras variáveis financeiras e institucionais.

Avaliando a performance do gap da razão do crédito privado sobre o PIB como referência para a ancoragem do buffer de capital contracíclico sugerido pelo acordo da Basiléia III, Giese *et al.* (2014) notaram que o hiato da razão do crédito privado sobre o PIB funciona bem em fornecer um sinal de antecipação dos eventos de *distress* no sistema bancário do Reino Unido, mas que não há garantia de sucesso para eventos futuros. E, ainda, observaram que Indicadores baseados no fluxo e no mercado podem complementar as decisões sobre a liberação do *buffer* de capital contracíclico. Já os indicadores de razões de crédito setoriais podem auxiliar a avaliação da qualidade de empréstimos. E indicadores relacionados com preços de imóveis foram particularmente importantes durante ciclos de créditos passados no Reino Unido. Também os indicadores relacionados com os balanços dos bancos, como o grau de alavancagem, razão entre empréstimos e depósitos, são necessários para compreender como o boom de crédito é financiado.

Segundo Kauko (2014) observa-se na literatura sobre EWS para crises bancárias que a maioria das crises bancárias é precedida por um período de rápida expansão do crédito, que se manifesta

de maneira anormal com rápido crescimento do estoque de empréstimos, sendo que uma bolha de preço de ativos frequentemente emerge antes de uma crise e explode quando a má fase se aproxima. E o preço de imóveis apresenta-se como um bom indicador em alguns estudos, mas carece de um aprofundamento das pesquisas.

Maghyereh e Awartani (2014) desenvolveram um EWS para *distress* bancário para os países do Conselho de Cooperação do Golfo, identificando um conjunto de principais indicadores de *distress* bancário para a previsão da probabilidade de insolvência de bancos nesses países. Em concordância com estudos anteriores, a boa gestão reduz a probabilidade de *distress*, mas a concorrência e diversificação são ruins para a saúde dos bancos. O estrutura de propriedade e a exigência de capital foram pouco informativos. As variáveis bancárias específicas dos bancos, outras variáveis do tipo CAMEL e os choques sistemáticos no ambiente financeiro e macroeconômico funcionaram de maneira significativa.

Desenvolvendo um EWS para crises bancárias nos países do G20, levando em conta a abertura de capital do país, Qin e Luo (2014) verificaram que o impacto da abertura de capital está relacionado com o nível de desenvolvimento econômico. O incremento da abertura diminui a probabilidade de crise para países de baixa renda. Por outro lado, o incremento de abertura aumenta a probabilidade de crise para países de renda elevada. Já no caso de países de renda média, as crises bancárias são indiferentes a abertura.

Asanović (2013) com o objetivo de Criar um EWS para crises bancárias sistêmicas no Montenegro, utilizando uma combinação da abordagem por sinais e o modelo logit, observou que os indicadores de expansão de crédito demonstraram seu papel dominante nos EWS para crises bancárias sistêmicas.

Chinazzi *et al.* (2013) construíram um trabalho inovador para compreender a interconexão do mercado financeiro internacional para explicação do risco sistêmico, introduzindo medidas de topologia de redes para a rede financeira internacional, considerando a evolução temporal dessas medidas. Os autores demonstraram que ser um país fortemente interconectado reduz a severidade de uma crise, pois permite que choques adversos se dissipem mais rapidamente. Por outro lado, ser um país de nó central da rede pode fazer com que países não ricos sejam vulneráveis em tempos de crise.

Duca e Peltonen (2013) para tratar do risco sistêmico, realizaram análises em que mostraram que a combinação de indicadores domésticos e vulnerabilidades macro-financeiras globais aumenta substancialmente a habilidade de previsão de crises financeiras sistêmicas.

Bhattacharya e Roy (2012) apresentaram um EWS para a previsão de fragilidade bancária na Índia, verificando que os principais indicadores que aumentam a probabilidade de fragilidade bancária na Índia são: a diminuição do produto real, aumento da taxa de inflação, aumento do spread entre a taxa de juros da política monetária do banco central e a taxa livre de risco de curto prazo, aumento na proporção da oferta monetária para as reservas cambiais, aumento da taxa real de câmbio acima de sua tendência e diminuição na proporção da balança comercial com relação ao PIB.

Frankel e Saravelos (2012) tinham o objetivo de investigar se os principais indicadores podem explicar a incidência de crise, realizando a seleção das variáveis por uma extensa revisão de mais de 80 artigos da literatura sobre indicadores de alerta antecipado com o objetivo de verificar se os indicadores úteis para uma determinada rodada de crises é útil para a próxima crise. E chegaram a conclusão de que reservas dos bancos centrais e sobrevalorização da taxa de câmbio real foram os dois indicadores mais úteis para explicar a incidência de crises entre diferentes países e entre diferentes períodos no passado.

Huang *et al.* (2012) estimaram um EWS a partir da análise de 858 bancos internacionais para previsões de falências e observaram que a razão entre as patrimônio líquido e o valor dos ativos (patrimônio líquido sobre ativos) e a razão entre as receitas de juros recebidos menos os juros dos

custos de captação e as receitas tem uma relação negativa com o *distress* financeiro para os bancos da ASEAN (Associação das Nações do Sudeste Asiático) e da União Europeia.

[Kauko \(2012\)](#) ao analisar a deterioração da qualidade do crédito bancário na crise financeira de 2007/2008, observou que o rápido crescimento do crédito entre 2000 e 2005 foi um indicador para quantidade relativa de empréstimos inadimplentes quando combinado com o déficit em contas correntes do país.

[Peresetsky et al. \(2011\)](#) realizaram um agrupamento preliminar dos bancos com a intenção de verificar se haveria ganhos no poder preditivo do modelo, verificando que esse agrupamento melhorou o poder preditivo do modelo e também mostrou-se útil a incorporação de variáveis macroeconômicas.

[Barrell et al. \(2010\)](#) estimaram um EWS por meio de modelos logit para os países da OCDE, notando que o índice de liquidez, o índice de adequação de capital e os preços dos imóveis impactaram de maneira significativa a probabilidade de crises.

[Bunda e Ca'Zorzi \(2010\)](#) observaram que um grande déficit em conta corrente, uma queda na competitividade de preços, o forte crescimento real e uma elevada razão entre a dívida pública e o PIB podem aumentar a probabilidade de que um grande crescimento do crédito e dos preços dos imóveis possam ser acompanhados por tensões nos mercados financeiros.

Com o objetivo de comparar diversas técnicas quantitativas para classificar os bancos, [Ioannidis et al. \(2010\)](#) compararam modelos desenvolvidos com apenas variáveis financeiras com modelos que utilizavam informações do ambiente regulatório, desenvolvimento institucional e condições macroeconômicas, mostrando que os modelos com apenas variáveis financeiras são mais pobres.

Ao desenvolver um modelo probit em painel para identificar os principais indicadores de *distress* bancário para os países da EMEAP (*Executives' Meeting of East Asia Pacific Central Banks*), [Wong et al. \(2010\)](#) observaram que fundamentos macroeconômicos, vulnerabilidades cambiais, risco de crédito de bancos e de empresas não-financeiras, hiato de preços dos ativos, crescimento de crédito e ocorrência de *distress* em outras economias são considerados indicadores importantes. Os autores apontam ainda que seus resultados sugerem que o setor bancário é mais capaz de resistir a choques atualmente do que em comparação ao período anterior à crise financeira asiática.

Nos modelos que visam a incorporação de indicadores globais, há a intenção de capturar os efeitos da economia global como é o caso da produção global e das taxas de juros de influência global. Espera-se que a economia global em crescimento influencie positivamente as economias nacionais, diminuindo a ocorrência de crises nacionais, e que taxas de juros globais influenciem negativamente as economias globais, pois encarecem o fluxo de recursos financeiros e incentivam a migração de recursos para economias desenvolvidas como para os Estados Unidos, por exemplo, fazendo, portanto, com que haja um aumento na probabilidade de crises nas economias nacionais.

### **2.3.6 Horizonte de tempo para os EWS**

A determinação do horizonte de tempo para as previsões é um aspecto fundamental para um EWS. Se o horizonte de tempo for curto, possivelmente não haverá tempo para que as autoridades definam e tomem as medidas necessárias para a mitigação das vulnerabilidades e, também, para que as medidas tenham tempo para surtir seus efeitos. Por outro lado, um grande período para previsão pode enfraquecer a relação entre o movimento dos indicadores e os momentos críticos, tornando inócuas as políticas adotadas pelas autoridades.

Ou seja, uma dimensão importante para um EWS é a escolha da duração do horizonte de tempo das previsões que requer um equilíbrio entre duas exigências opostas. Por um lado, os fundamentos econômicos tendem a enfraquecer quando a economia está próxima de enfrentar uma crise, portanto, uma crise pode ser prevista de maneira mais confiável o quanto mais se aproxima desta crise. Por outro lado, do ponto de vista das autoridades, deseja-se ter o mais cedo possível

uma indicação das vulnerabilidades, para que se possa tomar as medidas preventivas (Bussière e Fratzscher , 2006).

Para tanto, Eichengreen *et al.* (1996) fizeram uma comparação entre modelos estimados com regressores contemporâneos (no mesmo período da variável dependente que denota momentos de problemas), com médias móveis dos regressores defasados de 6, 12 e 24 meses. No mesmo sentido, alguns estudos utilizaram as variáveis independentes defasadas (Auvray e Brossard , 2012; Catão e Milesi-Ferretti , 2014; Karim *et al.* , 2013). Com o intuito de descobrir se uma crise ocorreria dentro de um determinado período de tempo, Bussière e Fratzscher (2006) estimaram um modelo logit em que para a variável dependente utilizaram o valor 1 nos momentos de situação crítica e também em cada um dos 12 meses antes do início da crise e zero para os outros casos.

No mesmo sentido, seguem Betz *et al.* (2014) que com o objetivo de detectar vulnerabilidades e riscos anteriormente ao evento de *distress* também representaram a variável dependente por meio de um indicador binário de estado  $C_j(h) \in \{0, 1\}$  para a observação  $j$ , onde  $j = 1, 2, 3, \dots, N$  com um horizonte de tempo  $h$  especificado, em que  $C_j(h)$  é um indicador binário que vale 1 durante os períodos pré-crise e zero nos demais casos, sendo que os autores utilizaram um horizonte de previsão que pretendia capturar as vulnerabilidades 8 trimestres antes do evento de *distress*.

A seleção do comprimento do horizonte de tempo de previsão das crises é muito importante, pois um pressuposto básico dos EWS baseia-se no papel da evolução gradual dos desequilíbrios como causa fundamental de uma crise. Mas, em muitos estudos, a estrutura de defasagem é assumida simplesmente como um e dois anos ou, até mesmo, isso é desconsiderado. E muitas variáveis alcançam níveis alarmantes durante as fases de formação de desequilíbrios que geralmente emergem anos antes de uma crise (Kauko , 2014). Há ainda o estudo de Drehmann e Juselius (2014) que comparou a precisão entre horizontes de tempo entre 1 a 20 trimestres antes das crises.

### **2.3.7 Algumas diferenças e semelhanças entre as economias desenvolvidas e as economias em desenvolvimento**

Na década de 1980, alguns países vivenciaram crises bancárias, como o Chile e Colômbia, e principalmente a partir da década de 1990 crises bancárias severas ocorreram no México e Argentina. Mas as crises bancárias não foram reservadas apenas para países emergentes, pois, também na década de 1980, os Estados Unidos e, na década de 1990, Japão e os países nórdicos enfrentaram um significativo *distress* no sistema bancário (González-Hermosillo , 1999, p. 5). E, com a crise de 2007/2008, ficou evidente que, num contexto de globalização, quaisquer países podem ser afetados por problemas.

Kauko (2014) fez um levantamento na literatura sobre os indicadores utilizados na literatura para países emergentes e países desenvolvidos, chegando a conclusão de que, em regra geral, as diferenças entre os países desenvolvidos e os mercados emergentes são moderadas e de que os mesmos fenômenos macrofinanceiros precedem as crises bancárias. E aponta que o déficit nas contas correntes dos países avançados é mais perigoso nos países avançados do que para as economias emergentes onde a inflação é mais problemática, possivelmente por conta de das altas taxas de inflação. Mas adverte que tais diferenças podem ser devidas às realidades por trás da qualidade das estatísticas, pois as estatísticas em muitos países em desenvolvimento podem ser irreais e imprecisas.

Kaminsky (2006, pp. 504-505) apresenta que uma diferença observada entre os mercados emergentes e os mercados maduros é que as crises desencadeadas exclusivamente por choques adversos nos mercados de capitais internacionais e as crises em economias com fortes fundamentos são consideradas como um fenômeno comum aos mercados maduros. Já quando há múltiplas vulnerabilidades, observa-se que é o caso típico das economias emergentes.

Davis *et al.* (2011) apresenta que a maioria das crises latino-americanas está ligada a empréstimos de bancos internacionais pelos governos, negligência na política monetária, inflação elevada, baixa exportação e consumo elevado. Já as crises asiáticas estão ligadas a junção de inflação baixa e déficits externos relativos a financiamentos dos bancos nacionais por bancos externos. E acrescenta que seus resultados sugerem acentuadamente diferentes indicadores de crise em todas as regiões, implicando que a utilização de amostras globais é inadequada. O autor estima modelos onde utiliza somente dados da América Latina, somente dados da Ásia e combinando os dados das duas regiões, percebendo que os modelos de uma só região são melhores que o modelo com os dados combinados, sugerindo que a utilização de várias localidades com características diferente diminui a precisão das avaliações.

Babecký *et al.* (2014) observaram que em países desenvolvidos, as crises cambiais são geralmente precedidas por crises bancárias e crises da dívida pública e, essas duas últimas se apresentam significativa bidirecionalidade. As crises bancárias são mais persistentes com maior probabilidade de continuar após dois anos. As crises cambiais e de dívida pública são menores com grande probabilidade de terminar após um trimestre.

Observou-se que dentre os trabalhos utilizados no presente estudo, a maioria que utiliza dados tanto de países desenvolvidos, quanto para países emergentes, mas poucos fazem análises comparativas entre eles, utilizando uma grande massa de dados abrangendo vários países com a intenção de generalizar o comportamento das crises.

## 2.4 Dados da pesquisa e levantamento de lacunas para pesquisas sobre EWS para crises bancárias e *distress* bancário

Nesta parte do estudo são apresentados os resultados da pesquisa bibliométrica de classificação e categorização da amostra dos 124 artigos selecionados.

A Tabela 2.6 apresenta os dados codificados para cada artigo revisado no presente estudo, onde cada coluna numerada corresponde a uma das classificações com suas categorias apresentas.

**Tabela 2.6:** Dados categorizados dos trabalhos

		Tema	Método	Unidade	Resultado	Janela	Horizonte	Técnica	Contexto	Local	JEL	Amostra	Variáveis
	Autores	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12
1	Joy <i>et al.</i> (2017).	A	A	B	A,C	F	F	D	A	A,B,E	C,E,F,G	D	B,C
2	Sarmiento <i>et al.</i> (2017).	C	C	E	A,C	F	F	E	B	D,E	E,G	B	D
3	Ari e Cergibozan (2016).	A	C	B	B,C	E	E	A	B	B	NE	B,C	D
4	Billio <i>et al.</i> (2016).	A	A	C	A	F	F	D	A	B	NE	D	D,G
5	Caggiano <i>et al.</i> (2016).	A	A	B	B,C	E	E	A	A,B	A,B,C,D,E,F	C,G,E	D	B
6	Cevik <i>et al.</i> (2016).	A,D	A	B	C	E	E	B	A,B	E	NE	D	B,C
7	Chen e Kuo (2016).	A,D	A	B	A	E	E	B	A,B	E	NE	D	B,C
8	Christofides <i>et al.</i> (2016).	A,D	B	B	B	E	E	E	A,B	A,B,C,D,E,F	F	D	B,C
9	Dabrowski <i>et al.</i> (2016).	A	A	B	B,C	A	D	D	A	B	NE	D	B,C
10	Desai <i>et al.</i> (2016).	C	A	E	A	E	E	B	A	A	NE	B	D
11	Ganioglu (2016).	A	A	C	A	E	E	A	A,B	A,B,D,E,F	C,G,O	D	B,C
12	Guru (2016).	A,D	C	B	B,C	A	F	A	B	E	C,G	D	B
13	Hamdaoui (2016).	A	A	C	C	A	C	A	A,B	A,B,D,E,F	C,D,E,F,G	D	B,C
14	Kirschenmann <i>et al.</i> (2016).	A,D	A	B	A	A	A	A	A	A,B,E	C,D,G	D	B,C
15	Lang e Schmidt (2016).	A,B	A	B	A,C	A	A	A	A,B	A,B,D,E,F	F,G,O	D	B,C
16	Lin e Yang (2016).	C	A	E	B,C	E	E	A	A,B	E	NE	D	B,C,D
17	Manasse <i>et al.</i> (2016).	A	A	C	C	A	A	A,D	B	A,B,C,D,E,F	E,G	D	B,C
18	Mulder <i>et al.</i> (2016).	A,D	A	C	A,C	A	C	B	B	A,B,D,E,F	F,G	D	B,C
19	Oet <i>et al.</i> (2016).	A,D	C	B	C	E	E	F	A	A	G,E	D	B,C
20	Ramsay e Sarlin (2016).	A,D	A	B	A,B,C	C	A,C,D	F	A,B	A,B	E,F,G,H	D	B,C
21	Singh (2016).	A	A	B	B,C	F	F	B	A	B	G	C	B,C
22	Sohn e Park (2016).	A	C	C	A	E	E	B	A	A	E,G	D	B,C
23	Sun e Huang (2016).	A,D	C	B	C	E	E	F	B	E	G,C,E	D	B,C
24	Tamadonejad <i>et al.</i> (2016).	A	A	B	A	E	E	A	B	E	NE	D	B,C
25	Tanaka <i>et al.</i> (2016).	C	A	E	C	E	E	D	A,B	A,B,D,E	G,C	D	D
26	Tsionas (2016).	C	A	E	B,C	F	F	B	A	B	NE	D	B,C,D
27	Adeyeye e Migiro (2015).	C	A	E	B	E	E	A,E	B	F	C,G	D	D
28	Bucevska (2015).	A,D	A	B	B	A	A	A	B	B	C,E,F,G	C	B,C
29	Burra <i>et al.</i> (2015).	A	C	C	A	E	E	H	B	E	C	D	B,C

Continua na próxima página.

**Tabela 2.6:** Dados categorizados dos trabalhos

		Tema	Método	Unidade	Resultado	Janela	Horizonte	Técnica	Contexto	Local	JEL	Amostra	Variáveis
	Autores	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12
30	Calabrese e Giudici (2015).	C	A	E	C	F	F	A	A	B	NE	D	B,D
31	Catullo <i>et al.</i> (2015).	A	A	E	A	E	E	D	A	E	C,E,G	D	B,C,D,E
32	Abad González e Gutiérrez López (2015).	C	B	E	B	E	E	A	A	B	C,G	A	D
33	Gregory e Hambusch (2015).	C	B	E	A,B	E	E	B	A	A	G	C	D
34	Ibáñez-Hernández <i>et al.</i> (2015).	A	C	C	A,C	E	E	I	A	B	G,E	D	B,C
35	Jedidi e Pentecôte (2015).	A	A	B	B	D	A,C,D,F	E	A,B	A,B,C,D,E,F	NE	D	B,C
36	Megersa e Cassimon (2015).	A,D	C	B	B,C	A	C	F	B	F	NE	D	B,C
37	Messai e Gallali (2015).	C	A	E	B	B	A,C	A,D,E	A	B	NE	B	D
38	Miller <i>et al.</i> (2015).	C	A	E	B	A	C	A,F	A	A	G	C	D
39	Minouin <i>et al.</i> (2015).	A,B	A	B	A	A	A	A	A,B	A,B,C,D,E,F	F,G	D	B
40	Oet <i>et al.</i> (2015).	A,D	A	B	B	E	E	B,F	A	A	NE	D	C
41	Vermeulen <i>et al.</i> (2015).	A,D	A	B	B,C	F	F	A,B	A,B	A,B,E	E,G	D	B,C
42	Zhen-Jia-Liu (2015).	C	A	E	B	C	A,C,D	A	A,B	A,B,C,D,E,F	NE	C	B,D
43	Zigraiova e Jakubik (2015).	A,D	A	B	B	B	B,D	A,E	A,B	A,B,D,E	C,E,F,G	D	B,C
44	Alvarez-Jimenez (2014).	A,D	E	F	A	E	E	I	A,B	G	NE	E	G
45	Amaral <i>et al.</i> (2014).	A,B	B	C	A	E	E	A	A,B	A,B,C,D,E,F	NE	A	A,B,C
46	Babecký <i>et al.</i> (2014).	A	A	B	A	B	C,D	A,B	A,B	A,B,E	C,E,F,G	D	A,B,C
47	Betz <i>et al.</i> (2014).	C	A	E	A	A	C	A	A	B	E,F,G	D	B,C,D
48	Borgy <i>et al.</i> (2014).	A	A	B	A	E	E	A,E	A	A,B,E	E	D	B,C
49	Caggiano <i>et al.</i> (2014).	A,B	A	B	A	E	E	A	B	F	C,E,G	D	B,C
50	Catão e Milesi-Ferretti (2014).	A	A	B	B	E	E	A	A,B	A,B,C,D,E,F	NE	D	B
51	Drehmann e Juselius (2014).	A	A	B	A	D	F	E	A	A,B,E	NE	D	B,C
52	Dwyer e Tan (2014).	A,B,D	B	B	B	E	E	E	A,B	A,B,C,D,E,F	E,F	A	B,C
53	Fushing <i>et al.</i> (2014).	A,B,D	G	E	A	E	E	E	C	G	NE	A	F
54	Giese <i>et al.</i> (2014).	A	C	B	B	F	F	B	A	B	NE	D	B,C
55	Islami e Kurz-Kim (2014).	A	C	C	B,C	E	E	B	A	B	C,G	C	B,C
56	Jin e Nadal De Simone (2014).	A	A	D,E	A	E	E	B	A	A,B,E	NE	D	B,C,D
57	Kandrac (2014).	C	B	E	B	E	E	B	A	A	G	A	D
58	Kauko (2014).	A	E	G	B	E	E	H	A,B	G	E,G,N	D	G
59	Kim e Kim (2014).	A,D	A	C	A	E	E	B	A	A	C,G	D	B,C
60	Knedlik (2014).	A,D	A	B	B,C	A	C	E	A,B	B	F,G	D	B,C
61	Li e Wang (2014).	A,D	B	G	A,B,C	E	E	A	B	E	NE	A	D
62	Ma e Chen (2014).	A,D	C	B	B,C	D	A,B,C,F	C	B	E	E	D	B,C
63	Maghyereh e Awartani (2014).	C	A	E	B	F	F	A	B	E	C,G	C	B,C,D
64	Milne (2014).	C	B	D,E	B	A	A	A	A,B	A,B,E	G	B	D,G
65	Moinescu e Costea (2014).	C	A	E	B,C	C	A,F	A	B	B	C,G	C	D
66	Qin e Luo (2014).	A	A	B	A	E	E	A	A,B	A,B,D,E	C,G	D	B,C
67	Sayek e Taskin (2014).	A	A	B	A	E	E	A	A,B	A,B,C,D,E,F	NE	D	A,B,C
68	Sevim <i>et al.</i> (2014).	A,D	C	B	B,C	A	A	A,D	B	B	NE	D	B,C
69	Asanović (2013).	A	C	B	B	C	A,B,C	A,F	B	B	C,G	C	B,C
70	Babecký <i>et al.</i> (2013).	A,D	A	B	A,C	F	F	C,E	A	A,B,E	C,E,F,G	D	A,B
71	Chinazzi <i>et al.</i> (2013).	A,B,D	A,B	B	A,C	E	E	B,C,I	A,B	A,B,C,D,E,F	E,F,G	C	B,C
72	Duca e Peltonen (2013).	A,B,D	A	B	A,B,C	A	B	A	A,B	A,B,D,E,F	E,F,G	C	A,B,C
73	Jobst (2013).	A,B,D	C	D,E	A	E	E	B	A	G	C,G	B	C,D
74	Karim <i>et al.</i> (2013).	A,D	A	B	A,B,C	C	A,C,D	A	A	A,B	G	D	B,C
75	Khallouli e Nabi (2013).	A,D	C	B	B,C	D	A,F	B	B	B	F,G	D	B,C
76	Li <i>et al.</i> (2013).	C	B	E	A	E	E	D	B	E	NE	A	B,C,D
77	Oet <i>et al.</i> (2013).	B,C	A	E	A,B	B	F	A,B	A	A	C,G	D	B,C,D
78	Ponomarenko (2013).	A,D	A	B	B	E	E	A,F	B	A,B,D,E	E	D	B,C
79	Quax <i>et al.</i> (2013).	A,D	C	B	A	E	E	B	A	A,B	NE	D	B
80	Squartini <i>et al.</i> (2013).	A	G	E	A	E	E	I	A	B	NE	C	G
81	Zaghdoudi (2013).	C	A	E	B,C	E	E	A	B	F	C,G	C	B,C,D
82	Ari (2012).	A,D	C	B	B,C	C	A,F	A	B	A	C,G	D	B,C
83	Auvray e Brossard (2012).	C	A	E	A,B	C	A,F	A	A	B	E,G	C	D
84	Bhattacharya e Roy (2012).	A	C	B	A,B	E	E	A,F	B	E	C,F,G,O	D	B
85	Boitan (2012).	A	C	C	A,C	C	A,F	A	B	B	G	C	B,C,D
86	Candelon <i>et al.</i> (2012).	A,D	A	B	A,C	A	A	A,B	B	A,D,E	C,F	D	B,C
87	Chen e Chen (2012).	A,B	A	B	A,C	F	F	B	A,B	A,B,D,E	NE	D	B,C
88	Eichler e Sobański (2012).	A	A	B	A,C	D	A,F	A	A	B	NE	D	B,C
89	Frankel e Saravelos (2012).	A,D	B	B	B	E	E	A	A,B	A,B,C,D,E,F	F	D	B,C
90	Huang <i>et al.</i> (2012).	C	B	D,E	B	E	E	A	A,B	A,B,D,E,F	NE	A	D
91	Kauko (2012).	A	B	B	B	E	E	B	A,B	B	G,F	A	B,C
92	Koyuncugil e Ozgulbas (2012).	C	B	E	A,B,C	E	E	D	B	B,E	NE	A	D
93	Roy e Kemme (2012).	A	A	B	B,C	A	D	A	A	A,B	C,E	D	B
94	L. Stein (2012).	A,D	D	E	A	E	E	C	C	C,G	NE	E	D
95	Davis <i>et al.</i> (2011).	A	A	B	A	A	A	A,D	B	A,C,D,E	C,E,G	D	B
96	Fidrmuc e Süß (2011).	C	B	E	B,C	E	E	A	B	B	C,G	A	D
97	Lin e Wu (2011).	A	B	E	A	E	E	D	B	E	NE	A	D
98	Peresetsky <i>et al.</i> (2011).	A,C	A	E	A,B	A	C	A	B	B,E	C,F,G	C	B,D
99	Stein (2011).	A,D	C	E	A,C	E	E	I	A	A	C,G	D	B,D
100	Barrell <i>et al.</i> (2010).	A	A	B	B	B	A,D	A	A	A,B,E	C,E,G	D	B,C
101	Bhimani <i>et al.</i> (2010).	C	A	G	B,C	A	A	A	A	B	NE	C	D
102	Bunda e Ca'Zorzi (2010).	A,D	A	B	B	A	C	A,F	A,B	A,B,C,D,E,F	E,F	D	B,C

Continua na próxima página.

**Tabela 2.6:** Dados categorizados dos trabalhos

	Tema	Método	Unidade	Resultado	Janela	Horizonte	Técnica	Contexto	Local	JEL	Amostra	Variáveis	
	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	
103	Demyanyk e Hasan (2010).	A,C,D	E	G	B	E	E	H	C	G	NE	E	F
104	Güvenir e Çakır (2010).	C	A	E	A	C	F	D	B	B,E	NE	B	D
105	Ioannidis <i>et al.</i> (2010).	C	B	D,E	A,B,C	E	E	A,D,E	A,B	E	NE	A	B,C,D
106	Wong <i>et al.</i> (2010).	B,C	A	C	B,C	C	A,C,F	A	A,B	E	E,G	D	B,C
107	Yu <i>et al.</i> (2010).	A,D	A	B	B,C	E	E	A,D,E	B	E	NE	A	B
108	Dardac e Boitan (2009).	C	B	E	B,C	E	E	D	A	A	NE	A	D
109	Dardac e Moinescu (2009).	A	A	B	B,C	E	E	A,E	B	B	C,G	D	B,D
110	Eichler <i>et al.</i> (2009).	A	A	B	B,C	A	A	A	B	B	G	C	B,D
111	Zhao <i>et al.</i> (2009).	A,D	A	B	A	F	F	B	B	D,E	F,G	F	B,C
112	Davis e Karim (2008).	A	A	B	A	B	A,C	A,E	A,B	A,B,C,D,E,F	C,E,G	D	B,C
113	Ng <i>et al.</i> (2008).	C	A	E	B,C	F	F	D	A	A	NE	D	D
114	Nguyen <i>et al.</i> (2008).	C	A	E	B,C	B	A,C	D	A	A	NE	D	D
115	Demirgüç-Kunt e Detragiache (2005).	A	E	F	B	E	E	I	A,B	G	E,G	E	F
116	Byström (2004).	A	A	B	B,C	E	E	B	A,B	A,B,D,E,F	C,G	C	B,C
117	Tung <i>et al.</i> (2004).	C	A	E	B,C	F	F	D	A	A	NE	D	D
118	Gunther e Moore (2003).	C	B	E	A	E	E	A	A	A	C,G,L	A	D
119	Montgomery (2003).	A	C	B	B,C	B	A,C	F	B	E	F,G	D	B,C
120	Burkart e Coudert (2002).	A,D	A	B	A,C	D	A,F	F	B	A,B,D,E,F	F,G	D	B
121	Kaplan-Appio (2002).	C	A	E	A	F	F	B	B	E	NE	B	D
122	Bongini <i>et al.</i> (2001).	C	A	E	A,C	E	E	A	B	E	NE	A	D
123	Sarkar e Sriram (2001).	C	B	E	B,C	C	A,C,D	D	A	A	NE	A	D
124	Salvatore (2000).	A,D	D	F	D	E	E	H	A,B	G	F,G	E	F

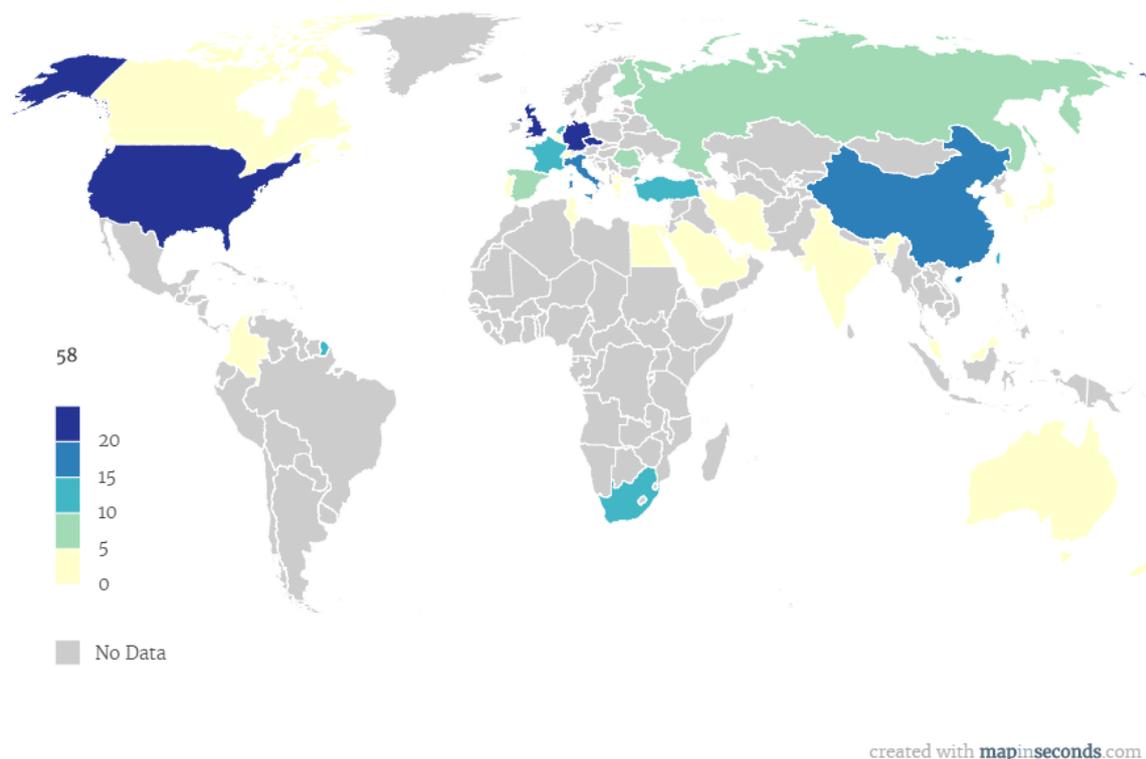
A Tabela A.1 apresenta os artigos com suas respectivas quantidades de citações no Google acadêmico, no Scopus e no ISI. Ordenada pela quantidade de citações no Google acadêmico a intenção é apresentar a influência de cada artigo da amostra no campo dos EWS. Neste sentido os trabalhos que mais se destacam são Demirgüç-Kunt e Detragiache (2005), Davis e Karim (2008), Bongini *et al.* (2001), Barrell *et al.* (2010) e Frankel e Sarvelos (2012).



**Figura 2.4:** Nuvem de palavras construída a partir do levantamento das palavras chave dos artigos da amostra.

A partir dos 124 artigos da amostra, foram levantadas todas as palavras-chave com o objetivo de verificar as que tiveram o maior número de incidência. Todas as palavras-chaves tiveram todas as letras transformadas para minúsculas para ser processada a contagem. A partir desse levantamento foi construída a nuvem de palavras apresentada na Figura 2.4, onde pode ser notado que as palavras-chaves mais utilizadas são *early warning system*, *early warning systems*, *systemic risk* e *banking crises*.

Foi contabilizado o país onde atua cada autor de cada trabalho e verificou-se que o país com maior produção foi os Estados Unidos com 58 trabalhos, seguidos pela Alemanha e Inglaterra com 23 trabalhos cada (Figura 2.5).



**Figura 2.5:** País onde atuam os autores dos artigos da amostra.

## 2.4.1 Tema principal

Na classificação 1, que trata do tema principal há as seguintes categorias (Figura 2.6) A - Banking crisis; B - Contagion; C - Bank *distress*; D - Financial Crisis; E - Não Especificado; e F - Outros.

A análise desta classificação revela que a maioria dos artigos tratou de crises bancárias, seja somente sobre crises bancárias com 41 casos (33,1%), 35 casos (28,3%) sobre crises financeiras e bancárias, 5 (4%) crises bancárias e contágio, 5 (4%) sobre crises financeiras, bancárias e contágio e 1 (0,8%) sobre crises financeiras, bancárias e *distress* bancário, perfazendo um total de 69 estudos, ou seja, 55,6% dos estudos da amostra.

São 38 (30,6%) estudos que tratam do *distress* bancário, sendo que 35 casos (27,4%) tratam apenas do *distress*, dois destes (1,61%) tratam do *distress* bancário levando em consideração a questão do contágio e 1 (0,8%) que trata de crises bancárias juntamente com o *distress* bancário.

Observou-se quem há estudos que recaem em duas classificações. Há quatro (5,7%) estudos com categorização A e B que tratam de crises bancárias, explorando a questão do contágio entre países. Os dezessete estudos (24,3%) com categorização A e D partem de uma abordagem mais ampla sobre crises financeiras e focam nas crises bancárias, partindo da questão da incidência conjunta de crises. Os dois (2,9%) estudos com categorização B e C, fazem uma análise do *distress* bancário com a preocupação do contágio, onde *Oet et al.* (2013) entram na questão do contágio de um banco para outro e *Wong et al.* (2010) verifica se a incidência de crises em outros países pode prejudicar a saúde dos bancos individuais.

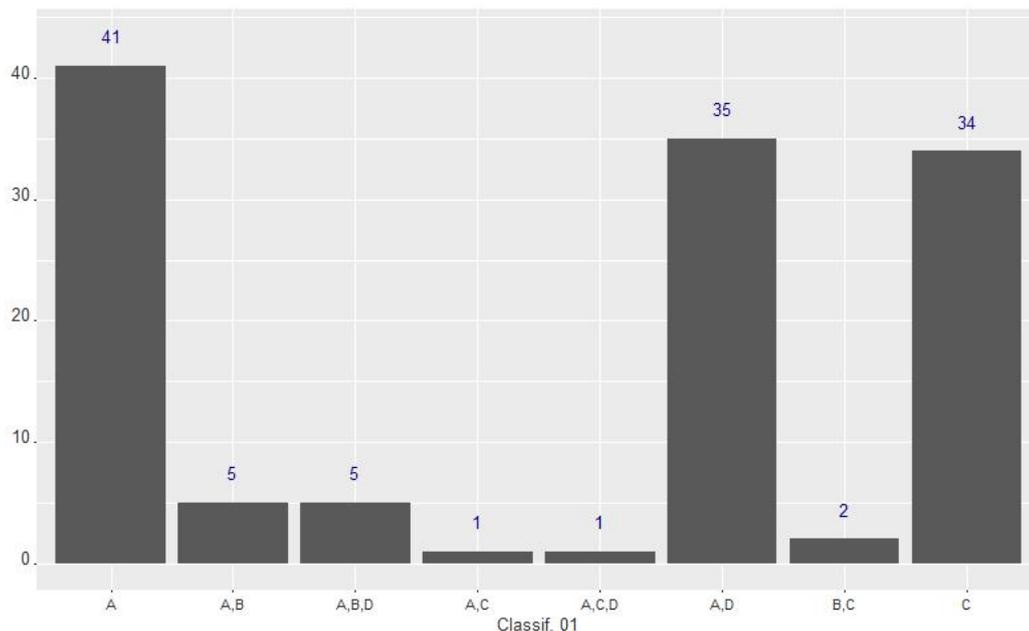
Há também casos de estudos com 3 classificações. Os cinco estudos (7,14%) com classificação A,B e D tratam de crises financeiras e bancárias, estando relacionados com a incidência conjunta de crises e explorando a questão do contágio entre países. Ainda há um caso (1,4%) de estudo com 3 classificações A, C e D, onde *Demyanyk e Hasan* (2010) realizaram um levantamento

bibliográfico dos principais métodos utilizados em trabalhos empíricos sobre crises bancárias e insolvência bancária.

Em função da lógica de pesquisa utilizada sobre as bases de periódicos, nota-se que há dois grandes focos de trabalhos: os que tratam de crises bancárias e os que tratam de *distress* bancário, verificando-se que a questão de contágio e de crises financeiras foram abordados de maneira complementar pelos estudos da amostra.

Deste modo, observa-se que o tema principal menos explorado foi o *distress* bancário complementado com o tema de contágio. Assim, emerge:

**Lacuna 1.** Desenvolver estudos que tratam da questão do tema *distress* bancário complementado pelo contágio, seja contágio entre países ou contágio entre instituições.



**Figura 2.6:** Frequência de distribuição da classificação 1 - Tema principal

**Tabela 2.7:** Métodos utilizados por tema de estudo.

Crises bancárias	88	Painel de dados	52
		Cross-section	8
		Séries temporais	21
		Teórico	2
		Bibliográficas	4
		Outros	2
		<i>Distress</i> bancário	38
Cross-section	12		
Séries temporais	1		
Bibliográficas	1		

Fazendo-se uma análise cruzada dos temas de estudo e dos métodos utilizados, pela Tabela 2.7, observa-se que painel de dados é o método mais explorado, tanto para os estudos de crises bancárias, quanto para o *distress* bancário, sendo que os estudos teóricos e bibliográficos são os menos explorados em ambos os temas.

**Tabela 2.8:** Unidades de análise por tema de estudo.

Crises bancárias	88	País ou sistema bancário	73
		Holdings ou bancos	9
		Não especificados ou outros	6
<i>Distress</i> bancário	38	Sistema bancário	1
		Holdings ou bancos	35
		Outros	2

Cruzando os dados dos temas com as unidades de análise dos estudos, observa-se na 2.8 que o país ou sistema bancário são as unidades mais utilizadas nos estudos sobre crises bancárias, enquanto que os bancos e holdings são as unidades mais exploradas nos estudos sobre *distress* bancário.

**Tabela 2.9:** Categoria de indicadores por tema de estudo.

Crises bancárias	88	Economia global	5
		Econômicos e financeiros do país	75
		Setor bancário	61
		Contábil-financeiros de bancos	12
		Simulados	1
		Outros	4
		Não especificados	4
<i>Distress</i> bancário	38	Econômicos e financeiros do país	12
		Setor bancário	9
		Contábil-financeiros de bancos	36
		Outros	1
		Não especificados	1

No cruzamento dos dados dos temas com as variáveis de interesse dos estudos ( 2.9), observa-se que os indicadores econômicos e financeiros do país e os indicadores do setor bancário são os mais utilizados nos EWS para crises bancárias. Já para os EWS para *distress* bancário, os indicadores mais utilizados são os contábil-financeiros dos bancos. É importante notar a utilização de dados contábil-financeiros de bancos nos EWS para crises bancárias, pois nestes casos os dados foram agregados para todos os bancos de cada país. Observa-se também a utilização de dados macroeconômicos, financeiros e do setor bancário do país nos EWS para *distress* bancário, revelando-se nestes casos a inserção de uma abordagem macroprudencial, ou seja, esses estudos adotam uma abordagem micro e macroprudenciais.

**Tabela 2.10:** Dez artigos mais citados sobre EWS para crises bancárias.

	Autores	Título do Artigo	Citações		
			Scopus	ISI	Google
1	Demirgüç-Kunt e Detragiache (2005)	Cross-Country Empirical Studies of Systemic Bank Distress: A Survey	6	-	545
2	Davis e Karim (2008)	Comparing early warning systems for banking crises	96	66	361
3	Barrell <i>et al.</i> (2010)	Bank regulation, property prices and early warning systems for banking crises in OECD countries	53	33	227
4	Frankel e Saravelos (2012)	Can leading indicators assess country vulnerability? Evidence from the 2008-09 global financial crisis	60	50	195
5	Demyanyk e Hasan (2010)	Financial crises and bank failures: A review of prediction methods	61	38	172
6	Duca e Peltonen (2013)	Assessing systemic risks and predicting systemic events	25	20	162
7	Burkart e Coudert (2002)	Leading indicators of currency crises for emerging countries	27	-	157
8	Drehmann e Juselius (2014)	Evaluating early warning indicators of banking crises: Satisfying policy requirements	14	9	121
9	Catão e Milesi-Ferretti (2014)	External liabilities and crises	12	9	94
10	Zhao <i>et al.</i> (2009)	Effects of feature construction on classification performance: An empirical study in bank failure prediction	35	30	75

A Tabela 2.10 apresenta os 10 artigos mais citados que tratam de EWS crises bancárias, destacando como mais citado o trabalho de Demirgüç-Kunt e Detragiache (2005) que fez uma revisão da literatura de EWS com foco nas metodologias adotadas, nos efeitos econômicos das crises bancárias, bem como nas políticas para evitá-las.

**Tabela 2.11:** Dez artigos mais citados sobre EWS para *distress* bancário.

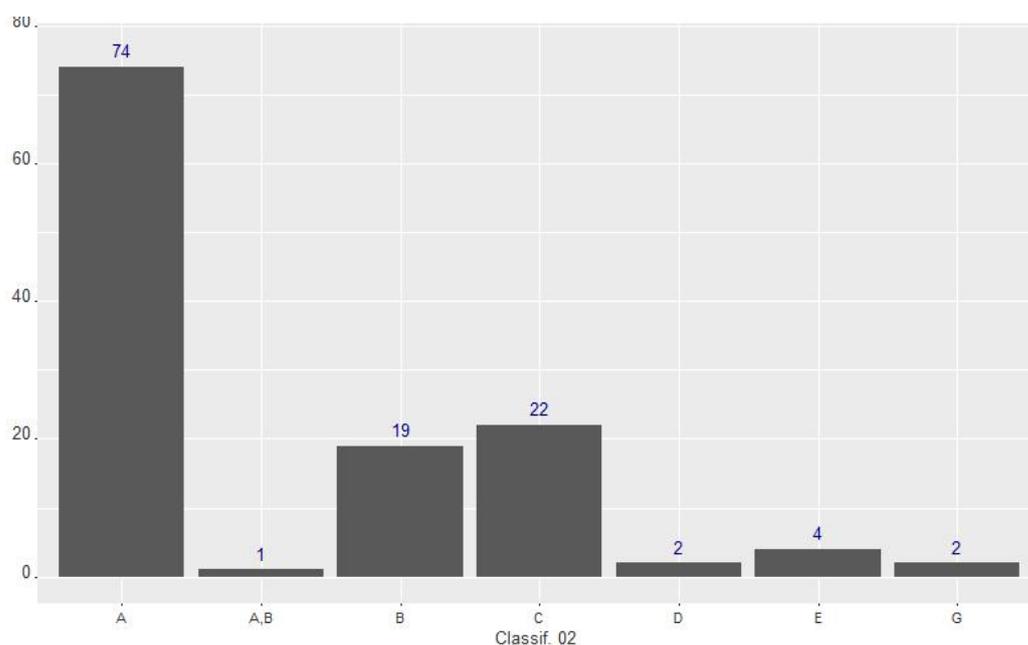
	Autores	Título do Artigo	Citações		
			Scopus	ISI	Google
1	Bongini <i>et al.</i> (2001)	The Political Economy of Distress in East Asian Financial Institutions	59	37	234
2	Demyanyk e Hasan (2010)	Financial crises and bank failures: A review of prediction methods	61	38	172
3	Tung <i>et al.</i> (2004)	GenSo-EWS: a novel neural-fuzzy based early warning system for predicting bank failures	89	72	132
4	Sarkar e Sriram (2001)	Bayesian Models for Early Warning of Bank Failures	68	50	131
5	Betz <i>et al.</i> (2014)	Predicting distress in European banks	25	20	83
6	Gunther e Moore (2003)	Early warning models in real time	9	5	65
7	Koyuncugil e Ozgulbas (2012)	Financial early warning system model and data mining application for risk detection	20	12	57
8	Ioannidis <i>et al.</i> (2010)	Assessing bank soundness with classification techniques	22	18	56
9	Ng <i>et al.</i> (2008)	FCMAC-EWS: A bank failure early warning system based on a novel localized pattern learning and semantically associative fuzzy neural network	27	18	54
10	Peresetsky <i>et al.</i> (2011)	Probability of default models of Russian banks	3	-	51

A Tabela 2.11 apresenta a lista dos 10 trabalho mais citados (de acordo com o Google) para o tema de EWS para *distress* bancário, destacando que o mais citado é o trabalho de Bongini *et al.* (2001) que estimou um EWS para *distress* bancário para o período da crise asiática com dados

de bancos da Indonésia, Coréia, Malásia, Filipinas e Tailândia. Bongini *et al.* (2001) também apresentaram uma importante definição de *distress* bancário.

## 2.4.2 Método de estudo

Na classificação 2 que trata do método de estudo, existem as seguintes categorias: A - Análise em painel; B - Cross-section (dados transversais); C - Análise estatística e series temporais e outros; D - Teórico; E - Análise bibliográfica ou bibliométrica; F - Não especificado e G - Outros.



**Figura 2.7:** Frequência de distribuição para a classificação 2 - Método de Estudo

Como observa-se os dados na Figura 2.7 e totalizados por categoria na Tabela 2.12, os estudos em painel (A) são os mais frequentes com 75 ocorrências (60,5%), considerando-se também um estudo que alia análise em painel ao *cross-section* (categorias A e B), superando a soma de todas as outras categorias. Isso reflete uma maior disponibilidade de dados e uma tendência de evolução de capacidade computacional. Os estudos *cross-section* também foram bastante utilizados no estudo, com 19 artigos utilizando apenas esse método, além de um artigo que associa análise em painel (A e B), totalizando 20 (16,1%) trabalhos com esse tipo de método.

**Tabela 2.12:** Incidência de cada categoria na classificação 02

Categ.	A	B	C	D	E	G
Quant.	75	20	22	2	4	2
Percent.(%)	60,5	16,1	17,7	1,6	3,2	1,6

Já os estudos que utilizam análise estatística (categoria C), perfazem um total de 22 (15,7%). Há ainda quatro (3,2%) artigos com levantamentos bibliográficos (categoria E) que procuram apresentar o debate sobre os EWS, seu significado e os possíveis reflexos nas decisões de tribunais de arbitragem de direito internacional (Alvarez-Jimenez, 2014), apresentar uma ampla pesquisa bibliográfica sobre trabalhos empíricos que tratam de indicadores de alerta antecipado de crises bancárias (Kauko, 2014), fornecer um resumo dos resultados empíricos obtidos em diversos artigos em economia e pesquisa operacional que tentam explicar, prever ou propor soluções para

as crises financeiras, destacando as metodologias utilizadas (Demyanyk e Hasan , 2010) e realizar uma revisão da literatura com foco em duas metodologias básicas adotadas nos estudos empíricos: a abordagem de extração de sinais e o modelo de probabilidade multivariada (Demirgüç-Kunt e Detragiache , 2005).

Além disso, foram encontrados 3 (1,6%) artigos teóricos (categoria D), tendo em vista o caráter empírico predominante nos estudos de EWS, onde as pesquisas procuram encontrar padrões de comportamento nas séries históricas das variáveis independentes e, a partir daí, fazer generalizações.

Pode-se observar que houve apenas 1 trabalho que lançou mão de mais de um método de estudo, tanto para comparar os métodos, quanto para complementar a análise realizada.

Por outro lado, cabe aqui as conclusões apresentadas pelo estudo de Davis *et al.* (2011) que utilizaram dados da América latina e da Ásia, estimando modelos com um grande painel de dados envolvendo as duas regiões, com um subpainel para a América Latina e com um subpainel para a Ásia, chegando a conclusão que os modelos estimados com os subpainéis regionais obtiveram resultados mais precisos do que o painel completo com todos os dados, apontando que a utilização de amostras que abrangem diversos países foi inadequada, pois as causas e fatores das crises se diferem entre as regiões, implicando que modelos regionais poderiam descrever melhor os fenômenos. Também, segundo Berg *et al.* (2004) a heterogeneidade entre países leva a um mau desempenho de previsão dos estudos empíricos que abordam uma abordagem multinacional. Ou seja, havendo heterogeneidade entre as unidades de análise pode acarretar uma baixa capacidade de previsão dos modelos.

Deste modo, observa-se que o tema principal menos explorado foi o *distress* bancário complementado com o tema de contágio. Assim, surge:

**Lacuna 2.** Desenvolvimento de estudos que comparem metodologias ou que utilizem metodologias híbridas, estudos alternativos aos painéis de dados, por exemplo, que analisem apenas uma unidade de análise ou que realizem comparações entre grupos mais homogêneos de unidade de análise e também estudos teóricos e de levantamentos bibliográficos sobre o tema.

### 2.4.3 Unidade de análise

Na classificação 3 que trata da unidade de análise, encontra-se as seguintes categorias: A - Mundo; B - País; C - Sistema Bancário; D - Holding de bancos; E - Bancos; F - Não especificado e G - Outros.

A unidade de análise está diretamente relacionada com o tema de estudo, conforme já observado na Tabela 2.8, onde nota-se que a predominância de foco no país ou no sistema bancário nos estudos onde o tema é EWS para crises bancárias e a predominância de foco em bancos ou holdings nos trabalhos em que o tema é EWS para *distress* bancário.

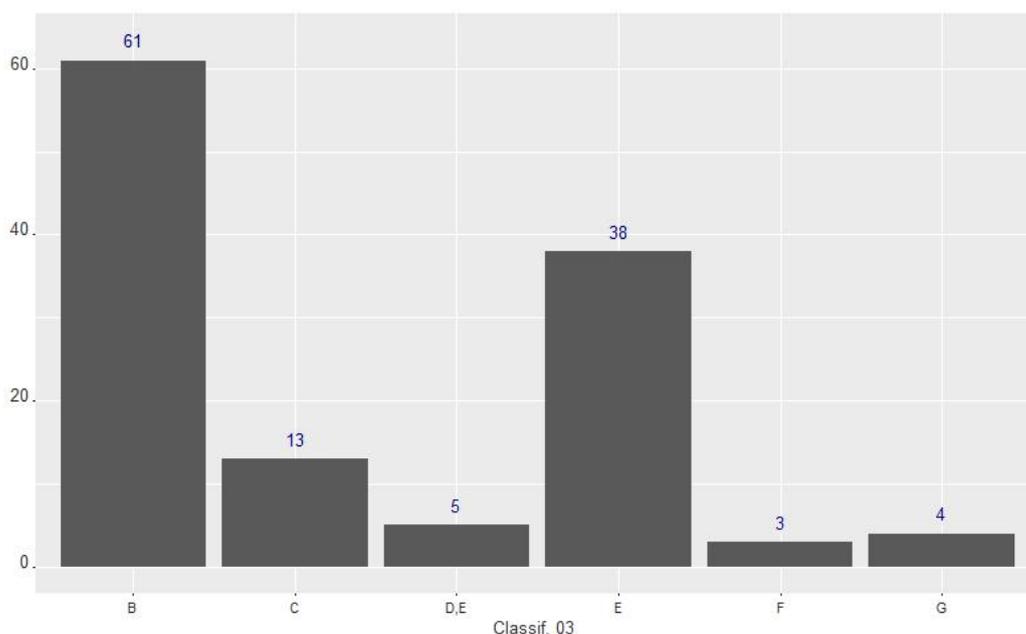
Os 61 (49,2%) estudos com unidade de análise um país, juntamente com os 13 (10,5%) estudos que têm o sistema bancário como unidade de estudo, totalizam 74 (59,7%), ou seja, a maioria dos estudos utilizam uma abordagem macroprudencial.

Já 38 estudos (30,65%) que utilizam a corporação como unidade de análise, juntamente com os 5 (4,03%) que têm as holdings e os bancos individuais como unidade de análise, perfazem um total de 43 estudos (34,68%) com abordagem microprudencial.

Mesmo os estudos que utilizam como unidade de análise o sistema bancário (C), focam o sistema bancário de um país, ou seja, se referem ao país como um todo.

Assim, os estudos que utilizam as *holding* (D) e bancos (E) como unidade de análise formam uma perspectiva microprudencial e são a minoria dos estudos.

Diante disso, observa-se:

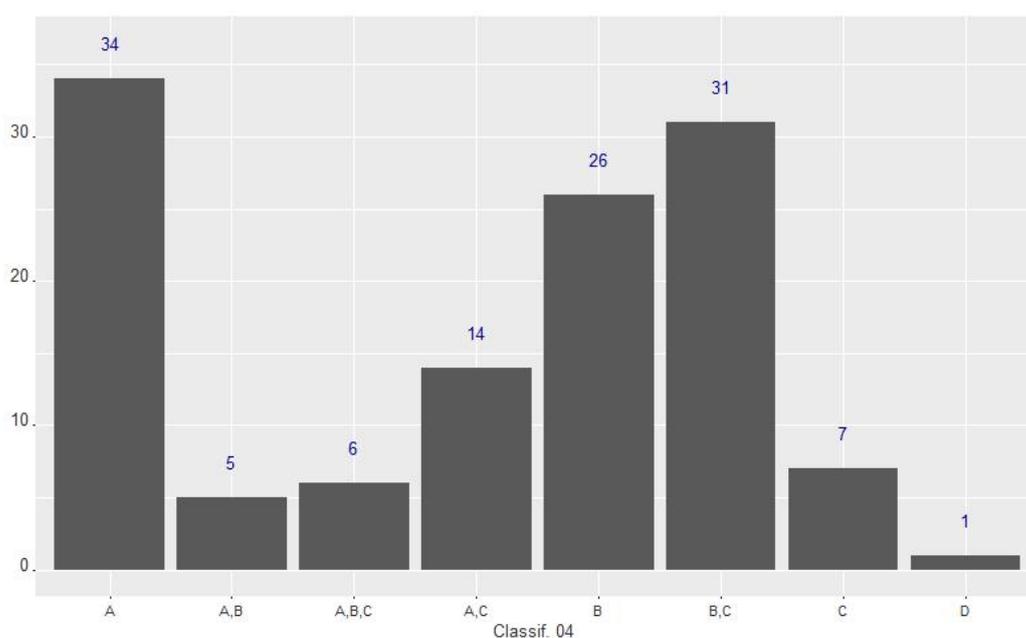


**Figura 2.8:** Frequência de distribuição da classificação 3 - unidade de análise

**Lacuna 3.** Desenvolvimento de EWS com abordagem microprudencial, com os bancos e principalmente holdings como unidade de análise.

## 2.4.4 Resultados

Na classificação 4 que trata dos tipos de resultados, tem-se as seguintes categorias: A - Novas Conclusões; B - Consistentes com a Literatura; C - Replicáveis; D - Não especificado; e E - Outros.



**Figura 2.9:** Frequência dos dados da classificação 4 – resultados

Observa-se na Figura 2.9 e de maneira totalizada na Tabela 2.13 que a maioria dos estudos

se diz consistente com a literatura (B) com 68 artigos (54,8%), 59 artigos (47,68%) trazem novas conclusões, 58 artigos (46,8%) são replicáveis e 1 artigo (0,8%) identificado em outros.

Considerando separadamente as categorias, há 6 artigos (4,84%) com novas conclusões, consistentes com a literatura e replicáveis (A,B,C), 31 artigos (25%) consistentes com a literatura (B,C) e replicáveis, 5 artigos (4,03%) consistentes com a literatura e com novas conclusões (A,B) e 14 artigos com novas conclusões e replicáveis (A,C).

**Tabela 2.13:** Incidência de cada categoria na classificação 04

Categ.	A	B	C	D
Quant.	59	68	58	1
Percent.(%)	47,6	54,8	46,8	0,8

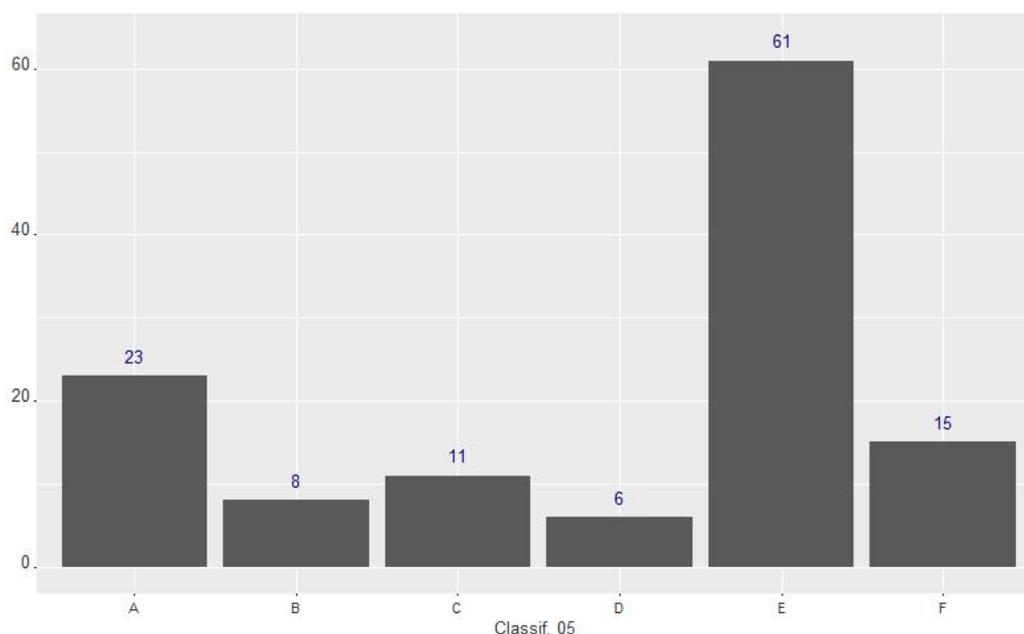
No tocante a busca de lacunas de pesquisa, convém observar os 14 estudos que, além de serem replicáveis, apresentam novas conclusões, pois podem representar caminhos para pesquisas futuras.

Diante disso, observa-se:

**Lacuna 4.** Desenvolvimento de estudos com abordagens inovadores dos trabalhos com novas conclusões e replicáveis.

#### 2.4.5 Número de períodos usados na previsão (janela de tempo)

Na classificação 5 que trata da quantidade de períodos usados na previsão, onde há as seguintes categorias: A - 1 período; B - 2 períodos; C - 3 períodos; D - 4 ou mais; E - Não especificado; e F - Outros. Há que se observar que alguns trabalhos utilizam dados mensais, outros utilizam dados trimestrais e, ainda outros, dados anuais. Na tentativa de equalizar e padronizar essa questão, utilizou-se uma menor unidade de tempo: o mês.



**Figura 2.10:** Número de períodos usados na previsão (janela de tempo)

Pode-se perceber (Figura 2.10) que 61 trabalhos (49,19%) não trata da questão dos períodos de horizonte de tempo (E). Três desses trabalhos são referentes a estudos bibliográficos.

Os 15 estudos (12,1%) classificados como outros, são trabalhos que trataram de outra maneira a questão do horizonte de tempo.

Dos trabalhos que trataram do horizonte do tempo das previsões, 23 (18,55%) utilizaram 1 período, 8 (6,45%) utilizaram 2 períodos, 11 (8,87%) utilizaram 3 períodos e 6 (4,84%) utilizaram 4 ou mais períodos.

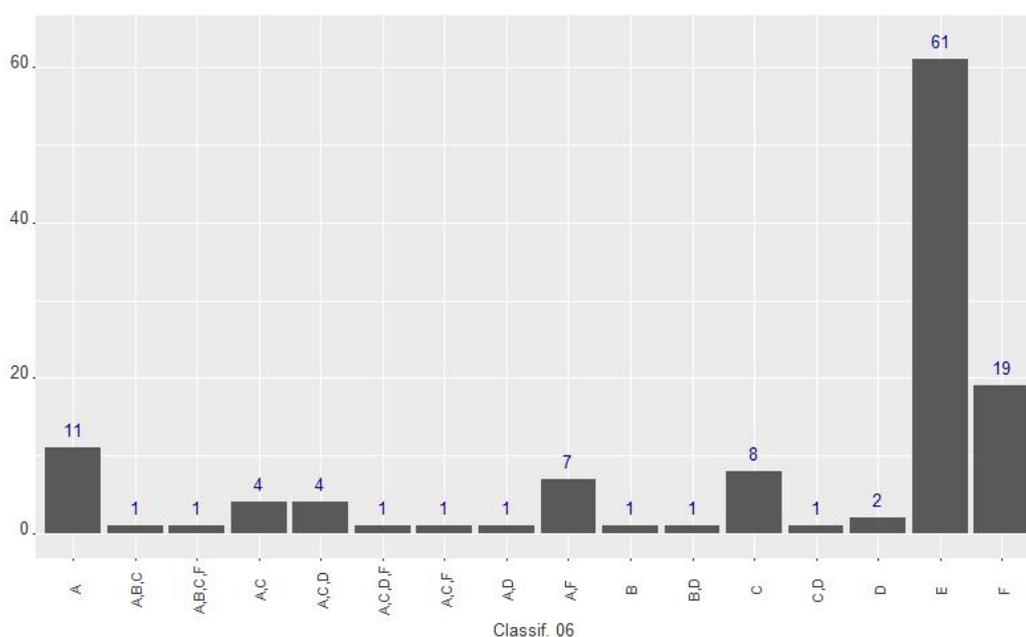
E essa é uma questão importante para um EWS, tendo em vista que se o horizonte de tempo for muito curto para a previsão, as possíveis ações que as autoridades possam tomar para mitigar uma crise são inócuas, pelo fato de não haver tempo para que a economia reaja. Por outro lado, se uma crise for apontada com muita antecedência, as possíveis políticas das autoridades podem se diluir no decorrer do tempo, diminuindo seus possíveis efeitos para se evitar uma crise. Ou seja, o horizonte de tempo é um aspecto relevante que deve ser levado em conta para a construção de um EWS para que tenha utilidade para as autoridades. A seção 2.3.6 foi construída com as informações da pesquisa

Pela classificação 5 observa-se que a maior parte dos estudos, não apresenta indicações com esse foco. Aliado ao fato de que a segunda categoria com mais estudos dessa classificação é a que trata de estudos com apenas 1 período, pode-se concluir que poucos estudos tratam dessa reflexão sobre qual horizonte de tempo considerar, qual horizonte de tempo seria interessante em termos de previsibilidade para que as autoridades possam ter tempo de tomar as medidas necessárias para mitigação de crises e se haveria tempo para que essas medidas surtam o efeito desejado.

## 2.4.6 Número de meses nos períodos de previsão (janela de tempo)

Na classificação 6 que trata do número de meses usados na previsão, tem-se as seguintes categorias: A - 12 meses; B - 18 meses; C - 24 meses; D - 36 meses; E - Não especificado; e F - Outros.

Tratando da quantidade de períodos do horizonte de tempo das previsões, a classificação 6 está diretamente relacionada com a classificação 5 que trata da quantidade de períodos utilizados.



**Figura 2.11:** Número de meses nos períodos de previsão (janela de tempo)

**Tabela 2.14:** Quantidades de horizontes de tempo das previsões e suas durações

Quant. de Janelas	nº estudos	Tamanho Janela	nº estudos
Um horizonte	23	12 meses	11
		18 meses	1
		24 meses	8
		36 meses	2
		Outros	1
Dois horizontes	8	12 e 24 meses	4
		12 e 36 meses	1
		18 e 36 meses	1
		24 e 36 meses	1
		Outros	1
Três horizontes	11	12,18 e 24 meses	1
		12,24 e 36 meses	4
		12 e 24 meses e outros	1
		12 mese e outros	4
		Outros	1
Quatro horizontes ou mais	6	12,18 e 24 meses e outros	1
		12,24 e 36 meses e outros	1
		12 e outros	3
		Outros	1
Outros	15	Outros	15
Não especificado	61	Não especificado	61

Essa classificação, número de meses utilizados para a janela de tempo das previsões, explora uma característica levantada dos estudos que está diretamente relacionada com a quinta classificação, o número de períodos utilizados para a janela de tempo das previsões. Como pode-se observar (Figura 2.11), é grande a quantidade de estudos que não se preocuparam com essa característica (E), pois são 61 estudos (49,19%) que não levam em conta essa questão.

Por meio da Tabela 2.14 que relaciona as quantidades de horizontes de tempo das previsões e os tamanhos dos horizontes utilizados nos estudos, pode ser observado, que além dos 61 estudos que não especificaram a janela de horizonte de tempo das previsões, há 23 estudos que utilizaram apenas 1 horizonte de tempo, ou seja, a maioria dos estudos não tratou essa questão ou, se tratou, apenas adotou um horizonte de tempo, sem realizar comparações entre os tamanhos que poderiam ser utilizados.

Como observado e em consonância com a categoria 5, muitos trabalhos não entraram na questão do horizonte de tempo das previsões.

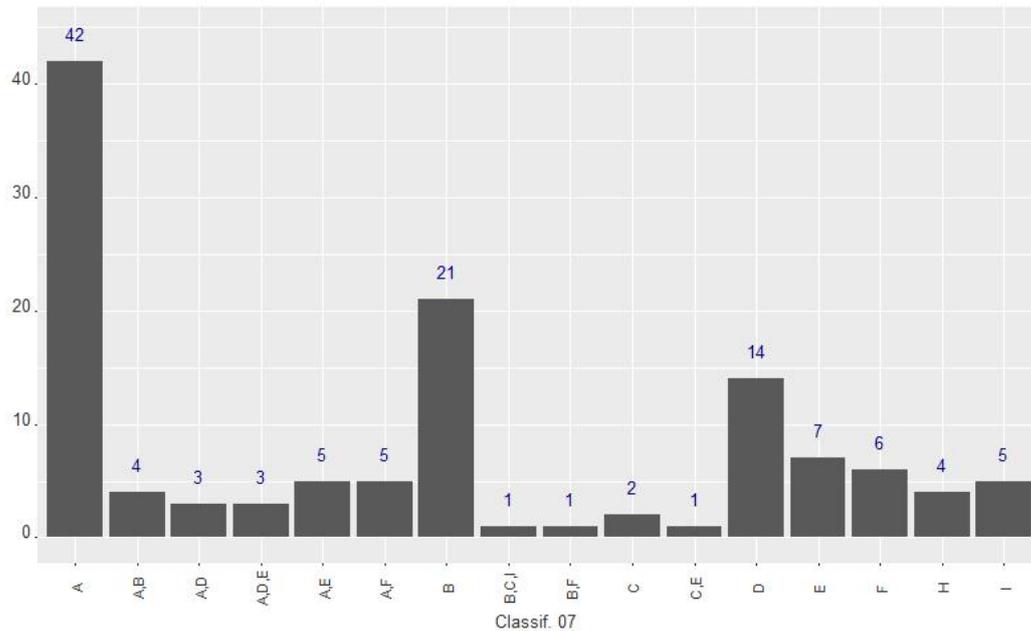
Sendo assim:

**Lacuna 5.** Estudo comparativo de horizontes de tempo, para uma melhor determinação do tamanho do horizonte de tempo das previsões de um EWS, verificando se esse horizonte de tempo se alteraria entre os episódios de crise e de *distress* bancário.

#### 2.4.7 Técnicas utilizadas

Na classificação 7 que trata das técnicas utilizadas, tem-se as seguintes categorias: A - Modelos Econométricos de Escolha Qualitativa; B - Modelos Econométricos; C - Modelos Econométricos Multiequacionais; D - Aprendizagem de Máquina, Inteligência Artificial e Métodos Computacio-

nais; E - Métodos não-paramétricos; F - Extração de Sinais; G - Simulação; H - Não especificado; e I - Outros.



**Figura 2.12:** Distribuição de frequência das Técnicas utilizadas.

Observa-se que os modelos econométricos de escolha quantitativa são predominantes na estimação de um EWS, pois 62 artigos utilizam estas técnicas (Figura 2.12), seja como método único com 42 artigos (33,87%), juntamente com modelos econométricos (A,B) com 4 trabalhos (3,23%), juntamente com modelos de aprendizagem de máquina (A,D) com 3 trabalhos (2,42%), juntamente com métodos não-paramétricos (A,E) com 5 estudos (4,03%), juntamente com o método de extração de sinais(A,F) com 5 estudos (4,03%) ou juntamente com 2 outros métodos aprendizagem de máquina e métodos não-paramétricos (A,E) com 3 estudos (2,42%).

No âmbito dos modelos de escolha qualitativa, cabe ainda salientar que somente o estudo de Babecký *et al.* (2014) utilizou um modelo logit apropriado para eventos raros.

As técnicas menos exploradas na amostra de pesquisa foram a extração de sinais com 12 estudos (9,7%): 6 como método único e principal (F), um juntamente com modelos econométricos (B,F) e cinco juntamente com modelos econométricos de escolha qualitativa (A,F). Depois há os métodos não-paramétricos com 16 estudos (12,9%): 7 (5,65%) como método único e principal, 5 (4,03%) utilizados juntos com métodos econométricos de escolha qualitativa (A,E) e outros 3 (2,42%) utilizados juntamente com métodos de aprendizagem de máquina e métodos econométricos de escolha qualitativa (A,D,E). Com 20 estudos (16,1%), aparecem os métodos de aprendizagem de máquina e computacionais, dentre eles 14 estudos (11,29%) que utilizaram somente esta técnica (D), 3 estudos (2,42%) que tecem comparações com métodos econométricos (logit) de escolha qualitativa (A,D) e outros 3 (2,42%) estudos em conjunto com métodos de escolha qualitativa e métodos não paramétricos (A,D,E).

A extração de sinais é uma técnica não-paramétrica utilizada nos primeiros trabalhos sobre EWS, mas que se demonstraram com menor capacidade de previsão do que os modelos de escolha quantitativa, como, por exemplo, o logit e o probit. Já aos métodos não-paramétricos (como a análise discriminante) foram muito utilizados nos primeiros modelos de verificação de falência e que possuem menor capacidade de previsão do que os modelos de escolha qualitativa. Já com relação os métodos de aprendizagem de máquina e computacionais a literatura vem mostrando resultados mais precisos que os modelos de escolha qualitativa, mostrando-se uma área promissora

**Tabela 2.15:** Métodos por técnica de estudo

<b>Tipo técnica de estudo</b>	<b>Qtd.</b>	<b>Técnica</b>	<b>Qtd.</b>
Escolha qualitativa	62	Painel de dados	46
		Cross-section	9
		Análise estatística e séries temporais	7
Métodos econométrico	27	Painel de dados	18
		Cross-section	4
		Análise estatística e séries temporais	6
Modelos econométricos Multiequacionais	4	Painel de dados	2
		Cross-section	1
		Teórico	1
Aprendizagem Máquina Métodos Computacionais	20	Painel de dados	13
		Cross-section	6
		Análise estatística e séries temporais	1
Métodos Não-paramétricos	16	Painel de dados	11
		Cross-section	3
		Análise estatística e séries temporais	1
		Outros	1
Extração de Sinais	12	Painel de dados	6
		Análise estatística e séries temporais	6
Não especificado	4	Análise estatística e séries temporais	1
		Análise Bibliográfica	2
		Teórico	1
Outros	6	Painel de dados	1
		Cross-section	1
		Análise estatística e séries temporais	2
		Análise Bibliográfica	2
		Outros	1

para pesquisa. Por exemplo, o estudo de [Messai e Gallali \(2015\)](#) que compara redes neurais com análise discriminante e com logit, conclui que as redes neurais superam os outros modelos.

Outro aspecto importante a ser levado em consideração no caso dos EWS é o tratamento da questão dos eventos raros. Muitos eventos significativos como guerras, golpes, revoluções, depressões econômicas pesadas e choques econômicos são eventos raros que, ocorrem infreqüentemente, mas são considerados de grande importância. Os eventos raros são caracterizados por uma variável dicotômica muito desbalanceada, podem ter valor zero, que surge com uma grande freqüência, ou 1, que aparece numa freqüência muito baixa, mesmo em amostras muito grandes ([King e Zeng, 2001a](#)). Existem diversos estudos que utilizam a regressão logística que no caso de eventos raros não produz bons resultados com dados desbalanceados de maneira extrema, somente o estudo de [Babecký et al. \(2014\)](#) levou em consideração a questão dos eventos raros.

Somando-se todos os trabalhos que utilizam mais de um método, há 23 artigos (18,5%). Portanto, percebe-se que há poucos trabalhos que fazem uso de mais de um tipo de modelo.

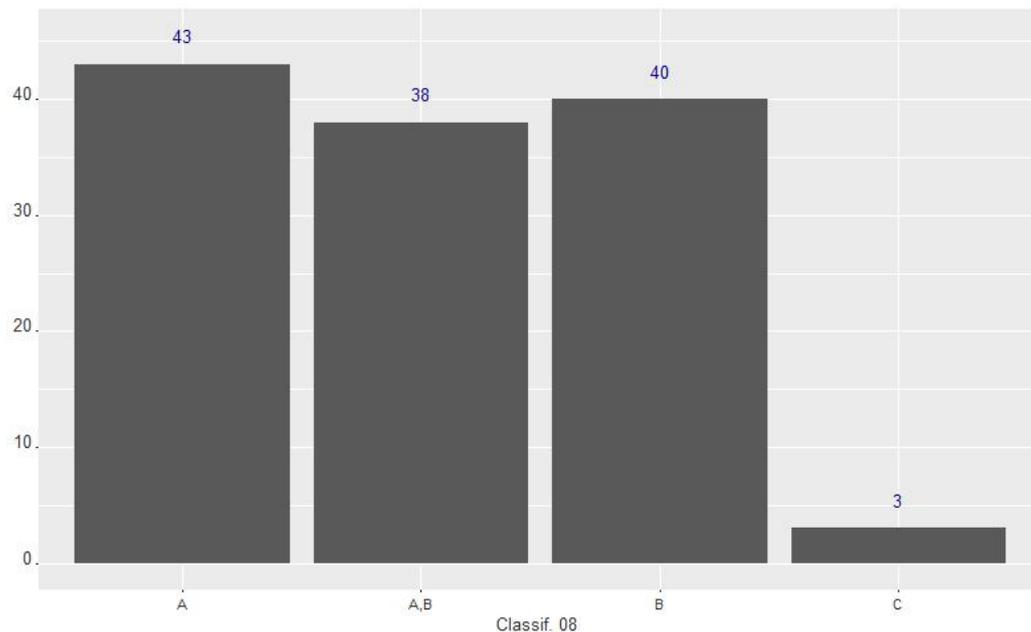
Os resultados do cruzamento das informações das técnicas utilizadas com os métodos de estudo estão na Tabela 2.15 que apresenta um panorama das técnicas utilizadas e dos métodos empregados, destacando-se o emprego dos painéis de dados que permeiam quase todas as técnicas.

Diante disso surge:

**Lacuna 6.** Utilizar nas estimativas de novos estudos os modelos de aprendizagem de máquina e computacionais e modelos econométricos multiequacionais, comparando seus resultados com as técnicas tradicionais.

## 2.4.8 Contexto

Na classificação 8 que trata do contexto dos países pesquisados, tem-se as seguintes categorias: A - Países Desenvolvidos; B - Países Não-desenvolvidos; C - Não especificado; e D - Outros.



**Figura 2.13:** Distribuição de Frequência do contexto dos artigos (Países desenvolvidos ou não desenvolvidos)

Observa-se que predominam os estudos em países desenvolvidos como 43 estudos (34,68%), conforme verifica-se na Figura 2.13. Nota-se que que as que os estudos que tratam de dois contextos são a minoria. E essa questão da realidade dos países, também é importante, pois conforme analisado e explorado na seção 2.3.7 verifica-se que há diferenças e semelhanças importantes nos EWS que tratam de países desenvolvidos e não-desenvolvidos. Assim:

**Lacuna 7.** Realizar estudos comparativos entre países em desenvolvimento com países desenvolvidos.

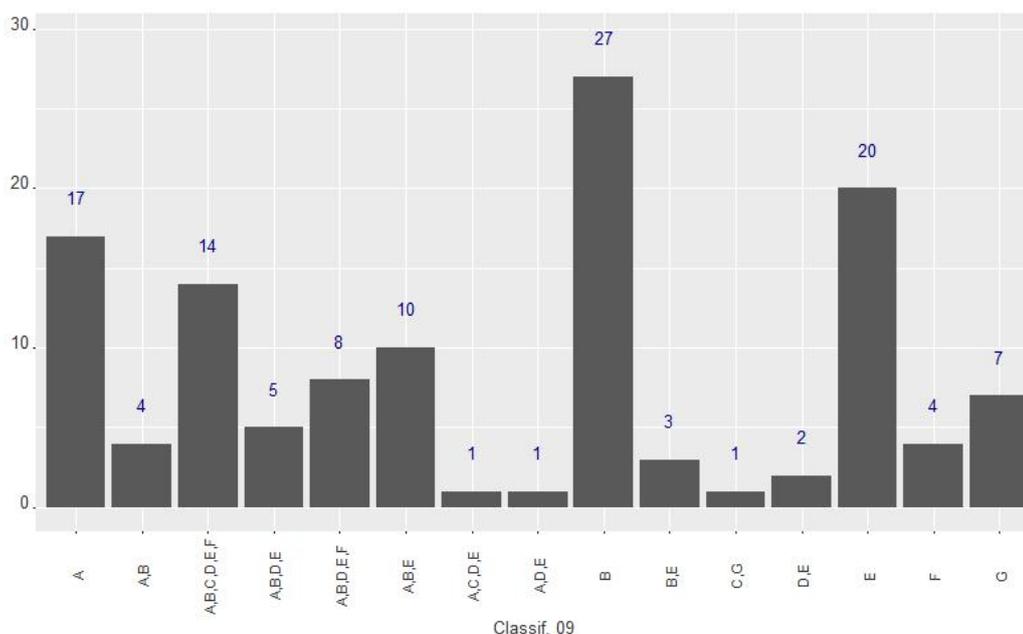
## 2.4.9 Localidade

Na classificação 9 que trata da localidade dos países pesquisados, tem-se as seguintes categorias: A - América do Norte; B - Europa; C - América Central; D - América do Sul; E - Ásia / Oceania; F - África; G - Não especificado; e H - Outros.

Como pode-se observar (Figura 2.14), somando-se as ocorrências, os continentes (2.16) mais pesquisados são Europa com 71 (57,3%) estudos (somando-se todas as ocorrências), Ásia e Oceania com 64 estudos (51,6%), América do Norte com 60 (51,6%), sendo que dentro dos países da América do Norte, o país mais pesquisado é os Estados Unidos, constante em quase todos os estudos da América do Norte.

Observa-se também para os outros continentes um número muito menor de pesquisas, somando-se as ocorrências, América do Sul com 31 (25%) estudos, África com 26 (21%) e América central com 16 (12,9%). Observa-se também que os estudos que abrangem várias localidades utilizam os dados num painel global, sem levantar as diferenças de comportamento entre as localidades perante uma crise. Deste modo:

**Lacuna 8.** Realizar estudos envolvendo a África, América Central e América do Sul, realizando comparações entre elas e como os países de outras localidades.



**Figura 2.14:** Distribuição de frequência da localidade alvo dos artigos

**Tabela 2.16:** Incidência das Localidades nas pesquisas

Categ.	Quant.	Percent. (%)
América do Norte	60	48,4
Europa	71	57,3
América Central	16	12,9
América do Sul	31	25,0
Ásia e Oceania	64	51,6
África	26	21,0
Não especificado	8	6,5

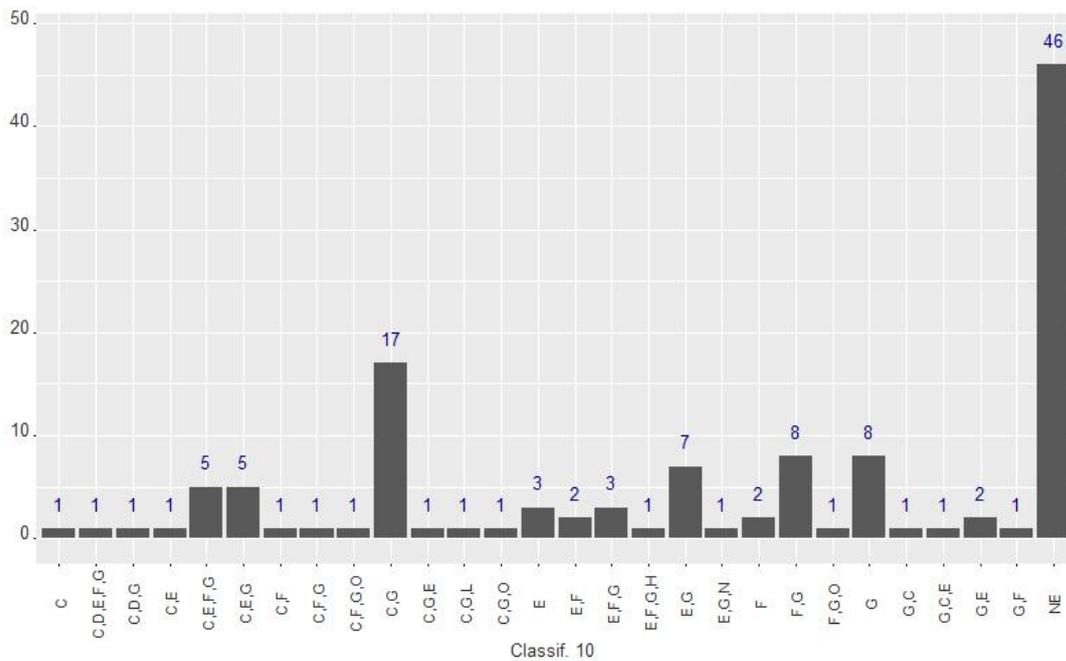
### 2.4.10 Campo de estudo JEL

Na classificação 10 que trata dos códigos JEL das pesquisas, tem-se as seguintes categorias: C - Mathematical and Quantitative Methods; D - Microeconomics; E - Macroeconomics and Monetary Economics; F - International Economics; G - Financial Economics; L - Industrial Organization; N - Economic History; O - Economic Development, Innovation, Technological Change, and Growth; e NE - Não especificado.

Observa-se na Figura 2.15 que 46 artigos (37,1%) pesquisados não utilizam código JEL, não tendo sido publicados na área de economia, mas que se interessam pelo assunto do EWS como uma abordagem interdisciplinar.

Na Tabela 2.17, observa-se que as áreas da economia com maior ocorrência são economia financeira (G) com 68 estudos (54,8%) (somando-se todas as ocorrências), métodos matemáticos e quantitativos (C) também com 39 (31,5%) artigos, macroeconomia e economia monetária (E) com 33 (26,6%) artigos (todas as ocorrências somadas) e economia internacional com 27 estudos (21,8%).

Na categoria N (história econômica) há apenas um estudo. Houve também somente um estudo sobre economia pública (H) e Organização industrial (L). Houve três estudos na categoria O (desenvolvimento, inovação, mudança tecnológica e crescimento econômicos) e dois na categoria D (Microeconomia).



**Figura 2.15:** Distribuição de frequência dos códigos JEL

**Tabela 2.17:** Incidência de cada categoria na classificação 10

Categ.	Quant.	Percent.(%)
C - Mathematical and Quantitative Methods	39	31,5
D - Microeconomics	2	1,6
E - Macroeconomics and Monetary Economics	33	26,6
F - International Economics	27	21,8
G - Financial Economics	68	54,8
H - Public Economics	1	0,8
L - Industrial Organization	1	0,8
N - Economic History	1	0,8
O - Economic Development, Innovation, Technological Change, and Growth	3	2,4
NE - Não especificado	46	37,1

Diante disso:

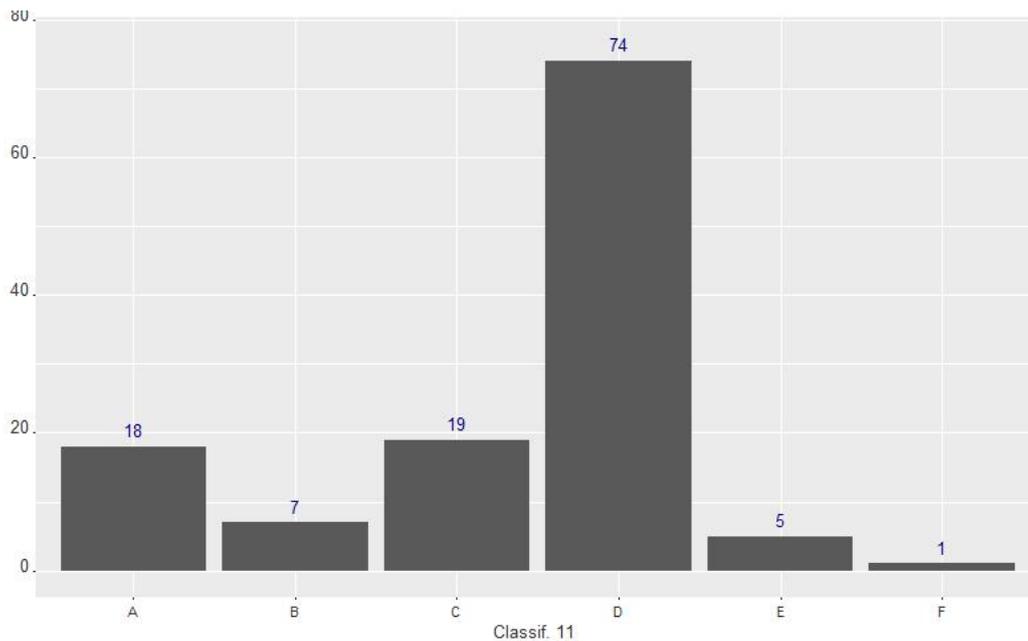
**Lacuna 9.** Realizar estudos com foco em história econômica, de economia pública, organização industrial, microeconomia ou de desenvolvimento, inovação, mudança tecnológica e crescimento econômicos .

### 2.4.11 Período de análise

Na classificação 11 que trata do número de períodos usados na análise, tem-se as seguintes categorias: A - Menos de 3 anos; B - Entre 3 e 5 anos; C - Entre 5 e 10 anos; D - Superior a 10 anos; e E - Não especificado; F - Outros.

Foi constatado, na Figura 2.16 e na Tabela 2.18, que os estudos utilizam grandes bases de dados, com amostras com mais de 10 anos, apresentando-se nessa categoria 74 artigos (59,7%) e em sua maioria formando grandes painéis de dados.

Com uma grande disponibilidade de dados, uma alternativa seria comparar as unidades de análise tanto em grupos, verificando se há diferenças de comportamentos entre os grupos ou se um grupo interfere em outro, quanto em períodos de tempo, analisando se os problemas em um determinado período no tempo poderiam apresentar causas e indicadores diferentes do que em outro período.



**Figura 2.16:** Distribuição de Frequência do Período de análise utilizado na pesquisa

**Tabela 2.18:** Incidência de cada categoria na classificação 11 - Período de Análise

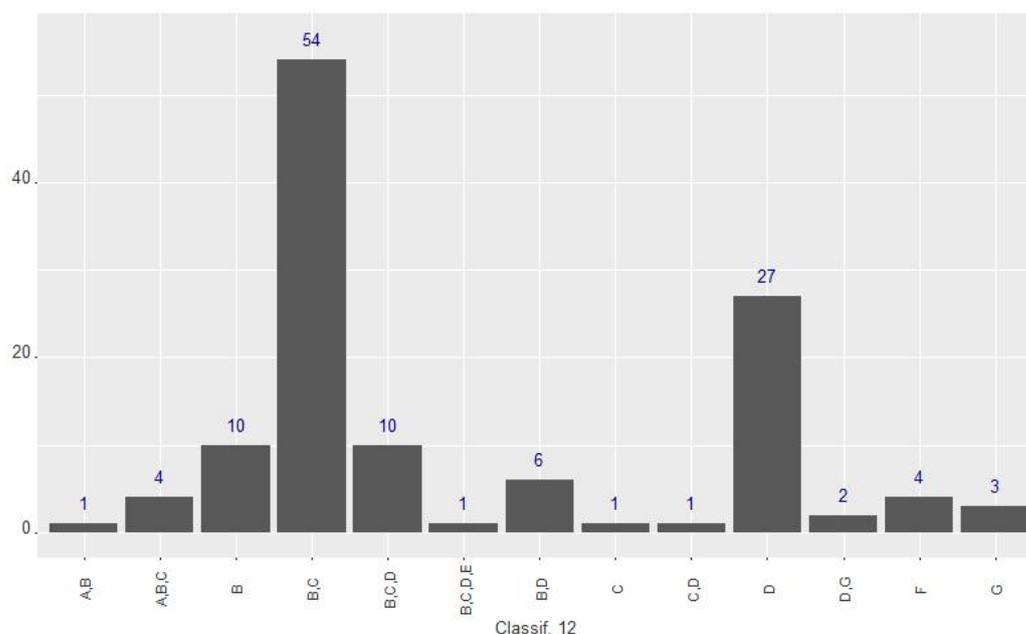
Categ.	Quant.	Percent.(%)
A - Menos de 3 anos	18	14,5
B - Entre 3 e 5 anos	7	5,6
C - Entre 5 e 10 anos	19	15,3
D - Superior a 10 anos	74	59,7
E - Não especificado	5	4
F - Outros	1	0,8

Interligando essa constatação com o fato de que a maioria dos estudos utilizam dados em painel (análise da classificação 2) e também com o fato de que nesses painéis constam diversos países na amostra, é notório que os estudos utilizam grandes bases de dados. Deste modo, para tratar de grandes quantidades de dados (*bigdata*), justifica-se a utilização de métodos de aprendizagem de máquina, inteligência artificial e métodos computacionais que já foram tratados na categoria 7, onde foi destacado que esses tipos de modelos ainda não foram muito bem explorados, apresentando-se como um campo importante de possibilidades de estudo a serem exploradas.

#### 2.4.12 Categorias das variáveis de interesse

Na classificação 12 que trata das variáveis usadas nos modelos, tem-se as seguintes categorias: A - Indicadores de Economia Global; B - Indicadores econômicos e financeiros de um país; C - Indicadores do setor bancário de um país; D - Indicadores contábil-financeiros de uma instituição; E - Dados Simulados; F - Não especificado; e G - Outros.

Pelo uso do tipo das variáveis, pode-se verificar se foi adotada uma abordagem micro, macroprudencial ou ambas. Numa abordagem macroprudencial, observou-se: 1 estudo (0,8%) que utilizou variáveis globais, variáveis macroeconômicas (A,B), 4 estudos (5,23%) que utilizaram variáveis globais, variáveis macroeconômicas e variáveis do setor bancários (A,B,C); 10 estudos (8,06%) que utilizaram somente variáveis macroeconômicas (B); 54 estudos (43,55%) com variá-



**Figura 2.17:** Distribuição de Frequência das Categorias das variáveis de interesse

veis macroeconômicas e variáveis do setor bancários (B,C); 1 estudo (0,8%) com variáveis do setor bancário (C); totalizando 70 estudos (56,4%), ou seja, a grande maioria dos estudos.

**Tabela 2.19:** Incidência de cada categoria na classificação 12 - Categoria das variáveis de interesse

Categ.	Quant.	Percent. (%)
A - Indicadores de Economia Global	5	4
B - Indicadores econômicos e financeiros de um país	86	69,4
C - Indicadores do setor bancário de um país	71	57,3
D - Indicadores contábil-financeiros de uma instituição	47	37,9
E - Dados Simulados	1	0,8
F - Não especificado	4	3,2
G - Outros	5	4

Numa abordagem microprudencial foram levantados 27 estudos (21,77%) com indicadores contábil-financeiros (D).

Numa abordagem micro e macroprudencial, foram levantados: 10 estudos (8,06%) com variáveis macroeconômicas, variáveis do setor bancário e variáveis contábil-financeiras (B,C,D); 1 estudo (0,8%) com variáveis macroeconômicas, variáveis do setor bancário, variáveis contábil-financeiras e variáveis simuladas (B,C,D,E); 6 estudos (4,84%) com variáveis macroeconômicas e variáveis contábil-financeiras (B,D); 1 estudo (0,8%) com variáveis do setor bancário e variáveis contábil-financeiras (C,D); e 2 estudo (1,61%) com variáveis contábil-financeiras e variáveis simuladas (D,G); Totalizando 20 estudos (16,1%) numa perspectiva micro e macroprudenciais.

Na Tabela 2.19, percebe-se que as variáveis mais utilizadas são os indicadores econômicos e financeiros de um país, com um total de 86 estudos que utilizaram esse tipo de variável, e também os indicadores do setor bancário de um país específico, com um total de 71 estudos que fizeram uso dessas variáveis. Os indicadores contábil-financeiros, com 47 casos, os indicadores globais, com 4 casos, e dados simulados, com 1 caso, são os menos utilizados. Sendo assim:

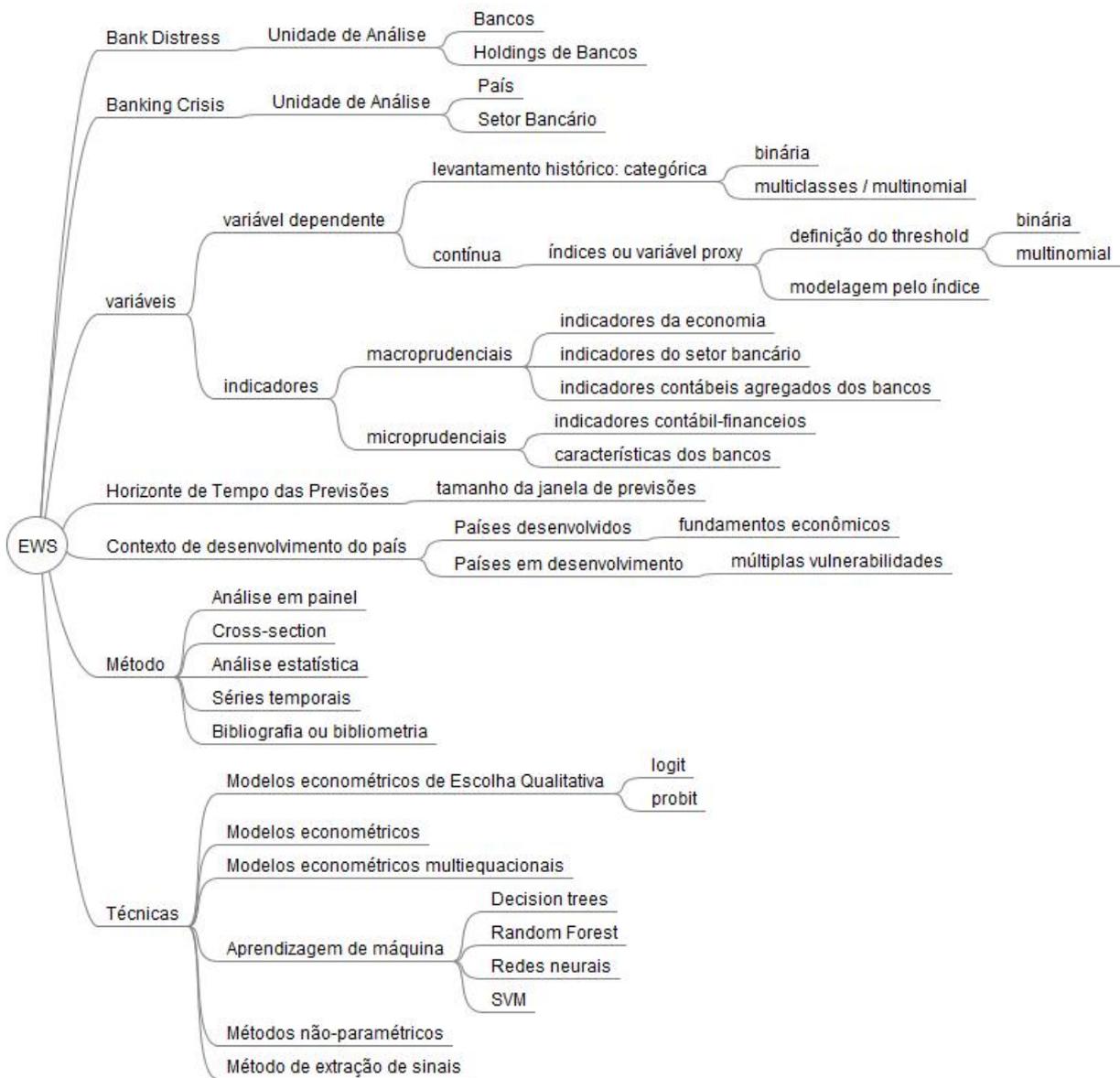
**Lacuna 10.** Estudos com a utilização de variáveis contábil-financeiros, variáveis globais e dados simulados.



**Figura 2.18:** Categorias das variáveis utilizadas nos estudos

Com base na classificação observada das variáveis é possível construir um esquema para utilização das variáveis em pesquisas, conforme apresentado na Figura 2.18. Pode-se observar, que quanto mais ao núcleo do esquema, menor é a unidade de análise, ou seja, para serem analisadas instituições financeiras, por exemplo, é necessário lançar mão das variáveis contábil-financeiras mais ao centro do esquema. Se a unidade de análise for um país, deve-se utilizar variáveis um pouco mais periféricas, como as do setor bancário do país e variáveis econômico-financeiras do país.

Com base nos principais aspectos abordados no presente estudo foi construído um mapa mental apresentado na Figura 2.19 que sintetiza os principais aspectos da análise realizada.



**Figura 2.19:** Principais aspectos de um *early warning system*

A seguir estão destacadas as lacunas levantadas na pesquisa que compõem uma proposta de agenda de pesquisas futuras sobre EWS.

### Agenda de pesquisa sobre EWS

**Lacuna 1.** Desenvolver estudos que tratam da questão do tema *distress* bancário complementado pelo contágio, seja contágio entre países ou contágio entre instituições.

**Lacuna 2.** Desenvolvimento de estudos que comparem metodologias ou que utilizem metodologias híbridas, estudos alternativos aos painéis de dados, por exemplo, que analisem apenas uma unidade de análise ou que realizem comparações entre grupos mais homogêneos de unidade de análise e também estudos teóricos e de levantamentos bibliográficos sobre o tema.

**Lacuna 3.** Desenvolvimento de EWS com abordagem microprudencial, com os bancos e principalmente *holdings* como unidade de análise.

**Lacuna 4.** Desenvolvimento de estudos com abordagens inovadoras dos trabalhos com novas conclusões e replicáveis.

**Lacuna 5.** Estudo comparativo de horizontes de tempo, para uma melhor determinação do tamanho do horizonte de tempo das previsões de um EWS, verificando se esse horizonte de tempo se alteraria entre os episódios de crise e de *distress* bancário.

**Lacuna 6.** Utilizar nas estimativas de novos estudos os modelos de aprendizagem de máquina e computacionais e modelos econométricos multiequacionais, comparando seus resultados com as técnicas tradicionais.

**Lacuna 7.** Realizar estudos comparativos entre países em desenvolvimento com países desenvolvidos.

**Lacuna 8.** Realizar estudos envolvendo a África, América Central e América do Sul, realizando comparações entre elas e como os países de outras localidades.

**Lacuna 9.** Realizar estudos com foco em história econômica, de economia pública, organização industrial, microeconomia ou de desenvolvimento, inovação, mudança tecnológica e crescimento econômicos .

**Lacuna 10.** Estudos com a utilização de variáveis contábil-financeiros, variáveis globais e dados simulados.

## 2.5 Conclusões

Diversas iniciativas de construir um EWS se intensificaram principalmente a partir da década de 1990. Após a crise do México de 1994, o modelo de indicadores de Kaminsky e Reinhart (1999, 1996) foi um dos esforços seminais para usar um EWS quantitativo com o foco na previsão de crises cambiais. Desde então, o Fundo Monetário internacional colocou seu pessoal para a implementação de diversos modelos para previsão de crises e, nesta linha, foi seguido pelas autoridades mundiais e nacionais.

Tudo isso pelo fato de que as crises trazem inúmeros problemas e custos pesados: queda dos produtos nacionais, aumento do desemprego, insolvências bancárias, queda na aprovação política dos governos, dentre outros.

O presente estudo procurou apresentar um panorama recente sobre as pesquisas sobre EWS, ao se utilizar de uma pesquisa bibliográfica englobando a produção científica até 21 de março de 2017. O levantamento realizado busca apresentar as diversas dimensões do EWS para crises e *distress* bancário, facilitando futuras implementações de pesquisas na área.

Foi apresentada a importante interligação entre os tipos de crise e o *distress* bancário, mostrando como fenômeno da incidência conjunta de crises é utilizado empiricamente nos trabalhos do campo de estudo de EWS.

Foi apresentada também as gerações dos estudos e modelos de EWS e sua evolução no decorrer do tempo, juntamente com os principais indicadores relevantes para os estudos da área.

Foram levantados seus objetivos, conclusões e contribuições de cada artigo. Os estudos da amostra foram classificados e codificados e, a partir disso, foram levantadas algumas discussões, lacunas e recomendações para pesquisas na área. As lacunas apresentadas podem formar uma agenda de pesquisa para EWS.

Algumas variáveis de abordagem macroprudenciais que foram apresentadas como significantes nos estudos da amostra de estudos e podem ser utilizadas como potenciais variáveis para estudos futuros são: défices fiscais, sobrevalorização da moeda nacional, choques adversos, oferta excessiva de crédito, PIB real, empréstimos privados, empréstimos mobiliários, quociente de dívida bruta sobre PIB, dívida privada, taxa de crescimento real do PIB, a participação em programas de empréstimo do FMI (Fundo Monetários Internacional), balanço de transações correntes, balanço fiscal, endividamento externo de curto prazo, preços de imóveis, taxas de juros reais de longo prazo, preço real das ações, hiato do crédito sobre o PIB (desvio do crédito sobre PIB com relação à sua tendência), DSR (*Debt Service Ratio* - razão do serviço da dívida): definido como a proporção entre o pagamentos de juros e as amortizações do principal, baixo crescimento econômico, escassez de liquidez, ampliação de posições líquidas abertas de câmbio, crescimento do crédito bancário, inflação, grau de regulamentação do mercado de crédito, grau de abertura de capital, *spread* entre a taxa de juros da política monetária do banco central e a taxa livre de risco de curto prazo, proporção da oferta monetária sobre as reservas cambiais, diminuição na proporção da balança comercial com relação ao PIB, reservas dos bancos centrais, sobrevalorização da taxa de câmbio real (por exemplo, aumento da taxa real de câmbio acima de sua tendência), déficit em conta corrente, uma queda na competitividade de preços, razão entre a dívida pública e o PIB, ocorrência de *distress* em outras economias, hiato de preços dos ativos, produção global e taxas de juros de influência global (tesouro americano, interbancário americano, LIBOR).

Algumas variáveis de abordagem microprudencial declaradas como significativas nos estudos da amostra e que podem ser fortes candidatas a estudos futuros são: índice de liquidez, perda em depósitos a vista, quociente capital sobre ativos, grau de alavancagem, razão entre empréstimos e depósitos, indicadores de boa gestão, indicadores de concorrência e diversificação, estrutura de propriedade, exigência de capital, variáveis do tipo CAMELS, razão entre patrimônio líquido sobre o valor dos ativos e razão das receitas de juros recebidos menos os juros dos custos de captação sobre as receitas.

Observou-se que os estudos microprudenciais ao utilizar indicadores macroeconômicos e do setor bancário do país obtiveram melhores resultados do que os modelos tradicionais que só utilizam as variáveis dos balanços dos bancos, como o caso do estudo de [Betz et al. \(2014\)](#). Observou-se também que os estudos macroprudenciais ao utilizarem variáveis agregadas dos balanços dos bancos, também obtiveram resultados melhores do que os modelos que somente utilizam variáveis macroeconômicas como o estudo de [Mulder et al. \(2016\)](#). Diante disso, observa-se que estudos que utilizem uma abordagem micro e macroprudenciais devem ser promissores.

No levantamento bibliométrico pode-se observar os diversos tipos de EWS e suas diversas características. Observa-se que as características dos EWS estão fortemente relacionadas com as características do país, de seu contexto de desenvolvimento, de sua estrutura econômica e da estrutura de seu setor bancário.

Os mecanismos de vulnerabilidades dos países estão intimamente relacionados a seu contexto de desenvolvimento, mostrando que os problemas nos fundamentos macroeconômicos estão presentes tanto para países desenvolvidos e em desenvolvimento, só que nos países em desenvolvimento as crises estão relacionadas a múltiplas causas e fontes de vulnerabilidades, fazendo com que estejam presentes diversos indicadores significativos nos EWS destes países.

Ainda no assunto do contexto de desenvolvimento, há outra questão levantada por [Kauko \(2014\)](#): as diferenças percebidas entre os modelos para países de diferentes graus de desenvolvimento pode ter relação com a qualidade precária das estatísticas dos países em desenvolvimento que em muitos casos podem ser irreais e imprecisas.

Ou seja, a construção de um EWS depende diretamente das características inerentes ao país, sua economia e seu sistema financeiro, como o grau de abertura da economia do país, o grau de desenvolvimento do sistema financeiro, a concentração do setor bancário, a quantidade de instituições financeiras e seus tamanhos.

Por conta disso não há unanimidade na seleção dos indicadores dos EWS, nem em seus processos de seleção e nem nas técnicas empregadas. Há uma preponderância nos métodos econométricos de escolha qualitativa, como o *probit* e principalmente *logit*, mas os métodos de aprendizagem de máquina vêm apresentando resultados mais precisos, se revelando como técnica promissora para futuros EWS.

Um aspecto importante no EWS, são as definições dos eventos de crise bancária e dos eventos de insolvência ou *distress*. Para crises, há modelos que se guiam pelas incidências históricas, que utilizam índices empíricos e modelos que se baseiam em sequências de checagem de incidência de fatos, que se utilizam de ocorrências conjuntas de outros tipos de crises. Para a insolvência, há modelos que se baseiam nas falências bancárias, que se utilizam de uma definição mais ampla que é o *distress* bancário que também é apresentado em diversas formas.

Uma dimensão associada às crises bancárias e ao *distress* é o horizonte de tempo das previsões. Apresentou-se a importância do assunto ao mesmo tempo que verificou-se que diversos estudos não entram no assunto ou adotam uma janela de tempo.

De modo geral, a falta de unanimidade, torna os EWS um tema relevante para pesquisas e a série de recomendações apresentadas mostra ainda diversos caminhos interessantes para pesquisas futuras.

Vale salientar, que o presente estudo não esgota a produção científica sobre o assunto investigado, mas apresenta um mapeamento inicial sobre a literatura com um grande destaque para algumas oportunidades de pesquisa sobre o assunto em questão.

Sendo assim, uma das vantagens do presente estudo é que a metodologia utilizada se destina a apresentação de oportunidades de pesquisa e não somente um levantamento de quantidades e estatísticas dos trabalhos estudados, ou seja, a metodologia de revisão sistemática apresentada pode ser replicada em outras áreas de conhecimento, com outras categorias de estudo, consistindo em um método importante para levantamento de oportunidades de pesquisa. E mesmo que o leitor não se interesse pelo assunto em questão, pode se interessar pela utilização do método em seu ramo e área de pesquisa com o objetivo de encontrar oportunidades em que possa direcionar seus esforços em estudos relevantes, com determinado grau de ineditismo e originalidade.

## Capítulo 3

# *Early Warning System* baseado em regressão logística para *distress* de bancos brasileiros

### 3.1 Introdução

Uma crise geralmente é uma consolidação de eventos, tais como alterações substanciais no volume de crédito e nos preços dos ativos, perturbações severas na intermediação financeira (principalmente no fornecimento de financiamento externo), problemas generalizados em demonstrativos financeiros e necessidade de suporte governamental em larga escala (Claessens e Kose , 2013). O conjunto de crises da década de 1990, segundo Bhattacharya e Roy (2012), acarretou em diversas pesquisas para a busca de suas causas, consequências e maneiras de prevenção e, ao final da década de 2000, o episódio do subprime, considerado como a pior crise financeira global desde a grande depressão de 1929, volta a direcionar os esforços de pesquisas acadêmicas, bem como as pesquisas orientadas a políticas por parte de bancos centrais de diversos países, do Banco Central Europeu (BCE), do Banco da Basileia (BIS) e Fundo Monetário Internacional (FMI).

Os elevados custos das crises tanto para o setor público como para os investidores privados conduziram a uma proliferação de estudos empíricos que visam descobrir os principais determinantes das crises para que se possa prever e prevenir crises futuras. Assim, estes estudos são frequentemente chamados de *early warning systems* (EWS), uma vez que têm o objetivo de informar os decisores políticos e investidores sobre a possibilidade de ocorrência de uma nova crise no futuro (Ari e Cergibozan , 2016).

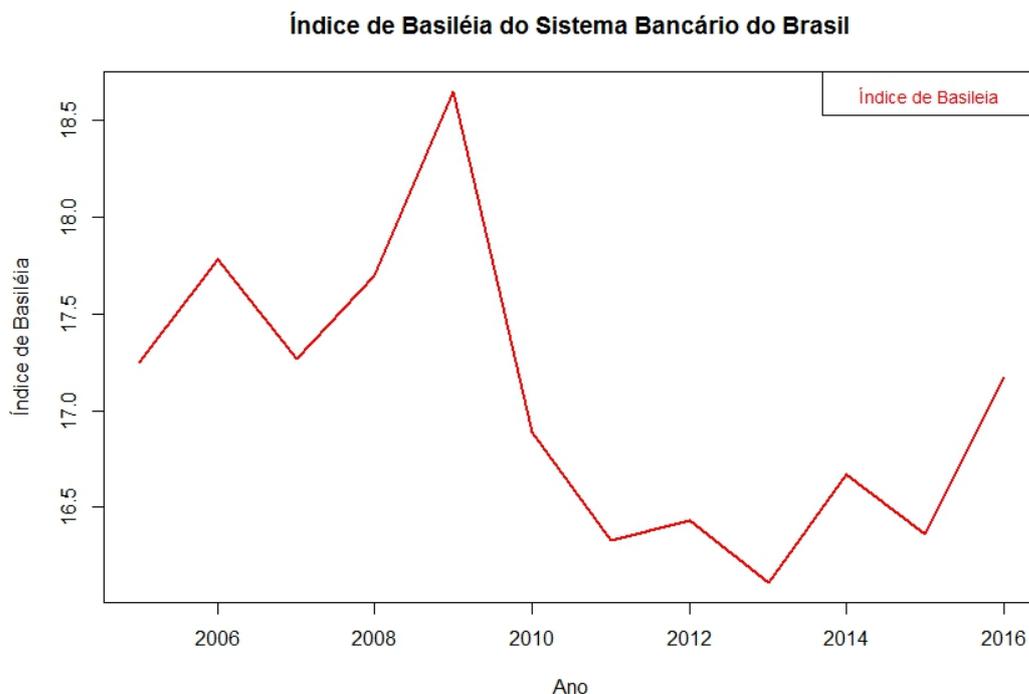
Um ponto importante apontado pela literatura é o papel crucial desempenhado pelos bancos na propagação da crise e, deste modo, tem havido esforços concentrados na construção de um sistema bancário robusto e resiliente (Bhattacharya e Roy , 2012). Nesse sentido González-Hermosillo (1999) mostra que há duas correntes principais na literatura: a abordagem microeconômica, que visa a previsão de vulnerabilidade nos bancos, e a macroeconômica, que visa a previsão de crises bancárias. E, a partir das duas correntes, a autora sugere uma abordagem integrada com indicadores microeconômicos baseados em variáveis tipo CAMELS (acrônimo em inglês de *Capital Adequacy, Assets Quality, Management, Earnings, Liquidity and Sensitivity to Market Risks*), juntamente com indicadores macroeconômicos.

Na abordagem integrada micro e macro, Lin e Yang (2016) investigaram o impacto dos fundamentos bancários e das condições econômicas na falência e no tempo de sobrevivência de bancos em onze mercados asiáticos; Tsionas (2016) desenvolve uma estimativa de três parâmetros de risco bancário: aversão ao risco, prudência e risco generalizado; Calabrese e Giudici (2015) propuseram um modelo para previsão de falências bancárias, com base em indicadores macroeconômicos e microeconômicos específicos de bancos, aplicando um método de regressão para dados binários com base na teoria do valor extremo; Zhen-Jia-Liu (2015) investiga falências

bancárias na Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE), nos países do Tratado de Livre Comércio da América do Norte (NAFTA), na Associação de Nações do Sudeste Asiático, na União Europeia, em países recentemente industrializados, no G20 e no G8; [Betz et al. \(2014\)](#) desenvolvem um EWS para previsão de vulnerabilidades que possam encaminhar os bancos *distress*; [Maghyereh e Awartani \(2014\)](#) desenvolvem um EWS para *distress* bancário para os países do Conselho de Cooperação do Golfo, identificando um conjunto de indicadores para a previsão da probabilidade de falha de bancos nesses países; [Oet et al. \(2013\)](#) constroem um EWS para estresse sistêmico com base em desequilíbrios institucionais; e [Peresetsky et al. \(2011\)](#) investigam a utilidade de modelos econométricos de probabilidade de *default* para previsão de insolvência futura de bancos russos.

O sistema bancário brasileiro é um caso importante de estudo, por ser um ponto de destaque na América do Sul, sendo alvo de estudos como [Nakane e Weintraub \(2005\)](#), que avaliam o impacto de reestruturações e privatizações na produtividade dos bancos; [Staub et al. \(2010\)](#), que estudam a evolução da eficiência dos bancos brasileiros; [Tecles e Tabak \(2010\)](#), que avaliam a eficiência dos bancos, levantando seus principais determinantes; [Barros e Wanke \(2014\)](#), que analisam os efeitos dos custos de ineficiência dos bancos; e [Wanke et al. \(2015\)](#), que verificam se diferentes características dos maiores bancos brasileiros são significantes com relação a seus níveis de ineficiência e eventuais situações de *distress*.

O sistema financeiro brasileiro se caracteriza por ter elevadas taxas de juros, em abril de 2017, a taxa básica de juros do Brasil (Selic) era de 11,25% ao ano. Trata-se da maior taxa de juros dos países do G20, seguida pelas taxas da Rússia (9,25%), da Turquia (8%), do México (6,5%), Estados Unidos (1%) e Zona do Euro (0%) ([Trading Economics, 2017](#)). A elevada taxa básica de juros brasileira se reflete nas taxas de juros praticadas pelas instituições financeiras, com uma taxa média das operações de crédito para pessoas físicas de 41,4% ao ano, para empresas uma taxa de 20,07%, formando uma média geral de 32,15% no mês de março de 2017, chegando até a uma taxa de 348% ao ano para o crédito rotativo do cartão de crédito ([BCB, 2017c](#)).

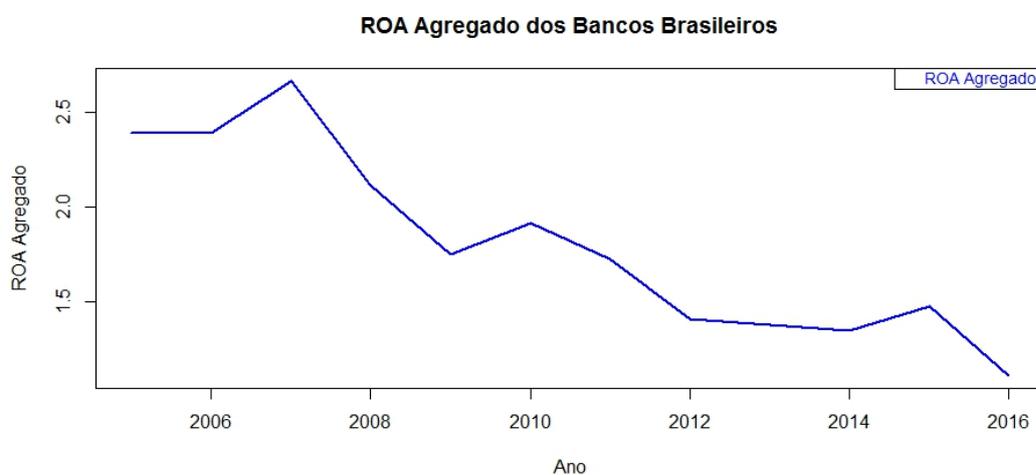


**Figura 3.1:** Índice de Basileia do Sistema Bancário Brasileiro.

**Fonte dos dados:** BCB (2017c).

O índice de Basileia é um indicador de exigência mínima de capital como proteção contra o risco de crédito, ou seja, indica a capacidade que uma instituição financeira pode emprestar em relação a seu capital. O Comitê de Basileia recomendava uma relação mínima de 8%, enquanto o Banco Central do Brasil recomendava 11%. No Brasil, o índice de Basileia médio do sistema bancário (vide Figura 3.1), em março de 2017, foi de 17,7%. O *buffer* de capital contracíclico, introduzido no acordo de Basileia III como uma tentativa de mitigar os tipos de problemas oriundos da crise de 2008 (como o caso da prociclicidade), pode variar entre 0 (nos momentos recessivos da economia) e 2,5% (nos momentos de alta da economia) do capital regulamentar, tem se mantido no Brasil em 0% (março de 2017) devido ao problema da crise brasileira de 2015.

Com relação à rentabilidade dos bancos brasileiros, é importante observar que o retorno sobre ativos agregado dos bancos brasileiros vem apresentando quedas desde 2007, conforme pode ser observado na Figura 3.2.



**Figura 3.2:** Retorno sobre ativos agregado dos bancos brasileiros.

**Fonte dos dados:** BCB (2017c).

Para estimar um *early warning system* para bancos brasileiros, o presente estudo adota a abordagem proposta por [González-Hermosillo \(1999\)](#) a partir de um novo conjunto de dados de eventos de *distress* bancário que engloba 359 bancos, sendo detectados 179 episódios de *distress*, utilizando indicadores microeconômicos do tipo CAMELS dos bancos brasileiros, juntamente com indicadores macroeconômicos e com indicadores do sistema bancário brasileiro. Além de considerar os casos de insolvência (Liquidação Extrajudicial) como episódios de *distress*, o conjunto de dados é complementado por casos de Regime Especial de Administração Temporária (RAET), intervenção, Programa de Estímulo à Reestruturação e e a o Fortalecimento do Sistema Financeiro Nacional (PROER), privatizações no âmbito do Programa de Incentivo à Redução do Setor Público Estadual na Atividade Bancária (PROES), fusões e incorporações, transformação em outro tipo de instituição financeira e em instituições não-financeiras, além de cancelamentos da licença para funcionamento. O foco do estudo está na detecção das vulnerabilidades adjacentes e em encontrar padrões comuns que possam preceder crises financeiras.

A intenção do presente estudo é verificar a capacidade de previsão de um EWS para *distress* bancário estimado para os bancos brasileiros com base numa amostra dos dados do período de julho de 1994 e novembro de 2016.

Deste modo, o objetivo geral é estimar um *early warning system* para prever o *distress* dos bancos brasileiros. O objetivo do EWS é emitir sinais de *distress* bancário dentro de um determinado horizonte de tempo. Os objetivos específicos do estudo são a construção de uma base de dados de *distress* dos bancos brasileiros e a determinação de um horizonte de tempo em que seja possível que

as autoridades possam tomar medidas para se evitar os problemas do *distress* e que tais medidas possam surtir efeito para se evitar a propagação das vulnerabilidades dos bancos para o sistema bancário, evitando-se uma crise bancária.

Assim, o presente estudo está organizado da seguinte forma: em 3.2 é apresentado o marco teórico, com um panorama da indústria bancária brasileira, juntamente com 3.3 onde é apresentada a literatura relacionada ao estudo; em 3.4 é apresentada a metodologia da pesquisa, com a amostra da pesquisa, modelo empírico e testes de robustez; em 3.5 é apresentado o modelo empírico adotado no estudo; em 3.6 são apresentados os resultados da pesquisa; e em 3.7 são apresentadas as conclusões e as considerações finais.

## 3.2 Revisão da literatura

### 3.2.1 Panorama da indústria bancária no Brasil

A indústria bancária brasileira é uma experiência interessante devido à sua importância na América Latina, tendo em vista que é o maior sistema bancário, e também devido ao peso dos bancos estatais e estrangeiros. E o fato de que o mercado de títulos corporativos não está bem desenvolvido reforça ainda mais a relevância do sistema bancário (Staub *et al.*, 2010).

No Brasil, os principais tipos de bancos são: bancos comerciais, bancos de investimento, bancos de desenvolvimento, bancos de câmbio e bancos múltiplos. Sendo que, dentre os bancos comerciais, há os bancos comerciais cooperativos e estrangeiros. Já entre os bancos múltiplos, há também os bancos múltiplos cooperativos (BCB, 2017a).

Há três importantes instituições financeiras públicas no Brasil que se destacam na indústria bancária: o Banco do Brasil, a Caixa Econômica Federal e o Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES).

**Tabela 3.1:** Evolução dos Tipos de Bancos no Brasil de 1994 a 2016

Tipo de Banco (Atributo)	1994	1996	1998	2000	2002	2004	2006	2008	2010	2012	2014	2016
Banco do Brasil	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Caixa Econôm. Federal	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Bcos Comerc.	32	36	28	28	23	24	21	18	20	24	14	14
Bcos Comerc. Coop.	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1	-
B. Com. Estrang.-Filiais País	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	6	6
Bcos Múltiplos	209	191	174	161	141	136	135	137	136	136	128	130
Bcos Múltiplos Coop.	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1	2
Bcos de Invest.	17	23	22	18	23	21	17	18	15	14	14	14
Bcos de Desenv.	6	6	6	4	3	3	3	3	3	3	3	3
Bcos de Câmbio	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	3	3
BNDES	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

**Fonte:** Elaborado a partir dos dados do presente estudo.

Pela Tabela 3.1 pode-se observar a evolução da quantidade dos tipos de bancos desde 1994 até 2016, onde nota-se a diminuição da quantidade de bancos, principalmente bancos múltiplos e bancos comerciais, ou seja, há uma tendência de concentração do mercado.

De acordo com o Relatório de Estabilidade Financeira do BCB (2016), a razão de concentração para os dez maiores participantes é de 89,53% com relação aos Ativos Totais e o IHH (Índice Herfindahl-Hirschman) é 1381, também com relação aos ativos totais, revelando que o sistema bancário brasileiro tem uma moderada concentração (entre 0 e 1000, considera-se baixa concentração; entre 1000 e 1800, considera-se moderada; considera-se elevada acima de 1800). Segundo Tecles e Tabak (2010), apesar da tendência de consolidação, o setor bancário continua fragmentado, com vários bancos menores operando entre grandes grupos de varejo. No relatório do FDIC (2013), onde consta uma relação dos 25 mais concentrados mercados dos Estados Unidos,

a região metropolitana de maior concentração é a de San Antonio-New Braunfels (TX) tem um IHH de 4616, enquanto que a 25ª é a de St. Louis (MO-IL) com um IHH de 738, apontando que as regiões de Portland, Houston e Phoenix saíram de moderadamente concentradas para concentração elevada, entre os anos de 2011 e 2012. [Tabak et al. \(2011\)](#) demonstram que, no caso brasileiro, a concentração age de maneira significativamente negativa com relação ao risco dos bancos e aponta razões pelas quais carteira de empréstimos concentradas podem tornar os bancos menos suscetíveis a riscos: a concentração de carteiras de crédito parece aumentar a eficiência de monitoramento, tendo em vista que é mais fácil para o banco recuperar empréstimos com problemas antes que eles se deterioresem muito, devido ao fato de que desenvolvem uma experiência sobre os poucos setores que abrangem; e é preferível concentrar-se na concessão de créditos de baixo risco, do que ter uma carteira de diversificada de alto risco.

Como a amostra do estudo utiliza dados entre julho de 1994 e novembro de 2016, é importante considerar alguns fatos importantes compreendidos nesse período.

Com o plano de estabilização em julho de 1994, conhecido como plano Real, houve uma transição para um período de estabilidade dos preços que se mostrou ser muito dispendiosa para os bancos brasileiros, pois durante o período de inflação elevada eles lucravam transferindo o custo inflacionário ao restante do sistema bancário. Em consequência disso, os bancos brasileiros tentaram compensar a diminuição dos lucros por ganhos inflacionários, aumentando o crédito. O rápido aumento da concessão de empréstimos não seguiu uma criteriosa consideração das características de risco dos tomadores de crédito ([Nakane e Weintraub , 2005](#)).

Em 1994, o Brasil adere ao Acordo da Basileia, por meio da emissão da resolução 2099 do Conselho monetário Nacional (CMN) que definiu limites mínimos de capital e patrimônio líquido ajustado para as instituições financeiras e demais instituições autorizadas a funcionar pelo Banco Central ([Barros e Wanke , 2014](#)). E na política de contenção da inflação o Banco Central aumenta a taxa de juros e o nível das reservas compulsórias, ocasionando um retração do crédito e, consecutivamente, os empréstimos inadimplentes crescem rapidamente nas carteiras dos bancos ([Nakane e Weintraub , 2005](#)).

Em 1995, por meio da Resolução 2197 do CMN, foi criado o Fundo Garantidor de Crédito (FGC) destinado a administrar mecanismo de proteção aos titulares de créditos junto às instituições financeiras em situação de insolvência ([Barros e Wanke , 2014](#)).

Também em 1995, diante da ameaça da insolvência de grandes bancos, foi criado o Programa de Estímulo à Reestruturação e ao Fortalecimento do Sistema Financeiro Nacional (PROER), que foi implementado pela Medida Provisória 1179 e regulamentado pela resolução 2208 do CMN.

No âmbito do PROER, o Banco Central recebeu o mandato de obrigar um banco em situação de vulnerabilidade a ([Nakane e Weintraub , 2005](#)): (a) aumentar seu capital; (b) transferir seu controle acionário; (c) ser incorporado ou adquirido por outro banco.

O PROER foi destinado aos bancos privados, mas em 1996, o Programa de Incentivo à Redução do Setor Público Estadual na Atividade Bancária (PROES) foi criado por meio da Medida Provisória 1514 e regulamentado pela Resolução 2365 do CMN ([Barros e Wanke , 2014](#)). O PROES tinha o objetivo de incentivar a redução da presença do setor público estadual na atividade bancária por meio de privatizações, gerando uma importante reestruturação do sistema financeiro. Assim foram privatizados [BCB \(2017d\)](#): Banco Meridional do Brasil, Banco do Estado do Rio de Janeiro, Banco de Crédito Real de Minas Gerais, Banco do Estado de Minas Gerais, Banco do Estado de Pernambuco, Banco do Estado da Bahia, Banco do Estado do Paraná, Banco do Estado São Paulo, Banco do Estado da Paraíba, Banco do Estado de Goiás, Banco do Estado do Amazonas e Banco do Estado do Maranhão.

Em 2002, foi realizada a Reestruturação do Sistema de Pagamentos Brasileiro, fazendo com que as os saldos das reservas bancárias fossem sensibilizados operação por operação em tempo real, evitando-se que ao final do dia algum banco ficasse com saldo negativo em sua conta de reservas

bancárias, pois os resultados financeiros das negociações era levantado somente ao final do dia.

Após a crise de 2008, podem ser citados como eventos importantes, em 2009, a incorporação do Banco ABN AMRO Real e o fechamento do Banco Morada; em 2012, o fechamento do Banco Cruzeiro do Sul do Banco Prosper; em 2013, o encerramento das atividades do Banco BVA, do Banco Rural, do Banco Rural de Investimentos, do Banco Mais e do Banco Simples; em 2014, a incorporação do Unibanco; em 2015, o encerramento do Banco BRJ e, em 2016, o fechamento do Banco Azteca do Brasil [BCB \(2017d\)](#).

### 3.3 Literatura relacionada ao estudo

A literatura relacionada aos *early warning systems* (EWS) para crises bancárias, *distress* bancário e insolvência bancária está assentada em duas grandes correntes: a abordagem micro e a macro. A abordagem micro tipicamente está focada nos dados dos balanços e, em alguns casos, ações de bancos, com o objetivo de prever a insolvência, utilizando diferentes metodologias empíricas e índices de análise de balanços para produzir uma avaliação das condições dos bancos consistentes com o sistema CAMELS de *ratings* ([González-Hermosillo, 1999](#)).

Neste sentido os estudos de [Abad González e Gutiérrez López \(2015\)](#), [Miller et al. \(2015\)](#), [Moinescu e Costea \(2014\)](#), [Auvray e Brossard \(2012\)](#), [Huang et al. \(2012\)](#), [Fidrmuc e Süß \(2011\)](#), [Bhimani et al. \(2010\)](#), [Gunther e Moore \(2003\)](#) e [Bongini et al. \(2001\)](#) colocaram seu foco no *distress* bancário, utilizando apenas variáveis retiradas dos balanços dos bancos, estimando modelos de resposta qualitativa (logit e probit). Também há os estudos de [Tanaka et al. \(2016\)](#), [Koyuncugil e Ozgulbas \(2012\)](#), [Güvenir e Çakır \(2010\)](#), [Zhao et al. \(2009\)](#), [Ng et al. \(2008\)](#), [Nguyen et al. \(2008\)](#), [Tung et al. \(2004\)](#) e [Sarkar e Sriram \(2001\)](#) que utilizam variáveis contábeis com o uso de modelos de aprendizagem de máquina (redes neurais, *support vector machines*, árvores de decisão e *random forest*). Já os estudos de [Adeyeye e Migiro \(2015\)](#), [Messai e Gallali \(2015\)](#) e [Miller et al. \(2015\)](#) utilizaram variáveis contábeis, mas estimaram mais de um tipo de modelo como: métodos econométricos de resposta qualitativa, método de Extração de Sinais, métodos não-paramétricos e modelos de aprendizagem de máquina.

A segunda corrente da literatura empírica foca em variáveis macroeconômicas para explicar as crises bancárias. Os fatores macroeconômicos associados com episódios de problemas no setor bancário destacados na literatura incluem quedas nos níveis de produção, choques adversos nos termos de troca, declínio nos preços de ativos, aumentos das taxas de juros, ciclos de elevada inflação, expansão do crédito, perdas nas reservas internacionais e entradas de capitais ([González-Hermosillo, 1999](#)).

Nesta corrente da abordagem macroeconômica existem os estudos de [Joy et al. \(2017\)](#) que utilizaram *machine learning* para crises bancárias e crises cambiais em 36 países; [Ari e Cergibozan \(2016\)](#) que estudaram as crises cambiais e bancárias na Turquia; [Billio et al. \(2016\)](#) que analisaram o risco sistêmico em 15 países europeus; [Caggiano et al. \(2016\)](#) que estudaram o risco bancário sistêmico em 92 países; [Dabrowski et al. \(2016\)](#) que trabalharam com crises bancárias sistêmicas para 11 países; [Ganiloğlu \(2016\)](#) que estudaram os problemas institucionais financeiros e políticos como indicadores de crises bancárias em 45 países (24 desenvolvidos e 21 em desenvolvimento); [Hamdaoui \(2016\)](#) que comparou crises bancárias sistêmicas em 22 países desenvolvidos e 27 em desenvolvimento; [Manasse et al. \(2016\)](#) que estudaram as crises bancárias em 85 mercados emergentes; [Singh \(2016\)](#) que estudou o comportamento do risco bancário em 18 países da União Europeia; [Sohn e Park \(2016\)](#) que estudaram os indicadores de crises bancárias nos Estados Unidos; [Tamadonejad et al. \(2016\)](#) que estudaram os efeitos da estabilidade política e econômica sobre as crises bancárias em 10 países da Ásia Oriental; [Burra et al. \(2015\)](#) que analisaram a implementação do *buffer* de capital contracíclico com o auxílio de *early warning system* na África do Sul; [Catullo](#)

*et al.* (2015) que analisaram as interações entre bancos e empresas como indicadores de crises financeiras no Japão; *Ibáñez-Hernández et al.* (2015) que analisaram a aplicação do *buffer* de capital contracíclico na Espanha, *Jedidi e Pentecôte* (2015) que desenvolveram um *early warning system* para previsão de crises bancárias em 48 países desde 1977 até 2010; *Babecký et al.* (2014) que analisaram a interação entre as crises bancárias, crises cambiais e crise da dívida em países desenvolvidos; *Borgy et al.* (2014) que verificaram que o crescimento exagerado no preço de imóveis e ativos são indicadores de recessão e de crises bancárias em 18 países da OECD; *Catão e Milesi-Ferretti* (2014) que investigaram o papel dos passivos externos na indução de crises em 72 países; *Drehmann e Juselius* (2014) que avaliaram as principais características para preditores a serem empregados em um *early warning system* em 26 países; *Giese et al.* (2014) que avaliaram o gap do crédito sobre o PIB e indicadores complementares para a política macroprudencial no Reino Unido; *Islami e Kurz-Kim* (2014) que construíram um indicador de estresse financeiro para previsão de crises para 17 países da Zona do Euro; *Jin e Nadal De Simone* (2014) que desenvolveram uma estrutura de medição do risco de crédito para previsão de crises bancárias em 15 países; *Qin e Luo* (2014) que estudaram os efeitos da abertura de capital como indutor de crises bancárias em 19 países do G20, *Sayek e Taskin* (2014) que verificaram o comportamento de preditores em diferentes eventos de crises bancárias em 117 países; *Asanović* (2013) que estimou um *early warning system* para crises bancárias em Montenegro; *Bhattacharya e Roy* (2012) que levantaram os indicadores de crises bancárias na Índia; *Boitan* (2012) que desenvolveu um *early warning system* para avaliar a queda de qualidade da carteira de crédito dos bancos da Romênia; *Eichler e Sobański* (2012) que avaliaram indicadores de vulnerabilidade do setor bancário em 8 países da Zona do Euro; *Kauko* (2012) que avaliou a influência dos déficits externos e dos empréstimos em atraso na crise de 2008 em 34 países; *Roy e Kemme* (2012) que estudaram a influência da desregulamentação, dos crescimentos exagerados no crédito e das bolhas de ativos em crises bancárias de 7 países; *Davis et al.* (2011) que testaram se há diferenças entre a América Latina e Ásia na construção de *early warning systems*; *Barrell et al.* (2010) que estimaram um *early warning system* para países da OCDE; *Byström* (2004) que verificou a relação entre a probabilidade de insolvência e a ocorrência de crises bancárias em 34 países; e *Montgomery* (2003) que avaliou a probabilidade de ocorrência de crises bancárias em Taiwan, Coreia e Japão.

Os estudos da abordagem macroeconômica, que têm o foco principal nos fatores macroeconômicos que contribuem na previsão de ocorrência de crises, são ferramentas importantes para a detecção tempestiva de crises sistêmicas, mas não permitem uma análise da importância de vulnerabilidades microeconômicas que contribuem para estas crises. Além disso, é pouco provável que possam ser capazes de distinguir entre os casos de instituições financeiras vulneráveis que foram atingidas por choques exógenos, dos casos de determinadas vulnerabilidades microeconômicas existentes antes da crise que levam ao *distress* financeiro sistêmico. Os estudos macroeconômicos dão às autoridades informações insuficientes sobre como determinadas instituições financeiras são mais frágeis e vulneráveis no sistema, fazendo com que tenham que tratar dos problemas do setor financeiro em um nível agregado, ou seja, pela abordagem macro, sem a inclusão dos bancos individuais na análise, não se pode explicar porque nem todos os bancos ficam insolventes, se todos são submetidos ao mesmo choque macroeconômico. Já com os dados individualizados das instituições financeiras, é possível que se possa comparar as características específicas de uma instituição em *distress* ou insolvência com outras em situação normal. E o levantamento de tais características podem ser utilizado para o desenvolvimento de sistemas de monitoramento do risco de *distress* no futuro (*Bongini et al.*, 2001).

*González-Hermosillo* (1999) defende uma abordagem integrada das correntes micro e macro, aproveitando as características das duas. Os estudos microeconômicos, principalmente os baseados na análise do tipo CAMELS, tendem a produzir resultados de estimação satisfatórios, em parte por conta do número de variáveis explicativas. Mas essa abordagem geralmente falha quando as

condições econômicas mudam, mas, também, porque algumas variáveis explicativas tipicamente utilizadas para a previsão de *distress* ou insolvência bancária são endógenas. Um exemplo é o caso dos empréstimos de liquidação duvidosa, que é uma variável ligada a qualidade dos ativos, que são o resultado de más decisões de empréstimo e deterioração das condições econômicas. Os bancos não ficam insolventes por conta de ter um elevado percentual de empréstimos com problemas, mas sim por conta de decisões anteriores, cujos resultados também podem ter sido influenciados por mudanças nas condições econômicas.

Alguns estudos com foco no *distress* utilizaram variáveis contábeis, variáveis do setor bancário e macroeconômicas e estimaram modelos econométricos de resposta qualitativa. Como os estudos de: [Lin e Yang \(2016\)](#) que demonstram empiricamente que fortes fundamentos bancários bem como condições econômicas favoráveis reduzem a probabilidade de colapso de bancos da Ásia Oriental; [Calabrese e Giudici \(2015\)](#) que com base na teoria do valor extremo mostram que, além dos fatores microeconômicos e de capital regulatório, os fatores macroeconômicos só são relevantes quando as insolvências são definidas não apenas pelo não cumprimento das obrigações, mas também em termos de fusões e aquisições; [Zhen-Jia-Liu \(2015\)](#) que verificam que índices de capital, juros recebidos sobre despesas com juros, receitas excluindo juros sobre as despesas com juros, rentabilidade sobre o patrimônio e provisões para prejuízos em empréstimos têm correlações significativamente negativas com falências bancárias e, por outro lado, índices de empréstimos, créditos de liquidação duvidosa e ativos fixos têm correlações significativamente positivas; [Betz et al. \(2014\)](#) que demonstram que as vulnerabilidades específicas de cada banco complementadas com indicadores de desequilíbrios macroeconômicos e indicadores de vulnerabilidades do setor bancário melhoram o desempenho do modelo; [Maghyereh e Awartani \(2014\)](#) que demonstram que variáveis bancárias específicas e outras variáveis do tipo CAMEL, juntamente com choques sistemáticos no ambiente financeiro e macroeconômico funcionaram de maneira significativa para a previsão de *distress* bancário; [Zaghdoudi \(2013\)](#) que demonstra que os indicadores que melhor contribuíram para a capacidade de previsão de insolvência dos bancos tunisianos foram a queda da lucratividade e da capacidade do banco para pagar sua dívida.

Também utilizando variáveis contábeis, macroeconômicas e do setor bancário, [Li et al. \(2013\)](#) utilizou um modelo de aprendizagem de máquina, o *support vector machine* para avaliação do *distress* em bancos chineses. Já [Ioannidis et al. \(2010\)](#) comparou diversos métodos quantitativos para avaliar o *distress* em bancos, como modelos de aprendizagem de máquina, modelos econométricos de resposta qualitativa e métodos não-paramétricos e, também, comparou o desempenho de modelos estimados com apenas variáveis financeiras com o desempenho de modelos com variáveis financeiras e macroeconômicas, mostrando que os modelos com apenas variáveis financeiras obtêm resultados mais pobres.

### 3.4 Metodologia

Para a construção de um EWS para *distress* bancário, adotou-se a abordagem integrada micro e macro sugerida por [González-Hermosillo \(1999\)](#) e adotada por [Lin e Yang \(2016\)](#), [Calabrese e Giudici \(2015\)](#), [Betz et al. \(2014\)](#) e [Maghyereh e Awartani \(2014\)](#), que permite a previsão do *distress* bancário a partir de indicadores dos fundamentos bancários e macroeconômicos. O foco principal do estudo não envolve testar hipóteses que identifiquem como as variáveis impactam o *distress*, mas sim a previsão de *distress* bancário com uma antecedência suficiente para que as autoridades possam tomar medidas de mitigação do *distress* e para que tais medidas possam surtir efeito.

### 3.4.1 Amostra das Instituições Bancárias, indicadores e Fontes dos Dados

No presente estudo foram utilizados dados mensais para o período compreendido entre julho de 1994, início do plano Real, e novembro de 2016, ponto de corte da amostra. A variável dependente foi construída a partir das informações dos seguintes relatórios:

- de Regimes de Resolução do Banco Central do Brasil (BCB , 2017d), para os casos de RAET, Intervenção e Liquidação Extrajudicial;
- de Evolução da Composição e Segmentos do Sistema Financeiro Nacional do BCB (2017a), para os casos de incorporações, cisões, fusões, transformações em outro tipo de instituição financeira, transformações em instituições não-financeiras e cancelamentos.

Os dados contábeis dos 359 bancos da amostra foram obtidos dos balancetes mensais dos bancos disponibilizados publicamente pelo Banco Central do Brasil (BCB , 2017b). Parte dos dados macroeconômicos foram obtidos das séries temporais disponibilizadas pelo Banco Central do Brasil e outra parte foram obtidos das séries temporais disponibilizada pelo Ipeadata (Ipea , 2017). A taxa de juros do governo Norte-Americano foi obtida no *Federal Reserve Economic Data* do Federal Reserve Bank de Saint Louis (FED , 2017).

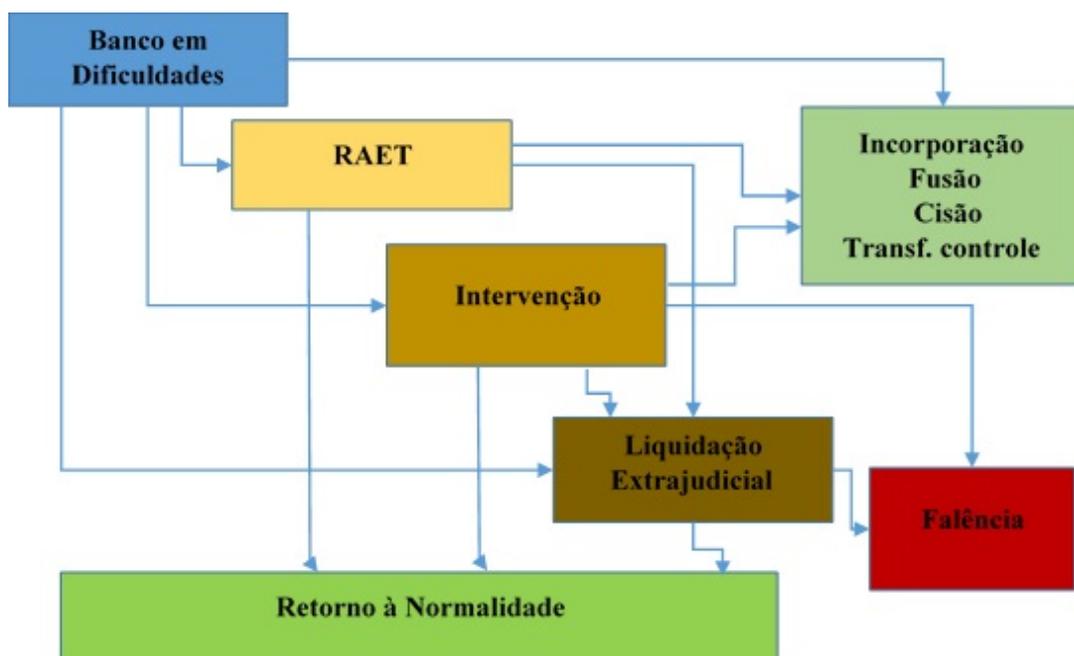
Foram desconsiderados os balancetes dos bancos em fase pre-operacional dos bancos, tendo em vista que nesses muitas contas (plano de contas contábil) ainda não foram utilizadas, como, por exemplo, bancos sem caixa, sem exigibilidades, sem operações de empréstimos, dentre outros.

### 3.4.2 Construção da Variável Dependente: bancos em *distress*

No presente estudo foi utilizada a definição de *distress* de Bongini *et al.* (2001) que considerou como *distress* todos os eventos em que uma instituição financeira recebeu suporte externo ou foi diretamente fechada, sendo então identificado da seguinte forma:

1. a instituição financeira foi fechada;
2. a instituição financeira foi fundida com outra instituição financeira;
3. a instituição financeira foi recapitalizada por Banco Central, por corporação de seguros de depósitos ou por agência criada especificamente para enfrentar a crise; e
4. as operações da instituição financeira foram suspensas temporariamente.

Cada tipo de evento foi objeto de análise pontual para se decidir como deveria ser o procedimento de se considerar ou não como *distress* e em alguns tipos de eventos a situação teve que ser analisada caso a caso, inclusive com relação a precedência de cada um dos eventos para cada instituição. A Figura 3.3 apresenta uma mapa esquemático com a dinâmica de possibilidades para o caso brasileiro.



**Figura 3.3:** Dinâmica do RAET, Intervenção e Liquidação Extrajudicial.

Fonte: Elaborado a partir de BCB (2017d).

Ressalta-se aqui que, para o presente estudo, como se trata de *distress*, numa sequência de encadeamento de eventos, houve a necessidade de se considerar apenas o primeiro evento ocorrido. Como exemplo, pode-se apresentar o caso do Banco Banorte, que, em março de 1996, teve sua intervenção decretada, em maio de 1996, entrou para o PROER, e, finalmente, em novembro de 1996, teve sua Liquidação Extrajudicial decretada, mas que, para efeito de consideração como *distress*, foi utilizado somente o primeiro evento de Intervenção, onde, a partir de então, seus demais dados foram desconsiderados. Assim foram identificados 234 eventos, 29 desses foram considerados como Engenharia Societária, 26 foram evoluções do primeiro evento de *distress*, e deste modo 179 formaram a variável dependente e que são apresentados na Tabela C.1. Cada detalhe da construção da base de dados de *distress* será explicitado nas subseções a seguir.

### Regime de Administração Especial Temporária - RAET

No Regime de Administração Especial Temporária (RAET), regulamentado pelo Decreto-Lei 2.321, de 1987, a diretoria da instituição é destituída, mas atividades normais da instituição são mantidas. Segundo a referida lei (BRASIL, 1987), o processo do RAET não afeta o curso regular dos negócios da entidade, tendo como objetivo adotar medidas para retomar a atividade normal da instituição, mas, imediatamente, seus administradores e os membros do conselho fiscal perdem seus mandatos, sendo nomeado pelo Banco Central do Brasil um conselho diretor com plenos poderes de gestão. De acordo com o artigo 14 do referido Decreto-Lei, o RAET pode cessar (BRASIL, 1987): a) se a União Federal assumir o controle acionário da Instituição; b) nos casos de transformação, incorporação, fusão, cisão ou de transferência do controle acionário da instituição; c) quando, a critério do Banco Central do Brasil, a situação da instituição se houver normalizado; d) pela decretação da liquidação extrajudicial da instituição.

Foram analisados todos os 8 casos de RAET que ocorreram dentro do período de análise e todos foram considerados como *distress*, sendo que 5 progrediram para liquidação extrajudicial, 3 entraram para o PROES e foram privatizados.

## **Intervenção**

Na Intervenção, regulamentada pela Lei 6.024, de 1974 (BRASIL, 1974), o Banco Central nomeia um interventor para assumir a administração da instituição, pois seus dirigentes são destituídos, sendo que as atividades são suspensas. Trata-se de uma medida preventiva para evitar o agravamento das irregularidades cometidas ou da situação de risco patrimonial que pode prejudicar seus credores. No caso da decretação da intervenção, ocorrem os seguintes efeitos: a) suspensão da exigibilidade das obrigações vencidas; b) suspensão da fluência do prazo das obrigações vencidas anteriormente contraídas; c) inexigibilidade dos depósitos já existentes à data de sua decretação. A intervenção termina (BRASIL, 1974): a) se os interessados, apresentando as necessárias condições de garantia, julgadas a critério do Banco Central do Brasil, tomarem a si o prosseguimento das atividades econômicas da empresa; b) quando, a critério do Banco Central do Brasil, a situação da entidade se houver normalizado; c) se decretada a liquidação extrajudicial, ou a falência da entidade.

Foram analisados todos os 10 casos de intervenção que ocorreram dentro do período analisado, mas houve o caso do Banco Martinelli que antes de ter a intervenção decretada entrou no PROER. Deste modo 9 casos foram considerados como *distress* e destes todos os casos foram encaminhados posteriormente para liquidação extrajudicial.

## **Aportes financeiros do Fundo Garantidor de Crédito - FGC**

Com relação aos aportes financeiros do FGC, levou-se em consideração o seu estatuto que diz que o FGC presta garantia sobre os instrumentos financeiros emitidos ou captados pelas instituições associadas nas situações de:

- decretação de intervenção ou liquidação extrajudicial de instituição associada e
- reconhecimento do estado de insolvência pelo Banco Central.

Foram analisados todos os 31 casos onde o FGC prestou sua garantia para bancos, desde o primeiro caso em 1996 até o último caso em 2016 e, percebeu-se que em todos os casos foram decretados previamente o RAET, a intervenção ou a liquidação extrajudicial. Portanto, mesmo havendo a possibilidade normativa, deste modo, não foi considerado nenhum caso de aporte de garantia por parte do FGC como sendo caso de *distress*.

## **Liquidação Extrajudicial**

A Liquidação Extrajudicial, regulamentada pela Lei 6.024, de 1974 (BRASIL, 1974), é uma medida mais grave, destinada a promover a extinção da instituição, vendendo-se os ativos para pagamento das obrigações, numa situação que existem indícios de insolvência irreversível. A Liquidação Extrajudicial apresenta os seguintes efeitos: a) suspensão das ações e execuções iniciadas sobre direitos e interesses relativos ao acervo da entidade liquidanda, não podendo ser intentadas quaisquer outras, enquanto durar a liquidação; b) vencimento antecipado das obrigações da liquidanda; c) não atendimento das cláusulas penais dos contratos unilaterais vencidos em virtude da decretação da liquidação extrajudicial; d) não fluência de juros, mesmo que estipulados, contra a massa, enquanto não integralmente pago o passivo; e) interrupção da prescrição relativa a obrigações de responsabilidade da instituição; f) não reclamação de correção monetária de quaisquer divisas passivas, nem de penas pecuniárias por infração de leis penais ou administrativas.

A Liquidação Extrajudicial encerra nos seguintes casos: a) se os interessados, apresentando as necessárias condições de garantia, julgadas a critério do Banco Central do Brasil, tomarem a si o prosseguimento das atividades econômicas da empresa; b) por transformação em liquidação

ordinária; c) com a aprovação das contas finais do liquidante e baixa no registro público competente; d) se decretada a falência da entidade.

Dentro do período da amostra foram analisados os 67 casos de liquidação extrajudicial, sendo que 15 casos foram descartados, pelo fato de que anteriormente já haviam sido identificados como *distress*, nos 5 casos de RAET e 10 casos de intervenção, restando 52 casos que entraram para a construção do vetor de *distress*.

### PROER, PROES e Privatizações

Foram identificados 5 casos no PROER, mas foi considerado como *distress* apenas o Banco Martinelli que foi o único caso que entrou no PROER antes da intervenção e em seguida foi comprado pelo banco Pontual. Os demais casos não foram incluídos pelo fato de que anteriormente terem sido objeto de intervenção, ou seja, os respectivos casos de *distress* já foram computados anteriormente.

Foram analisados todos os 12 casos de bancos que entraram no PROES e em privatizações, apresentados na Tabela 3.2.

**Tabela 3.2:** Os casos de privatização.

<b>Banco Privatizado</b>	<b>Adquirido por</b>
Banco do Estado do Rio de Janeiro	Itaú
Banco de Credito Real de Minas Gerais	Bradesco
Banco Meridional do Brasil	Banco Bozano
Banco do Estado de Minas Gerais	Itaú
Banco do Estado de Pernambuco	ABN AMRO
Banco do Estado da Bahia	Bradeco
Banco do Estado do Paraná	Itaú
Banco do Estado São Paulo	Santander
Banco da Paraíba	ABN AMRO Bank Real
Banco do Estado de Goiás	Itaú
Banco do Estado do Amazonas	Bradesco
Banco do Estado do Maranhão	Bradesco

**Fonte:** Elaborado a partir dos dados da pesquisa.

Pelo fato de o Banco do Estado do Rio de Janeiro ser enquadrado anteriormente em liquidação extrajudicial, foram considerados apenas 11 casos para formar o vetor de *distress*.

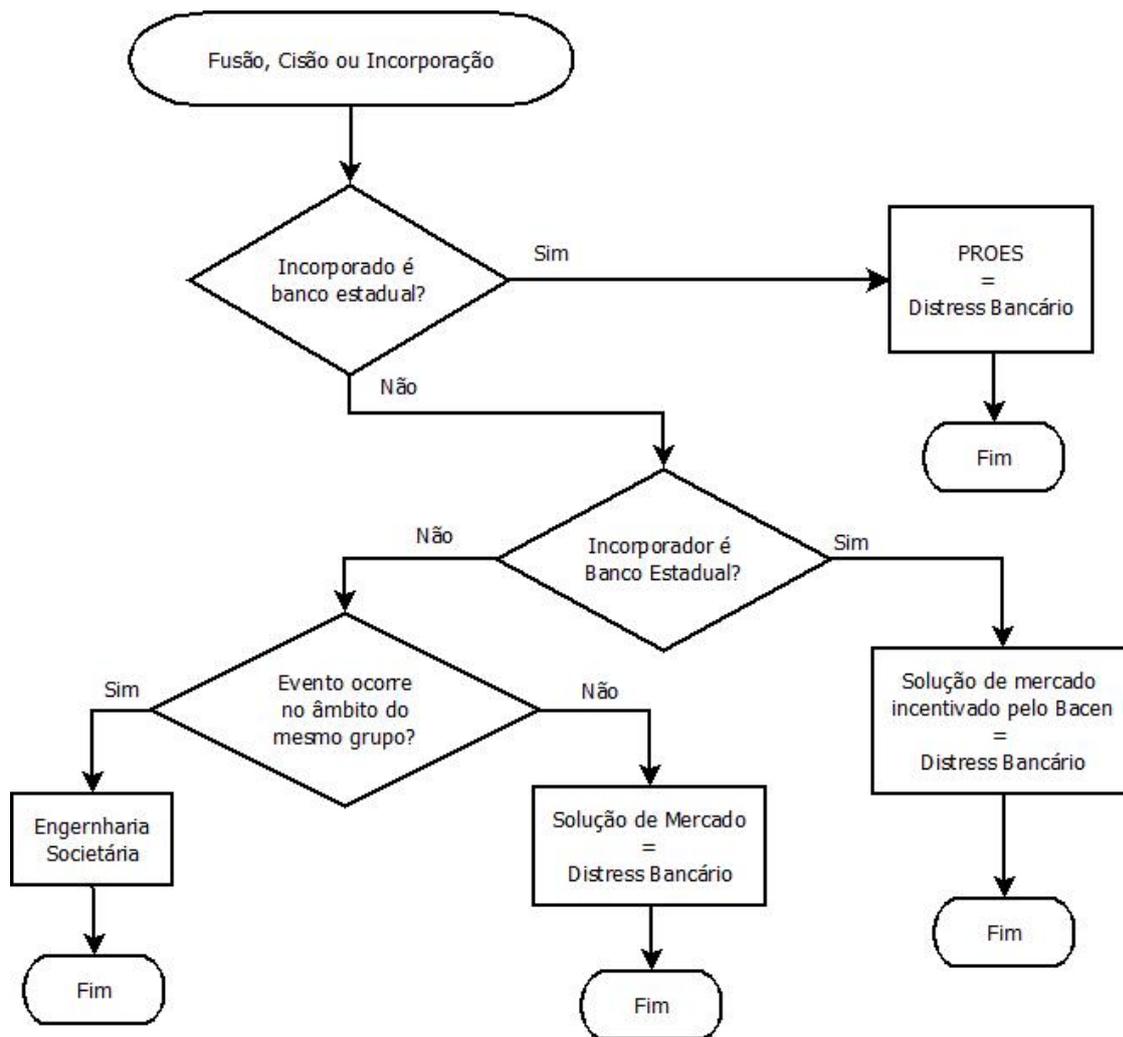
### Fusões, cisões e incorporações

Cada um dos 66 casos de fusões, incorporações e cisões realizados no período de análise foram submetidos ao processo de decisão descrito na Figura 3.4.

Destes, 29 casos foram considerados como apenas de engenharia societária, tendo em vista que foram incorporadas por instituições do mesmo grupo.

Então 37 casos foram considerados que as instituições foram fundidas, incorporadas ou fundidas em situação de *distress* e essa foi a solução adotada para o problema.

Mas dos 37 casos, 5 casos foram objeto anterior de privatização e PROES, restando deste modo 32 casos que foram considerados para a construção da variável dependente.



**Figura 3.4:** Decisão para *distress* no caso de fusões, cisões e incorporações dos bancos brasileiros.  
**Fonte:** Elaborado para a pesquisa segundo a definição de Bongini *et al.* (2001).

### Transformações em outros tipos de Instituições Financeiras, Transformações em Instituições Não-Financeiras e Cancelamentos

Além dos casos anteriormente apresentado, houve ainda:

- 13 casos de transformação em outros tipos de instituições financeiras que foram considerados na formação da variável dependente;
- 32 casos de transformação em instituições não-financeiras, também considerados na formação da variável dependente;
- 21 casos de cancelamentos da autorização de funcionamento, que entraram na formação da variável dependente.

As transformações poderiam ser admitidas como simples engenharia societária, cuja principal motivação é usufruir de benefícios fiscais, mas em se tratando de instituições bancárias, pesa o fato de se afastar de problemas de sucessão junto a credores, de depositantes e da fiscalização por parte da supervisão.

## Janela do horizonte de tempo das previsões

Aspecto importante para um EWS é a definição do horizonte de tempo das previsões. Neste sentido, há alguns aspectos relevantes que deve ser considerados.

Diante de um possibilidade de crise e problemas, as autoridades e decisores políticos devem adotar medidas para mitigar tais eventos, no entanto, tais medidas não surtem efeito de imediato e necessitam de algum tempo, portanto é desejável que se possa obter o quanto antes uma indicação de vulnerabilidade. Contudo, um período de tempo muito longo pode não conseguir capturar uma associação entre as variáveis determinantes e as crises.

O estudo de [Bussière e Fratzscher \(2006\)](#) que estimou um modelo logit binário para crises financeiras teve como objetivo prever se ocorreria uma crise dentro de um intervalo de uma janela de tempo e não prever o período preciso de ocorrência de uma crise, pois considerou que prever o momento exato seria um objetivo ambicioso e não muito plausível. Para tanto, os autores construíram a variável dependente binária, adotando zeros nos momentos de normalidade e 1, não somente nos momentos críticos, mas também numa janela tempo que antecede de um a doze meses as crises.

A ideia de [Bussière e Fratzscher \(2006\)](#) foi utilizada nos trabalhos de [Guru \(2016\)](#) que utilizou uma janela de 2 meses, [Hamdaoui \(2016\)](#) que utilizou uma janela de 24 meses, [Zigraiova e Jakubik \(2015\)](#) que utilizou janelas de 1 a 12 trimestres, [Betz et al. \(2014\)](#) que utilizou uma janela de tempo de 8 trimestres e [Candelon et al. \(2012\)](#) que utilizou uma janela de 24 meses.

Portanto, o presente estudo pretende seguir essa linha de estudo, procurando prever a possibilidade de *distress* bancário dentro de janelas de horizonte de tempo 1 a 36, verificando as diferenças entre os modelos e comparando-os principalmente pelo critério da área sob a curva ROC (AUC), conforme os trabalhos de os trabalhos de e [Drehmann e Juselius \(2014\)](#) e [Minoiu et al. \(2015\)](#).

### 3.4.3 Variáveis Independentes

As variáveis independentes foram levantadas a partir de estudos anteriores sobre *early warning systems*. O presente estudo se propõe a utilizar indicadores financeiros de cada banco, juntamente com indicadores macroeconômicos e do setor bancário, conforme os estudos de [Lin e Yang \(2016\)](#), [Tsonas \(2016\)](#), [Betz et al. \(2014\)](#), [Maghyereh e Awartani \(2014\)](#), [Li et al. \(2013\)](#), [Oet et al. \(2013\)](#), [Zaghdoudi \(2013\)](#) e [Ioannidis et al. \(2010\)](#). As variáveis financeiras dos bancos foram selecionadas conforme a metodologia CAMELS.

**Tabela 3.3:** Tabela de Variáveis: Capital - CAMELS

	Literatura Relacionada	Impacto sobre o <i>distress</i>	Variável	Descrição	Fonte dos dados
Indicadores dos Bancos da amostra [CAMELS]					
[C] Capital Adequacy					
Total de ativos sobre patrimônio líquido	<a href="#">Zhao et al. (2009)</a> <a href="#">Amaral et al. (2014)</a> <a href="#">Nguyen et al. (2008)</a>	(+)	c_TAE	Total de Ativos sobre Patrimônio Líquido	BCB (2017b)
Ativo Permanente sobre patrimônio líquido	<a href="#">Güvenir e Çakır (2010)</a>	(+)	c_imobiliz	Ativo Permanente sobre Patrimônio Líquido	BCB (2017b)
Logaritmo do total de ativos	<a href="#">Bongini et al. (2002)</a> <a href="#">Peresetsky et al. (2011)</a> <a href="#">Ioannidis et al. (2010)</a> <a href="#">González-Hermosillo (1999)</a>	(-)	c_logTA	Logaritmo do Total de ativos	BCB (2017b)

A Tabela 3.3 apresenta as variáveis adotadas relacionadas à adequação do capital, referentes ao capital necessário para assegurar o equilíbrio de acordo com o nível de risco assumido pelo banco. São apresentados quais estudos anteriores utilizaram essas variáveis e como o presente estudo as utilizou. Apresenta também o impacto esperado sobre o *distress* e a fonte dos dados utilizada.

**Tabela 3.4:** Tabela de Variáveis: Asset Quality - CAMELS

	Literatura Relacionada	Impacto sobre o <i>distress</i>	Variável	Descrição	Fonte dos dados
Indicadores dos Bancos da amostra [CAMELS]					
[A] Asset Quality					
Provisões sobre total de ativos	Betz <i>et al.</i> (2014) Güvenir e Çakır (2010)	(+)	a_provsAT	Provisões sobre Total de Ativos	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)
Empréstimos sobre total de ativos	Güvenir e Çakır (2010) Maghyereh e Awartani (2014) Zhen-Jia-Liu (2015) Lin e Yang (2016)	(+)	a_emprestimosSbTA	Empréstimos sobre Total de Ativos	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)
Provisões sobre Total de empréstimos	Calabrese e Giudici (2015) Betz <i>et al.</i> (2014) Nguyen <i>et al.</i> (2008)	(+)	a_TPI	Provisões sobre Empréstimos	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)
Crescimento da Carteira de Crédito	Nguyen <i>et al.</i> (2008) Bongini <i>et al.</i> (2001)	(+)	a_D_aux_emprestimos	Crescimento da Carteira de Crédito	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)

A Tabela 3.4 apresenta as variáveis adotadas para o grupo de qualidade dos ativos, mostrando quais estudos anteriores que fizeram o uso dessas variáveis e como o presente estudo as utilizou. Apresenta também o impacto esperado sobre o *distress* e a fonte dos dados. Essas variáveis têm o objetivo de detectar a deterioração dos ativos bancários e se o nível de provisionamento é suficiente para suportar o risco assumido.

**Tabela 3.5:** Tabela de Variáveis: Management - CAMELS

	Literatura Relacionada	Impacto sobre o <i>distress</i>	Variável	Descrição	Fonte dos dados
[M] Management					
Despesas administrativas sobre rentabilidade operacional	Bongini <i>et al.</i> (2001)	(+)	m_impactoAdmSbRO	Despesas Administrativas sobre Rentabilidade Operacional	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)
Despesas operacionais sobre receitas totais	Bongini <i>et al.</i> (2001) Carapeto <i>et al.</i> (2010)	(+)	m_despOperSbRT	Despesas Operacionais sobre Receitas Totais	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)

A Tabela 3.5 apresenta as variáveis adotadas relacionadas à qualidade da administração do banco, referindo-se à capacidade da administração em manter um gerenciamento sólido, dentro das regulamentações do mercado e eficiente. São apresentados quais estudos anteriores utilizaram essas variáveis, juntamente com o impacto esperado sobre o *distress* e a fonte dos dados utilizada.

**Tabela 3.6:** Tabela de Variáveis: Earnings - CAMELS

	Literatura Relacionada	Impacto sobre o <i>distress</i>	Variável	Descrição	Fonte dos dados
Indicadores dos Bancos da amostra [CAMELS]					
[E] Earnings					
Rentabilidade sobre total de ativos	Bongini <i>et al.</i> (2001)	(-)	e_ROA	Rentabilidade do Ativo	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)
Rentabilidade sobre patrimônio líquido	Maghyereh e Awartani (2014) Abad González e Gutiérrez López (2015) Güvenir e Çakır (2010) Betz <i>et al.</i> (2014)	(-)	e_ROE	Rentabilidade do Patrimônio Líquido	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)
Rentabilidade operacional sobre ativos totais	Fidrmuc e Süss (2011)	(-)	e_OROA	Rentabilidade Operacional do Ativo	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)

A Tabela 3.6 apresenta as variáveis adotadas relacionadas à lucratividade do banco, referindo-se à sua capacidade de gerar lucros suficientes para absorver choques e cobrir de maneira suficiente suas reservas provisões. São apresentados quais estudos anteriores relacionados a essas variáveis, o impacto esperado sobre o *distress* e a fonte dos dados utilizada.

**Tabela 3.7:** Tabela de Variáveis: Liquidity - CAMELS

	Literatura Relacionada	Impacto sobre o <i>distress</i>	Variável	Descrição	Fonte dos dados
Indicadores dos Bancos da amostra [CAMELS]					
[L] Liquidity					
Liquidez sobre total de ativos	Bongini <i>et al.</i> (2001) Lang e Schmidt (2016)	(-)	I_liquidSbAT	Liquidez sobre Total de Ativos	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)
Liquidez sobre captação	Messai e Gallali (2015) Maghyereh e Awartani (2014) Auvray e Brossard (2012)	(-)	I_liquidSbCaptacao	Liquidez sobre Captação	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)
Depósitos sobre total de ativos	Messai e Gallali (2015) Güvenir e Çakır (2010)	(-)	I_depAT	Depósitos sobre Total de Ativos	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)
Depósitos sobre exigibilidades	Abad González e Gutiérrez López (2015)	(-)	I_depExig	Depósitos sobre Exigibilid.	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)

A Tabela 3.7 apresenta as variáveis adotadas relacionadas à liquidez do banco, que é diretamente relacionada a sua capacidade de cumprir com suas obrigações. Pode-se verificar quais estudos anteriores relacionados a essas variáveis, o impacto esperado sobre o *distress* e as respectivas fontes de dados utilizadas.

**Tabela 3.8:** Tabela de Variáveis: Sensitivity to market risk - CAMELS

	Literatura Relacionada	Impacto sobre o <i>distress</i>	Variável	Descrição	Fonte dos dados
Indicadores dos Bancos da amostra [CAMELS]					
[S] Sensitivity to market risk					
Exposição a moeda estrangeira	Christopoulos <i>et al.</i> (2011)	(+)	s_expMoEs	Posições ativas menos posições passivas sobre o PL	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)
Exposição ao juro	Christopoulos <i>et al.</i> (2011)	(+)	s_expJur	Posições ativas menos posições passivas sobre o PL	Calculado a partir dos balancetes disponíveis em BCB (2017b)

A Tabela 3.8 apresenta as variáveis adotadas relacionadas à sensibilidade ao risco de mercado que mostram os ativos e exigibilidades dos bancos podem ser afetadas por taxas de juro e câmbio adversas, comprometendo os rendimento e o capital. Pode-se verificar quais estudos anteriores relacionados a essas variáveis, o impacto esperado sobre o *distress* e as fontes de dados utilizadas.

**Tabela 3.9:** Tabela de Variáveis: Indicadores Macroeconômicos

	Literatura Relacionada	Impacto sobre o <i>distress</i>	Variável	Descrição	Fonte dos dados
Indicadores macroeconomicos					
Agregado M2 sobre Reservas Internacionais	Ari e Cergibozan (2016) Hamdaoui (2016) Ari e Cergibozan (2016) Al-Assaf <i>et al.</i> (2013) Caggiano <i>et al.</i> (2014) Qin e Luo (2014)	(+)	macro_M2_R	Agregado M2 sobre Reservas Internacionais	Calculado com base nas séries históricas do BCB (2017c)
Taxa Selic	Chen e Kuo (2016) Hamdaoui (2016)	(+)	macro_SELIC	Taxa Selic	Série Histórica do BCB (2017c)
Taxas de Juros do Governo dos Estados Unidos	Kaminsky e Reinhart (1999) Manasse <i>et al.</i> (2016)	(+)	macro_JGUSA	Taxas de Juros do Governo dos Estados Unidos	FED Saint Louis (FED, 2017)
Inflação IPCA	Chen e Kuo (2016) Ganloğlu (2016) Hamdaoui (2016) Lin e Yang (2016) Tamadonejad <i>et al.</i> (2016) Kaminsky e Reinhart (1999) Jedidi e Pentecôte (2015) Sayek e Taskin (2014)	(+/-)	macro_IPCA	Inflação IPCA	Série Histórica do Ipea Data (Ipea, 2017)
Taxa de Juros dos Depósitos Interfinanceiros	Manasse <i>et al.</i> (2016)	(+)	macro_DI	Taxa de Juros dos Depósitos Interfinanceiros	Série Histórica do BCB (2017c)
Taxa de Juros para pessoas físicas	Barrell <i>et al.</i> (2010) Davis <i>et al.</i> (2011)	(+)	macro_TJurosPF	Taxa de Juros para pessoas físicas	Série Histórica do BCB (2017c)
Crescimento do agregado monetário M1	Joy <i>et al.</i> (2017) Bisias <i>et al.</i> (2012) Sevim <i>et al.</i> (2014) Montgomery (2003)	(+)	macro_D_M1	Taxa de Crescimento de M1	Calculado com base na Série Histórica do BCB (2017c)

Continua na próxima página...

Tabela 3.9 – continuação a partir da página anterior

	<b>Literatura Relacionada</b>	<b>Impacto sobre o <i>distress</i></b>	<b>Variável</b>	<b>Descrição</b>	<b>Fonte dos dados</b>
<b>Indicadores macroeconomicos</b>					
Crescimento do agregado monetário M2	Kirschenmann <i>et al.</i> (2016) Lang e Schmidt (2016) Sun e Huang (2016)	(+)	macro_D_M2	Taxa de Crescimento de M1	Calculado com base na Série Histórica do BCB (2017c)
Crescimento do agregado monetário M3	Joy <i>et al.</i> (2017) Tamadonejad <i>et al.</i> (2016)	(+)	macro_D_M3	Taxa de Crescimento de M1	Calculado com base na Série Histórica do BCB (2017c)
Crescimento do Total das Operações de Crédito	Zigraiova e Jakubik (2015)	(+)	macro_D_SOPCREDITOTAL_usd	Crescimento do Total das Operações de Crédito	Calculado com base na Série Histórica do BCB (2017c)
Taxa de Câmbio	Ari e Cergibozan (2016) Kaminsky e Reinhart (1999) Reinhart e Rogoff (2011)	(+)	macro_dolar	Taxa de Câmbio	Calculado com base na Série Histórica do BCB (2017c)
Crescimento da Taxa de Câmbio	Jedidi e Pentecôte (2015)	(+)	macro_D_DOLAR	Crescimento da Taxa de Câmbio	Calculado com base na Série Histórica do BCB (2017c)
Exportações sobre PIB	Lang e Schmidt (2016) Manasse <i>et al.</i> (2016)	(-)	macro_export_PIB	Exportações sobre PIB	Calculado com base na série histórica de BCB (2017c)
Importações sobre PIB	Lang e Schmidt (2016) Manasse <i>et al.</i> (2016)	(+)	macro_import_PIB	Importações sobre PIB	Calculado com base na série histórica de BCB (2017c)
Crescimento das Reservas Internacionais	Chen e Kuo (2016) Zigraiova e Jakubik (2015)	(-)	macro_D_RESERVASINT	Crescimento das Reservas Internacionais	Calculado com base na série histórica de BCB (2017c)
Termos de Troca	Joy <i>et al.</i> (2017) Ari e Cergibozan (2016) Hamdaoui (2016) Lang e Schmidt (2016)	(-)	macro_D_TermosTroca	Termos de Troca	Calculado com base na série histórica de BCB (2017c)
Hiato da Taxa de Câmbio	Kaminsky e Reinhart (1999) Catão e Milesi-Ferretti (2014)	(+)	macro_hp_DOLAR	Hiato da Taxa de Câmbio	Calculado com base na série histórica de BCB (2017c)
Reservas Internacionais sobre Importações	Kaminsky e Reinhart (1999)	(-)	macro_RESINTSBIMPORT	Reservas Internacionais sobre Importações	Calculado com base na série histórica de BCB (2017c)
Desemprego	Joy <i>et al.</i> (2017) Lang e Schmidt (2016) Manasse <i>et al.</i> (2016) Jedidi e Pentecôte (2015) Zigraiova e Jakubik (2015)	(+)	macro_desemp	Desemprego da Região metropolitana de São Paulo como proxy para o desemprego no Brasil	Série histórica de Ipea (2017)

Continua na próxima página...

Tabela 3.9 – continuação a partir da página anterior

	Literatura Relacionada	Impacto sobre o <i>distress</i>	Variável	Descrição	Fonte dos dados
Indicadores macroeconomicos					
Crescimento do PIB	Joy <i>et al.</i> (2017) Chen e Kuo (2016) Tamadonejad <i>et al.</i> (2016) Jedidi e Pentecôte (2015) Sayek e Taskin (2014)	(-)	macro_D_PIB_USD	Crescimento do PIB	Calculado com base na série histórica de BCB (2017c)
Custo da Construção Civil	Joy <i>et al.</i> (2017) Lang e Schmidt (2016) Oet <i>et al.</i> (2015) Sun e Huang (2016) Betz <i>et al.</i> (2014)	(+)	macro_custoCons	Custo da Construção Civil como proxy para preços das habitações	Série histórica de BCB (2017c)
Índice Ibovespa mensal	Joy <i>et al.</i> (2017) Qin e Luo (2014)	(-)	macro_imBovespa	Índice Ibovespa (Bolsa de Valores de São Paulo)	Série histórica de BCB (2017c)
Crescimento do Ibovespa	Singh (2016)	(-)	macro_D_IMBOVESPA	Crescimento do Ibovespa	Calculado com base na série histórica de BCB (2017c)
Dívida Externa sobre Reservas Internacionais	Ari e Cergibozan (2016)	(+)	macro_divExter_R	Dívida Externa sobre Reservas Internacionais	Calculado com base na série histórica de BCB (2017c)
Dívida do governo Sobre PIB	Joy <i>et al.</i> (2017) Kaminsky e Reinhart (1999) Betz <i>et al.</i> (2014) Ramsay e Sarlin (2016) Sayek e Taskin (2014)	(+)	macro_div_PIB	Dívida Sobre PIB	Série histórica de BCB (2017c)
Crescimento da Dívida Líquida do Setor Público	Joy <i>et al.</i> (2017) Dwyer e Tan (2014)	(+)	macro_D_DLSP	Crescimento da Dívida Líquida do Setor Público	Calculado com base na série histórica de BCB (2017c)
Índice de Confiança do Consumidor	Singh (2016)	(-)	macro_ICC	Índice de Confiança do Consumidor Fecomercio-SP	Série histórica de Ipea (2017)

Os indicadores macroeconômicos impactam a economia como um todo e também todos os bancos, no entanto, determinados fatores podem causar perturbações para alguns bancos e serem inofensivos a outros. Por exemplo, um banco ligado ao fomento de exportações pode ter suas atividades fortemente impactadas diante de um cenário de taxas de câmbio desfavoráveis, um banco que realiza operações de leasing seria mais impactado por taxas de juros maiores ou por quedas de produtividade econômica, já um banco relacionado com empréstimos pessoais pode ter problemas quando há um desemprego elevado. Assim a Tabela 3.9 apresenta os indicadores macroeconômicos de estudos anteriores, as variáveis adotadas para o presente estudo, o impacto esperado de tais variáveis sobre o *distress* e a fonte utilizada para obtenção dos dados.

Nos bons momentos da economia, os bancos tendem a conceder crédito com mais facilidade, portanto um crescimento em excesso do crédito pode ser um indicativo de problemas futuros. Outros indicadores do setor bancário também podem ser importantes indicadores para um EWS. A Tabela 3.10 contém um conjunto de indicadores do setor bancário utilizados na literatura. São apresentados o impacto esperado da variável sob o *distress* e também a fonte dos dados.

**Tabela 3.10:** Tabela de Variáveis: Indicadores do Setor Bancário

	Literatura Relacionada	Impacto sobre o <i>distress</i>	Variável	Descrição	Fonte dos dados
Indicadores Setor Bancário					
Depósitos sobre Total de Ativos	Ari e Cergibozan (2016) Güvenir e Çakır (2010)	(-)	ban_depos_TA	Depósitos sobre Total de Ativos	Calculado a partir das séries temporais de BCB (2017c) e a partir dos dados agregados dos balancetes de BCB (2017b)
Depósitos sobre PIB	Laeven e Valencia (2008) Sayek e Taskin (2014)	(-)	ban_depos_PIB	Depósitos sobre PIB	Calculado a partir das séries temporais de BCB (2017c)
Credito Total sobre PIB	Manasse <i>et al.</i> (2016) Tamadonejad <i>et al.</i> (2016) Zigraiova e Jakubik (2015) Qin e Luo (2014) Sayek e Taskin (2014)	(+)	ban_cred_PIB	Credito Total sobre PIB	Calculado a partir das séries temporais de BCB (2017c)
Total de Ativos sobre PIB	Betz <i>et al.</i> (2014)	(-)	ban_TA_PIB	Total de Ativos sobre PIB	Calculado a partir dos dados agregados dos balancetes de BCB (2017b) e da série temporal de BCB (2017c)
Total de Empréstimos sobre Total de Depósitos	Betz <i>et al.</i> (2014) Jedidi e Pentecôte (2015)	(+/-)	ban_emprest_Depos	Total de Empréstimos sobre Total de Depósitos	Calculado a partir dos dados agregados dos balancetes de BCB (2017b)
Total de Provisões sobre Carteira de Crédito Total	Zigraiova e Jakubik (2015) Sayek e Taskin (2014)	(+)	ban_PProvDD	Total de Provisões sobre Carteira de Crédito Total	Calculado a partir dos dados agregados dos balancetes de BCB (2017b)
Índice de Herfindahl Hirschman relativo às carteiras de crédito	Minoiu <i>et al.</i> (2015) Zhao <i>et al.</i> (2009) DeYoung e Torna (2013)	(-)	ban_HHI_CRED	Índice de Herfindahl Hirschman relativo às carteiras de crédito	Calculado a partir dos dados agregados dos balancetes de BCB (2017b)
Hiato do crédito sobre PIB	Giese <i>et al.</i> (2014) Drehmann e Juselius (2014) Joy <i>et al.</i> (2017)	(+)	ban_hiatoCredSbPIB	Hiato do crédito sobre PIB	Calculado a partir das séries temporais de BCB (2017c)
Crescimento de Liquidez do setor bancário	Lang e Schmidt (2016) Karim <i>et al.</i> (2013)	(-)	ban_D_TLiquidBan	Crescimento de Liquidez do setor bancário	Calculado a partir dos dados agregados dos balancetes de BCB (2017b)

O cálculo de todas as variáveis no sistema CAMELS, das variáveis do sistema bancário e macroeconômica foram realizadas no software R e a memória de cálculo detalhada se encontra no script apresentado no apêndice E. É relevante ainda ressaltar que os balancetes em fases pré-operacionais dos bancos foram descartados por conterem situações que os desqualificaram, como bancos sem ativos e sem despesas, dentre outros. Deste modo foram identificados 143 balancetes em fases pré-operacionais que foram devidamente descartados.

## 3.5 Modelo empírico

Foi utilizado um modelo de resposta qualitativa para estimar a probabilidade de ocorrência de um evento como uma função de variáveis independentes, da mesma maneira que os trabalhos de [González-Hermosillo \(1999\)](#), [Bongini et al. \(2001\)](#), [Lin e Yang \(2016\)](#), [Adeyeye e Migiro \(2015\)](#), [Calabrese e Giudici \(2015\)](#), [Abad González e Gutiérrez López \(2015\)](#), [Messai e Gallali \(2015\)](#), [Miller et al. \(2015\)](#), [Zhen-Jia-Liu \(2015\)](#) e [Betz et al. \(2014\)](#). O modelo específico utilizado é:

$$Pr(Y_i = evento) = F[H(X_i, \theta)] \quad (3.1)$$

Onde  $Y_i$  é a variável dependente categórica;  $evento \in \{0, 1\}$  (*distress* ou normal),  $F$  é a função de probabilidade que tem a forma funcional logística,  $X_i$  é o vetor de variáveis independentes para a  $i$ -ésima instituição bancária individual,  $\theta$  é o vetor e parâmetros a ser estimados.

O modelo de resposta qualitativa logit foi estimado pelo modelo linear generalizado (GLM) proposto por [Nelder e Wedderburn \(1972\)](#), conforme, dentre outros, os estudos de [Mulder et al. \(2016\)](#), [Zigraiova e Jakubik \(2015\)](#), [Betz et al. \(2014\)](#) e [Zaghdoudi \(2013\)](#).

Foi construído um painel com as variáveis e o modelo foi estimado com os dados empilhados (pooled logit), conforme, dentre outros, os estudos de [Singh \(2016\)](#), [Adeyeye e Migiro \(2015\)](#), [Li e Wang \(2014\)](#), [Peresetsky et al. \(2011\)](#) e [Betz et al. \(2014\)](#). [Fuertes e Kalotychou \(2007\)](#) em seu estudo sobre crises de dívida do país estimaram diferentes variantes da modelagem logit em painel desde o modelo pooled simples até o modelo de efeitos aleatórios, avaliando a qualidade do modelo por meio de testes estatísticos, critérios de seleção de modelos, julgamentos teóricos e métricas de previsão, provam que os modelos de efeitos específicos com relação a cada país ou em relação ao tempo tem uma melhor performance de ajuste dentro da amostra, mas sua performance de previsão fora da amostra é pior. [Betz et al. \(2014\)](#) apresentam outras motivações para a utilização do *pooled* logit: relativamente há um número pequeno de eventos nos modelos de previsão de crises e que os efeitos fixos são em alguma medida levados em consideração, incluindo variáveis específicas de cada país.

### 3.5.1 Eventos Raros

Segundo [King e Zeng \(2001a\)](#), muitos eventos significativos como guerras, golpes, revoluções, depressões econômicas pesadas e choques econômicos são eventos raros que, ocorrem infreqüentemente, mas são considerados de grande importância. Os eventos raros são caracterizados por uma variável dicotômica muito desbalanceada, em que uma das classes (por exemplo, representada por 0) ocorre com uma grande frequência e a outra (por exemplo, representada por 1) surge numa frequência muito baixa, mesmo em amostras muito grandes ([King e Zeng, 2001a](#)). As crises financeiras são eventos raros, pois a probabilidade de ocorrência está mais próxima de zero do que de 50% ([Alessi e Detken, 2014](#)). Para [Sarlin \(2013\)](#) as crises são eventos raros, mas muito custosos, com baixa probabilidade de ocorrência, mas com impactos muito fortes, necessitando receber um tratamento especial para uma correta classificação das observações.

Os eventos raros são difíceis de ser previstos e explicados e, em procedimentos estatísticos, como a regressão logística, suas probabilidades podem ser nitidamente subestimadas, ocasionando erros nas estimativas dos coeficientes ([King e Zeng, 2001b](#)). E deste modo, sob o ponto de vista das autoridades e decisores políticos, o custo de um alerta omitido é bem superior e importante do que um falso alerta ([Betz et al., 2014](#); [Duca e Peltonen, 2013](#)).

[Stukel \(1988\)](#) apresenta o modelo logit generalizado cuja curva de probabilidade não é simétrica em torno do ponto 1/2, apresentando melhores resultados do que o modelo logit tradicional. [King e Zeng \(2001b\)](#) em seu estudo sobre eventos raros, propõem a utilização de um fator de correção para corrigir as probabilidades estimadas. [Cramer \(2004\)](#), em seu estudo sobre empréstimos

bancários, percebeu que seus dados apresentavam um grande desbalanceamento e apresentou um modelo logit onde o *threshold* é redefinido.

Para lidar com o problema, há as técnicas de *under-sampling*, que eliminam observações da classe majoritária, e *over-sampling*, que replicam as observações da classe minoritária. *Under-sampling* descarta dados potencialmente úteis, podendo prejudicar o classificador e *Over-sampling* aumenta o tamanho da amostra com cópias exatas dos exemplos, podendo ocasionar *overfitting* (Weiss, 2004). Chawla *et al.* (2002) propõem um algoritmo para uma abordagem para a construção de classificadores para dados desbalanceados que faz um *over-sampling*, sintetizando novas observações para os dados minoritários, e um *under-sampling* para os dados majoritários, que pode aumentar a performance do classificador em termos da área sob a curva ROC (*Area under the Receiver Operating Characteristic curve* - AUC). A abordagem chamada de SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) foi adotada pelo presente estudo para lidar com o problema de eventos raros, implementada por Torgo (2010) no pacote DMwR do software R.

O SMOTE cria os dados sintéticos com base no algoritmo de aprendizagem supervisionada clássico KNN (k-nearest neighbor) k vizinhos mais próximos. O KNN verifica os atributos dos k vizinhos mais próximos (por exemplo, pela distância Euclidiana) para tomar a decisão de como um novo elemento se classifica. Como exemplo, simplificado, se k=5, o algoritmo verificará a classificação dos 5 vizinhos mais próximos, se 3 deles forem classificados como membros da classe 0 e 2 classificados como da classe 1, o algoritmo classificará a nova observação como pertencente à classe 0.

### 3.5.2 Testes de Robustez

A capacidade de robustez dos modelos é avaliada dentro (amostra de treinamento) e fora da amostra (amostra de teste). Da mesma maneira que o trabalho de Zhen-Jia-Liu (2015), são utilizados quatro indicadores para medir o ajuste do modelo de classificação binária: a sensibilidade (valor preditivo positivo), a especificidade (valor preditivo negativo), a porcentagem de exemplos corretamente classificados (PECC) ou acurácia e a área sob a curva AUC (*Area Under the Curve*) para avaliar se o modelo se ajusta de maneira satisfatória.

O erro do Tipo I é rejeitar uma hipótese nula quando ela é verdadeira. Já o erro do Tipo II é deixar de rejeitar uma hipótese nula quando ela é falsa. No caso a hipótese é a de que um banco esteja numa situação vulnerável. Os erros do Tipo I e erro do Tipo II estão conceitualmente relacionados com sensibilidade e especificidade, onde a sensibilidade mede o quão provável é que o teste detecte a presença de uma determinada característica em alguém que realmente tenha essa característica. Especificidade mensura o quão provável é que o teste detecte a ausência de uma característica em alguém que realmente não tenha essa característica. No presente estudo, tal característica é a situação de vulnerabilidade de um banco. A capacidade geral de previsibilidade do modelo é mensurada pela porcentagem de exemplos corretamente classificados (PECC) que mede a proporção da soma dos casos de bancos vulneráveis e não vulneráveis que foram corretamente classificados com relação ao número total de bancos.

Outra maneira de avaliar o modelo é a curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) é um gráfico que representa o desempenho de um modelo de classificação de resposta binária e como varia seu limiar de discriminação. A curva ROC é obtida pela representação da razão de positivos verdadeiros em relação aos positivos totais versus a razão entre positivos falsos em relação aos negativos totais, ou seja, a curva ROC representa a relação entre especificidade e sensibilidade. O desempenho global de um modelo de classificação binária pode ser mensurado pela área sob a curva ROC (AUC) que pode ser determinada por meio da integração da curva ROC. Na prática, quanto maior for AUC, maior é a probabilidade de que uma vulnerabilidade de um banco seja corretamente detectada.

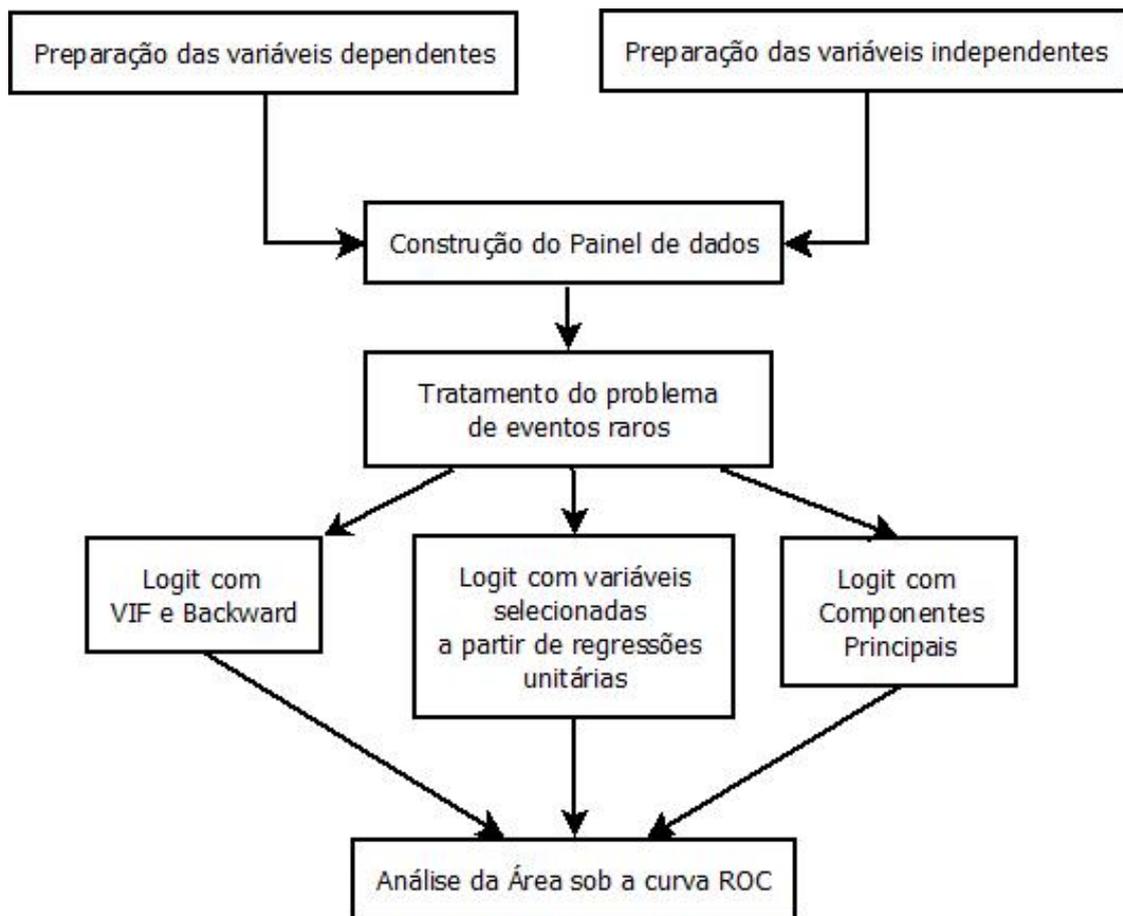
Para a escolha entre os modelos de previsão, os trabalhos de e Drehmann e Juselius (2014) e Minoiu *et al.* (2015) utilizaram a métrica com base na curva ROC proposta nos trabalhos de Cleves e Rock (2002) e Fawcett (2006) que basicamente propõem que o melhor modelo é o que maximiza a área sob a curva ROC (AUC - *area under the curve*). Neste mesmo sentido o presente estudo seguirá esse mesmo caminho apontado pelos autores.

Com relação ao problema de *over-fitting* onde o modelo tem uma super adequação aos dados da amostra, resultando em modelos com um ótimo desempenho na amostra utilizada para a modelagem, mas sem um bom poder preditivo, há a necessidade de se dividir a amostra em duas partes: a amostra de treinamento ou *in sample* e a amostra de teste ou *out of sample*. Para o presente estudo dividiu-se a amostra dos dados em duas partes, a primeira de 1994M7 até 2009M06, formando a amostra de treinamento utilizada para a estimação do modelo, e a segunda, de 2009M07 até 2016M11 para avaliar o poder de previsão do modelo.

Para capturar a evolução da economia antes dos eventos e atacar os efeitos de endogeneidade dos regressores, todos os regressores utilizados são defasados, conforme realizado nos estudos de Babecký *et al.* (2013), Ganíoğlu (2016) e Caggiano *et al.* (2016).

### 3.6 Apresentação dos dados e análise dos resultados

Para estimação dos modelos de regressão logística foram utilizadas 3 estratégias: modelos estimados com eliminação de variáveis pelo fator de inflação de variância e pelo processo *Backward* segundo o critério de informação de Akaike (AIC); modelos estimados a partir de regressões univariadas; e regressão a partir da análise de componentes principais. A Figura 3.5 sintetiza os procedimentos adotados.



**Figura 3.5:** Procedimentos da Pesquisa

**Fonte:** Elaborado a partir dos processos da pesquisa

Na Tabela 3.11 são apresentadas as estatísticas descritivas da amostra, da amostra dos bancos em situação normal, da amostra dos bancos em situação de *distress*, e da amostra dos dados dos bancos 12 meses antes da situação de *distress*.

**Tabela 3.11:** Estatística descritiva dos indicadores de toda amostra, da amostra dos bancos em situação normal, da amostra dos bancos em situação de *distress* e dos dados 12 meses antes do *distress*

Indicador	Amostra		Status Normal		Distress		12 m antes do distress	
	média	desvio padrão	média	desvio padrão	média	desvio padrão	média	desvio padrão
c_TAE	8,523714	36,61633	8,521968	36,48584	9,040139	64,52068	8,516872	39,01691
c_imobiliz	0,467284	5,340767	0,467456	5,348065	0,416433	2,332457	0,50262	1,296777
c_logTA	19,82319	2,264163	19,82881	2,262064	18,16236	2,273607	18,36557	2,176725
a_provsAT	-0,01921	0,038572	-0,01914	0,037953	-0,03739	0,123162	-0,02661	0,090804
a_emprestimosSbTA	0,441844	0,263223	0,442016	0,26317	0,390824	0,273727	0,38599	0,271915
a_TPI	-0,04699	0,148677	-0,0468	0,146871	-0,10394	0,420426	-0,10345	0,494436
a_D_aux_	1,538257	142,0531	1,537084	142,2889	1,884367	20,20706	0,256125	6,547009
emprestimos								
m_impactoAdmSbRO	-1,28972	168,1158	-1,29119	168,3989	-0,85282	8,918627	0,013791	16,16229
m_despOperSbRT	-77969,3	14188010	-18566	4091601	-1,8E+07	2,33E+08	-2112889	73945681
e_ROA	0,007777	0,059992	0,007972	0,058801	-0,04998	0,205159	-0,02565	0,158554
e_ROE	0,01789	0,895217	0,01851	0,87858	-0,16564	3,081981	-0,12945	3,474333
e_OROA	0,007587	0,059787	0,007777	0,058595	-0,04862	0,205348	-0,02546	0,158381
l_liquidSbAT	0,414323	0,269659	0,414469	0,269435	0,371072	0,326411	0,38874	0,31545
l_liquidSbCaptacao	2,822641	90,78978	2,82042	90,94158	3,479809	8,96784	2,938924	11,80082
l_depAT	0,3067	0,250753	0,306811	0,249868	0,273781	0,439242	0,289038	0,344854
l_depExig	0,411598	0,309981	0,412026	0,309824	0,28512	0,329881	0,367207	0,332692
s_expMoEs	6,7E+08	3,21E+09	6,72E+08	3,21E+09	1,59E+08	1,48E+09	1,87E+08	1,71E+09
s_expJur	0,379776	6,443426	0,379173	6,45306	0,558108	2,173554	0,47386	1,665775
ban_depos_TA	0,36236	0,047782	0,362343	0,047826	0,367151	0,031757	0,367626	0,031403
ban_depos_PIB	3957108	820597,6	3958320	820850,6	3598350	649131	3579681	671056,6
ban_cred_PIB	3,974647	1,132384	3,975988	1,133166	3,577692	0,77478	3,564746	0,752173
ban_TA_PIB	11126052	2780308	11130325	2781719	9861674	1950506	9790471	1970148
ban_emprest_Depos	1,004421	0,002225	1,004419	0,002225	1,004934	0,002308	1,00505	0,002551
ban_PProvDD	7,075251	2,342696	7,073449	2,34075	7,608523	2,810772	7,725026	2,770548
ban_HHL_CRED	835,5733	167,239	835,7111	167,319	794,8303	135,6036	798,9057	129,2239
ban_hiatoCredSbPIB	0,001841	0,183789	0,001748	0,183813	0,029437	0,174177	0,017969	0,169397
ban_D_TLiquidBan	0,009469	0,066019	0,009473	0,065987	0,008352	0,074921	0,007074	0,074184
macro_M2_R	3100,594	839,6582	3099,58	839,8644	3400,362	715,8342	3426,35	755,4424
macro_SELIC	20,6046	13,37293	20,58321	13,3595	26,93466	15,64822	25,96082	15,42951
macro_JGUSA	2,94088	2,380646	2,937054	2,380757	4,073125	2,05545	4,202976	2,026896
macro_IPCA	0,646763	0,553875	0,646289	0,55337	0,786818	0,672793	0,724818	0,644318
macro_DI	20,49772	13,3665	20,47644	13,35292	26,79426	15,69112	25,82735	15,44312
macro_TJurosPF	84,92153	48,4842	84,8395	48,44722	109,1913	53,1053	106,617	52,63074
macro_D_M1	0,013122	0,08938	0,013117	0,08934	0,014564	0,100401	0,016044	0,103178
macro_D_M2	0,008608	0,055057	0,008617	0,055025	0,006169	0,063878	0,005507	0,061263
macro_D_M3	0,011278	0,054524	0,011289	0,054501	0,008176	0,060943	0,008832	0,059791
macro_D_								
SOPCRED	0,007612	0,050867	0,007632	0,050841	0,001525	0,057772	0,00252	0,056011
TOTAL_usd								
macro_dolar	1,997691	0,771524	1,9986	0,771498	1,7287	0,730984	1,67338	0,684817
macro_D_DOLAR	0,006739	0,062556	0,006718	0,06249	0,012985	0,079464	0,012608	0,075107
macro_export_PIB	94971,62	27228,25	95005,26	27222,58	85016,94	27081,52	84134,48	26772,04
macro_import_PIB	82553,87	14263,74	82564,46	14255,32	79418,97	16269,18	79376,62	15879,34
macro_								
D_RESERVASINT	0,009093	0,061098	0,009114	0,06104	0,002808	0,076001	0,003522	0,074302
macro_								
D_TermosTroca	0,00147	0,022561	0,001461	0,022556	0,004044	0,02388	0,001252	0,023141
macro_hp_DOLAR	-181,057	857,8728	-180,323	856,1454	-398,218	1250,858	-329,669	1164,194
macro_								
RESINTSBIMPORT	0,730846	0,661769	0,731913	0,662059	0,415187	0,473999	0,420785	0,476204
macro_desemp	15,23706	3,051709	15,23439	3,052632	16,0267	2,649855	15,93164	2,692885
macro_D_PIB_USD	0,006563	0,056074	0,006582	0,056054	0,000987	0,061326	0,002731	0,061561
macro_custoCons	0,612079	0,90291	0,61225	0,901272	0,561648	1,298934	0,615999	0,925336
macro_ICC	118,246	23,66908	118,2791	23,67214	108,4479	20,52083	110,1402	20,55034
macro_imBovespa	37642,59	21058,15	37672,8	21055,46	28704,49	19918,16	30548,51	21642,49
macro_								
D_IMBOVESPA	0,010348	0,110628	0,010372	0,110565	0,003266	0,127686	0,006223	0,145399
macro_divExter_R	0,147687	0,870166	0,146267	0,870276	0,567841	0,723579	0,542476	0,723823
macro_div_PIB	2,81923	0,841784	2,81991	0,841463	2,61788	0,909818	2,609434	0,91764
macro_D_DLSP	0,009964	0,05354	0,009978	0,053564	0,005805	0,045555	0,007137	0,044161

### 3.6.1 Modelos estimados com eliminação de variáveis pelo fator de inflação de variância (VIF) e pelo processo *backward*

Foram estimados modelos de regressão logística para os horizontes de tempo de previsão de 1 a 36 meses. Os valores da área sob a curva ROC (AUC), da porcentagem de exemplos corretamente classificados (PECC) ou acurácia, da Sensibilidade (o quão provável que o modelo detecte o *distress* em um banco com essa característica) e da Especificidade (o quão provável que o modelo detecte a ausência de *distress* em um banco em situação normal) são apresentados na Tabela 3.12.

Tennant (2011) para a estimativa de modelos logit utilizou a eliminação das variáveis por meio dos valores do fator de inflação da variância (VIF) para eliminar o problema da multicolinearidade e em seguida utilizou o processo backward stepwise para eliminar as variáveis que não têm impacto significativo sobre a probabilidade de crise. Deste modo, para a estimação de cada um dos modelos para cada janela de horizonte de tempo, adotou-se a estratégia de se analisar inicialmente os valores do fator de inflação da variância (VIF), onde foi calculado o VIF para todas as variáveis explicativas, retirando-se, uma a uma, aquelas com valores superior a 10, repetindo-se o processo até que todos os VIFs estejam menores que 10.

Em seguida utilizou-se o método de seleção *Backward* por meio do critério de informação de Akaike (AIC), cuja a ideia principal é encontrar o modelo mais parcimonioso que melhor se ajusta aos dados, com um menor número de parâmetros.

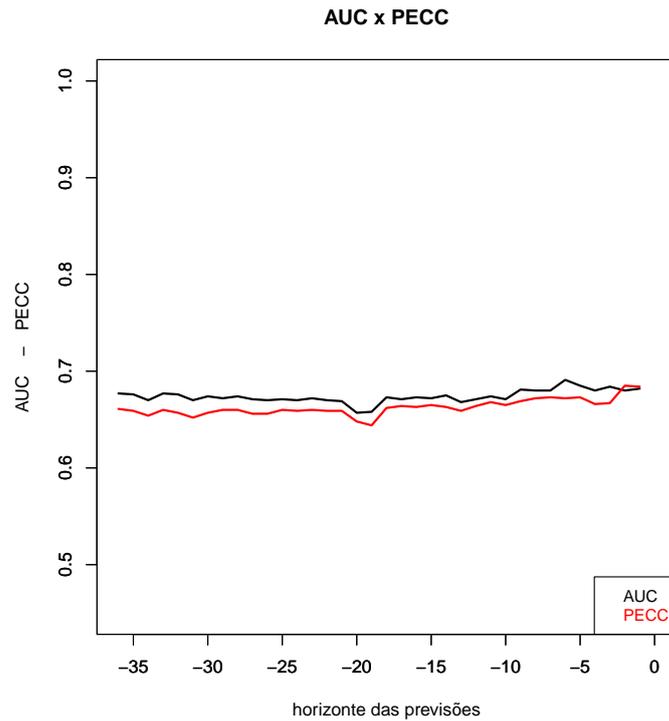
**Tabela 3.12:** Indicadores de qualidade das estimativas de acordo com a janela de horizonte do tempo das previsões (*out-of-sample*)

Meses	AUC	<i>Pseudo</i> – $R^2$	PECC	Sensibilidade	Especificidade
1	0.682	<b>0.159</b>	0.684	0.680	0.684
2	0.680	0.159	<b>0.685</b>	0.674	<b>0.685</b>
3	0.684	0.135	0.667	0.701	0.667
4	0.680	0.144	0.666	0.695	0.665
5	0.685	0.152	0.673	0.697	0.672
<b>6</b>	<b>0.691</b>	0.144	0.672	<b>0.711</b>	0.671
7	0.680	0.144	0.673	0.688	0.672
8	0.680	0.141	0.672	0.688	0.672
9	0.681	0.140	0.669	0.694	0.669
10	0.671	0.143	0.665	0.676	0.665
11	0.674	0.142	0.668	0.681	0.668
12	0.671	0.141	0.664	0.678	0.664
13	0.668	0.139	0.659	0.678	0.659
14	0.675	0.139	0.663	0.688	0.662
15	0.672	0.134	0.665	0.680	0.664
16	0.673	0.133	0.663	0.684	0.662
17	0.671	0.130	0.664	0.679	0.663
18	0.673	0.130	0.662	0.686	0.661
19	0.658	0.111	0.644	0.674	0.642
20	0.657	0.117	0.648	0.668	0.647
21	0.669	0.135	0.659	0.681	0.658
22	0.670	0.134	0.659	0.683	0.658
23	0.672	0.138	0.660	0.686	0.658
24	0.670	0.136	0.659	0.682	0.657
25	0.671	0.137	0.660	0.683	0.658
26	0.670	0.136	0.656	0.687	0.653
27	0.671	0.135	0.656	0.690	0.653
28	0.674	0.137	0.660	0.691	0.657
29	0.672	0.135	0.660	0.687	0.658
30	0.674	0.136	0.657	0.694	0.653
31	0.670	0.133	0.652	0.691	0.649
32	0.676	0.138	0.657	0.700	0.653
33	0.677	0.138	0.660	0.697	0.656
34	0.670	0.132	0.654	0.689	0.651
35	0.676	0.141	0.659	0.697	0.655
36	0.677	0.139	0.661	0.696	0.658

**Fonte:** Elaborado a partir dos dados da pesquisa

A Figura 3.6 representa graficamente a AUC e a PECC de acordo com o período da janela do horizonte de tempo das previsões. Observa-se que o modelo que apresenta maior AUC é o modelo com horizonte de tempo para 6 meses antes do *distress* e que o modelo com horizonte de 2 meses é o que tem melhor PECC.

Observa-se também que o modelo para o horizonte de tempo de 20 meses é o que obtém o menor AUC, já o modelo para um horizonte de tempo de 19 meses é o que tem a menor acurácia (PECC)



**Figura 3.6:** ACC dos modelos para cada horizonte de tempo das previsões.

A Tabela 3.13 apresenta os coeficientes e as respectivas variáveis que compõem os modelos com horizonte de tempo de 6, 12, 24 e 36 meses. Pode-se observar que o modelo para 6 meses é composto por 17 variáveis. Os modelos de 12, 24 e 36 meses são compostos por 18 variáveis cada.

**Tabela 3.13:** Relações entre as variáveis e o *distress* bancário de acordo com o horizonte de tempo. Os valores significativos a 5% das estatísticas de Wald estão entre parêntesis, o valor marcado com "a" é significativo somente a 10%.

Variável	Horizonte			
	6 meses	12 meses	24 meses	36 meses
(Intercept)	9.3863 (22.44)	9.5820 (31.68)	6.5813 (29.74)	4.8586 (26.23)
c_TAE		0.0020 (3.25)		
c_logTA	-0.3025 (-26.18)	-0.3264 (-38.60)	-0.2685 (-44.81)	-0.2500 (-49.97)
a_emprestimosSbTA	-0.2660 (-3.14)	-0.3858 (-6.40)	-0.5888 (-7.95)	-1.7939 (-7.17)
a_provsAT			-2.2380 (-13.03)	-0.7994 (-20.70)
e_ROE	-0.2067 (-5.77)			
l_depExig	-0.6589 (-9.28)	-0.2034 (-4.02)	-0.0819 (-2.19)	
l_liquidSbCaptacao				-0.0081 (-8.01)
s_expMoEs	0.0000 (3.92)	0.0000 (6.92)	0.0000 (6.67)	0.0000 (3.85)
s_expJur		-0.0249 (-2.04)	-0.0192 (-2.98)	
ban_depos_TA	-5.2626 (-7.74)	-4.9988 (-10.17)	-1.8835 (-5.24)	0.9472 (3.12)
ban_PProvDD	0.0662 (6.44)	0.0722 (10.22)	0.1435 (28.49)	0.1473 (34.77)
ban_HHI_CRED	-0.0024 (-13.50)	-0.0024 (-18.54)	-0.0019 (-20.63)	-0.0015 (-19.60)
ban_hiatoCredSbPIB	0.4940 (3.45)	0.5149 (5.10)	0.2957 (4.10)	0.2186 (3.66)
ban_D_TLiquidBan		-1.3267 (-4.67)	-0.7633 (-3.69)	-1.4935 (-8.63)
macro_M2_R	0.0003 (8.58)	0.0004 (15.41)	0.0004 (21.05)	0.0004 (24.93)
macro_IPCA	0.0978 (2.22)	-0.0885 (-2.80)	0.0452 (1.98)	0.1212 (6.35)
macro_D_M1	2.1107 (8.31)	1.8161 (8.61)	1.3328 (8.80)	1.3055 (10.34)
macro_D_RESERVASINT	1.7922 (5.28)	0.7947 (3.43)	0.9922 (5.95)	0.9854 (7.04)
macro_D_TermosTroca	-3.7308 (-3.56)			1.4682 (3.39)
macro_D_PIB_USD	-1.1514 (-2.81)	-0.5937 -1.93 <sup>a</sup>	-0.7518 (-3.47)	-0.7364 (-4.00)
macro_D_IMBOVESPA	-0.9791 (-5.47)	-0.4999 (-3.99)	-0.5284 (-5.54)	-0.4331 (-5.38)
macro_div_PIB	-0.3735 (-13.10)	-0.4055 (-19.74)	-0.4494 (-30.39)	-0.4392 (-35.93)
Pseudo $R^2$ (McFadden)	0.144	0.141	0.136	0.139
AUC	0.691	0.671	0.670	0.677

Na Tabela 3.13 são apresentados as estimativas para os modelos com as janelas de previsões de 6, 12, 24 e 36 meses, sendo que o modelo com melhor previsibilidade é o modelo de para a previsão dentro de 6 meses, por ter a maior AUC. As variáveis significates para o modelo e 6 meses são: o tamanho da instituição, representado pelo logaritmo do total de ativos (c\_logTA), o tamanho da carteira de crédito sobre o total de ativos (a\_emprestimosSbTA), o retorno sobre o patrimônio líquido (e\_ROE), o volume depósitos sobre exigibilidades (l\_depExig), a exposição à moeda estrangeira (s\_expMoEs) o volume total de depósitos agregados do sistema bancário sobre o total de ativos do sistema bancário (ban\_depos\_TA), a proporção de provisões em relação à carteira de crédito do SFN (ban\_PProvDD), o índice de Herfindal-Hirschman para a concentração relativa à carteira de crédito (ban\_HHI\_CRED), o hiato do volume de crédito sobre o PIB (ban\_hiatoCredSbPIB), o agregado monetário M2 sobre as reservas internacionais (macro\_M2\_R), o índice de inflação IPCA (macro\_IPCA), o crescimento do agregado monetário M1 (macro\_D\_M1), o crescimento das reservas

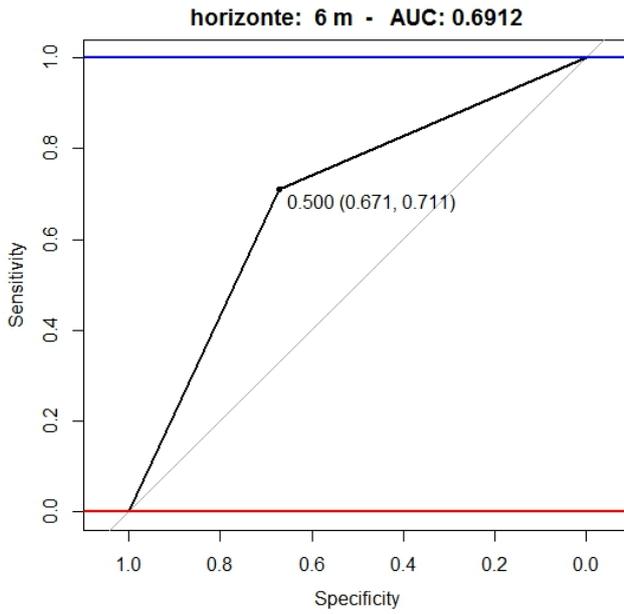
internacionais (macro\_D\_RESERVASINT), os termos de troca (macro\_D\_TermosTroca), o crescimento do PIB (macro\_D\_PIB\_USD), o crescimento do índice Ibovespa (macro\_D\_IMBOVESPA) e o volume da dívida do governo sobre o PIB (macro\_div\_PIB).

Um aumento no logaritmo do total de ativos, acarreta uma diminuição da probabilidade de o banco entrar em *distress*. Ou seja o tamanho da instituição impacta negativamente o *distress*, ou seja, instituições maiores têm uma menor possibilidade de entrar numa situação de *distress*. "*Too Big to fail*" é a ideia de que se uma determinada empresa é muito grande e de grande importância para a economia, seria muito problemático se ela entrasse em estado de falência e, deste modo, o governo auxiliaria tais empresas. O estudo de [Bongini et al. \(2001\)](#) faz a interligação desse fato à ideia de "*Too Big to fail*".

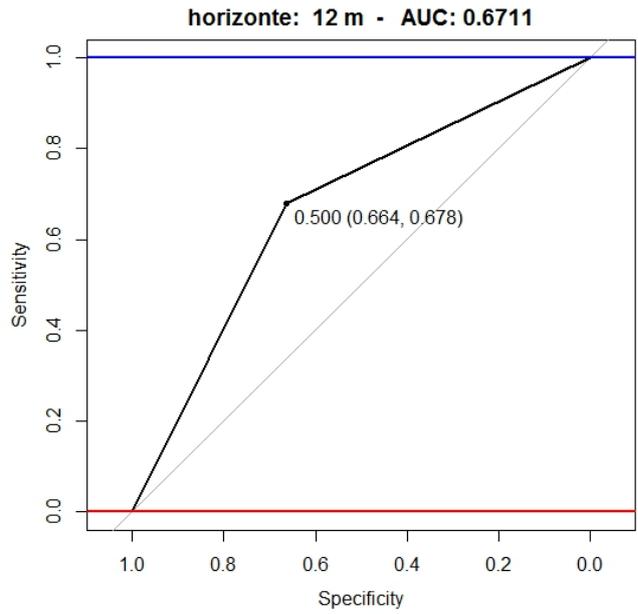
As demais variáveis são estatisticamente significantes ao nível de 1%, 5% ou 10%, sendo que o volume da carteira de crédito sobre o total de ativos (a\_emprestimosSbTA) e o índice de Herfindal-Hirschman tiveram um sinal inverso ao esperado. Aumentos do volume de crédito podem acarretar um aumento da vulnerabilidade de um banco, tendo em vista que pode-se aumentar o risco de crédito à medida que se aumenta a carteira de crédito, uma vez que pode-se realizar empréstimos de maneira não cautelosa a pessoas que não terão condições de pagar esses empréstimos no futuro. Mas, por outro lado, uma vez que ainda haja espaço para um crescimento saudável da carteira de crédito, sem prejuízo de uma análise satisfatória das condições do crédito, uma expansão da carteira de crédito pode ocasionar um aumento do retorno dos investimento do banco e conseqüentemente, pode afastá-lo da possibilidade de *distress*. Deste modo os modelos se comportaram da mesma forma que o modelos de [Maghyereh e Awartani \(2014\)](#).

O índice de Herfindahl-Hirschman para a concentração em termos das carteiras de crédito dos bancos (HHI\_CRED) obteve um impacto negativo para os bancos brasileiros, divergindo da literatura. No modelo de [Minoiu et al. \(2015\)](#) o HHI apresentou um efeito positivo para a previsão de crises bancárias. Por outro lado no estudo de [Tabak et al. \(2011\)](#) que avaliou os efeitos da concentração nos bancos brasileiros, mostrou que essa variável apresentou um efeito negativo sobre o risco dos bancos, pois a concentração das carteiras de crédito parece aumentar a eficiência do monitoramento, facilitando a recuperação de empréstimos com problema e a concentração em créditos de baixo risco é preferível a diversificação em carteiras de alto risco.

O hiato do crédito sobre o PIB apresentou um efeito positivo sobre o *distress* bancário, pois o aumento da concessão de crédito nos momentos favoráveis da economia é uma fonte de futuros problemas e vulnerabilidades para os bancos nas fases de piora das condições da economia. É interessante ressaltar que o acordo da BAseleira III recomenda a utilização dessa variável para a ancoragem do buffer de capital contracíclico, novo recurso a ser utilizado para o combate à prociclicidade do risco de crédito.

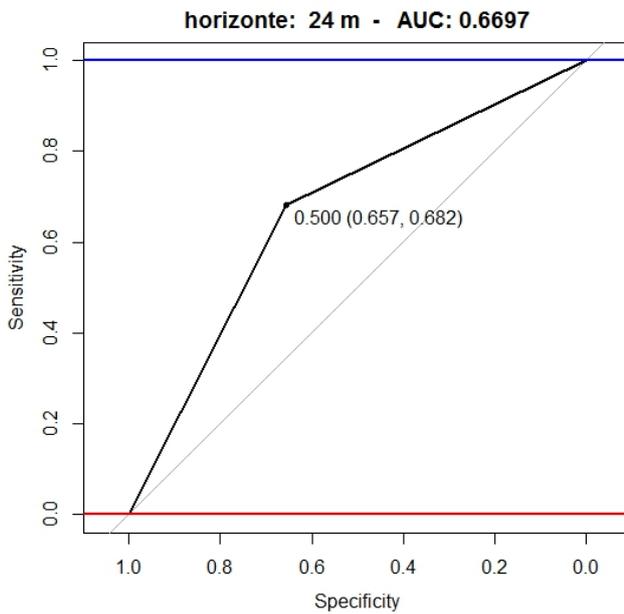


**Figura 3.7:** AUC do modelo para o horizonte de tempo de 6 meses.

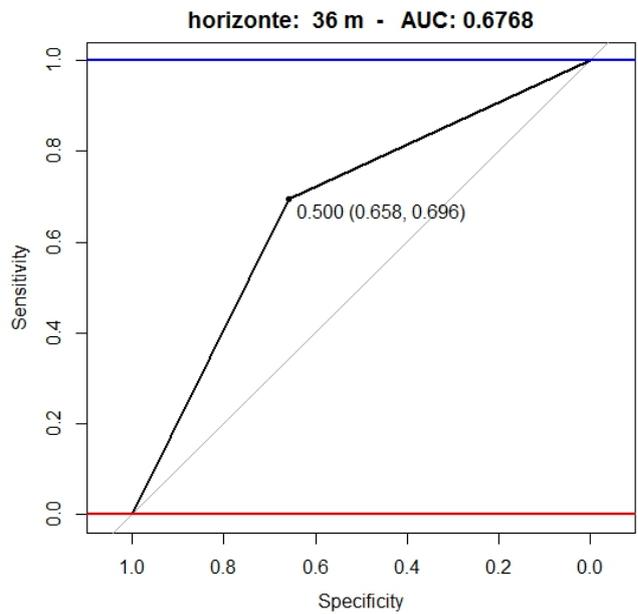


**Figura 3.8:** AUC do modelo para o horizonte de tempo de 12 meses.

As Figura 3.7, 3.8, 3.9 e 3.10 apresentam o gráfico da curva ROC para os modelos de 6, 12, 24 e 36 meses.



**Figura 3.9:** AUC do modelo para o horizonte de tempo de 24 meses.



**Figura 3.10:** AUC do modelo para o horizonte de tempo de 36 meses.

**Tabela 3.14:** Matriz de confusão para o modelo com horizonte de tempo de 6 meses.

		Previsão	
		0	1
Real	0	0.6580	0.3226
	1	0.0056	0.0138

**Tabela 3.15:** Matriz de confusão para o modelo com horizonte de tempo de 12 meses

		Previsão	
		0	1
Real	0	0.6393	0.3238
	1	0.0119	0.0250

As Tabela 3.14, 3.15, 3.16 e 3.17 apresentam as matrizes de contingência ou matriz de confusão para a previsão fora da amostra (amostra de teste) dos modelos com horizonte de tempo de 6, 12, 24 e 36 meses.

**Tabela 3.16:** Matriz de confusão para o modelo com horizonte de tempo de 24 meses

		Previsão	
		0	1
Real	0	0.6115	0.3192
	1	0.0220	0.0472

**Tabela 3.17:** Matriz de confusão para o modelo com horizonte de tempo de 36 meses

		Previsão	
		0	1
Real	0	0.5930	0.3086
	1	0.0299	0.0685

### 3.6.2 Modelos estimados com variáveis selecionadas a partir de regressões univariadas

Conforme realizado por [Zigraiova e Jakubik \(2015\)](#) e [Fuentes e Kalotychou \(2007\)](#), foram estimados modelos logit univariados para identificar o poder preditivo isolado de cada uma das variáveis. As variáveis foram separadas por categorias: as variáveis macroeconômicas foram categorizadas de acordo com as categorias do estudo de [Kaminsky e Reinhart \(1999\)](#), as variáveis contábeis foram categorizadas em cada uma das áreas do sistema CAMELS e as variáveis do setor bancário formaram uma categoria, de acordo como apresentado na Tabela 3.18.

Para a seleção de variáveis na construção de modelos de regressão logística [Hosmer et al. \(2013\)](#) sugerem como primeiro passo a utilização da regressão univariada para cada uma das variáveis independentes que tenham valor teórico. Dentre as variáveis significantes de cada categoria, foi escolhida a variável primeiramente com maior pseudo- $R^2$ , com melhor poder preditivo de acordo com a área sob a curva ROC (AUC) e com sinal de acordo com o esperado pela teoria, conforme realizado por [Boss et al. \(2009\)](#) e [Boss \(2002\)](#).

**Tabela 3.18:** Análise das Regressões univariadas

Variável	Coefficiente	Std. Error	z value	Pr(> z )	Pseudo-R2	AUC
<b>Indicadores CAMELS</b>						
c_TAE	-0.001	0.001	-1.253	0.210	0.000	0.531
c_imobiliz	-0.019	0.017	-1.088	0.277	0.000	0.426
<b>c_logTA</b>	<b>-0.363</b>	0.019	<b>-19.339</b>	<b>0.000</b>	<b>0.092</b>	0.714
a_provsAT	-3.204	0.775	-4.132	0.000	0.004	0.484
a_emprestimosSbTA	-0.397	0.135	-2.942	0.003	0.002	0.645
a_TPI	-1.447	0.311	-4.652	0.000	0.005	0.550
a_D_aux_emprestimos	-0.001	0.001	-0.906	0.365	0.000	0.478
<b>m_impactoAdmSbRO</b>	0.004	0.002	1.877	0.060	<b>0.001</b>	0.595
m_despOperSbRT	-0.000	0.000	-0.739	0.460	0.003	0.500
<b>e_ROA</b>	<b>-7.353</b>	0.687	<b>-10.707</b>	<b>0.000</b>	<b>0.046</b>	0.685
e_ROE	-0.089	0.027	-3.243	0.001	0.003	0.609
e_OROA	-7.052	0.663	-10.640	0.000	0.044	0.687
l_liquidSbAT	-0.731	0.119	-6.117	0.000	0.008	0.558
l_liquidSbCaptacao	0.011	0.005	2.306	0.021	0.001	0.547
l_depAT	-0.465	0.110	-4.230	0.000	0.004	0.539
<b>l_depExig</b>	<b>-1.412</b>	0.113	<b>-12.442</b>	<b>0.000</b>	<b>0.034</b>	0.536
s_expMoEs	-0.000	0.000	-4.844	0.000	0.010	0.587
<b>s_expJur</b>	<b>0.047</b>	0.021	2.246	0.025	<b>0.001</b>	0.399
<b>Indicadores do Setor Bancário</b>						
<b>ban_depos_TA</b>	<b>-11.487</b>	1.234	<b>-9.309</b>	<b>0.000</b>	0.018	<b>0.497</b>
ban_depos_PIB	-0.000	0.000	-8.930	0.000	0.018	0.500
ban_cred_PIB	0.033	0.074	0.448	0.654	0.000	0.500
ban_TA_PIB	-0.000	0.000	-6.025	0.000	0.008	0.500
ban_emprest_Depos	-15.645	15.845	-0.987	0.323	0.000	0.484
ban_PProvDD	0.027	0.013	2.141	0.032	0.001	0.500
ban_HHI_CRED	0.001	0.000	4.298	0.000	0.004	0.500
ban_hiatoCredSbPIB	1.378	0.211	6.532	0.000	0.009	0.526
ban_D_TLiquidBan	-1.064	0.519	-2.052	0.040	0.001	0.592
<b>Indicadores Macroeconômicos</b>						
<b>Setor Financeiro – Liberalização</b>						
macro_SELIC	0.273	0.054	5.031	0.000	0.005	0.466
<b>macro_IPCA</b>	0.006	0.001	8.840	0.000	<b>0.017</b>	0.500
macro_DI	-2.611	0.695	-3.759	0.000	0.003	0.543
macro_TJurosPF	-1.087	0.603	-1.803	0.071	0.001	0.525
macro_D_SOPCREDTOTAL_usd	-0.362	0.047	-7.751	0.000	0.013	0.491
macro_D_M2	0.000	0.000	6.233	0.000	0.008	0.500
macro_D_M3	-0.500	0.363	-1.379	0.168	0.000	0.563
<b>Setor Financeiro – outros</b>						
<b>macro_M2_R</b>	0.020	0.002	8.170	0.000	<b>0.014</b>	0.500
macro_D_M1	-1.449	0.628	-2.307	0.021	0.001	0.547
<b>Setor Externo – Transações Correntes</b>						
macro_dolar	1.346	0.542	2.484	0.013	0.001	0.587
macro_D_DOLAR	-0.000	0.000	-10.618	0.000	0.024	0.471
macro_export_PIB	-0.000	0.000	-4.373	0.000	0.004	0.455
macro_import_PIB	7.422	1.505	4.932	0.000	0.005	0.547
<b>macro_D_TermosTroca</b>	<b>-1.899</b>	0.192	<b>-9.898</b>	<b>0.000</b>	<b>0.024</b>	0.500
macro_hp_DOLAR	-1.429	0.497	-2.878	0.004	0.002	0.635
macro_RESINTSBIMPORT	0.158	0.020	7.892	0.000	0.013	0.500
<b>Setor Externo – Conta de Capital</b>						
macro_D_RESERVASINT	-0.000	0.000	-3.879	0.000	0.003	0.500
<b>macro_JGUSA</b>	0.020	0.002	8.113	0.000	<b>0.014</b>	0.500
<b>Setor Real</b>						
macro_desemp	0.003	0.015	0.216	0.829	0.000	0.456
macro_D_PIB_USD	-3.859	0.718	-5.371	0.000	0.006	0.647
macro_custoCons	0.092	0.048	1.929	0.054	0.001	0.488
<b>macro_ICC</b>	<b>-0.025</b>	0.002	<b>-11.892</b>	<b>0.000</b>	<b>0.031</b>	0.468
macro_imBovespa	-0.000	0.000	-7.403	0.000	0.012	0.500
macro_D_IMBOVESPA	-1.212	0.307	-3.950	0.000	0.003	0.526
<b>Setor Fiscal</b>						
<b>macro_divExter_R</b>	0.413	0.055	7.481	0.000	<b>0.012</b>	0.500
macro_div_PIB	-0.267	0.036	-7.360	0.000	0.011	0.571
macro_D_DLSP	-2.395	0.859	-2.788	0.005	0.002	0.525

Deste modo as variáveis escolhidas foram (destacadas em negrito na Tabela 3.18):

- tamanho do banco, logaritmo do total de ativos (c\_logTA),
- despesas administrativas sobre receitas operacionais (m\_impactoAdmSbRO),

- receitas sobre ativos (e\_ROA),
- depósitos sobre exigibilidades (l\_depExig),
- exposição à taxa de juros (s\_expJur),
- total de depósitos do sistema financeiro sobre o total de ativos agregados dos bancos (ban\_depos\_TA),
- índice de preços ao consumidor amplo (macro\_IPCA),
- agregado M2 sobre reservas internacionais (macro\_M2\_R),
- crescimento de termos de troca (macro\_D\_TermosTroca),
- juros do governo dos EUA (macro\_JGUSA),
- índice de confiança do consumidor do Fecomercio–SP (macro\_ICC) e
- dívida externa sobre reservas internacionais (macro\_divExter\_R).

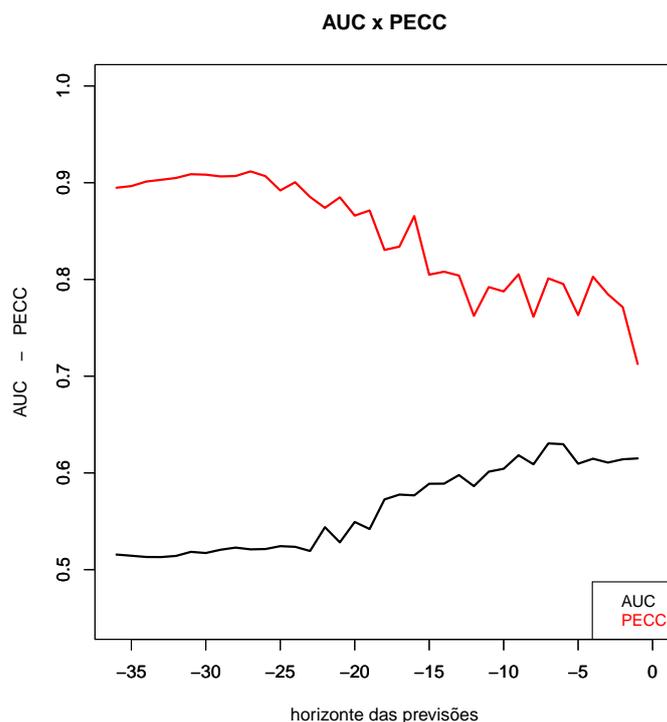
Para a categoria qualidade dos ativos (*Asset Quality*) dos indicadores CAMELS não foi escolhida variável alguma, tendo em vista que todos os indicadores da categoria ficaram com sinal invertido ao esperado.

Com as variáveis selecionadas a partir das regressões unitárias, foram estimados modelos logit GLM para as janelas de tempo das previsões de 1 a 36 meses. A Tabela 3.19 apresenta as AUC de todos os modelos estimados e nota-se que o melhor modelo de acordo com a AUC é o modelo para um horizonte de tempo de 7 meses.

**Tabela 3.19:** Análise das Regressões com variáveis selecionadas por categoria

	AUC	PseudoR2	PECC	Sensibilidade	Especificidade
1	0.6150	0.1788	0.7126	0.5172	0.7128
2	0.6141	0.1822	0.7713	0.4561	0.7721
3	0.6107	0.1526	0.7847	0.4353	0.7861
4	0.6147	0.1514	0.8028	0.4248	0.8047
5	0.6095	0.1452	0.7631	0.4539	0.7651
6	0.6297	0.1309	0.7953	0.4615	0.7978
7	<b>0.6305</b>	0.1197	0.8011	0.4569	0.8041
8	0.6089	0.1225	0.7614	0.4533	0.7645
9	0.6183	0.1208	0.8053	0.4269	0.8096
10	0.6043	0.1201	0.7876	0.4164	0.7923
11	0.6013	0.1170	0.7921	0.4052	0.7974
12	0.5863	0.1169	0.7624	0.4048	0.7677
13	0.5978	0.1123	0.8040	0.3848	0.8107
14	0.5889	0.1111	0.8080	0.3622	0.8156
15	0.5888	0.1129	0.8049	0.3645	0.8130
16	0.5768	0.1098	0.8655	0.2767	0.8769
17	0.5776	0.1088	0.8339	0.3106	0.8446
18	0.5726	0.1081	0.8305	0.3033	0.8419
19	0.5420	0.1053	0.8713	0.1972	0.8867
20	0.5493	0.1053	0.8660	0.2171	0.8815
21	0.5282	0.1030	0.8849	0.1533	0.9032
22	0.5439	0.1037	0.8740	0.1961	0.8916
23	0.5193	0.1033	0.8853	0.1330	0.9057
24	0.5236	0.0981	0.9005	0.1248	0.9223
25	0.5243	0.0987	0.8920	0.1344	0.9142
26	0.5213	0.0978	0.9068	0.1116	0.9309
27	0.5210	0.0935	0.9117	0.1050	0.9371
28	0.5228	0.0938	0.9069	0.1128	0.9327
29	0.5206	0.0923	0.9065	0.1079	0.9333
30	0.5172	0.0945	0.9083	0.0980	0.9364
31	0.5184	0.0924	0.9088	0.0990	0.9378
32	0.5142	0.0912	0.9049	0.0936	0.9348
33	0.5130	0.0895	0.9030	0.0923	0.9337
34	0.5131	0.0922	0.9012	0.0936	0.9326
35	0.5144	0.0884	0.8965	0.1007	0.9282
36	0.5156	0.0905	0.8948	0.1041	0.9271

O gráfico da Figura 3.11 apresenta as AUC e Acurácia (PECC) para os modelos com janela de previsão de 1 a 36 meses, onde pode-se observar que o melhor modelo de acordo com a AUC é o modelos para o horizonte de tempo de 7 meses, com uma AUC = 0.6305. Já a menor AUC corresponde ao modelo de 33 meses.



**Figura 3.11:** AUC dos modelos estimados para os horizontes das previsões estimados com as variáveis selecionadas a partir das regressões univariadas.

**Tabela 3.20:** Regressão com variáveis selecionadas para o horizonte de tempo de previsão de 7 meses. Código de Significância: 0 '\*\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	8.8279	0.3014	29.28	0.0000	***
c_logTA	-0.3126	0.0080	-38.91	0.0000	***
m_impactoAdmSbRO	0.0004	0.0003	1.35	0.1759	
e_ROA	-6.1920	0.3077	-20.12	0.0000	***
l_depExig	-0.6970	0.0499	-13.96	0.0000	***
s_expJur	-0.0107	0.0068	-1.58	0.1151	
ban_depos_TA	-7.0828	0.7992	-8.86	0.0000	***
macro_IPCA	0.2129	0.0279	7.62	0.0000	***
macro_M2_R	0.0001	0.0000	2.05	0.0409	*
macro_D_TermosTroca	0.1958	0.6892	0.28	0.7763	
macro_JGUSA	0.1344	0.0148	9.06	0.0000	***
macro_ICC	-0.0089	0.0013	-6.66	0.0000	***
macro_divExter_R	-0.2934	0.0570	-5.15	0.0000	***

A Tabela 3.20 apresenta os parâmetros do modelo de regressão com as variáveis selecionadas para o horizonte de tempo de 7 meses. Pode-se observar que as variáveis significativas a pelo menos 5% são tamanho do banco (c\_logTA), receitas sobre ativos (e\_ROA), depósitos sobre exigibilidades (l\_depExig), depósitos do sistema financeiro sobre total de ativos do sistema bancário (ban\_depos\_TA), índice de preços ao consumidor amplo (macro\_IPCA), agregado M2 sobre reservas internacionais (macro\_M2\_R), juros do governo dos EUA (macro\_JGUSA), índice de confiança do consumidor (macro\_ICC) e dívida externa sobre reservas internacionais (macro\_divExter\_R).

Como observado, todas as variáveis significativas apresentaram impacto conforme esperado, com exceção da dívida externa sobre reservas internacionais que apresentou um impacto negativo, sendo que o esperado seria um impacto positivo.

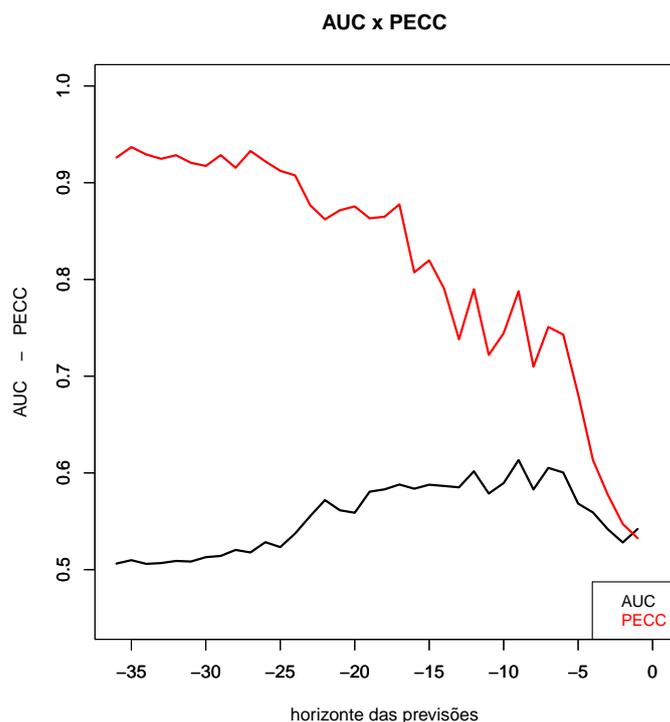
### 3.6.3 Modelos estimados com componentes principais

Conforme realizado nos trabalhos de Dardac e Boitan (2009), Guru (2016) e Tsionas (2016), realizou-se a análise de componentes principais com todas as variáveis CAMELS, do setor bancário e macroeconômicas. Como observou-se que a variação acumulada para o 12º componente principal era de 0,70636, foram selecionados 12 componentes principais. A partir dos 12 componentes, estimou-se as regressões para os horizontes de tempo de 1 a 36 meses. A Tabela 3.21 apresenta as AUC de cada um dos modelos e percebe-se que o melhor modelo de acordo com a AUC é o modelo para 9 meses. A Tabela D.1 apresenta as rotações para os 12 componentes principais selecionados.

**Tabela 3.21:** Análise das Regressões com 12 componentes principais.

	AUC	PseudoR2	PECC	Sensibilidade	Especificidade
1	0.5421	0.1387	0.5325	0.5517	0.5325
2	0.5281	0.1309	0.5472	0.5088	0.5473
3	0.5417	0.1410	0.5773	0.5059	0.5776
4	0.5591	0.1322	0.6132	0.5044	0.6137
5	0.5683	0.1134	0.6813	0.4539	0.6827
6	0.6004	0.1189	0.7430	0.4556	0.7452
7	0.6052	0.1102	0.7509	0.4569	0.7535
8	0.5829	0.1085	0.7098	0.4533	0.7124
9	<b>0.6133</b>	0.1071	0.7878	0.4348	0.7918
10	0.5895	0.1062	0.7445	0.4306	0.7484
11	0.5787	0.1035	0.7220	0.4314	0.7260
12	0.6017	0.1012	0.7899	0.4079	0.7956
13	0.5851	0.0970	0.7382	0.4270	0.7432
14	0.5865	0.0960	0.7906	0.3753	0.7977
15	0.5878	0.0976	0.8197	0.3473	0.8284
16	0.5837	0.0937	0.8073	0.3512	0.8162
17	0.5880	0.0893	0.8776	0.2863	0.8897
18	0.5830	0.0924	0.8648	0.2887	0.8773
19	0.5806	0.0919	0.8632	0.2849	0.8764
20	0.5588	0.0890	0.8755	0.2267	0.8910
21	0.5614	0.0902	0.8715	0.2354	0.8874
22	0.5719	0.0878	0.8621	0.2662	0.8776
23	0.5552	0.0893	0.8769	0.2155	0.8948
24	0.5374	0.0877	0.9075	0.1459	0.9289
25	0.5233	0.0826	0.9123	0.1109	0.9357
26	0.5284	0.0836	0.9220	0.1101	0.9466
27	0.5178	0.0834	0.9328	0.0758	0.9597
28	0.5204	0.0833	0.9155	0.0987	0.9420
29	0.5142	0.0817	0.9285	0.0710	0.9573
30	0.5129	0.0799	0.9173	0.0795	0.9464
31	0.5084	0.0773	0.9206	0.0656	0.9512
32	0.5090	0.0795	0.9284	0.0574	0.9605
33	0.5068	0.0789	0.9247	0.0559	0.9577
34	0.5060	0.0771	0.9292	0.0486	0.9634
35	0.5098	0.0815	0.9368	0.0475	0.9722
36	0.5063	0.0782	0.9260	0.0509	0.9617

O gráfico da Figura 3.12 apresenta as áreas sob a curva ROC (AUC) e Acurácia (PECC) para os modelos com janela de previsão de 1 a 36 meses, onde pode-se observar que o melhor modelo de acordo com a AUC é o modelos para o horizonte de tempo de 9 meses, com uma AUC = 0,6133. Já a menor AUC corresponde ao modelo de 34 meses. Nota-se que o modelo estimado a partir dos componentes principais apresentou uma capacidade de previsão menor que os outros modelos apresentados.



**Figura 3.12:** AUC dos modelos estimados para os horizontes das previsões estimados com 12 componentes principais.

**Tabela 3.22:** Regressão com 12 componentes principais para o horizonte de tempo de previsão de 9 meses. Código de Significância: 0 '\*\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	-0.4678	0.0537	-8.71	0.0000	***
PC1	0.0480	0.0203	2.37	0.0179	*
PC2	-0.0734	0.0071	-10.38	0.0000	***
PC3	0.1001	0.0101	9.95	0.0000	***
PC4	0.1525	0.0085	17.85	0.0000	***
PC5	0.0356	0.0106	3.35	0.0008	***
PC6	-0.1059	0.0124	-8.53	0.0000	***
PC7	-0.3001	0.0227	-13.21	0.0000	***
PC8	-0.3310	0.0131	-25.31	0.0000	***
PC9	0.3830	0.0145	26.37	0.0000	***
PC10	-0.1276	0.0134	-9.54	0.0000	***
PC11	0.3950	0.0162	24.34	0.0000	***
PC12	-0.5299	0.0179	-29.57	0.0000	***

A Tabela 3.22 apresenta os parâmetros estimados para o modelo com horizonte de tempo de 36 meses. Conforme observado, todos os componentes principais são significantes a 1%, exceto o primeiro componente que foi significativo a 5%.

Conforme pode-se observar na Tabela D.1, Para o componente principal 1 se destacam as variáveis: total de ativos do sistema bancário sobre o PIB e as reservas internacionais sobre importações. Para o componente principal 2, se destacam os crescimentos dos agregados monetário M2 e M3. Para o componente principal 3, se destaca o quociente da dívida pública sobre o PIB. Para o componente 4, se destaca o percentual de provisões em relação à carteira de crédito do

SFN. Para o componente principal 5, se destaca a liquidez sobre o total de ativos do banco. Para o componente principal 6, se destaca a imobilização do patrimônio do banco. Para o componente principal 7, se destaca o volume de depósitos sobre o total de ativos do banco. Para o componente principal 8, se destacam o retorno sobre os ativos e o retorno operacional sobre ativos do banco. Para o componente 9, se destacam o total de provisões em relação a carteira de crédito do banco. Para o componente principal 10, se destaca o crescimento do PIB. Para o componente principal 11, se destaca o volume de depósitos sobre as exigibilidades do banco. Para o componente principal 12, se destaca a exposição a moeda estrangeira.

### 3.7 Conclusões e considerações finais

O presente estudo contribuiu com algumas inovações, como a construção e utilização de uma nova base dados de eventos de *distress* de bancos brasileiros, incluindo 179 eventos considerados como *distress* bancário de acordo com a definição de Bongini *et al.* (2001), incluindo 8 casos de RAET, 9 casos de intervenção, um caso de PROER, 11 casos de privatizações, 32 casos de incorporação e fusão, 13 casos de transformação em outros tipos de instituições financeiras, 32 caso de transformação de bancos em outros tipos de instituições, 21 casos de cancelamento e 52 casos de liquidação extrajudicial. Foi construído um painel de dados a partir de 54.087 balancetes de 359 bancos, englobando o período de julho de 1994 a novembro de 2016, juntamente com dados do setor bancário brasileiro e dados macroeconômicos.

Conforme observado, a modelagem com melhor poder de previsão, de acordo com o critério da maior AUC, foi o modelo estimado a partir de todas as variáveis de estudos que foram sendo retiradas de acordo com o VIF e depois com o processo *backward*, superando o modelo em que foram selecionadas uma variável por categoria a partir das regressões unitárias e o modelo estimado a partir dos componentes principais. O modelo estimado com a retirada das variáveis com VIF excessivos e *backward* obteve uma AUC de 0,6912 para o horizonte de tempo de 6 meses. O modelo estimado com as variáveis selecionadas por categoria com base nas regressões univariadas obteve uma AUC de 0,6305 para o horizonte de tempo de 7 meses. Já o modelo estimado com os componentes principais, obteve uma AUC de 0,6133, para o horizonte de tempo de 9 meses.

A amostra adotada englobou todos os tipos de bancos do sistema bancário brasileiro, tendo em vista que na amostra utilizada haviam poucos casos positivos, ou seja, uma amostra desbalanceada, tratando-se de uma situação de eventos raros que pode levar a uma modelagem com baixo poder de previsão. Deste modo, no processo de modelagem utilizou-se um tratamento para o caso de eventos raros.

Betz *et al.* (2014) indiretamente leva em consideração a questão dos eventos raros, rebaixando o *benchmark* de seus modelos logísticos binários, utilizando uma ponderação de acordo com uma função de utilidade da preferência dos formuladores de políticas que preferem um modelo com maior quantidade de alertas falsos (erro do Tipo II) do que modelos que deixem de alertar crises e vulnerabilidade (erro do Tipo I).

Para tratar do problema de eventos raros. O presente estudo utilizou a abordagem SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) de Chawla *et al.* (2002) que pode aumentar a performance do modelo em termos da área sob a curva ROC (*Area under the Receiver Operating Characteristic curve* - AUC) que é uma métrica que os trabalhos de Cleves e Rock (2002) e Fawcett (2006) propõem, demonstrando que o melhor modelo é o que maximiza a área sob a curva ROC (AUC - *area under the curve*). O critério da AUC é um critério mais adequado por levar em consideração um equilíbrio entre a sensibilidade e a especificidade, pois podem existir modelos com uma elevada acurácia e elevado pseudo- $R^2$ , mas que só são capazes de prever bem uma das classes do problema.

É importante mencionar que para os modelos de 6, 12, 24 e 36 merecem destaque as variáveis, tamanho da instituição (logaritmo do total de ativos), o volume de empréstimos sobre o total de ativos, a exposição em moeda estrangeira, o volume agregado de depósitos sobre o total agregado de depósitos, a quantidade de provisões agregadas sobre a carteira de crédito, a concentração bancária (índice de Herfindal-Hirschman), o hiato do crédito sobre o PIB, a razão entre o agregado monetário M2 sobre as reservas internacionais, a taxa de inflação, o crescimento do agregado monetário M1, o crescimento das reservas internacionais, o crescimento do PIB, o crescimento do índice da Bolsa de Valores de São Paulo e a razão entre a dívida sobre o PIB.

Outra contribuição do presente estudo é a comparação de modelos de acordo com o horizonte de tempo das previsões que foi demonstrado ser uma característica importante para um EWS. Foi verificado que o modelo com o horizonte de tempo de 6 meses foi o modelo com maior área sob a curva ROC, para os dados da amostra utilizada, considerando-se o período de julho de 1994 até novembro de 2016.

Deste modo verificou-se que um EWS para *distress* bancário dos bancos brasileiros baseado em modelos logit GLM tem uma capacidade de previsão moderada (AUC = 0,691) para o modelo com uma janela de previsão de 6 meses, mas também o modelo com janela de previsão de 36 meses obteve resultados razoáveis.

Uma limitação do estudo é a utilização de todos os bancos e todos os tipos de bancos na amostra. Possivelmente, trabalhando com amostras segmentadas com um tipo de banco, os resultados pudessem ter um melhor resultado quanto a capacidade de previsão.

Por considerar em sua amostra todos os tipos de bancos do sistema bancário brasileiro, uma proposta interessante para estudos futuros seria estimar modelos com a amostra segmentada por tipo de banco, tomando-se os devidos tratamentos para a questão de eventos raros.

Outra oportunidade de estudos são os métodos de aprendizagem de máquina para *early warning systems* para *distress* bancário como o estudo de Tanaka *et al.* (2016) que demonstrou que a modelagem com *random forest* obteve melhores resultados que o modelo logit e Li *et al.* (2013) que mostraram que o modelo SVM (*support vector machines*) obteve melhor performance do que o modelo logit.

# Capítulo 4

## *Early Warning System* baseado em *Random Forest* e *Support Vector Machines* para *distress* de bancos brasileiros

### 4.1 Introdução

A solidez bancária é um tema central na agenda dos decisores políticos (Ioannidis *et al.*, 2010), pois a literatura mostra que os bancos têm papel crucial na propagação das crises, fazendo com que haja esforços concentrados na construção de um sistema bancário robusto e resiliente (Bhattacharya e Roy, 2012). As crises trazem custos diretos e indiretos para a economia: diretamente, há os custos de reestruturação e recapitalização; indiretamente, há os efeitos adversos sobre a eficiência nas operações da economia de mercado, tendo em vista o papel central dos bancos como intermediários financeiros. Esses desdobramentos adversos resultam na redução dos investimentos e consumo, no crescimento do desemprego e em distúrbios no fluxo de crédito para os indivíduos e para as firmas, acarretando uma desaceleração econômica generalizada (Ioannidis *et al.*, 2010).

Neste sentido, na década de 1990 o FMI incentivou a criação de *early warning systems* (EWS) para a previsão de crises que é uma ferramenta útil para que as autoridades possam tomar as ações necessárias e se possa evitar uma crise. Dentre os estudos que construíram EWS, vale destacar os estudos de Kaminsky e Reinhart (1999, 1996) que apresentaram a teoria das crises gêmeas e analisaram os indicadores de crises pelo método de extração de sinais, o trabalho de Eichengreen *et al.* (1996) que estimaram um modelo probit para tratar o contágio de crises cambiais. Neste sentido a modelagem econométrica de escolha qualitativa, se tornou um padrão para tais estudos, como é o caso de, mais recentemente, Ari e Cergibozan (2016), Caggiano *et al.* (2016), Ganíoğlu (2016), Guru (2016), Hamdaoui (2016) e Kirschenmann *et al.* (2016). Segundo Tanaka *et al.* (2016), as abordagens com modelo logit sofrem com duas principais deficiências. A primeira, é que as variáveis explicativas devem ser pré-selecionadas a partir de um grande grupo de indicadores com base em informações de estudos anteriores. A segunda, é que a regressão logística não permite tratar de maneira simples efeitos não-lineares e efeitos limiares de sinalização (*threshold*) das variáveis.

O presente estudo aborda duas técnicas de aprendizagem de máquina que obtiveram melhores resultados que a regressão logística em *early warning systems*: *random forest* e *Support Vector Machine* (SVM). *Random forest* foi utilizado no estudo de Tanaka *et al.* (2016) para estimar um EWS para insolvência bancária para países da OECD e SVM foi utilizado no estudo de Li *et al.* (2013) para estimar um EWS para risco bancário sistêmico da China.

Com relação às variáveis dependentes, adotou-se adota a abordagem proposta por González-Hermosillo (1999) de utilizar dados microeconômicos complementados por dados macroeconômicos.

micos

O objetivo de um EWS é emitir sinais de *distress* bancário dentro de uma janela de horizonte de tempo. Deste modo, o objetivo geral é estimar um *early warning system* para prever o *distress* dos bancos brasileiros e o horizonte de tempo suficiente para que as autoridades possam tomar medidas para se evitar os problemas do *distress*.

Assim, este estudo está organizado da seguinte forma: em 4.2 é apresentado o marco teórico, com um panorama da indústria bancária brasileira e com a literatura relacionada ao estudo; em 4.3 é apresentada a metodologia da pesquisa, com a amostra da pesquisa e testes de robustez; em 4.4 são apresentados os resultados da pesquisa; e em 4.5 são apresentadas as conclusões e as considerações finais.

## 4.2 Referencial teórico

### 4.2.1 Indicadores de *distress* utilizados pela literatura empírica

Em 1979, o *Federal Financial Institutions Examination Council* (FFIEC) adotou o *Uniform Financial Institutions Rating Systems* (UFIRS) para avaliação de bancos dos Estados Unidos. Este sistema que ficou conhecido internacionalmente pela abreviatura CAMEL e que foi alterado e ampliado, em 1996, para CAMELS, reflete seis áreas de avaliação: adequação de capital (*capital adequacy*), qualidade dos ativos (*asset quality*), capacidade gerencial (*management*), resultados (*earnings*), liquidez (*liquidity*) e sensibilidade ao risco de mercado (*sensitivity to market risk*). O sistema CAMELS tem como objetivo a avaliação dos bancos por seus balanços financeiros e suas demonstrações de resultados (Christopoulos *et al.* , 2011).

Com relação a adequação de capital, espera-se que uma instituição financeira mantenha capital proporcional à natureza e extensão dos riscos para a instituição e à capacidade da administração de identificar, medir, monitorar e controlar esses riscos. Pois o efeito dos riscos de crédito, mercado e outros deve ser considerado na avaliação da adequação do capital. Os tipos e a quantidade de risco inerente às atividades de uma instituição devem determinar se há a necessidade de manter o capital em níveis acima dos mínimos regulatórios exigidos para refletir corretamente as potenciais consequências adversas que esses riscos podem ter sobre o capital da instituição (FDIC , 1996).

Qualidade dos ativos reflete o risco de crédito existente e potencial associado às carteiras de empréstimos e investimento, imóveis, outros ativos, bem como transações fora do balanço. A capacidade do administração de identificar, medir, monitorar e controlar o risco de crédito também deve ser refletida (Christopoulos *et al.* , 2011). A avaliação da qualidade dos ativos deve considerar uma adequada provisão para perdas em empréstimos e arrendamentos, ponderando a exposição à inadimplência da contraparte. E todos os outros riscos que possam afetar o valor ou a comercialização dos ativos de uma instituição, incluindo, por exemplo, riscos operacionais, de mercado, de reputação, estratégicos ou de conformidade, também devem ser considerados (FDIC , 1996).

A área de Capacidade Gerencial representa a capacidade do conselho de administração e da administração, em suas respectivas funções, de identificar, medir, monitorar e controlar os riscos das atividades de uma instituição e assegurar a operação segura, sólida e eficiente da instituição financeira em conformidade com as leis e regulamentos aplicáveis deve se refletir nessa área. A qualidade da administração é uma medida da qualidade dos executivos do banco e da eficiência da estrutura organizacional (Huang *et al.* , 2012). A alta administração é responsável por desenvolver e implementar políticas, procedimentos e práticas que traduzam os objetivos, metas e limites de risco da diretoria em padrões operacionais prudentes (FDIC , 1996).

A capacidade de gerar resultados mede o desempenho do banco e a estabilidade do fluxo de ganhos (Huang *et al.* , 2012). Deve refletir não apenas a quantidade e a tendência dos resultados,

mas também fatores que podem afetar a sustentabilidade ou a qualidade dos ganhos. A quantidade e a qualidade dos ganhos podem ser afetadas por risco de crédito excessivo ou inadequadamente gerenciado, resultando em perdas de crédito e exigindo provisões adicionais, ou por altos níveis de risco de mercado que possam expor indevidamente os resultados de uma instituição à volatilidade nas taxas de juros (FDIC, 1996).

A Liquidez deve medir a capacidade de um banco para atender ao fluxo de saída imprevisto no curto prazo (Huang *et al.*, 2012). Na avaliação de liquidez, deve-se levar em conta o status atual de liquidez do banco em relação às responsabilidades assumidas. Também deve ser avaliada a capacidade do banco para lidar com as mudanças em seus recursos de financiamento, bem como, mudanças nas condições de mercado que alteram a rápida liquidação de seus ativos, com as menores perdas possíveis (Christopoulos *et al.*, 2011).

A avaliação sobre a sensibilidade aos riscos de mercado examina até que ponto as potenciais mudanças nas taxas de juros, nas taxas de câmbio, na compra de produtos e nos preços de venda afetam os lucros do banco eo valor de seus ativos (Huang *et al.*, 2012).

Alguns estudos utilizam variáveis microeconômicas calculadas a partir das demonstrações financeiras sem levar em consideração o sistema CAMELS, como é o caso de Desai *et al.* (2016) que estudaram os bancos dos Estados Unidos durante a crise financeira de 2008, Tanaka *et al.* (2016) que investigaram bancos e cooperativas dos países membros da OCDE (Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico), Gregory e Hambusch (2015) que avaliaram a influência questão do lobby na saúde dos bancos dos Estados Unidos, Milne (2014) que avaliou as 41 maiores instituições bancárias globais, Li *et al.* (2013) que estudou o risco sistêmico para os bancos chineses, Güvenir e Çakır (2010) que utilizaram um algoritmo de aprendizagem de máquina para avaliar os bancos turcos, Sarkar e Sriram (2001) que utilizam modelos bayesianos para bancos dos Estados Unidos.

Mas grande parte dos estudos que utilizam variáveis microeconômicas levam em consideração as variáveis do sistema CAMELS, como, por exemplo: Adeyeye e Migiro (2015) que estudaram a vulnerabilidade de bancos da Nigéria, Abad González e Gutiérrez López (2015) que verificaram que o modelo para a previsão de crises anteriores poderia prever a crise de 2008, Messai e Gallali (2015) que levantaram os indicadores de *distress* bancário de 618 bancos de 18 países europeus, Miller *et al.* (2015) que utilizaram os créditos subordinados como indicadores de *distress* bancário para bancos dos Estados Unidos, Kandrak (2014) que estudou os casos de *distress* bancário em instituições dos Estados Unidos, Moinescu e Costea (2014) que estudaram o caso de instituições financeiras não bancárias da Romênia, Auvray e Brossard (2012) que estudaram a previsão de *distress* bancário em 18 países da Europa, Huang *et al.* (2012) que trabalharam com 51 países em desenvolvimento e desenvolvidos, Fidrmuc e Süß (2011) que estimaram um EWS para o caso dos bancos da Rússia, Zhao *et al.* (2009) que estudaram a performance de classificação de EWS para bancos dos Estados Unidos, Ng *et al.* (2008) que utilizaram redes neurais para levantar padrões de comportamento dos indicadores de bancos dos Estados Unidos, Nguyen *et al.* (2008) que utilizaram um modelo de redes neurais fuzzy como alternativa para analisar a solvência de bancos dos Estados Unidos, Tung *et al.* (2004) que utilizaram um algoritmo de redes neurais fuzzy para identificar padrões inerentes ao *distress* financeiro de bancos dos Estados Unidos, Gunther e Moore (2003) que estudaram as revisões realizadas nos balanços financeiros dos bancos dos Estados Unidos como indicador para *distress* bancário; Bongini *et al.* (2001) que levantaram os indicadores de *distress* para as instituições financeiras da Indonésia, da Coréia, da Malásia, das Filipinas e da Tailândia.

González-Hermosillo (1999) sugere uma abordagem integrada com indicadores microeconômicos baseados em variáveis tipo CAMELS e indicadores macroeconômicos. Neste sentido, Lin e Yang (2016) demonstram empiricamente que variáveis macroeconômicas como crescimento do PIB, o nível das reservas internacionais, taxa de inflação, taxa de juros real e exportações, bem como

a adequação de capital, qualidade dos ativos, qualidade da administração, lucratividade, liquidez, sensibilidade ao risco de mercado afetam de maneira significativa a probabilidade de insolvência dos bancos a Ásia Oriental. Calabrese e Giudici (2015) demonstram empiricamente que quando o *distress* é definido apenas em termos de insolvência (falência, liquidação ou encerramento), as variáveis microeconômicas específicas de cada banco são preditores mais relevantes, ao passo que, quando o conceito de *distress* é ampliado com a inclusão dos casos de fusão e aquisições, somente as variáveis macroeconômicas fazem diferença. Zhen-Jia-Liu (2015) estima modelos para as áreas de diversos blocos econômicos, mostrando quais os indicadores microeconômicos e macroeconômicos são positivamente ou negativamente relacionados com o *distress* bancário. Betz *et al.* (2014) demonstram que as vulnerabilidades específicas de cada banco, juntamente com indicadores de desequilíbrio macroeconômico e financeiro melhoram o desempenho do modelo. Maghyereh e Awartani (2014) concluem que variáveis do tipo CAMEL, outras variáveis específicas dos bancos e choques sistemáticos no ambiente macroeconômico e financeiro funcionam de maneira significativa para a avaliação do *distress* bancário. Zaghdoudi (2013) observou que a utilização de indicadores financeiros da tipologia CAMEL tiveram um forte poder preditivo na construção de um modelo de previsão de insolvência de bancos tunisianos. Ioannidis *et al.* (2010) fazem uma comparação entre modelos que utilizaram índices financeiros das demonstrações contábeis com modelos que incluíram também variáveis de desenvolvimento institucional e variáveis macroeconômicas, concluindo que os modelos com apenas índices financeiros são mais pobres.

Assim, o presente estudo segue a abordagem integrada proposta por González-Hermosillo (1999) de utilizar variáveis dos índices de análise de balanços que represente as áreas do sistema CAMELS em conjunto com variáveis do setor bancário e variáveis macroeconômicas, tendo em vista de que há evidências de que a utilização conjunta dessas variáveis pode melhorar a capacidade de predição dos modelos, seguindo a sugestão de Tanaka *et al.* (2016) de utilizar, além das variáveis dos bancos, variáveis macroeconômicas.

#### 4.2.2 Modelos empíricos utilizados na literatura

A literatura sobre *early warning systems* existem duas vertentes principais (González-Hermosillo, 1999; Ioannidis *et al.*, 2010): a primeira vertente que trata de *early warning systems* que examinam a crise bancária sistêmica a nível nacional, como, mais recentemente, os estudos de Joy *et al.* (2017), Ari e Cergibozan (2016), Billio *et al.* (2016), Caggiano *et al.* (2016) e Dabrowski *et al.* (2016); a segunda vertente que foca em modelos para predizer estados de vulnerabilidades em bancos individualmente, como, recentemente, dentre outros, os estudos de Desai *et al.* (2016), Lin e Yang (2016) e Tanaka *et al.* (2016).

O estado de vulnerabilidade de um banco (*distress*) pode acarretar em sua insolvência e, com a propagação dos problemas, há a possibilidade de uma crise bancária sistêmica. Com o foco no *distress*, há a vantagem de se poder detectar fragilidades em bancos, antes que elas possam se alastrar por todo o sistema bancário, tomando-se as medidas necessárias a tempo para se evitar uma crise potencial (González-Hermosillo, 1999; Messai e Gallali, 2015). Deste modo, o presente estudo se posiciona junto aos *early warning systems* para avaliação da solidez dos bancos.

Na linha dos *early warning systems* para detecção de vulnerabilidades individuais, há a utilização de diversos tipos de métodos para a modelagem na literatura empírica, dentre os quais se destacam: métodos econométricos de resposta qualitativa, métodos não-paramétricos e métodos de aprendizagem de máquina.

Utilizando métodos econométricos de escolha qualitativa para *distress* bancário destacam-se os estudos de Gunther e Moore (2003) que utilizaram probit ordenado para bancos dos Estados Unidos; Auvray e Brossard (2012) que utilizaram probit e logit multivariado para uma amostra de bancos de 18 países europeus; Lin e Yang (2016) que investigaram o impacto dos fundamentos

bancários e das condições macroeconômicas na insolvência de bancos de 11 mercados asiáticos, entre 1999 e 2011; Calabrese e Giudici (2015) que propuseram um modelo para previsão de insolvências bancárias, com base em indicadores macroeconômicos e microeconômicos específicos de bancos, aplicando regressão logística multivariada; Abad González e Gutiérrez López (2015) que utilizaram regressão logística para analisar o grau de solvência das instituições da Espanha; Zhen-Jia-Liu (2015) que fez uso da regressão logística para investigar falências bancárias na Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE), nos países do Tratado de Livre Comércio da América do Norte (NAFTA), na Associação de Nações do Sudeste Asiático (ASEAN), na União Europeia, em países recentemente industrializados, no G20 e no G8; Betz et al. (2014) que desenvolveram um *early warning system* para detecção de vulnerabilidade de bancos europeus; Maghyreh e Awartani (2014) que utilizaram regressão logística para desenvolver um *early warning system* para *distress* bancário para os países do Conselho de Cooperação do Golfo; Milne (2014) que utilizou a regressão logística para avaliar o *distress* dos 41 maiores bancos globais; Moinescu e Costea (2014) que utilizaram o modelo logit para instituições financeiras não-bancárias da Romênia; Zaghoudi (2013) que desenvolveu um modelo para previsão de falências de bancos tunisianos com regressão logística; Huang et al. (2012) que estimaram um *early warning system* para *distress* de bancos de 51 países com regressão logística; Fidrmuc e Süß (2011) que estimaram um *early warning system* para a detecção de insolvências de bancos da Rússia com regressão logística; Bhimani et al. (2010) que estimaram um *early warning system* para dados obtidos do Banco Central de Portugal com regressão logística; Bongini et al. (2001) estimaram um *early warning system* para *distress* bancário com regressão logística para bancos da Indonésia, Coreia, Malásia, Filipinas e Tailândia.

Em alguns estudos que fazem uso de modelos não-paramétricos, percebe-se que seus autores usam esses modelos com o objetivo de comparar seu desempenho com o desempenho de outros modelos, por exemplo, o estudo de Adeyeye e Migiro (2015) faz uma comparação entre análise discriminante múltipla com a regressão logit e probit para determinar a solidez de bancos nigerianos; Messai e Gallali (2015) tiveram a preocupação de explicar e prever situações de *distress* bancário, comparando os métodos de análise discriminante múltipla, regressão logística e uma variação de redes neurais (*multi-layer perceptron* – MLP), chegaram à conclusão que o modelo de redes neurais supera os outros modelos; Ioannidis et al. (2010), que tinham como objetivo comparar o desempenho de técnicas quantitativas para classificar bancos e utilizaram análise discriminante múltipla, logit ordenado e diversas técnicas de inteligência artificial como *k-Nearest Neighbours*, *Utilités additives Discriminants* (UTADIS), redes neurais artificiais, árvores de decisão e *Stacked modelling* que permite uma combinação de modelos, chegaram à conclusão que os modelos UTADIS e redes neurais artificiais são os melhores em termos de acurácia.

Com relação aos métodos de aprendizagem de máquina utilizados em *early warning systems* para *distress* bancário, destacam-se os seguintes estudos: Tanaka et al. (2016) que utilizaram logit, árvores de decisão condicional e *random forest*, mostrando que as estimativas do modelo *random forest* são mais precisas e que as principais variáveis são os rendimentos de juros sobre os ativos operacionais, despesas de juros sobre depósitos e os rendimentos de juros sobre os empréstimos brutos; Li et al. (2013) que estudaram o *distress* dos bancos chineses, mostraram que o modelo SVM (*support vector machines*) obteve melhor performance do que os modelos de redes neurais, análise discriminante multivariada e logit, tanto na amostra de treinamento, quanto na amostra de testes; Koyuncugil e Ozgulbas (2012) que propuseram a utilização do algoritmo CHAID (*Chi Square Automatic Interaction Detection* que é uma variante das árvores de decisão; Güvenir e Çakır (2010) propuseram um novo algoritmo VFCC (*voting features based classifier with feature construction*) que é uma extensão do VFC (*Voting features based classifiers*) e sua aplicações para o problema de previsão de *distress* bancário de bancos turcos, mostrando que o VFCC alcança resultados mais precisos do que 16 outros algoritmos de classificação; Zhao et al. (2009) que

avaliaram a insolvência de bancos dos Estados Unidos, utilizando regressão logística, árvore de decisão, rede-neural e *k-nearest neighbor*, sendo que os modelos foram avaliados com base no custo das classificações errôneas; os trabalhos de Ng *et al.* (2008), Nguyen *et al.* (2008) e Tung *et al.* (2004) propõem novos algoritmos variantes de redes neurais; Sarkar e Sriram (2001) propõem um algoritmo de classificação com base em modelos bayesianos.

### 4.2.3 Aprendizagem de Máquina

Os dois principais tipos de aprendizagem de máquina são o não-supervisionado e o supervisionado. Na aprendizagem não-supervisionada, há somente os dados brutos, sem nenhuma característica a ser supostamente prevista. Os algoritmos não-supervisionados são utilizados para descoberta de padrões nos dados em geral, revelando sua estrutura subjacente. Um exemplo de aprendizagem não supervisionada são os algoritmos de clusterização que procuram desmembrar um conjunto de dados em grupos "naturais". Na aprendizagem supervisionada, os dados de treinamento consistem em algumas características e um rótulo ou valor-alvo pré-definido associado a elas. O objetivo dos algoritmos é descobrir algum modo de estimar esse valor-alvo. Como, por exemplo, a partir de amostra de sangue de pacientes médicos, pode-se obter informações do que está contido no sangue, verificando se esses pacientes tinham câncer, para que posteriormente se possa verificar o que há no sangue de futuros pacientes, com o objetivo de avaliar seu risco de câncer (Cady, 2017). Outro exemplo é o caso deste estudo, onde os valores-alvo são a situação normal ou a situação de *distress* de bancos em que serão associadas características (variáveis independentes) a cada uma dessas situações, de maneira que, a partir do levantamento das características de outros novos bancos, seja possível inferir se estão em situação de *distress* ou não.

A análise de dados em estatística e em econometria podem ser divididas em 4 categorias: 1) previsão, 2) sumarização, 3) estimação e 4) testes de hipóteses. Já a aprendizagem de máquina está preocupada principalmente com previsão, sumarização e, particularmente, com encontrar padrões interessantes nos dados. Ou seja, geralmente, econométricas, estatísticos e especialistas em aprendizagem de máquina estão procurando conhecimentos que possam ser extraídos dos dados. E boa parte da econometria aplicada está voltada para a detecção e sumarização de relacionamentos entre os dados, sendo que sua ferramenta mais comum é a análise de regressão. Do mesmo modo, a aprendizagem de máquina oferece um conjunto de ferramentas capazes de sumarizar de maneira útil vários tipos de relações não-lineares detectadas nos dados (Varian, 2014).

Nesta parte, será apresentada uma breve descrição das técnicas de aprendizagem de máquina que foram utilizadas no estudo para alocar os bancos individuais à classe dos bancos em situação normal (0) ou à classe dos bancos com vulnerabilidades (1), usando o conjunto de indicadores adotados no estudo.

Segundo Varian (2014), que apresenta uma comparação entre as técnicas econométricas, estatísticas e de aprendizagem de máquina, as técnicas de aprendizagem de máquina tais como árvores de decisão, *support vector machines*, redes neurais, *deep learning*, dentre outras, permitem maneiras mais eficazes para modelar relações complexas.

#### Árvores de Decisão e *Random Forest*

Segundo Breiman *et al.* (1984), árvore de decisão é uma estrutura de ramificação que representa um conjunto de regras, distinguindo valores de uma forma hierárquica. A idéia principal por trás da árvore de decisão é simples: em cada nó de ramificação, é determinado o melhor valor de separação para cada variável independente e a segmentação da amostra é baseada no melhor desses valores. Isto pode ser conseguido através de um conjunto de condições de segmentação do tipo se-então (*if-then*) que permitem uma previsão ou classificação precisas dos casos. Para cada nó pai, o nó

filho esquerdo corresponde aos pontos que satisfazem a condição e o nó filho direito corresponde aos pontos que não satisfazem a condição. Obviamente, a divisão dos ramos pode continuar até que todos os casos sejam classificados corretamente, mas provavelmente isso resultaria em "excesso de ajuste" (*overfitting*) em uma determinada amostra, fazendo com que haja uma capacidade reduzida para classificar novas observações com precisão. Uma forma de controlar a divisão é continuar até que todos os nós terminais, sejam puros ou não, contenham mais do que um número mínimo especificado (ou proporção) de casos. A árvore obtida a partir deste procedimento pode então ser podada para obter uma árvore final que tenha uma taxa de erro próxima de uma mínima estimada Ioannidis *et al.* (2010).

As florestas aleatórias (*random forests*) são uma variante das árvores de decisão que melhoram significativamente a precisão da classificação ao construir um grande número de árvores ao invés de uma única árvore (Breiman, 2001). As florestas aleatórias evitam o problema de *overfitting*, usando variáveis de entrada selecionadas aleatoriamente para dividir cada nó, funcionando melhor com grandes conjuntos de dados, são flexíveis e simples e podem ser aplicadas a diversos tipos de análises, como a classificação e regressão (Tanaka *et al.*, 2016).

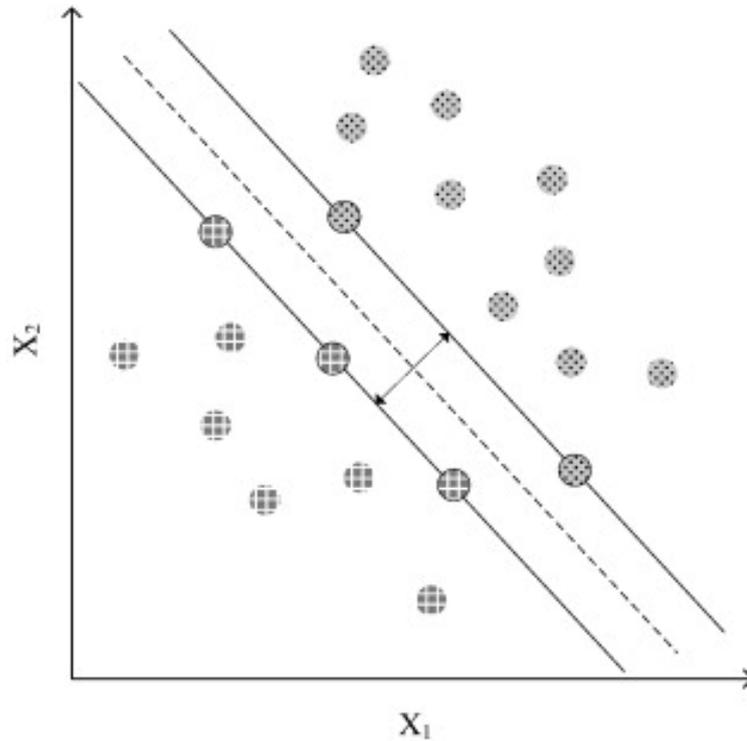
O algoritmo de *random forest* divide aleatoriamente toda a amostra de treinamento em várias subamostras de treinamento de tamanho menor (*bootstrap*) e uma árvore de decisão é construída para cada uma dessas subamostras aleatórias com variáveis também selecionadas aleatoriamente. A floresta é composta por várias árvores que contribuem para a classificação com um voto. Assim, as florestas aleatórias possuem uma melhor precisão na classificação por meio de um grande número de árvores ao invés de uma única árvore, apresentando melhores habilidades de generalização por sua robustez contra o *overfitting* (Tanaka *et al.*, 2016).

### **Support Vector Machine – SVM**

O *Support Vector Machine* (SVM) é uma técnica de aprendizagem de máquina supervisionada criada por Vapnik (1982) que utiliza o Princípio da Minimização estrutural do Risco (*Structural Risk Minimization*) que executa um balanceamento entre o erro de treinamento e o erro de generalização (habilidade de classificar corretamente os dados que não pertencem a amostra de treinamento), proporcionando empiricamente um desempenho melhor e evitando o problema de *overfitting* (Cao e Tay, 2001; Papadimitriou *et al.*, 2014).

Aproximadamente, a ideia básica de uma SVM é selecionar um pequeno número de pontos de dados a partir do conjunto de dados, chamados de vetores de suporte (*support vectors*) que podem definir um hiperplano separando as duas classes de observações. Quando o problema não é linearmente separável, a SVM é acoplada com um procedimento de mapeamento não linear de kernel, projetando os pontos de dados para um espaço de dimensão superior, chamado de espaço de características, em que as classes são linearmente separáveis (Papadimitriou *et al.*, 2014).

O hiperplano ótimo é selecionado como a fronteira de decisão que classifica cada vetor de dados para sua classe correta e tendo a distância máxima de ambas as classes. Na Figura 4.1, os vetores de suporte estão representados com os contornos pronunciados, as linhas de margem (definindo a distância entre o hiperplano e cada classe) está representada com linhas contínuas e o hiperplano é representado pela linha tracejada.

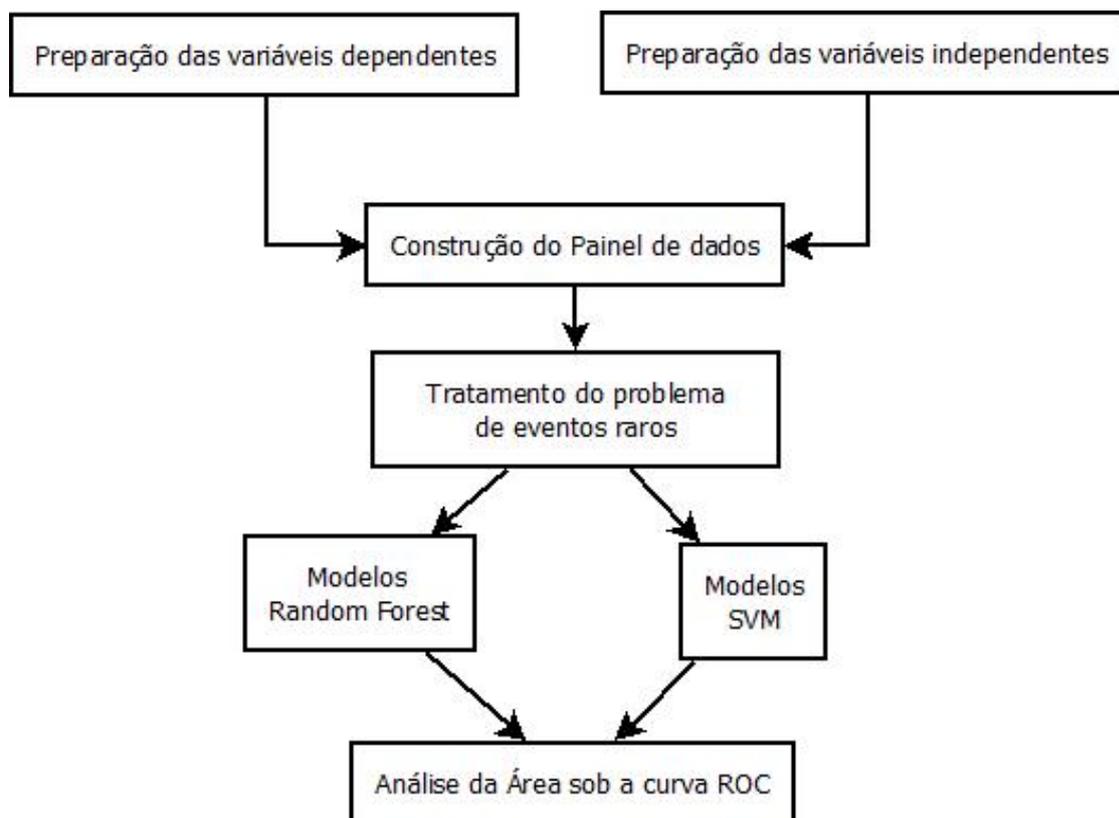


**Figura 4.1:** Seleção do hiperplano e vetores de suporte. Os vetores de suporte estão representados com o contorno pronunciado. As linhas de margem são representadas por linhas contínuas e o hiperplano é representado pela linha tracejada.

Fonte: Papadimitriou *et al.* (2014).

### 4.3 Aspectos metodológicos

Na estimação dos modelos de *machine learning* foram utilizadas 2 estratégias: *random forest* e *support vector machines* (SVM). A Figura 4.2 sintetiza os procedimentos adotados.



**Figura 4.2:** Procedimentos da Pesquisa.

### 4.3.1 Variáveis dos modelos

Para a construção das variáveis dependentes foi utilizada a estratégia apresentada no estudo anterior (Capítulo 3), onde foi levantado 179 situações de *distress* bancário de acordo com a definição de Bongini *et al.* (2001) e com o fluxo de decisão apresentado. Dentre os 179 casos, houve as seguintes situações: 8 casos de RAET (Regime de Administração Especial Temporária), 9 casos de intervenção, um caso de PROER (Programa de Estímulo à Reestruturação e ao Fortalecimento do Sistema Financeiro Nacional), 11 casos de privatizações, 32 casos de incorporação e fusão, 13 casos de transformação em outros tipos de instituições financeiras, 32 caso de transformação de bancos em outros tipos de instituições, 21 casos de cancelamento e 52 casos de liquidação extrajudicial.

As variáveis independentes foram levantadas a partir de estudos anteriores sobre *early warning systems*, conforme apresentado no estudo anterior (Capítulo 3). As variáveis foram apresentadas foram classificadas em quatro grupos conforme o estudo de Betz *et al.* (2014): variáveis macroeconômicas, variáveis do setor bancário e variáveis do sistema CAMELS, que, por sua vez, são destacas em seis áreas de avaliação: adequação de capital (*capital adequacy*), qualidade dos ativos (*asset quality*), capacidade gerencial (*management*), resultados (*earnings*), liquidez (*liquidity*) e sensibilidade ao risco de mercado (*sensitivity to market risk*).

Foi utilizado no presente estudo um horizonte de tempo de previsão de 24 meses, conforme os estudos de Hamdaoui (2016), Mulder *et al.* (2016), Megersa e Cassimon (2015), Miller *et al.* (2015), Betz *et al.* (2014), Knedlik (2014), Peresetsky *et al.* (2011) e Bunda e Ca'Zorzi (2010).

### 4.3.2 Análise da Robustez

Na estatística, há a necessidade de se compreender como se comporta uma variável  $y$  sendo dado o comportamento de outras variáveis  $x = x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  e em aprendizagem de máquina deve-se descobrir alguma função que proporcione uma previsão de  $y$  em função de  $x$ . Em muitas ocasiões, é construído um preditor que funciona muito bem dentro da amostra (dados de treinamento), mas que tem uma má performance fora da amostra (dados de teste) que é um fenômeno chamado de problema de *overfitting* pelos especialistas de aprendizagem de máquina (Varian, 2014).

Deste modo, para verificação do problema de *overfitting*, para todos os modelos estimados, a amostra foi separada de maneira aleatória em duas partes: a amostra de treinamento, contendo 2/3 da amostra total, e a amostra de teste, contendo 1/3 da amostra total, ou seja, uma parte da amostra foi destinada à modelagem e a outra parte da amostra foi utilizada para se comparar com os valores previstos pelo modelo.

Da mesma maneira que o trabalho de Zhen-Jia-Liu (2015), são utilizados quatro indicadores para medir o ajuste do modelo de classificação binária: a sensibilidade (valor preditivo positivo), a especificidade (valor preditivo negativo), a porcentagem de exemplos corretamente classificados ou acurácia e a área sob a curva AUC (*Area Under the Curve*) para avaliar se o modelo se ajusta de maneira satisfatória.

Como uma das limitações dos modelos de aprendizagem de máquina é o fato de serem considerados caixas pretas, uma das formas de abrir essa caixa preta é apresentar a medida da importância das variáveis (Cortez e Embrechts, 2011) para distinguir os bancos entre situação normal e vulnerável, de modo a se entender as causas adjacentes do *distress* bancário (Tanaka et al., 2016).

## 4.4 Apresentação e análise dos resultados

### 4.4.1 Modelos *Random Forest* e SVM com janela de horizonte do tempo de previsões de 24 meses

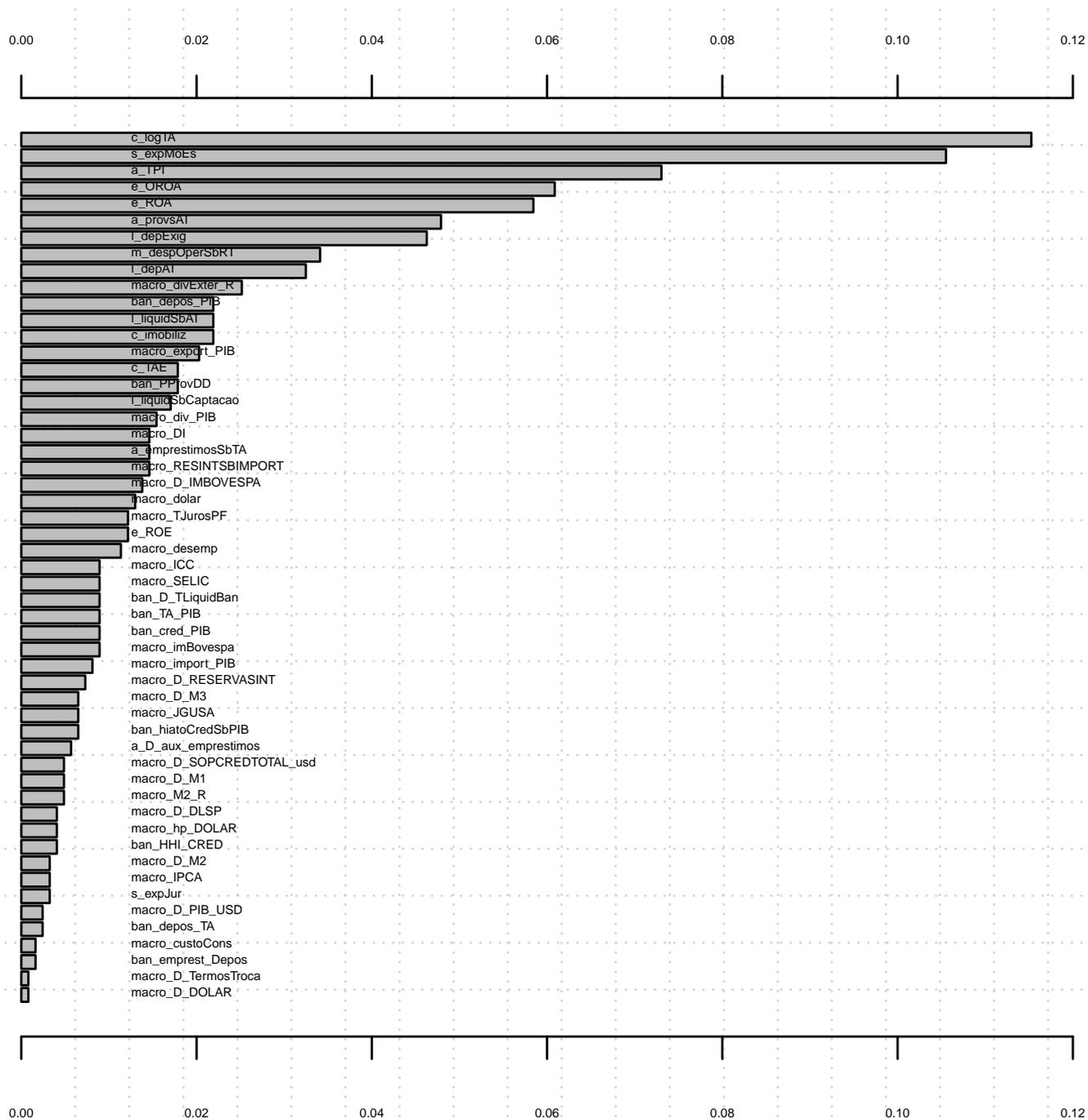
Os modelos de aprendizagem de máquina foram estimados com o pacote *rminer* do software estatístico R (Cortez, 2016). O modelo *random forest* com a janela de previsões de 24 meses, obteve uma AUC de 0,951 e uma acurácia de 94,585%, com uma sensibilidade (casos positivos corretamente classificados) de 99,905% e uma especificidade (casos negativos corretamente classificados) também de 99,905%. A matriz de confusão do modelo *random forest* para a janela de tempo de 24 meses está apresentada na Tabela 4.1.

A Figura 4.4 apresenta o gráfico da curva ROC para o modelo *random forest* para uma janela de tempo das previsões de 24 meses, mostrando que o modelo apresenta uma capacidade de previsão muito boa.

A importância das variáveis é apresentada na Figura 4.3. As variáveis explicativas chave mais importantes para o modelo *random forest* de 24 meses são:

- tamanho da instituição, representado pelo logaritmo do total de ativos (importância = 0.1152);
- exposição a moeda estrangeira (importância = 0.1055);
- total de provisões sobre a carteira de crédito (importância = 0.0730);
- retorno operacional sobre ativos (importância = 0.0608);
- retorno sobre ativos (importância = 0.0584);
- provisões sobre ativos (importância = 0.0478);

- depósitos sobre exigibilidades (importância = 0.0462).



**Figura 4.3:** Importância das variáveis no modelo *random forest* com uma janela de tempo de previsões de 24 meses.

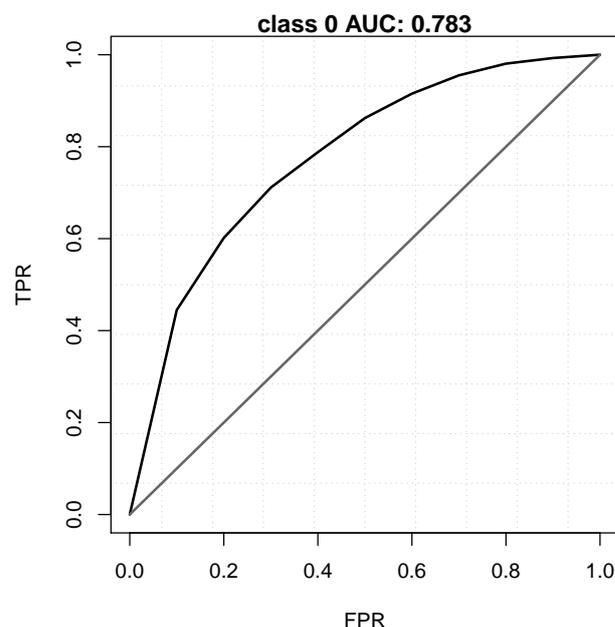
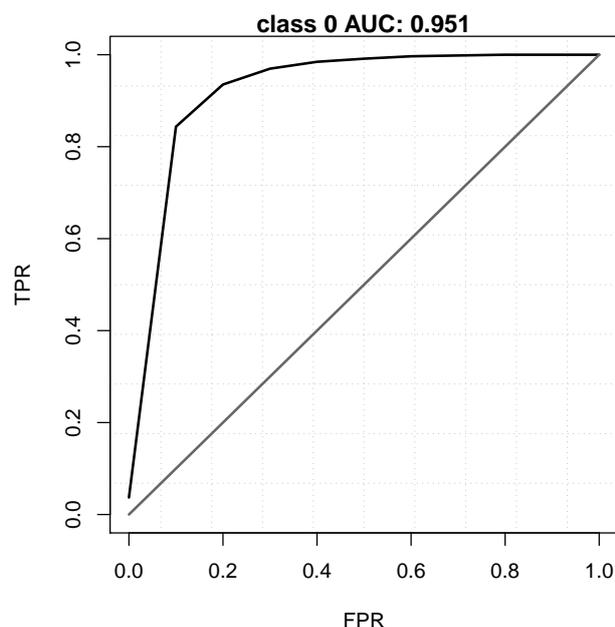
**Tabela 4.1:** Matriz de confusão para o modelo *random forest* com horizonte de 24 meses.

		Previsão	
		0	1
Real	0	0.9297	0.0008
	1	0.0532	0.0161

**Tabela 4.2:** Matriz de confusão para o modelo SVM com horizonte de tempo de 24 meses.

		Previsão	
		0	1
Real	0	0.9272	0.0033
	1	0.0644	0.0049

O modelo SVM com *kernel* gaussiano com a janela de previsões de 24 meses, obteve uma AUC de 0,783 e uma acurácia de 93,217%, com uma sensibilidade (casos positivos corretamente classificados) de 99,641% e uma especificidade (casos negativos corretamente classificados) também de 99,641%. A matriz de confusão do modelo SVM para a janela de tempo de 24 meses está apresentada na Tabela 4.2.



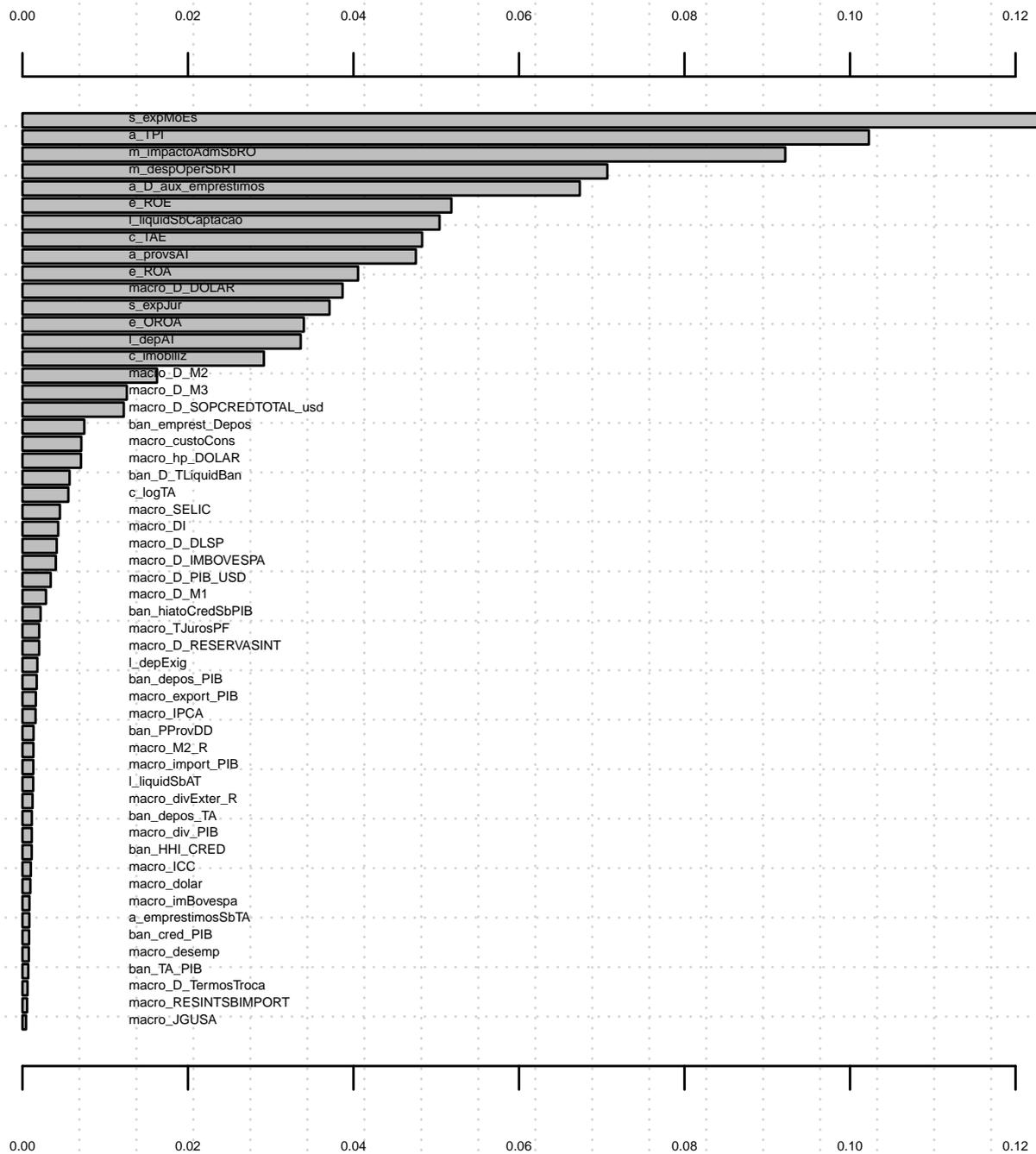
**Figura 4.4:** Curva ROC do modelo *random forest* com uma janela de tempo de previsões de 24 meses.

**Figura 4.5:** Curva ROC do modelo SVM com uma janela de tempo de previsões de 24 meses

A Figura 4.5 apresenta o gráfico da curva ROC para o modelo SVM para uma janela de tempo das previsões de 24 meses.

A importância das variáveis é apresentada na Figura 4.6. As variáveis explicativas que se destacam em termos da métrica de importância para o modelo SVM de 24 meses são:

- exposição a moeda estrangeira (importância = 0.1287);
- total de provisões sobre a carteira de crédito (importância = 0.1022);
- despesa administrativa sobre receita operacional (importância = 0.0921);
- despesa operacional sobre receita total (importância = 0.0706);
- crescimento da carteira de empréstimos (importância = 0.0673);
- retorno sobre patrimônio líquido (importância = 0.0518);
- liquidez sobre captação (importância = 0.0503);
- Total de ativos sobre patrimônio líquido (importância = 0.0482);



**Figura 4.6:** Importância das variáveis no modelo SVM com uma janela de tempo de previsões de 24 meses.

De acordo com o critério da área sob a curva ROC (AUC), o modelo *random forest* (AUC = 0,951) para 24 meses obteve um melhor desempenho que o modelo SVM (AUC = 0,783). Em relação à acurácia, sensibilidade e especificidade o modelo *random forest* obtém resultados um pouco melhores do que os modelos SVM.

Observa-se também que as variáveis mais importantes tanto para SVM, quanto para *random forest* são variáveis contábeis do sistema CAMELS. Por outro lado, as variáveis do sistema bancário e macroeconômicas se apresentaram como de importância menor. Ou seja, as variáveis CAMELS contribuíram mais na previsão dos modelos.

#### 4.4.2 Modelos *Random Forest* e SVM estimados com base na seleção de variáveis pelas regressões logit univariadas com janela de horizonte do tempo de previsões de 1 a 36 meses

Para comparar o desempenho da modelagem de aprendizagem de máquina com a regressão logística, foram estimados modelos *random forest* com as variáveis selecionadas a partir das regressões logísticas univariadas no capítulo 3. A partir das variáveis selecionadas foram estimados modelos para as janelas de previsão de 1 a 36 meses. Para tratar o problema de eventos raros, foi realizada somente na amostra de treinamento a abordagem SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) de Chawla *et al.* (2002) para aumentar a performance do modelo em termos da área sob a curva ROC (AUC).

Observa-se na Tabela 4.3 que o modelo com maior área sob a curva ROC (AUC) é o modelo com a janela de previsão de 34 meses e o modelo com melhor acurácia é o modelo com a janela de previsão de 5 meses. A Figura 4.7 apresenta o gráfico com a evolução da AUC e PECC para cada horizonte de tempo das previsões.

A curva ROC para o modelo *random forest* com horizonte de tempo de previsão de 33 meses é apresentada na Figura 4.10. Observa-se que o modelo para 33 meses chega a uma área sob a curva ROC de 0,935.

A importância das variáveis é apresentada na Figura 4.6. As variáveis explicativas mais importantes para o modelo *random forest* de 33 meses são:

- despesas Administrativas sobre receitas operacionais (importância = 0.2066)
- retorno sobre ativos (importância = 0.1647)
- logaritmo do total de ativos (importância = 0.1377)
- taxas de juros do governo dos EUA (importância = 0.0947)
- depósitos sobre exigibilidades (importância = 0.0843)
- índice de confiança do consumidor (importância = 0.08323)
- depósitos agregados sobre total de ativos do sistema bancário (importância = 0.0585)
- exposição a taxa de juros (importância = 0.0522)
- dívida externa sobre reservas internacionais (importância = 0.0373)
- agregado M2 sobre reservas internacionais (importância = 0.0350)
- IPCA (importância = 0.0298)
- termos de troca (importância = 0.01549).

A matriz de confusão do modelo *random forest*, com as variáveis selecionadas a partir das regressões univariadas para a janela de tempo de 33 meses, está apresentada na Tabela 4.5.

Foram estimados modelos SVM com *kernel* gaussiano com as variáveis selecionadas a partir das regressões logísticas univariadas no capítulo 3. A partir das variáveis selecionadas foram estimados modelos SVM para as janelas de previsão de 1 a 36 meses. Também para tratar o problema de eventos raros, foi realizada na amostra de treinamento a abordagem SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) de Chawla *et al.* (2002) para aumentar a performance do modelo em termos da área sob a curva ROC (AUC).

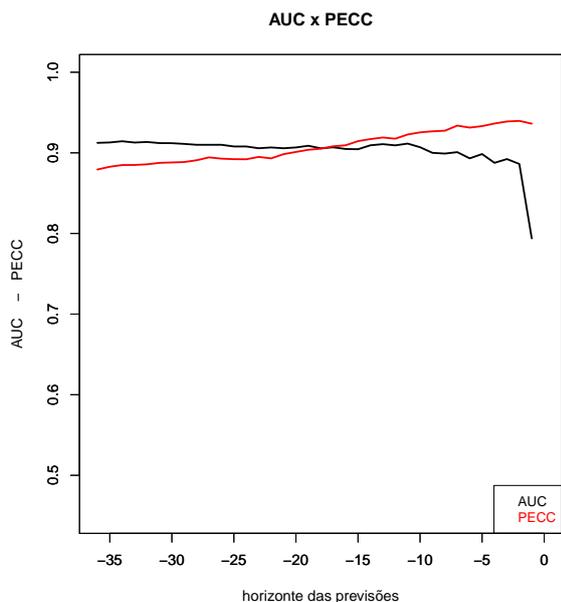
**Tabela 4.3:** Área sob a curva ROC e Percentual de Exemplos Corretamente Classificados (PECC) para os modelos *random forest* para cada janela de previsão com as variáveis selecionadas por regressão logística univariada.

	AUC	PECC
1	0.7939	93.6208
2	0.8862	<b>93.9653</b>
3	0.8923	93.8907
4	0.8876	93.6380
5	0.8985	93.3165
6	0.8932	93.1328
7	0.9009	93.3797
8	0.8991	92.7480
9	0.9000	92.6734
10	0.9070	92.5413
11	0.9115	92.2772
12	0.9093	91.7547
13	0.9108	91.9040
14	0.9094	91.7088
15	0.9045	91.4561
16	0.9048	90.9394
17	0.9069	90.8130
18	0.9056	90.5145
19	0.9088	90.3824
20	0.9067	90.1125
21	0.9057	89.8369
22	0.9067	89.3144
23	0.9057	89.4982
24	0.9079	89.2053
25	0.9079	89.2168
26	0.9100	89.2800
27	0.9100	89.4407
28	0.9100	89.0847
29	0.9111	88.8608
30	0.9120	88.8091
31	0.9121	88.7575
32	0.9135	88.5795
33	0.9128	88.4991
34	<b>0.9144</b>	88.4876
35	0.9129	88.2751
36	0.9124	87.9306

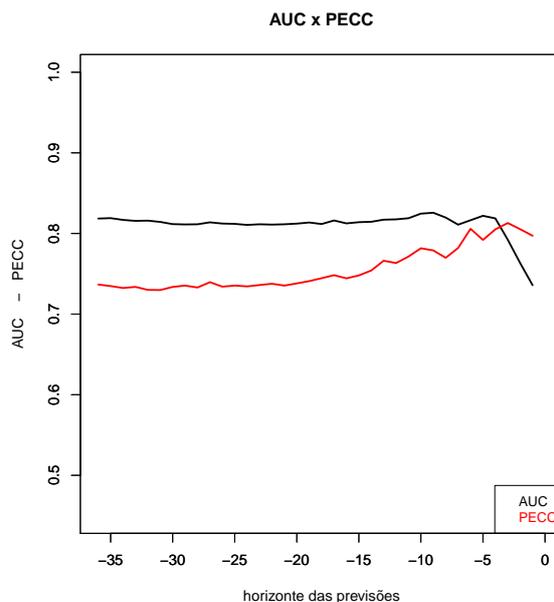
**Tabela 4.4:** Área sob a curva ROC e Percentual de Exemplos Corretamente Classificados (PECC) para os modelos SVM para cada janela de previsão com as variáveis selecionadas por regressão logística univariada.

	AUC	PECC
1	0.7358	79.7135
2	0.7632	80.5316
3	0.7922	<b>81.2958</b>
4	0.8187	80.5123
5	0.8219	79.1988
6	0.8164	80.5776
7	0.8109	78.2003
8	0.8197	76.9789
9	<b>0.8257</b>	77.8968
10	0.8246	78.1657
11	0.8189	77.1364
12	0.8175	76.3298
13	0.8171	76.6179
14	0.8145	75.4042
15	0.8140	74.7936
16	0.8125	74.4325
17	0.8161	74.8243
18	0.8117	74.4517
19	0.8136	74.0869
20	0.8122	73.8065
21	0.8114	73.5338
22	0.8110	73.7604
23	0.8114	73.6029
24	0.8106	73.4340
25	0.8119	73.5338
26	0.8123	73.4032
27	0.8138	73.9563
28	0.8114	73.2957
29	0.8112	73.5338
30	0.8116	73.3687
31	0.8143	72.9808
32	0.8159	73.0000
33	0.8156	73.3725
34	0.8168	73.2342
35	0.8190	73.4724
36	0.8185	73.6644

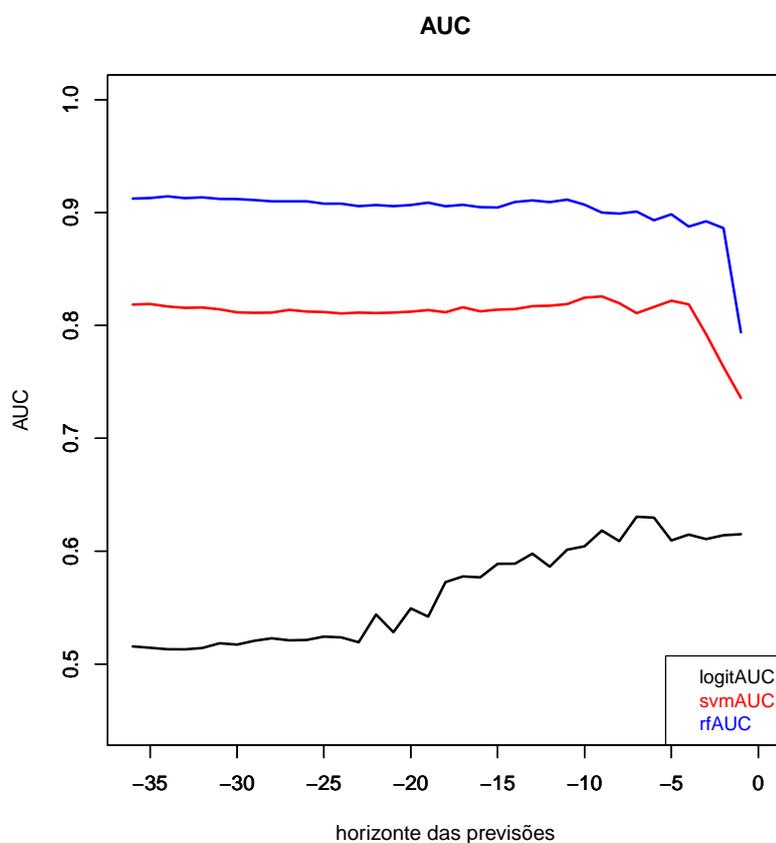
Oberva-se na Tabela 4.4 que o modelo SVM com maior área sob a curva ROC (AUC) é o modelo com a janela de previsão de 9 meses e o modelo com melhor acurácia é o modelo com a janela de previsão de 3 meses. A Figura 4.8 apresenta o gráfico com a evolução da AUC e PECC para cada horizonte de tempo das previsões.



**Figura 4.7:** AUC dos modelos *random forest* estimados para os horizontes das previsões estimados com as variáveis selecionadas a partir das regressões univariadas.



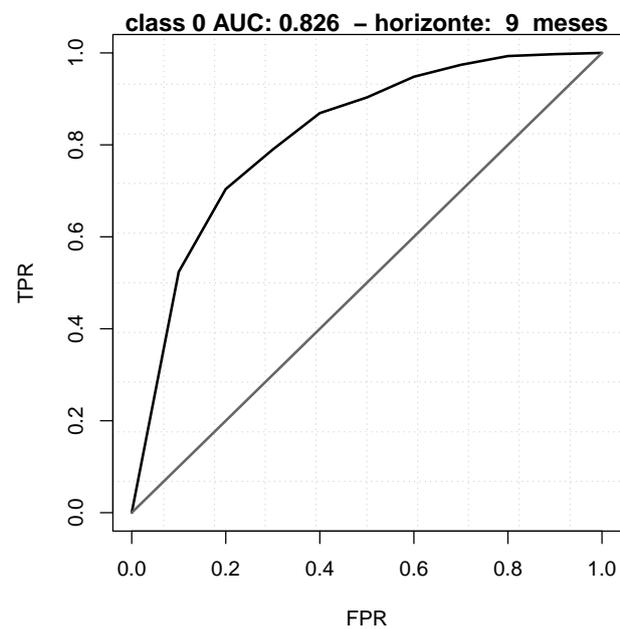
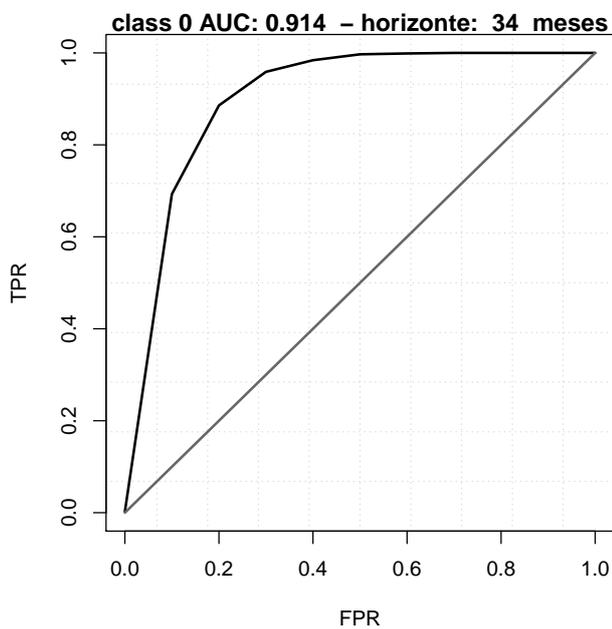
**Figura 4.8:** AUC dos modelos SVM estimados para os horizontes das previsões estimados com as variáveis selecionadas a partir das regressões univariadas.



**Figura 4.9:** Comparação da métrica da AUC para os modelos *random forest*, SVM e Logit.

A Figura 4.9 apresenta a comparação entre o modelo *random forest*, SVM e Logit sob a métrica da AUC, onde nota-se que o modelo *random forest* supera as demais modelagens.

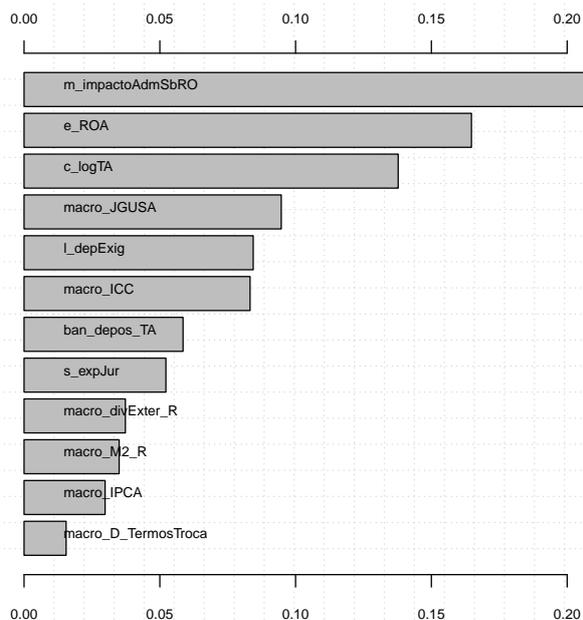
A curva ROC para o modelo SVM com horizonte de tempo de previsão de 9 meses é apresentada na Figura 4.11. Observa-se que o modelo para 9 meses chega a uma área sob a curva ROC de 0,826.



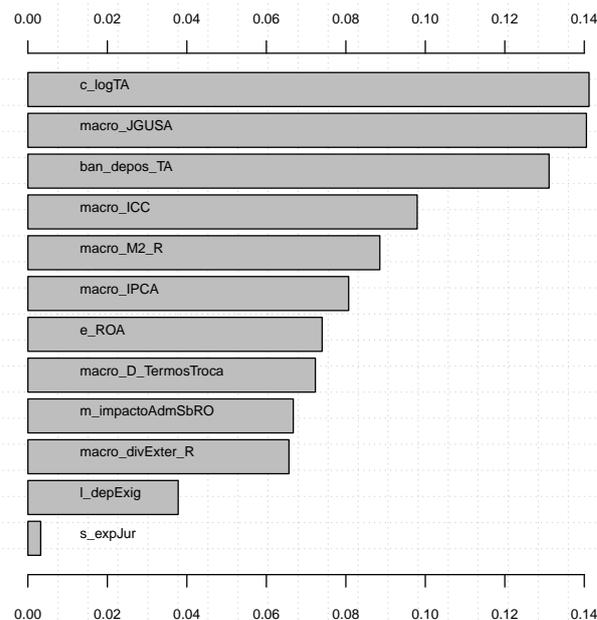
**Figura 4.10:** Curva ROC do modelo *random forest* com uma janela de tempo de previsões de 34 meses. **Figura 4.11:** Curva ROC do modelo SVM com uma janela de tempo de previsões de 9 meses.

A importância das variáveis é apresentada na Figura 4.6. As variáveis explicativas com maior importância para o modelo SVM de 9 meses são:

- logaritmo do total de ativos (importância = 0.1412)
- taxas de juros do governo dos EUA (importância = 0.1405)
- depósitos agregados sobre total de ativos do sistema bancário (importância = 0.1311)
- índice de confiança do consumidor (importância = 0.0979)
- agregado M2 sobre reservas internacionais (importância = 0.0885)
- IPCA (importância = 0.0807)
- retorno sobre ativos (importância = 0.0740)
- termos de troca (importância = 0.0723)
- despesas Administrativas sobre receitas operacionais (importância = 0.0667)
- dívida externa sobre reservas internacionais (importância = 0.0656)
- depósitos sobre exigibilidades (importância = 0.0378)
- exposição a taxa de juros (importância = 0.0032).



**Figura 4.12:** Importância das variáveis no modelo *random forest* com a janela de tempo de previsões de 34 meses.



**Figura 4.13:** Importância das variáveis no modelo SVM com a janela de tempo de previsões de 9 meses.

A matriz de confusão do modelo SVM com as variáveis selecionadas a partir das regressões univariadas para a janela de tempo de 9 meses está apresentada na Tabela 4.5.

**Tabela 4.5:** Matriz de confusão para o modelo *random forest* com horizonte de 34 meses

	Previsão	
	0	1
Real 0	0.8522	0.0561
Real 1	0.0306	0.0609

**Tabela 4.6:** Matriz de confusão para o modelo SVM com horizonte de tempo de 9 meses

	Previsão	
	0	1
Real 0	0.7587	0.2131
Real 1	0.0079	0.0202

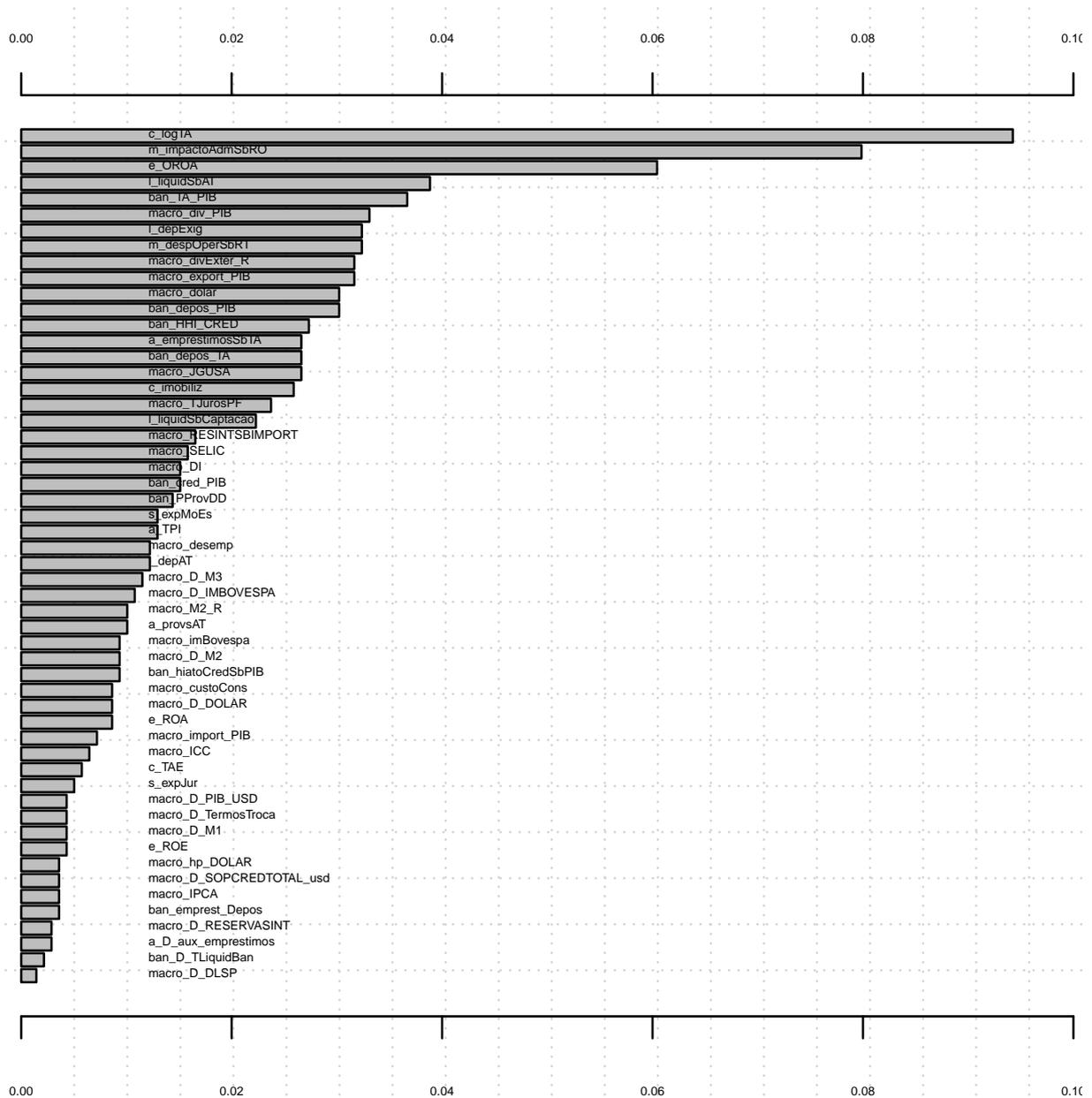
### 4.4.3 Modelagem somente com variáveis CAMELS e modelagem com variáveis do setor bancário e macroeconômicas

Para verificar a importância das variáveis do setor bancário e macroeconômicas, realizou-se a comparação do modelo com somente as variáveis contábeis (CAMELS) com o modelo com todas as variáveis: contábeis, do setor bancário e macroeconômicas. Utilizou-se o modelo random forest, pois apresentou melhor desempenho nas modelagens anteriores.

A Tabela 4.7 apresenta as AUCs e os PECCs dos modelos random forest estimados com todas as variáveis para os horizontes de tempo de 1 a 36 meses, onde pode ser observado que o modelo estimado para um horizonte de tempo de 34 meses é o modelo com melhor desempenho de acordo com a área sob a curva ROC (AUC). Observa-se também que o modelo com maior percentual de exemplos corretamente classificados é o modelo para o horizonte de tempo de 7 meses. A Figura 4.15 apresenta o gráfico relacionando as AUCs e os PECCs para cada horizonte de tempo das previsões dos modelos *random forest* estimados com todas as variáveis.

A Figura 4.17 apresenta o gráfico com a curva ROC do modelo com horizonte de tempo de 34 meses. E a Figura 4.14 apresenta a representação da importância das variáveis utilizadas no modelo random forest com o horizonte de tempo de 34 meses. Pode-se observar que as variáveis com maior importância foram o logaritmo do total de ativos, as despesas administrativas sobre

receitas operacionais e o retorno operacional sobre o total de ativos. A Tabela 4.9 apresenta a matriz de confusão para o modelo random forest de 34 meses com todas as variáveis.



**Figura 4.14:** Importância das variáveis no modelo *random forest* estimado com todas as variáveis e com a janela de tempo de previsões de 34 meses.

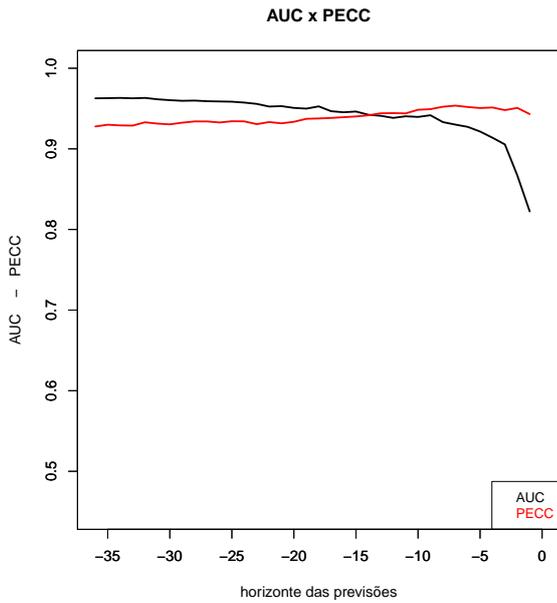
A Tabela 4.8 apresenta as AUCs e os PECCs dos modelos random forest estimados somente com as variáveis contábeis para os horizontes de tempo de 1 a 36 meses, onde pode ser observado que o modelo estimado para um horizonte de tempo de 32 meses é o modelo com melhor desempenho de acordo com a área sob a curva ROC (AUC). Observa-se, também, que o modelo com maior percentual de exemplos corretamente classificados é o modelo para o horizonte de tempo de 11 meses. A Figura 4.16 apresenta o gráfico relacionando as AUCs e os PECCs para cada horizonte de tempo das previsões dos modelos *random forest* estimados somente com as variáveis contábeis (CAMELS).

**Tabela 4.7:** Área sob a curva ROC (AUC) e Percentual de Exemplos Corretamente Classificados (PECC) para os modelos *random forest* para cada janela de previsão com as todas as variáveis do estudo.

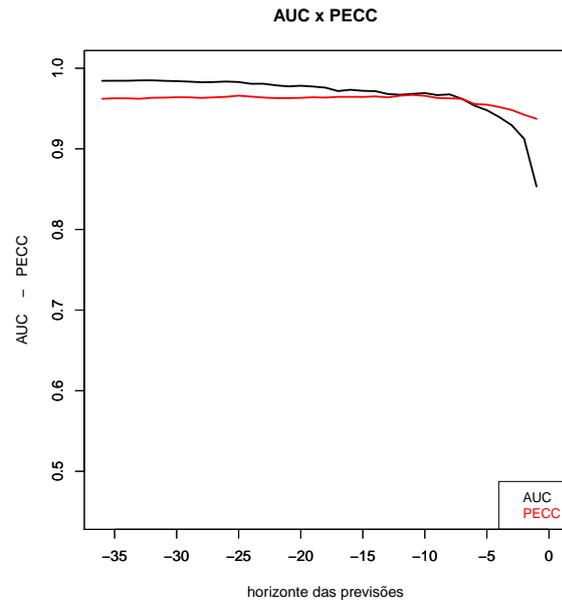
	AUC	PECC
1	0.8224	94.3139
2	0.8671	95.0801
3	0.9055	94.8035
4	0.9138	95.1319
5	0.9215	95.0628
6	0.9273	95.1953
7	0.9301	<b>95.3624</b>
8	0.9332	95.2241
9	0.9417	94.9245
10	0.9396	94.8496
11	0.9404	94.4003
12	0.9384	94.4348
13	0.9410	94.4118
14	0.9423	94.1641
15	0.9463	94.0200
16	0.9454	93.9279
17	0.9467	93.8357
18	0.9527	93.7723
19	0.9499	93.7262
20	0.9508	93.3575
21	0.9530	93.1674
22	0.9525	93.3230
23	0.9558	93.0637
24	0.9574	93.4094
25	0.9585	93.4267
26	0.9588	93.2711
27	0.9591	93.4036
28	0.9599	93.4036
29	0.9596	93.2481
30	0.9604	93.0407
31	0.9615	93.1328
32	0.9632	93.2942
33	0.9627	92.8851
34	<b>0.9632</b>	92.9082
35	0.9629	92.9946
36	0.9627	92.7757

**Tabela 4.8:** Área sob a curva ROC e Percentual de Exemplos Corretamente Classificados (PECC) para os modelos *random forest* para cada janela de previsão estimados somente com as variáveis contábeis.

	AUC	PECC
1	0.8533	93.7262
2	0.9124	94.2274
3	0.9293	94.8208
4	0.9394	95.1838
5	0.9479	95.4834
6	0.9536	95.5582
7	0.9619	96.2035
8	0.9676	96.2726
9	0.9667	96.3129
10	0.9692	96.5837
11	0.9682	<b>96.6932</b>
12	0.9671	96.5952
13	0.9681	96.3878
14	0.9716	96.5088
15	0.9720	96.4397
16	0.9733	96.4512
17	0.9717	96.4512
18	0.9759	96.3590
19	0.9773	96.3994
20	0.9783	96.3302
21	0.9775	96.2957
22	0.9788	96.2957
23	0.9808	96.3648
24	0.9807	96.4800
25	0.9829	96.6010
26	0.9835	96.4570
27	0.9829	96.3878
28	0.9826	96.3187
29	0.9834	96.3936
30	0.9840	96.4051
31	0.9844	96.3533
32	<b>0.9850</b>	96.3360
33	0.9849	96.2150
34	0.9845	96.2669
35	0.9845	96.2726
36	0.9844	96.2092

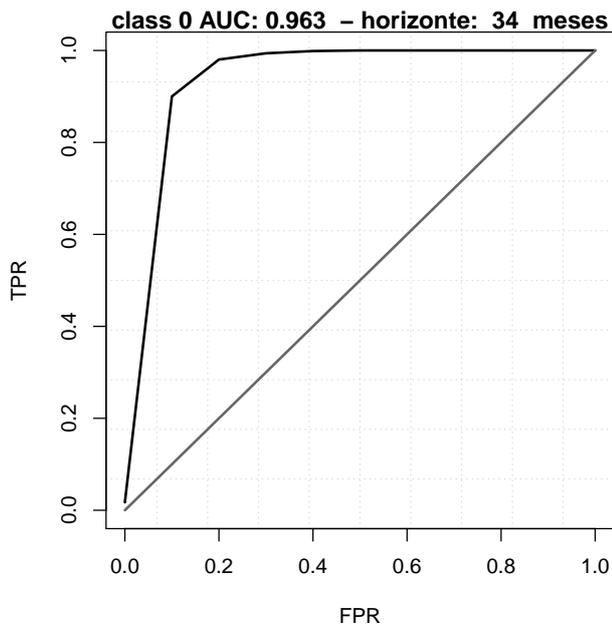


**Figura 4.15:** AUC e PECC dos modelos random forest estimados com todas as variáveis para os horizontes de tempo de 1 a 36 meses.

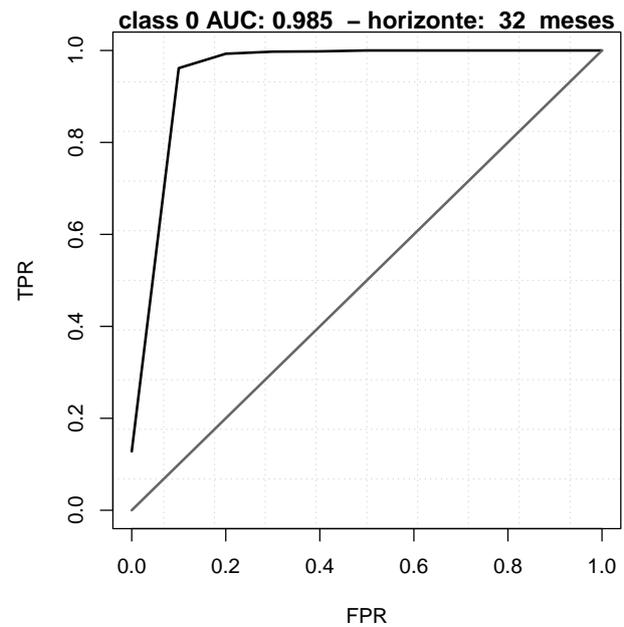


**Figura 4.16:** AUC e PECC dos modelos random forest estimados com todas as variáveis para os horizontes de tempo de 1 a 36 meses.

A Figura 4.18 apresenta o gráfico com a curva ROC do modelo com horizonte de tempo de 32 meses estimado com as variáveis contábeis. E a Figura 4.19 apresenta a representação da importância das variáveis utilizadas no modelo *random forest* com o horizonte de tempo de 34 meses. Pode-se observar que as variáveis com maior importância foram o logaritmo do total de ativos, as despesas administrativas sobre receitas operacionais e o retorno operacional sobre o total de ativos. A Tabela 4.10 apresenta a matriz de confusão para o modelo *random forest* de 32 meses estimado com as variáveis contábeis.



**Figura 4.17:** Curva ROC do modelo random forest estimado com todas as variáveis com uma janela de tempo de previsões de 34 meses.



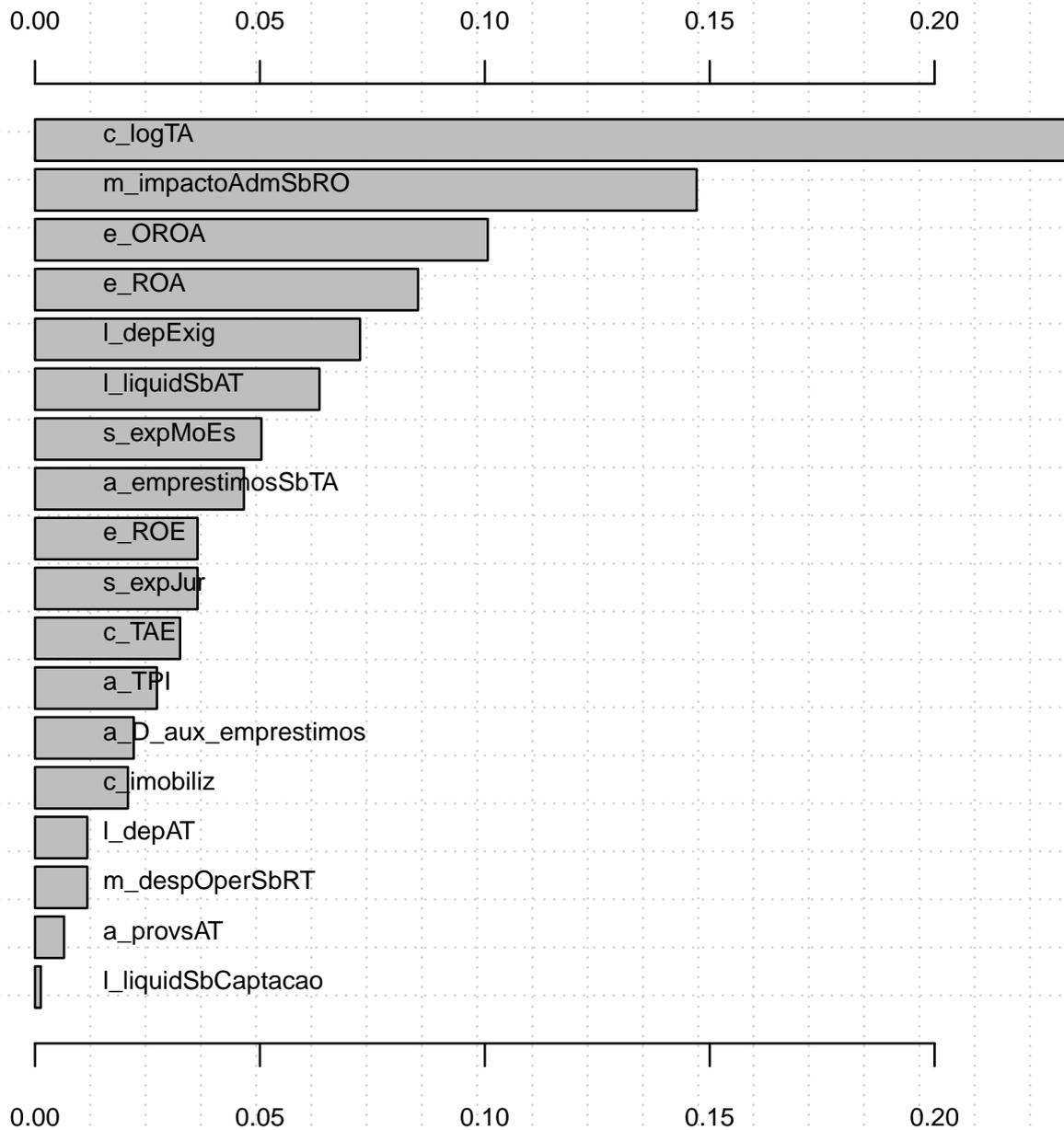
**Figura 4.18:** Curva ROC do modelo random forest estimado com as variáveis contábeis para uma janela de tempo de previsões de 32 meses.

**Tabela 4.9:** Matriz de confusão para o modelo *random forest* estimado com todas as variáveis e com horizonte de tempo de 34 meses.

		Previsão	
		0	1
Real	0	0.8555	0.0509
	1	0.0199	0.0735

**Tabela 4.10:** Matriz de confusão para o modelo *random forest* estimado com as variáveis contábeis para o horizonte de tempo de 32 meses.

		Previsão	
		0	1
Real	0	0.8880	0.0233
	1	0.0133	0.0753



**Figura 4.19:** Importância das variáveis no modelo *random forest* estimado com as variáveis contábeis para a janela de tempo de previsões de 32 meses.

Conforme observado, o modelo *random forest* estimado com somente as variáveis CAMELS obteve um desempenho um pouco melhor que o modelo estimado com todas as variáveis do estudo, verificando-se que, em ambos os modelos, as variáveis que mais se destacaram com sua importância foram o logaritmo do total de ativos, as despesas administrativas sobre receitas operacionais e o retorno operacional sobre o total de ativos.

Vale ressaltar que a amostra incluiu os maiores bancos brasileiros, fato que pode ter tornado com que a variável logaritmo do total de ativos que representa o tamanho da instituição tenha sido de grande importância na modelagem. Por outro lado, esse fato corrobora é uma evidência de políticas "*too big to fail*".

A variável impacto das despesas administrativas sobre retorno operacional indica que estruturas administrativas pesadas também são fatores importantes para o *distress* bancário.

O retorno operacional também se destaca, tendo em vista que uma instituição financeira só pode manter suas atividades, havendo um retorno operacional suficiente para cobrir as despesas que a atividade bancária incorre, dentre elas as perdas nos seus empréstimos que impactam diretamente suas receitas.

## 4.5 Condições Finais

Para as autoridades fiscalizadoras do sistema bancário, a detecção de vulnerabilidades nos bancos é um objetivo chave, tendo em vista que os problemas que possam surgir em um banco, podem se propagar a outros bancos, ao sistema financeiro como um todo e até mesmo para outros países. Deste modo, a previsão de crises por meio de *Early Warning Systems* entra no escopo das autoridades para que se possa prever vulnerabilidades e tomar as decisões e medidas necessárias para se evitar problemas mais graves.

No presente estudo, o objetivo principal foi aplicar indicadores microeconômicos e macroeconômicos para a descoberta de eventos de *distress* bancário no Brasil, como é o caso das intervenções, regimes de administração especial temporária, liquidação extrajudicial, privatizações, cancelamentos da autorização de funcionamento, fusões, incorporações e transformações.

Com base na literatura que apresentava estudos que utilizaram aprendizagem de máquina com resultados superiores aos obtidos com a regressão logística, no presente estudo, foram utilizadas duas técnicas de aprendizagem de máquina supervisionada para construir EWSs: *random forest* e SVM (*support vector machines*) e, conforme observado, obtiveram resultados superiores ao modelo de regressão logística apresentado no capítulo 3.

Ambos os modelos de aprendizagem de máquina, *Random Forest* e *Support Vector Machines*, superaram a regressão logística, em termos de acurácia, área sob a curva AUC (*Area Under the Curve – AUC*), sensibilidade (valor preditivo positivo), a especificidade (valor preditivo negativo). E o modelo Random Forest superou também o modelo SVM em todas as métricas.

Verificou-se também que os modelos random forest apresentaram melhor poder de previsão para janelas de tempo mais amplas, de 32 e 34 meses, mostrando-se, portanto mais adequados às necessidades de um *early warning system* sob o ponto de vista das autoridades, que necessitam traçar políticas de mitigação de vulnerabilidades e, também, que haja tempo suficiente para que suas políticas surtam os efeitos esperados.

Foram apresentadas as variáveis de maior importância de cada um dos modelos e observou-se que no caso dos dois modelos, as variáveis mais importantes foram as variáveis do nível microeconômico (variáveis do sistema CAMELS), sendo que as variáveis macroeconômicas e variáveis do sistema bancário tiveram uma importância marginal.

Uma limitação do estudo foi a utilização de uma amostra contendo todos os tipos de bancos, possivelmente a utilização de amostras estratificadas por tipos de bancos apresentariam resultados diferentes. Dada essa limitação, uma possibilidade para estudos futuros seria a realização de modelos com amostras separadas por tipos de bancos, com o propósito de comparar os modelos estimados entre os diferentes tipos de bancos.

Apesar de o foco do presente estudo ser a previsão de *distress* bancário dos bancos brasileiros, trabalhos futuros poderiam tecer comparações com outros países, principalmente países em

desenvolvimento.

Outra oportunidade de estudos, seria a utilização de outros modelos de aprendizagem de máquina supervisionado, como o caso de redes neurais, Naive Bayes e o próprio SVM com outros *kernels*.

Na amostra do presente estudo foram utilizados todos os tipos de bancos brasileiros e uma oportunidade de estudo futuro seria verificar as diferenças de comportamento entre os tipos de bancos.

# Apêndice A

## Quantidade de citações dos trabalhos da amostra

**Tabela A.1:** Artigos da amostra da pesquisa ordenados pela quantidade de citações no Google.

	Autores	Título do Artigo	Citações		
			Scopus	ISI	Google
1	Demirgüç-Kunt e Detragiache (2005)	Cross-Country Empirical Studies of Systemic Bank Distress: A Survey.	6	-	545
2	Davis e Karim (2008)	Comparing early warning systems for banking crises.	96	66	361
3	Bongini <i>et al.</i> (2001)	The Political Economy of Distress in East Asian Financial Institutions.	59	37	234
4	Barrell <i>et al.</i> (2010)	Bank regulation, property prices and early warning systems for banking crises in OECD countries.	53	33	227
5	Frankel e Saravelos (2012)	Can leading indicators assess country vulnerability? Evidence from the 2008-09 global financial crisis.	60	50	195
6	Demyanyk e Hasan (2010)	Financial crises and bank failures: A review of prediction methods.	61	38	172
7	Duca e Peltonen (2013)	Assessing systemic risks and predicting systemic events.	25	20	162
8	Burkart e Coudert (2002)	Leading indicators of currency crises for emerging countries.	27	-	157
9	Tung <i>et al.</i> (2004)	GenSo-EWS: a novel neural-fuzzy based early warning system for predicting bank failures.	89	72	132
10	Sarkar e Sriram (2001)	Bayesian Models for Early Warning of Bank Failures.	68	50	131
11	Drehmann e Juselius (2014)	Evaluating early warning indicators of banking crises: Satisfying policy requirements.	14	9	121
12	Catão e Milesi-Ferretti (2014)	External liabilities and crises.	12	9	94
13	Betz <i>et al.</i> (2014)	Predicting distress in European banks.	25	20	83
14	Zhao <i>et al.</i> (2009)	Effects of feature construction on classification performance: An empirical study in bank failure prediction.	35	30	75
15	Gunther e Moore (2003)	Early warning models in real time.	9	5	65
16	Candelon <i>et al.</i> (2012)	How to Evaluate an Early-Warning System: Toward a United Statistical Framework for Assessing Financial Crises Forecasting Methods.	15	15	64
17	Koyuncugil e Ozgulbas (2012)	Financial early warning system model and data mining application for risk detection.	20	12	57
18	Ioannidis <i>et al.</i> (2010)	Assessing bank soundness with classification techniques.	22	18	56
19	Chinazzi <i>et al.</i> (2013)	Post-mortem examination of the international financial network.	22	13	55
20	Babecký <i>et al.</i> (2013)	Leading indicators of crisis incidence: Evidence from developed countries.	24	19	54

Continua na próxima página

**Tabela A.1:** Artigos da amostra da pesquisa ordenados pela quantidade de citações no Google.

	Autores	Título do Artigo	Citações		
			Scopus	ISI	Google
21	Ng <i>et al.</i> (2008)	FCMAC-EWS: A bank failure early warning system based on a novel localized pattern learning and semantically associative fuzzy neural network.	27	18	54
22	Peresetsky <i>et al.</i> (2011)	Probability of default models of Russian banks.	3	-	51
23	Karim <i>et al.</i> (2013)	Off-balance sheet exposures and banking crises in OECD countries.	1	6	41
24	Yu <i>et al.</i> (2010)	A multiscale neural network learning paradigm for financial crisis forecasting.	27	20	40
25	Oet <i>et al.</i> (2013)	SAFE: An early warning system for systemic banking risk.	3	3	39
26	Wong <i>et al.</i> (2010)	Predicting banking distress in the EMEAP economies.	10	6	39
27	Squartini <i>et al.</i> (2013)	Early-warning signals of topological collapse in interbank networks.	17	14	38
28	Lin e Wu (2011)	Is grey relational analysis superior to the conventional techniques in predicting financial crisis?	20	20	35
29	Kauko (2012)	External deficits and non-performing loans in the recent financial crisis.	10	8	33
30	Minoiu <i>et al.</i> (2015)	Does financial connectedness predict crises?	1	2	33
31	Quax <i>et al.</i> (2013)	Information dissipation as an early-warning signal for the Lehman Brothers collapse in financial time series.	15	11	33
32	Giese <i>et al.</i> (2014)	The credit-to-GDP gap and complementary indicators for macroprudential policy: evidence from the UK.	4	4	30
33	Roy e Kemme (2012)	Causes of banking crises: Deregulation, credit booms and asset bubbles, then and now.	13	9	30
34	Bunda e Ca'Zorzi (2010)	Signals from housing and lending booms.	9	5	29
35	Ari (2012)	Early warning systems for currency crises: The Turkish case.	4	3	28
36	Byström (2004)	The market's view on the probability of banking sector failure: cross-country comparisons.	11	-	28
37	Milne (2014)	Distance to default and the financial crisis.	10	10	28
38	Babecký <i>et al.</i> (2014)	Banking, debt, and currency crises in developed countries: Stylized facts and early warning indicators.	12	8	26
39	Sevim <i>et al.</i> (2014)	Developing an early warning system to predict currency crises.	10	8	25
40	Maghyreh e Awartani (2014)	Bank distress prediction: Empirical evidence from the Gulf Cooperation Council countries.	9	-	18
41	Bhimani <i>et al.</i> (2010)	Accounting and non-accounting determinants of default: An analysis of privately-held firms.	9	6	17
42	Caggiano <i>et al.</i> (2014)	Early warning systems and systemic banking crises in low income countries: A multinomial logit approach.	8	6	17
43	Davis <i>et al.</i> (2011)	Should multivariate early warning systems for banking crises pool across regions?	8	3	16
44	Eichler e Sobański (2012)	What Drives Banking Sector Fragility in the Eurozone? Evidence from Stock Market Data.	6	6	16
45	Güvenir e Çakır (2010)	Voting features based classifier with feature construction and its application to predicting financial distress.	8	7	16
46	Eichler <i>et al.</i> (2009)	The ADR shadow exchange rate as an early warning indicator for currency crises.	10	7	14
47	Jin e Nadal De Simone (2014)	Banking systemic vulnerabilities: A tail-risk dynamic CIMDO approach.	7	5	14
48	Nguyen <i>et al.</i> (2008)	A nature inspired Ying–Yang approach for intelligent decision support in bank solvency analysis.	9	8	14
49	Catullo <i>et al.</i> (2015)	Towards a credit network based early warning indicator for crises.	5	3	13
50	Fidrmuc e Süß (2011)	The Outbreak of the Russian Banking Crisis.	1	-	13
51	Kauko (2014)	How to foresee banking crises? A survey of the empirical literature.	4	4	13
52	Montgomery (2003)	Taiwan's looming banking crisis.	0	-	13

Continua na próxima página

**Tabela A.1:** Artigos da amostra da pesquisa ordenados pela quantidade de citações no Google.

	Autores	Título do Artigo	Citações		
			Scopus	ISI	Google
53	Auvray e Brossard (2012)	Too Dispersed to Monitor? Ownership Dispersion, Monitoring, and the Prediction of Bank Distress.	2	5	12
54	Huang <i>et al.</i> (2012)	Bank failure prediction models: for the developing and developed countries.	2	3	12
55	Kaplan-Appio (2002)	Estimating the Value of Implicit Government Guarantees to Thai Banks.	3	-	12
56	Salvatore (2000)	The Present International Monetary System: Problems, Complications, and Reforms.	5	4	12
57	Sayek e Taskin (2014)	Financial crises: lessons from history for today.	2	1	12
58	Islami e Kurz-Kim (2014)	A single composite financial stress indicator and its real impact in the Euro Area.	1	1	11
59	Stein (2011)	The crisis, Fed, Quants and stochastic optimal control.	4	2	10
60	Zaghdoudi (2013)	Bank Failure Prediction with Logistic Regression.	0	0	10
61	Dardac e Moinescu (2009)	The third wave of the financial crisis and its ripple effects on the deterioration risk of Romanian banking sector's performance.	3	2	9
62	Jobst (2013)	Multivariate dependence of implied volatilities from equity options as measure of systemic risk.	3	2	9
63	Li <i>et al.</i> (2013)	Prediction of banking systemic risk based on support vector machine.	3	1	9
64	Li e Wang (2014)	A financial early warning logit model and its efficiency verification approach.	4	3	9
65	Christofides <i>et al.</i> (2016)	Did established Early Warning Signals predict the 2008 crises?	1	0	8
66	Fushing <i>et al.</i> (2014)	Computing systemic risk using multiple behavioral and keystone networks: The emergence of a crisis in primate societies and banks.	7	6	8
67	Knedlik (2014)	The impact of preferences on early warning systems – The case of the European Commission's Scoreboard.	0	1	8
68	Lang e Schmidt (2016)	The early warnings of banking crises: Interaction of broad liquidity and demand deposits.	2	1	8
69	Cevik <i>et al.</i> (2016)	Financial stress and economic activity in some emerging Asian economies.	3	3	7
70	Jedidi e Pentecôte (2015)	Robust Signals for Banking Crises.	0	0	7
71	Borgy <i>et al.</i> (2014)	Measuring aggregate risk: Can we robustly identify asset-price boom-bust cycles?	1	0	6
72	Qin e Luo (2014)	Capital account openness and early warning system for banking crises in G20 countries.	2	1	6
73	Vermeulen <i>et al.</i> (2015)	Financial Stress Indices and Financial Crises.	2	1	6
74	Ibáñez-Hernández <i>et al.</i> (2015)	Countercyclical capital buffers: credit-to-GDP ratio versus credit growth.	1	1	5
75	Moinescu e Costea (2014)	Towards an early-warning system of distressed non-banking financial institutions.	0	4	5
76	Billio <i>et al.</i> (2016)	An entropy-based early warning indicator for systemic risk.	1	0	4
77	Dwyer e Tan (2014)	Hits and runs: Determinants of the cross-country variation in the severity of impact from the 2008–09 financial crisis.	1	1	4
78	Ramsay e Sarlin (2016)	Ending Over-lending: Assessing Systemic Risk with Debt to Cash Flow.	0	0	4
79	Tsionas (2016)	Parameters measuring bank risk and their estimation.	0	0	4
80	Amaral <i>et al.</i> (2014)	The spatial Probit model—An application to the study of banking crises at the end of the 1990's.	2	2	3
81	Boitan (2012)	Development of an Early Warning System for Evaluating the Credit Portfolios Quality. A Case Study on Romania.	0	0	3
82	Calabrese e Giudici (2015)	Estimating bank default with generalised extreme value regression models.	1	1	3
83	Dabrowski <i>et al.</i> (2016)	Systemic banking crisis early warning systems using dynamic Bayesian networks.	1	0	3

Continua na próxima página

**Tabela A.1:** Artigos da amostra da pesquisa ordenados pela quantidade de citações no Google.

	Autores	Título do Artigo	Citações		
			Scopus	ISI	Google
84	<a href="#">Desai et al. (2016)</a>	Were Information Intermediaries Sensitive to the Financial Statement-Based Leading Indicators of Bank Distress Prior to the Financial Crisis?	1	0	3
85	<a href="#">Megersa e Cassimon (2015)</a>	Assessing Indicators of Currency Crisis in Ethiopia: Signals Approach.	0	0	3
86	<a href="#">Miller et al. (2015)</a>	The relative contributions of equity and subordinated debt signals as predictors of bank distress during the financial crisis.	0	0	3
87	<a href="#">Oet et al. (2015)</a>	The Financial Stress Index: Identification of Systemic Risk Conditions.	-	1	3
88	<a href="#">Adeyeye e Migiros (2015)</a>	An investigation on Nigerian banks' status using early-warning signal	0	-	2
89	<a href="#">Ari e Cergibozan (2016)</a>	The Twin Crises: Determinants of Banking and Currency Crises in the Turkish Economy.	0	1	2
90	<a href="#">Bucevska (2015)</a>	Currency crises in EU candidate countries: An early warning system approach.	0	0	2
91	<a href="#">Burra et al. (2015)</a>	Implementing the countercyclical capital buffer in South Africa: Practical considerations.	1	1	2
92	<a href="#">Gregory e Hambusch (2015)</a>	Factors driving risk in the US banking industry.	0	-	2
93	<a href="#">Kandrac (2014)</a>	Modelling the causes and manifestation of bank stress: an example from the financial crisis.	0	0	2
94	<a href="#">Kim e Kim (2014)</a>	Systematic cyclical of systemic bubbles: Evidence from the U.S. commercial banking system.	0	0	2
95	<a href="#">Ponomarenko (2013)</a>	Early warning indicators of asset price boom/bust cycles in emerging markets.	1	2	2
96	<a href="#">Zigraiova e Jakubik (2015)</a>	Systemic event prediction by an aggregate early warning system: An application to the Czech Republic.	1	0	2
97	<a href="#">Asanović (2013)</a>	Early Warning Systems for Banking Crises in Montenegro: Combination of Signal Approach and Logit Model.	0	-	1
98	<a href="#">Caggiano et al. (2016)</a>	Comparing logit-based early warning systems: Does the duration of systemic banking crises matter?	0	0	1
99	<a href="#">Chen e Chen (2012)</a>	The study of contagious paces of Financial crises.	0	0	1
100	<a href="#">Dardac e Boitan (2009)</a>	Statistical Models for Monitoring the Likelihood of Credit Portfolio Impairment.	0	0	1
101	<a href="#">Abad González e Gutiérrez López (2015)</a>	Can Financial Statements Predict Stress Test Results? Evidence from The Spanish Case.	1	0	1
102	<a href="#">Guru (2016)</a>	Early warning system of finance stress for India.	0	0	1
103	<a href="#">Joy et al. (2017)</a>	Banking and Currency Crises: Differential Diagnostics for Developed Countries.	0	-	1
104	<a href="#">Khallouli e Nabi (2013)</a>	Banking soundness and financial crises' predictability: A case study of Turkey.	0	0	1
105	<a href="#">Kirschenmann et al. (2016)</a>	The risk of financial crises: Is there a role for income inequality?	0	0	1
106	<a href="#">Lin e Yang (2016)</a>	Bank fundamentals, economic conditions, and bank failures in East Asian countries.	0	0	1
107	<a href="#">Ma e Chen (2014)</a>	Financial Imbalance Index as a New Early Warning Indicator: Methods and Applications in the Chinese Economy.	1	1	1
108	<a href="#">Messai e Gallali (2015)</a>	Financial Leading Indicators of Banking Distress: A Micro Prudential Approach - Evidence from Europe.	0	-	1
109	<a href="#">Oet et al. (2016)</a>	Evaluating measures of adverse financial conditions.	1	1	1
110	<a href="#">Sohn e Park (2016)</a>	Early warning indicators of banking crisis and bank related stock returns.	0	0	1
111	<a href="#">Alvarez-Jimenez (2014)</a>	The Great Recession and the New Frontiers of International Investment Law: The Economics of Early Warning Models and the Law of Necessity.	0	0	0
112	<a href="#">Bhattacharya e Roy (2012)</a>	Indicators of Banking Fragility in India: An Empirical Test.	0	-	0

Continua na próxima página

**Tabela A.1:** Artigos da amostra da pesquisa ordenados pela quantidade de citações no Google.

	Autores	Título do Artigo	Citações		
			Scopus	ISI	Google
113	Chen e Kuo (2016)	The study of exchange rate variability and pressures for Asian currency unit.	0	0	0
114	Ganloğlu (2016)	Financial and Political Institutional Problems as Instigators of Banking Crises.	0	0	0
115	Hamdaoui (2016)	Are systemic banking crises in developed and developing countries predictable?	0	0	0
116	Manasse <i>et al.</i> (2016)	Danger Zones for Banking Crises in Emerging Markets.	0	0	0
117	Mulder <i>et al.</i> (2016)	The Role of Bank and Corporate Balance Sheets on Early Warning Systems of Currency Crises—An Empirical Study.	0	0	0
118	Sarmiento <i>et al.</i> (2017)	An early warning indicator system to monitor the unsecured interbank funds market.	0	-	0
119	Singh (2016)	Determinants of bank risk behaviour in EMU countries.	0	0	0
120	L. Stein (2012)	Contagion and Optimization in Financial Markets.	0	0	0
121	Sun e Huang (2016)	Measuring the Instability of China's Financial System: Indices Construction and an Early Warning System.	0	0	0
122	Tamadonejad <i>et al.</i> (2016)	Early Warning Systems for Banking Crises: Political and Economic Stability.	0	-	0
123	Tanaka <i>et al.</i> (2016)	Random forests-based early warning system for bank failures.	0	0	0
124	Zhen-Jia-Liu (2015)	Cross-country study on the determinants of bank financial distress.	0	0	0



# Apêndice B

## Breves resumos dos trabalhos da amostra

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
1	Joy <i>et al.</i> (2017)	Identificar um conjunto de regras práticas que caracterizam as condições econômicas, financeiras e estruturais que precedem o início das crises bancárias e cambiais em 36 economias avançadas no período de 1970 e 2010.	Constatou-se que as características das crises são mais variadas do que semelhantes. Para as crises bancárias, os baixos spreads de taxas de juros líquidos no setor bancário e curvas de taxas de juros achatadas ou invertidas são os mais importantes precursores no curto prazo. A taxa de inflação dos preços da habitação é o precursor no longo prazo. Para as crises cambiais, as elevadas taxas de juros domésticas associadas a taxas de câmbio sobrevalorizadas são os mais poderosos preditores de curto prazo. As características estruturais de cada país e os desenvolvimentos internacionais são indicadores relevantes para crises bancárias. As crises cambiais parecem ser impulsionadas por características idiossincráticas do país e de curso prazo.	Utilização da metodologia de classificação e regressão com árvores de decisão e random forest que permitem a detecção de variáveis-chave que direcionam às crises binárias, permite interações entre variáveis-chave e determina pontos críticos de inflexão.
2	Sarmiento <i>et al.</i> (2017)	Construir um sistema de indicadores de alerta antecipado para identificar as instituições financeiras percebidas como contrapartes arriscadas pelos participantes do mercado interbancário colombiano.	Descobriu-se que as instituições financeiras com uma elevada frequência de sinais tendem a apresentar uma posição de tomadores de liquidez no mercado interbancário, sugerindo que possam enfrentar necessidade recorrente de liquidez, apresentando maior probabilidade de insolvência.	Foram utilizados dados de nível microeconômico de empréstimos bilaterais no overnight não garantidos no mercado interbancário colombiano entre janeiro de 2011 e dezembro de 2014. Foram identificados os participantes que pagam sistematicamente altos preços pela liquidez nesse mercado. Os resultados podem auxiliar as autoridades a centrarem sua atenção e seus recursos nas instituições financeiras consideradas pelo mercado como estando mais próximas do <i>distress</i> .
3	Ari e Cergibozan (2016)	Analisar o vínculo entre as crises bancárias e as crises cambiais para apresentar os determinantes essenciais dessas crises gêmeas por meio da estimação de um modelo logit multivariado para o período entre 1990 e 2013.	As crises cambiais turcas se devem principalmente a excessivos défices fiscais, crescimentos da dívida externa de curto prazo, sobrevalorização da moeda turca e choques adversos. As crises bancárias são causadas principalmente pela oferta excessiva de crédito e posições de curto prazo dos bancos.	Observou-se que as crises bancárias podem acarretar crises cambiais e vice-versa.
4	Billio <i>et al.</i> (2016)	Analisar a evolução no tempo do risco sistêmico na Europa utilizando diferentes medidas de entropia e construir um novo indicador de alerta antecipado para crises bancárias.	As variações de entropia são importantes para detectar períodos de alto risco sistêmico.	As análises empíricas mostram a capacidade de previsão das medidas de entropia na previsão de crises bancárias.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
5	Caggiano et al. (2016)	Comparar o desempenho de modelos logit binomial com o multinomial no contexto de construção de EWS para crises bancárias sistêmicas	Para a previsão de crises bancárias sistêmicas o modelo logit multinomial supera o desempenho do modelo binomial, sendo que quanto maior a duração média da crise, maior é esse desempenho.	O desempenho do modelo logit binomial enfrenta o viés de duração da crise referente a decisão de se tratar as crises após seu início como se fosse sem crise ou simplesmente por se desconsiderar essa questão na amostra dos dados.
6	Cevik et al. (2016)	Investigar os episódios de estresse financeiro e sua relação com a atividade econômica em algumas economias do Sudeste Asiático.	Foi construído um índice de estresse financeiro para a Indonésia, a Coreia do Sul, a Malásia, as Filipinas e a Tailândia e os resultados empíricos indicam que esse índice de estresse financeiro acompanha de perto as recessões na amostra e as funções de resposta ao impulso sugerem que o estresse financeiro causa importantes desacelerações econômicas.	Foi examinada a relação entre estresse financeiro e atividade econômica.
7	Chen e Kuo (2016)	Analisar a variabilidade da taxa de câmbio e as pressões sobre a unidade monetária asiática (ACU - Asian currency unit) por meio de modelos de efeitos fixos e aleatórios.	Os resultados revelam que a variabilidade da taxa de câmbio tem uma relação significativa com a razão entre o agregado M2 e as reservas internacionais, com a fragilidade do setor bancário e com a taxa de crescimento das reservas internacionais.	Observou-se que a pressão cambial está significativamente relacionada a razão entre os saldos em conta corrente e o PIB e a taxa de crescimento da produção industrial. E em relação à estrutura da ACU, revelou-se que a estabilização dos bancos, o comércio internacional e os suprimentos de meios de pagamento são os principais fatores para prevenir crises financeiras. Deste modo, o estudo fornece referências para a integração dos países asiáticos em uma aliança econômica e estabelecer um sistema de comércio internacional.
8	Christofides et al. (2016)	Investigar se os principais indicadores podem explicar a incidência de crise com o objetivo de verificar se os indicadores úteis para uma determinada crise pode ser útil para uma próxima crise.	Não foi encontrado um sinal único de alerta antecipado que pudesse alertar para todas as dimensões da crise de 2008.	Ao invés de encontrar um sinal único de alerta antecipado para a crise de 2008, verificou-se que diferentes conjuntos de sinais podem identificar diferentes dimensões da crise: taxas de pressão cambial, bancária e de balanço de pagamentos e recessão.
9	Dabrowski et al. (2016)	Aplicar redes bayesianas dinâmicas como EWS para crises bancárias sistêmicas.	Os resultados demonstram que os modelos dinâmicos de redes bayesianas podem fornecer avisos antecipados mais precisos que o modelo de extração de sinais e que o modelo logit.	Indicadores referentes ao PIB real foram proeminentes no estudo e para o modelo de extração de sinais e o modelo logit apresentou os empréstimos privados e empréstimos imobiliários como proeminentes.
10	Desai et al. (2016)	Abordar duas questões remanescentes da crise de 2008: As demonstrações contábeis das holdings bancárias fornecem um alerta antecipado de seu eminente <i>distress</i> ? As atividades dos short-sellers, dos analistas de ações, dos auditores e os ratings de crédito da Standard and Poor's são sensíveis às informações contidas nas demonstrações contábeis sobre seu maior risco e potencial <i>distress</i> ?	Foram encontradas uma relação significativa transversal no tempo entre as informações contábeis do quarto trimestre de 2006 e as insolvências ocorridas entre 2008 e 2010, revelando que ao menos em parte as demonstrações contábeis refletiram o aumento do risco de <i>distress</i> antecipadamente.	Não foram observadas uma mudança significativa nas recomendações dos analistas e dos auditores e nem das classificações de crédito da Standard and Poor's referentes aos indicadores de <i>distress</i> bancário. Mas os resultados sugerem que as atividades dos short-sellers provavelmente forneceram um alerta antecipado sobre o <i>distress</i> dos bancos antes da crise financeira de 2008.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
11	Ganiöglu (2016)	Investigar se a probabilidade de crise está relacionada com a estrutura institucional política. Verificar se a falta de democratização da política conseguiu criar um ambiente para a fraqueza institucional financeira.	Verificou-se que a eficácia da supervisão do setor financeiro na redução da probabilidade de crises bancárias é mais pronunciada em países mais democratizados e quando a estrutura política é mais institucionalizada.	Mesmo sem condições macroeconômicas ruins, em muitos casos a razão porque alguns países sofrem com crises e outros escapam delas é o resultado de instituições políticas fracas. Na análise de crises, ao contrário da ênfase colocada por grande parte da literatura em políticas macroeconômicas precárias, o estudo adota como ponto de partida a dimensão institucional política.
12	Guru (2016)	Desenvolver um Índice composto para estresse no sistema financeiro indiano, por meio da combinação de um índice de mercado de moeda estrangeira, um índice para o setor bancário e um índice do mercado de ações.	Variações no índice proposto são úteis para a avaliação de se o estresse financeiro está subindo ou caindo e para identificação de períodos de estresse extremo no sistema financeiro.	O índice proposto fornece uma medida ordinal para medir o estresse do sistema financeiro.
13	Hamdaoui (2016)	Construir um EWS para crises bancárias utilizando uma nova metodologia para contabilizar a incerteza do modelo com a introdução de novas variáveis que medem a exposição e a conectividade do setor bancário doméstico com os mercados financeiros internacionais.	Verificou-se que a aplicação do modelo logit multi-nomial, que distingue mais de dois estados e utiliza o Bayesian Model Averaging, é uma maneira válida de resolver o problema do viés pós-crise, conduzindo a uma melhora substancial na capacidade de prever crises bancárias.	O modelo compara o desempenho dos modelos logit binomial, logit multinomial e o Bayesian Model Averaging para países desenvolvidos e em desenvolvimento, mostrando que o modelo conduziu a uma maior capacidade de previsão de crises bancárias, prevendo corretamente a grande maioria dos eventos de crise.
14	Kirschenmann et al. (2016)	O foco do estudo está em longas séries históricas que foram exploradas para alcançar um panorama compreensivo máximo dos papéis das diversas variáveis financeiras e do setor real na previsão de crises e para determinar se os papéis variam entre diferentes crises.	Os resultados sugerem que os determinantes das crises financeiras tendem a variar no tempo e entre as crises.	O foco em curtos períodos de tempo pode acarretar a conclusões incompletas ao longo do tempo.
15	Lang e Schmidt (2016)	Explorar os fundamentos ocasionadores de crises bancárias sistêmicas, aplicando-se uma abordagem de análise de estudo de eventos.	A interação do índice de liquidez e a perda em depósitos a vista quando é incorporada ao modelagem, melhora substancialmente os resultados.	Os fatores selecionados são estatisticamente significantes e robustos e as previsões fora da amostra demonstram o forte poder preditivo do modelo.
16	Lin e Yang (2016)	Investigar o impacto dos fundamentos bancários e as condições econômicas na falência e no tempo de sobrevivência de bancos entre 1999 e 2011 em 11 mercados asiáticos.	Os resultados empíricos mostram que fortes fundamentos bancários bem como condições econômicas desejáveis reduzem a probabilidade de colapso de bancos da ásia oriental.	O tempo de sobrevivência dos bancos é descrito principalmente por medidas de condições econômicas e fundamentos bancários exercidos por efeitos marginais.
17	Manasse et al. (2016)	Construir um EWS para crises bancárias em mercados emergentes, empregando um algoritmo estatístico desenvolvido recentemente.	O modelo identifica duas crises bancárias consideradas como "zonas de perigo" (configurações econômicas que conduzem a crises). Um evento ocorre quando altas taxas de juros sobre os depósitos bancários interagem com grandes aumentos de crédito e fuga de capitais (capital flights). O outro evento ocorre quando há um elevado investimento financiado por um grande aumento da exposição externa líquida dos bancos.	O modelo utilizado na abordagem do estudo fornece previsões muito melhores fora da amostra do que os modelos que utilizam técnicas econométricas padrão.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
18	Mulder <i>et al.</i> (2016)	Analisar o papel das demonstrações contábeis nos EWS para crises monetárias.	Experimentos de calibração com alternativas de pontos de corte de probabilidade de crise e a utilização complementar de informações de demonstrações financeiras aos modelos baseados em indicadores macroeconômicos tradicionais melhoram o desempenho de previsão de forma substancial.	Os resultados seguem os modelos de terceira geração de EWS para crises monetárias, podendo ajudar as autoridades na concepção de estratégias de vigilância.
19	Oet <i>et al.</i> (2016)	Fornecer uma estrutura para comparar medidas de condições sistêmicas por meio de testes propostos a um estudo de caso de medidas dos EUA de 1976 a 2013.	Constatou-se que as medidas que incluem informações de diversos mercados melhoram a identificação de estados críticos do sistema.	As medidas testadas mostram uma capacidade limitada para antecipar episódios críticos.
20	Ramsay e Sarfin (2016)	Apresentar o efeito do quociente entre a dívida e o fluxo de caixa das nações e de seus setores econômicos para a análise macroprudencial como um indicador de risco e de vulnerabilidades sistêmicas.	O quociente entre a dívida e o fluxo de caixa fornece uma medida adicional útil de vulnerabilidade a crises bancárias e soberanas. O estoque da dívida total e o fluxo de poupança bruta são medidas menos exploradas.	Uma estrutura conceitual para avaliação de estabilidade financeira é organizada em quatro zonas de grau de vulnerabilidade.
21	Singh (2016)	Investigar os determinantes do comportamento do risco do setor bancário nos países do The Economic and Monetary Union (EMU) no período de 2004Q4–2013Q3.	Fundamentos macroeconômicos, sentimentos de mercado e o quociente de dívida bruta sobre PIB juntamente com a dívida privada são considerados como fatores determinantes para o comportamento de risco.	Por meio de uma estrutura em painel, verificou-se que sentimentos de mercado, débito sobre o PIB e débito das instituições não-financeiras afetam significativamente a fragilidade do setor bancário.
22	Sohn e Park (2016)	Examinar se os indicadores de alerta antecipado de crise bancária são capazes de prever os retornos de ações dos bancos norte-americanos em períodos de restrição de crédito.	Observou-se que o crescimento do crédito prevê os retornos das ações de bancos e de empresas dependentes de bancos melhor que o gap do crédito sobre o PIB nos períodos sobre condições de restrição de crédito.	Os resultados empíricos sugerem que o crescimento do crédito é mais informativo na previsão de crise do setor bancário do que o gap do crédito sobre o PIB.
23	Sun e Huang (2016)	Construir um índice de estresse financeiro (CNFSI - financial stress index) e um índice de condições financeiras (CNFCI-financial conditions index) para medir a instabilidade do sistema financeiro chinês.	Com base nos dois índices, os autores identificam os episódios de estresse financeiro sistêmico e, em seguida, avaliam os índices, sendo que os resultados empíricos sugerem que o CNFSI tem um melhor desempenho que o CNFCI.	Os autores modelam um sistema primário de alerta antecipado com base nas regulamentações macroprudenciais da China e realizam um teste para avaliar o poder preditivo do CNFSI eo sistema de alerta antecipado com referência ao episódio de 2015, observando que os resultados sugerem que ambos funcionam bem para esta finalidade.
24	Tamadonejad <i>et al.</i> (2016)	Desenvolver um EWS para a probabilidade de crises bancárias sistêmicas em países do Leste Asiático, usando um modelo logit tendo em conta uma ampla gama de fatores políticos e econômicos.	Os resultados mostram que a dívida de curto prazo e a depreciação da taxa de câmbio podem desencadear ataques especulativos durante a instabilidade política, a desaceleração econômica e em ambientes reguladores ineficientes.	Os resultados indicam que a instabilidade governamental, a corrupção, a elevada dívida de curto prazo, as políticas monetárias e fiscais instáveis não só reduzem a confiança dos investidores, como também impedem estratégias eficazes de prevenção de crises.
25	Tanaka <i>et al.</i> (2016)	Construir um EWS com base em random forests para previsão de insolvência bancária.	O método foi aplicado para analisar as demonstrações contábeis de bancos para encontrar padrões que identifiquem o risco de insolvência bancária. Os resultados indicam que o método supera os métodos convencionais em termos de precisão das previsões.	As três variáveis mais importantes encontradas pelo modelo foram: - a taxa média de juros cobrada pelos bancos sobre a rentabilidade média dos ativos; - a taxa média de juros paga pelos bancos pelos depósitos sobre os juros médios pagos pelas exigibilidades; - a taxa média de juros cobradas pelos empréstimos sobre a média dos empréstimos brutos.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
26	Tsionas (2016)	Desenvolver uma estimativa de três parâmetros de risco bancário: aversão ao risco, prudência ou queda de aversão ao risco e risco generalizado resultantes de um modelo de fatores de preços dos empréstimos.	É estimado um modelo com dados da Zona do Euro como foco principalmente em ser um dispositivo para EWS para estimativas de risco específicas para cada país.	O modelo fornece estimativas de distorções de preços de empréstimos e, deste modo, da eficiência alocativa.
27	Ibáñez-Hernández <i>et al.</i> (2015)	Realizar uma análise comparativa da performance do crescimento do crédito em relação à razão do crédito sobre o PIB como indicadores de crises bancárias.	Constatou-se que ambas as variáveis levam a correta detecção do crescimento expansivo do crédito que levam a problemas de estabilidade financeira.	Os resultados são importantes para políticas destinadas a monitorar preventivamente e estimular a estabilidade do setor bancário, particularmente para a gestão do buffer de capital contracíclico previsto no acordo da Basileia III.
28	Jedidi e Pentecôte (2015)	Desenvolver um EWS para previsão de crises bancárias em 48 países desde 1977 até 2010.	Consistente com a literatura anterior, o PIB, o crescimento do crédito, a liberalização financeira e a dívida externa total são indicadores decisivos para a previsão de crises bancárias.	Numa análise de robustez, notou-se que os resultados praticamente permanecem inalterados ao se utilizar diferentes grupos de países com diferentes rendas.
29	Megersa e Cassimon (2015)	Avaliar crises cambiais na Etiópia por meio da metodologia de extração de sinais.	Por meio do índice de pressão do mercado cambial foram identificadas três episódios de crises cambiais que coincidem com a liberalização política após a queda do regime socialista etíope.	Uma quantidade maior de indicadores captaram a primeira crise em um horizonte de tempo de sinalização de 24 meses, em comparação com os dois últimos episódios. Foram utilizadas três categorias de indicadores: conta corrente, conta de capital e setor financeiro nacional.
30	Adeyeye e Mígiro (2015)	Desenvolver um EWS que integra a análise de componentes principais com análise discriminante, logit e probit para determinar o estado de saúde dos bancos nigerianos.	Os resultados mostram que a análise discriminante, os modelos logit e probit são preditores credíveis do status financeiro de um banco, permitindo-se concluir que um EWS baseado em uma análise abrangente das operações financeiras de um banco concomitante com a adoção de análise discriminantes, logit e probit pode servir como um mecanismo de supervisão eficaz para manter um sistema bancário seguro e sadio.	Os resultados indicam variáveis-chave significativas para o desempenho de um banco incluem variáveis que medem rentabilidade, liquidez, risco de crédito e adequação de capital, pois suas estimativas de coeficientes apresentam significância estatística nos três modelos de maneira consistente.
31	Bucevska (2015)	Desenvolver um modelo econométrico para EWS para previsão de crises cambiais em países candidatos à União Europeia (Croácia, Macedônia e Turquia).	A taxa de crescimento real do PIB, a participação em programas de empréstimo do FMI, balanço de transações correntes, balanço fiscal, endividamento externo de curto prazo são os preditores mais comuns significativos de crises cambiais nos países candidatos a União Europeia.	Estimação de um modelo logit binomial em painel capaz de prever acuradamente episódios potenciais de crise cambial para três países candidatos à União Europeia.
32	Burra <i>et al.</i> (2015)	Apresentar o panorama sobre o buffer de capital contracíclico e uma discussão crítica sobre sua implementação.	São exploradas as consequências da introdução do buffer de capital contracíclico para os bancos sul-africanos, indentificando-se potenciais variáveis determinantes do risco sistêmico que podem ser utilizados como indicadores para um EWS para <i>distress</i> financeiro sistêmico eminente.	Tais indicadores podem ser utilizados para a tomada de decisões sobre a acumulação ou liberação do buffer de capital contracíclico.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
33	Calabrese e Giudici (2015)	Propor um modelo inovador para previsão de falências bancárias, com base em indicadores macroeconômicos e microenomicos específicos de bancos, aplicando um método de regressão para dados binários com base na teoria do valor extremo que aproveita melhor as informações na cauda da distribuição padrão.	A aplicação do método de regressão para dados binários com base na teoria do valor extremo mostra que, além dos fatores microeconômicos e de capital regulatório, os fatores macroeconômicos só são relevantes quando as insolvências são definidas não apenas por incumprimentos, mas também em termos de fusões e aquisições.	O modelo baseado na teoria do valor extremo supera os modelos clássicos de regressão logística em termos de precisão preditiva.
34	Canullo <i>et al.</i> (2015)	O objetivo do estudo é construir um indicador de alerta antecipado com base em um mecanismo acelerador financeiro de rede (network financial accelerator mechanism) em que o grau de alavancagem é uma escolha estratégica entre os agentes economicos. O mecanismo acelerador financeiro de rede (network financial accelerator mechanism) proposto por Delli Gatti, Gallegati, Greenwald, Russo e Stiglitz (2010) propõe que a análise das interações entre agentes heterogêneos de rede é crucial para a compreensão do impacto agregado do acelerador financeiro (mecanismo que amplifica um choque econômico pela piora das condições no mercado financeiro).	Os bancos e as empresas estão ligados por meio de múltiplas relações de crédito formadas por escolhas do nível de alavancagem individual e, segundo um algoritmo básico de aprendizagem por reforço (aprendizagem de máquina) utilizado no estudo, os agentes escolhem seu nível de alavancagem mais conveniente.	Utilização do mecanismo acelerador financeiro de rede como um indicador para um EWS.
35	Abad González e Gutiérrez López (2015)	Analisar o grau de solvência de cada instituição indicado pelos testes de stress realizados com base nas informações das demonstrações financeiras.	Os modelos que utilizaram o quociente capital sobre dívida como variável explicativa apresentaram um bom ajuste.	Utilização dos resultados de testes de estresse para definição da variável dependente em termos tanto do excedente quanto da deficiência de capital ou do capital do nível 1 (tier 1).
36	Gregory e Hambusch (2015)	Investigar como diversos fatores chave de risco afetam várias medidas de risco na indústria bancária dos EUA antes, durante e depois da crise financeira de 2008.	O quociente capital sobre ativos tem uma relação negativa com o risco do banco. A atividade de lobbying (conexões políticas para obter condições regulamentares favoráveis e outros benefícios) diminui o risco do banco nos anos sem crise, mas aumenta seu risco durante a crise. O valor de franchise do banco (ou charter value, definido como o valor de ganhos futuros esperados por um banco por seu acesso a mercados, sua reputação, economia de escala, informações sobre o mercado financeiro, que seria perdido em caso de encerramento de suas atividades) exibe uma relação positiva com o risco do banco em anos sem crise e negativa durante a crise.	O trabalho contribui com a discussão pela inclusão dos efeitos da atividade de lobbying no risco bancário antes, durante e depois da crise.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
37	Messai e Gallali (2015)	Explicar e prever uma situação de <i>distress</i> bancário por meio de EWS por meio dos métodos: análise discriminante, regressão logística e inteligência artificial. Comparar os três métodos e escolher o mais adequado para a previsão.	A principal conclusão deste estudo demonstra que o método de rede neural supera os outros modelos.	A comparação dos métodos pode ser útil para as autoridades.
38	Miller et al. (2015)	Avaliar se o uso sistemático de variáveis de mercado teria melhorado a capacidade de identificar quais holdings de bancos entraram em situação de <i>distress</i> do que quando se utiliza somente variáveis contábeis	Foi examinada a hipótese de se o uso de sinais de mercado, frequência de default esperado e os rendimentos de títulos subordinados e de debentures, teria melhorado a capacidade de previsão para <i>distress</i> em holdings bancárias. O sinal de frequência de default esperado identificou com acurácia os casos de <i>distress</i> de holdings bancárias, mas com pouco incremento no poder de previsibilidade em relação aos sinais de dados contábeis. Não foram encontradas evidências de que os retornos de títulos subordinados e debêntures sejam preditores significantes.	As evidências para justificar a utilização de sinais de mercado para previsão de <i>distress</i> bancário permanece fraca.
39	Minoiu et al. (2015)	Examinar se a capacidade de interligação na rede financeira global pode contribuir para a previsão de crises financeiras bancárias sistêmicas.	Um aumento da conexão dentro do próprio país e diminuições da conexão com seus vizinhos estão associados a uma alta probabilidade de crises bancárias.	os resultados sugerem que a interconexão financeira tem o potencial de sinal de alerta precoce, especialmente no período entre 2007 e 2010.
40	Oet et al. (2015)	Desenvolver um índice para estresse financeiro para os EUA.	O índice resultante facilita a decomposição do estresse para identificar rupturas em mercados específicos.	O desenvolvimento de um índice que melhora as informações de estresse, selecionando por meio de diversas medidas de ponderação de frequências sobre medidas de volatilidade.
41	Vermeulen et al. (2015)	Desenvolver um índice de estresse financeiro (FSI - Financial stress index) para 28 países membros da OECD e examinar sua relação com crises utilizando uma nova base de dados para crises financeiras.	O FSI desenvolvido está claramente relacionado a ocorrência de crises, mas há uma relação fraca entre o FSI e o início de uma crise, especialmente como o início de uma crise bancária. As autoridades devem estar cientes da utilidade limitada do FSI como um EWI.	Desenvolvimento de diversos indicadores de crises financeiras.
42	Zhen-Jia-Liu (2015)	Investigar falências bancárias na Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico, nos países do Tratado de Livre Comércio da América do Norte (NAFTA), na Associação de Nações do Sudeste Asiático, na União Europeia, em países recentemente industrializados, no G20 e no G8, com a utilização de indicadores financeiros para analisar e explorar a adequação de modelos preditivos.	Índices de capital, juros recebidos sobre despesas com juros, receitas excluindo juros sobre as despesas excluindo juros, rentabilidade sobre o patrimônio e provisões para prejuízos sobre empréstimos têm correlações significativamente negativas com falências bancárias e, por outro lado, índices de empréstimos, créditos de liquidação duvidosa e ativos fixos têm correlações significativamente positivas.	Comparação e avaliação de modelos para previsões de falências bancárias para diversas regiões econômicas do mundo.
43	Zigratova e Jakubik (2015)	Desenvolver uma estrutura de alerta antecipado para avaliar e prever eventos sistêmicos no curto prazo (6 trimestres) e no longo prazo (12 trimestres).	O estudo utilizou um painel geral de dados e um subpainel com dados regionais e aplicou posteriormente a República Tcheca, observando que o modelo regional obteve uma performance superior ao painel geral, suportando a noção de que um painel regional é mais homogêneo obtendo uma performance melhor do que um grande painel cross-country.	Comparação de um modelo para dois horizontes de tempo 18 meses e 36 meses e posterior aplicação do modelo para avaliação de um dos países.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
44	Alvarez-Jimenez (2014)	Apresentar o debate sobre os EWS, seu significado e os possíveis reflexos nas decisões de tribunais de arbitragem de direito internacional.	Foram apresentados as principais descrições sobre os EWSs, sua utilidade como ferramenta para elaboração de política econômica, e que, apesar das críticas, sua performance tem se mostrado superior a outras ferramentas de elaboração de política.	Os EWSs poderiam prover os tribunais com fundamentos mais sólidos para a determinação de eventos futuros de crises.
45	Amaral et al. (2014)	Verificar o desempenho do modelo logit espacial na construção de um EWS para estudar o efeito contágio entre sistemas bancários de diferentes países.	O modelo logit espacial permite que seja considerado os efeitos cruzados e de feedback de contágio em cascata resultante de um foco de crise que se inicia em um país ou sistema, portanto é a melhor metodologia para o estudo do contágio. Utilizou-se as exportações desagregadas por destino como proxy para a interação entre os bancos.	Os fenômenos de contágio são melhor apreendidos com o uso de um modelo logit espacial do que com o logit tradicional, pois captura de uma melhor maneira o relacionamento entre as unidades de análise e o contágio, que é crucial para a compreensão de crises bancárias sistêmicas, é um fenômeno resultante das conexões entre as instituições e da similaridade entre as estruturas bancárias.
46	Babecký et al. (2014)	Avaliar indicadores para crises bancárias, crises cambiais e crises da dívida pública.	O indicador mais consistente para crises bancárias é o aumento significativo do crédito privado nacional, sendo que aumentos das taxas de juros e juros dos títulos corporativos também devem ser monitorados. Para crises cambiais, são indicadores importantes também os aumentos do crédito privado nacional, aumentos dos juros e supervalorização da moeda nacional. Devido à baixa incidência de episódios de crises da dívida pública, ficou comprometida a avaliação de indicadores para amostra da pesquisa.	Observou-se que, em países desenvolvidos, as crises cambiais são geralmente precedidas por crises bancárias e crises da dívida pública e, essas duas últimas se apresentam significativa bidirecionalidade. As crises bancárias são mais persistentes com maior probabilidade de continuar após dois anos. As crises cambiais e de dívida pública são menores com grande probabilidade de terminar após um trimestre.
47	Betz et al. (2014)	Desenvolver um modelo EWS para predição de vulnerabilidades que possam encaminhar os bancos ao perigo ( <i>distress</i> ).	As vulnerabilidades específicas de cada banco complementadas com indicadores de desequilíbrios macroeconômicos e financeiros e indicadores de vulnerabilidades do setor bancário melhoram o desempenho do modelo.	Foram avaliados 5 modelos propostos pela literatura e foi realizada uma comparação com o modelo proposto que incluiu variáveis específicas de cada banco (CAMELS).
48	Borgy et al. (2014)	Investigar a possibilidade de detecção de booms nos preços dos ativos e de crises bancárias com a utilização de estratégias alternativas.	Foram encontradas evidências de que os booms nos preços de imóveis são mais propensos a se transformar em uma recessão ou desencadear uma crise bancária. As taxas de juros reais de longo prazo e o preço real das ações tendem a aumentar a probabilidade de um boom imobiliário, enquanto o PIB real tende a aumentar a probabilidade de um boom no preço de ações.	o indicador da diferença do crédito privado sobre o PIB de sua tendência (hiato do crédito/PIB) indicado pela literatura como referência-chave para as definições do buffer de capital contracíclico, não parece ser um indicador robusto para boom para preço de ativos e nem para crises bancárias.
49	Caggiano et al. (2014)	Estimar um EWS para prever crises bancárias sistêmicas em uma amostra de países de baixa renda da África Subsaariana.	Foram encontradas evidências de que as crises em países de baixa renda estão associadas com o baixo crescimento econômico, escassez de liquidez e ampliação de posições líquidas abertas de câmbio.	As crises bancárias nos países da África subsaariana é muito pouco estudada e sua relevância é proveniente da grande frequência destas crises e pelo fato de serem países de baixa renda. Uma segunda contribuição é metodológica e refere-se à utilização do modelo logit multinomial, que é utilizado no sentido de melhorar as estimativas do amplamente utilizado modelo logit binomial, tanto em termos dos acertos das crises, quanto em termos da diminuição do número de falsos alarmes.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
50	Catão e Milesi-Ferretti (2014)	Examinar os determinantes de uma crise externa, focando o papel dos passivos externos e sua composição.	Também concluiu-se que: (1) quebrar a dívida externa líquida em seus ativos brutos e suas correspondentes dívidas não adiciona poder explicativo para previsão de crises; (2) a conta corrente de um país é um poderoso preditor; (3) as reservas internacionais reduz a probabilidade de crise melhor que outros ativos no exterior; (4) um modelo probit parcimonioso contendo essas e outras variáveis tem um bom desempenho preditivo dentro e fora da amostra.	A taxa de passivos externos líquidos sobre o PIB é um preditor significativo para crise, devido à posição líquida em instrumentos de dívida.
51	Drehmann e Juselius (2014)	Avaliar variáveis para verificar sua utilização como indicadores de alerta antecipado.	Os autores buscam apresentar os requisitos importantes para um indicador de alerta antecipado e, com base nos requisitos da política macroprudencial, apresentam seus custos e benefícios.	O hiato do crédito sobre o PIB (desvio do crédito sobre PIB com relação à sua tendência) é um indicador importante para longo prazo e o DSR (Debt Service Ratio - razão do serviço da dívida), definido como a proporção entre o pagamentos de juros e as amortizações do principal, é um indicador importante para o curto prazo.
52	Dwyer e Tan (2014)	Verificar os indicadores de crises por meio do modelo BMA (Bayesian model averaging) e pelo LCM (Latent class model).	Com a utilização do BMA, foi demonstrado que praticamente não há indicadores empiricamente robustos e não há indicadores que individualmente sejam significantes para prever a incidência de crises. Mas com o LCM, o resultado é diferente, ou seja, diversos indicadores são úteis e robustos, como: crescimento do crédito bancário, inflação, o grau de regulamentação do mercado de crédito, o status de grande exportador de commodities e diversas outras variáveis financeiras e institucionais.	A dificuldade do emprego de modelos lineares para os propósitos de prever a incidência de crises.
53	Fushing <i>et al.</i> (2014)	Desenvolver métodos não paramétricos para descrever o modelo conjunto de arquitetura latente de redes interconectadas para descrever o processo de desacoplamento e, deste modo, prover um EWS de uma crise iminente.	Estudos anteriores que utilizam redes para caracterizar o sistema bancário utilizam uma única rede e suas características. O estudo apresenta uma estrutura em rede durante a fase estável e outra em uma fase instável imediatamente anterior a um colapso social. O encaminhamento para entrada numa crise parece ser caracterizada por um desacoplamento do nó principal da rede, com o surgimento de outras estruturas de rede.	A análise se refere a assimetria de informação, baseando-se nos pressupostos para caracterizar um sistema bancário: a informação local está disponível para todos os nós, mas a informação pode ser processada de maneira diferente por cada nó. As informações estão disponíveis numa fase estável e numa fase imediatamente anterior a um colapso da rede, ou seja, há características observáveis e quantificáveis numa fase pré-colapso da rede, o que seria equivalente a uma crise financeira na analogia entre uma sociedade de macacos em cativeiro e um sistema bancário.
54	Giese <i>et al.</i> (2014)	Avaliar a performance do gap da razão do crédito privado sobre o PIB como referência para a ancoragem do buffer de capital contracíclico sugerido pelo acordo da Basileia III	O gap da razão do crédito privado sobre o PIB funciona bem em fornecer um sinal de antecipação dos eventos de <i>distress</i> no sistema bancário do Reino Unido, mas que não há garantia de sucesso para eventos futuros.	Indicadores baseados no fluxo e no mercado podem complementar as decisões sobre a liberação do buffer de capital contracíclico. Indicadores de razões de crédito setoriais podem auxiliar a avaliação da qualidade de empréstimos. Indicadores relacionados com preços de imóveis foram particularmente importantes durante ciclos de créditos passados no Reino Unido. Indicadores relacionados com os balanços dos bancos, como o grau de alavancagem, razão entre empréstimos e depósitos, são necessários para compreender como o boom de crédito é financiado.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
55	Islami e Kurz-Kim (2014)	Desenvolver um indicador de estresse financeiro (FSI - financial stress indicator) para predição de crises com foco em sua relação com a economia real.	Construção de um indicador de estresse financeiro (FSI - financial stress indicator) para predição de crises e suas evolução sobre a economia real.	A literatura sobre indicadores de estresse ou estabilidade financeira apresenta como principal deficiência uma certa arbitrariedade na escolha de suas variáveis componentes e de seu método de construção. A permanência dessa arbitrariedade só pode ser justificada por conta do desempenho empírico desses indicadores. O desempenho do indicador do estudo supera todas suas variáveis que o compõem e outros indicadores financeiros.
56	Jin e Nadal De Simone (2014)	Propor uma nova estrutura que combina as probabilidades marginais de default estimadas por um modelo de risco de crédito estrutural com a metodologia de otimização de densidade multivariada de infomação consistente (CIMDO) e com o modelo de fator dinâmico generalizado (GDFM).	A estrutura desenvolvida no estudo fornece uma medida estrutural de alerta antecipado para o desenvolvimento de vulnerabilidades sistêmicas no setor bancário, medidas estimadas de risco de crédito sistêmico para o setor bancário, proporcionando uma robusta previsão fora da amostra.	A estrutura proposta mede risco de crédito sistêmico nas três maneiras categorizadas pelo Banco Central Europeu: (1) risco de crédito comum a todos os bancos; (2) risco de crédito no sistema bancário condicionado a <i>distress</i> em um banco específico ou uma combinação de bancos; (3) intensificação das vulnerabilidades no sistema bancário de maneira desordenada ao longo do tempo.
57	Kandrac (2014)	Modelar o estresse bancário e seus determinantes durante as crises financeiras, descrevendo uma estrutura previsão de um conceito mais amplo de estresse bancário.	Os bancos que enfrentaram a crise com mais capital de Nível 1, balanços mais líquidos e passivos relativamente estáveis passaram por menos estresse.	As descobertas do estudo apóiam as recomendações do acordo da Basileia III: aumentos na adequação de capital, liquidez e financiamento estável dos bancos.
58	Kauko (2014)	Apresentar uma ampla pesquisa bibliográfica sobre trabalhos empíricos que tratam de indicadores de alerta antecipado de crises bancárias.	A maioria das crises bancárias é precedida por um período de rápida expansão do crédito, que se manifesta de maneira anormal com rápido crescimento do estoque de empréstimos. Uma bolha de preço de ativos frequentemente emerge antes de uma crise e explode quando a má fase se aproxima. O preço de imóveis apresenta-se como um bom indicador em alguns estudos, mas carece de um aprofundamento das pesquisas.	O estudo apresenta a literatura sobre os EWS específicos para crises bancárias, apresentando um retrospecto dos principais modelos empíricos utilizados na literatura, mostrando que os estudos sobre EWS surgem em três ondas principais que seguem logo depois dos principais eventos de crises.
59	Kim e Kim (2014)	Examinar como os bancos ajustam seus portfólios de ativos de acordo com a percepção de risco em todo o mercado e impacto macroeconômico desse ajuste na economia e no sistema financeiro.	A metodologia apresentada no estudo pode complementarmente fornecer um diagnóstico amplo de risco sistêmico para uma melhor compreensão do relacionamento entre as instituições financeiras e dos mercados financeiros para o monitoramento da resiliência do sistema financeiro para a supervisão macroprudencial de estabilidade financeira.	Grande parte da literatura de risco sistêmico tem o foco nos indicadores baseados no mercado no lugar de prover um sinal de alerta antecipado para a instabilidade financeira. Mas os resultados confirmam que não somente as principais variáveis com base no mercado, mas também as variáveis sistêmicas defasadas podem auxiliar na medição da vulnerabilidade sistêmica de maneira precisa e adequada, com as informações das demonstrações financeiras.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
60	Knedlik (2014)	O painel de desequilíbrios macroeconômicos da Comissão Europeia é um EWS publicamente divulgado e que permite que as preferências dos políticos envolvidos sejam analisadas em relação aos dois potenciais erros de um EWS: não alertar sobre uma crise e emitir um alarme falso. O objetivo do estudo é fazer uma análise para EWS em geral, usando uma abordagem de sinais padrão e uma abordagem de otimização baseada em preferências, para definir limiares.	De modo geral, verificou-se que os limites do Painel de Avaliação da Comissão são bastante apertados, resultando em mais sinais de alarme, em comparação com um EWS neutro.	Com base em considerações de economia política, tal resultado seria esperado.
61	Li e Wang (2014)	Construir um EWS com indicadores financeiros e utilizando uma nova abordagem com DEA (data envelopment analysis) para verificar a capacidade de previsão do modelo.	No estudo empírico, envolvendo conjuntos de dados de companhias chinesas revelaram que as taxas de previsão são superiores a dos modelos existentes.	Foi proposta uma nova abordagem para verificação da acurácia de um modelo logit com o uso de indicadores de eficiência não-financeiros da DEA.
62	Ma e Chen (2014)	Construir um novo índice de desequilíbrio financeiro (FII - financial imbalance index) na perspectiva de ciclos financeiros endógenos com base nos fatos estilizados de crises financeiras e na acumulação de risco sistêmico e avaliar sua aplicação na análise macrofinanceira da China.	Os resultados revelam que o FII é um índice efetivo para detectar desequilíbrios financeiros nos ciclos econômicos da China e que também é mais preciso e desempenha melhor o papel de indicador de crise do que os indicadores convencionais.	A análise empírica demonstra que o FII pode ser utilizado como um indicador eficaz para medir o risco financeiro sistêmico, podendo fornecer aos decisores políticos e aos participantes do mercado uma informação útil para tomar as decisões apropriadas.
63	Maghyreh e Awartani (2014)	Desenvolver um EWS para <i>distress</i> bancário para os países do Conselho de Cooperação do Golfo, identificando um conjunto de principais indicadores de <i>distress</i> bancário para a previsão da probabilidade de falha de bancos nesses países.	Em concordância com estudos anteriores, a boa gestão reduz a probabilidade de <i>distress</i> , mas a concorrência e diversificação são ruins para a saúde dos bancos. O estrutura de propriedade e a exigência de capital foram pouco informativos. As variáveis bancárias específicas e outras variáveis do tipo CAMEL e os choques sistemáticos no ambiente financeiro e macroeconômico funcionaram de maneira significativa.	Utilização de um hazard model (modelo de sobrevivência) dinâmico que leva em conta a covariação em relação ao tempo.
64	Milne (2014)	Analisar o papel da distância para o default (distance to default) como uma medida da quantidade de desvios padrões os ativos de um banco estão distantes do default.	Diferenças transversais da distância para o default nos períodos antes da crise não indicaram nem quebra de banco e nem declínio do preço das ações, mas em meados de 2008, a distância para o default apresentou valor preditivo para a quebra no final do ano.	O estudo demonstra que a distância para o default para os 41 bancos da amostra teve uma performance pobre.
65	Moinescu e Costea (2014)	Desenvolver uma estrutura quantitativa para a supervisão baseada em risco de instituições financeiras não-bancárias (NFIs - non-banking financial institutions) em que o principal componente é representado por um EWS para insolvência para NFIs, que consiste em uma função de pontuação com uma escala de classificação anexado.	Os resultados econométricos sugerem que três variáveis fundamentais formam o perfil de risco de NFIs em inadimplência, a saber: ROA baixo ou negativo, elevado índice de inadimplência e uma parcela bastante reduzida de empréstimos no total de ativos.	O poder discriminatório do EWS foi confirmado pelos resultados do backtesting, uma vez que suas previsões captaram adequadamente a deterioração moderada do desempenho dos NFIs no terceiro trimestre em relação ao primeiro trimestre de 2013.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
66	Qin e Luo (2014)	Desenvolver um EWS para crises bancárias nos países do G20, com a inclusão de indicadores de abertura de capital.	O impacto da abertura de capital está relacionada com o nível de desenvolvimento econômico. O incremento da abertura diminui a probabilidade de crise para países de baixa renda. O incremento de abertura aumenta a probabilidade de crise para países de renda elevada. As crises bancárias são indiferentes a abertura no caso de países de renda média.	Desenvolvimento de um EWS para crises bancárias levando em conta a abertura de capital do país.
67	Sayek e Taskin (2014)	Verificar se os fatores que contribuem para prever uma crise alteraram-se no decorrer do tempo e entre os países.	O papel do crescimento real do PIB, da dinâmica do balanço de pagamentos corrente, o equilíbrio fiscal, o crédito ao setor privado e da dívida pública contribuem para a probabilidade de uma crise de maneira inalterada entre os países de alta renda, bem como entre os países de baixa renda e também no decorrer do tempo. Mas o papel desempenhado pela inflação, pelos juros globais varia de acordo com a renda do país e com o transcorrer do tempo.	os resultados apontam que os fatores governantes apresentam amplas semelhanças entre grupos de países, bem como ao longo do tempo.
68	Sevim <i>et al.</i> (2014)	Desenvolver um EWS para prever crises cambiais a partir de um conjunto de dados que abrange o período de janeiro de 1992 a dezembro de 2011 da economia turca com base em redes neurais artificiais (ANN - artificial neural networks), árvores de decisão e modelos de regressão logística.	Os modelos de redes neurais artificiais, árvores de decisão e modelos de regressão logística foram testados em casos turcos de crise, apresentando sinais claros nas previsões das crises de 1994 e 2001 em 12 meses antes. Considerando todos os três resultados do modelo de previsão, a economia da Turquia não deverá ter uma crise cambial ( <i>ceteris paribus</i> ) até o final de 2012.	O estudo apresenta singularidade no modelo de apoio à decisão desenvolvido que utiliza indicadores macroeconômicos básicos para prever as crises até um ano antes de que eles realmente ocorreram com uma taxa de precisão de aproximadamente 95%. Também classifica os principais fatores de crise monetária em relação à sua importância na previsão da crise.
69	Asanović (2013)	Criar um EWS para crises bancárias sistêmicas no Montenegro, utilizando uma combinação da abordagem por sinais e o modelo logit	Indicadores de expansão de crédito demonstraram seu papel dominante em EWS para crises bancárias sistêmicas em Montenegro.	Foram criados dois índices compostos com base nos indicadores com melhor performance. Ambos demonstraram performances muito boas.
70	Babečý <i>et al.</i> (2013)	Examinamos quais os indicadores mais úteis para explicar o custo das crises econômicas nos países da UE e da OCDE entre 1970 e 2010.	Os resultados sugerem que os preços domésticos da habitação, os preços das ações e o crescimento do crédito, e algumas variáveis globais, como o crédito privado, constituem importantes fontes de risco.	Para definir a variável dependente, combinou-se uma medida de custos para a economia, que consiste na perda de produção e de emprego e no déficit fiscal, com uma base de dados de ocorrência de crise projetada especificamente para essa tarefa. Levou-se em consideração a incerteza do modelo em duas etapas. Em primeiro lugar, para cada indicador de potencial em potencial, foi selecionado o horizonte de previsão relevante com base em vetores autorregressivos em painel. Em segundo lugar, foram identificados os indicadores principais mais úteis com a média do modelo bayesiano.
71	Chinazzi <i>et al.</i> (2013)	Como a compreensão da interconexão do mercado financeiro tem grande importância para explicação do risco sistêmico, da estabilidade e da dinâmica econômica, o estudo pretende explorar as características estatísticas da rede financeira internacional e estimar um estudo econométrico para examinar a capacidade dessas medidas baseadas em redes de explicar as diferenças da intensidade de crise entre países.	As crises causaram não somente a redução da quantidade de títulos negociados, mas também induziu mudanças na topologia da rede financeira internacional e na evolução temporal das suas propriedades estatísticas.	Foi demonstrado que ser um país fortemente interconectado reduz a severidade de uma crise, pois permite que choques adversos se dissipem mais rapidamente. Mas ser um país de nó central da rede pode fazer com que países não ricos sejam vulneráveis em tempos de crise.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
72	Duca e Peltonen (2013)	desenvolver uma estrutura para avaliar o risco sistêmico e para prever eventos sistêmicos.	As análises realizadas mostram que a combinação de indicadores domésticos e vulnerabilidades macro-financeiras globais aumenta substancialmente a habilidade de previsão de crises financeiras sistêmicas.	Contribui com a literatura na previsão de crises financeiras principalmente de duas maneiras: (1) utilizando um índice de estresse financeiro para identificação da data de início de uma crise financeira sistêmica; (2) utilizando modelos de escolha discreta que combinam variáveis domésticas e indicadores globais de vulnerabilidades macro-financeiras para a previsão de crises financeiras sistêmicas.
73	Jobst (2013)	Apresentar uma metodologia para exame da dependência caudal da volatilidade implícita das opções de ações como um indicador de alerta antecipado para o risco sistêmico do setor financeiro.	Os derivativos de ações contém informações valiosas para se realizar previsões. Os preços das ações podem ter melhores propriedades de alerta antecipado para crises do que os spreads dos CDS (Credit default swaps).	As medidas complementares de risco caudal conjunto de alta frequência são essenciais para para a mensuração robusta do risco sistêmico, possibilitando o aprimoramento dos mecanismos de alerta antecipado como parte de políticas de vigilância macroprudencial.
74	Karim et al. (2013)	Investigar se as exposições extrapatrimoniais (fora do balanço) são um fenômeno novo na crise do sub-prime ou se era comum a crises anteriores.	Observou-se que capital e liquidez formam defesas contra a crise, mas o déficit em conta corrente e seu crescimento são problemas. O crescimento dos preços dos imóveis poderia ser utilizado como um indicador de alerta antecipado para a crise do sub-prime. A regulamentação necessita monitorar o risco gerado pela inovação financeira.	As exposições extrapatrimoniais (off-balance-sheet) não aumentaram o risco antes de 2003, mas depois teve grande influência.
75	Khallouli e Nâbi (2013)	Desenvolver um EWS com base no mecanismo de terceira geração de crises financeiras usando o modelo de mudança de Markov e um novo índice de crise gêmea para a Turquia com dados mensais entre Fevereiro de 1992 e Dezembro de 2007.	O modelo apresentado captou as duas principais crises financeiras turcas de abril de 1994 e de novembro de 2000/fevereiro de 2001. O modelo revela que a vulnerabilidade financeira do sistema bancário turco é significativa para explicar o desencadeamento das duas crises financeiras.	Apresentou-se que a maior participação dos empréstimos ao setor público nos ativos dos bancos e o descasamento das taxas de juros têm a melhor capacidade de previsibilidade de crises gêmeas no horizonte de 1 mês.
76	Li et al. (2013)	construir um EWS para o <i>disstress</i> bancário chinês com a utilização de máquinas de vetores de suporte (SVM - support vector machines) na tentativa de sugerir um novo modelo com melhor poder explicatório e estabilidade.	Os resultados apontam que o modelo com máquinas de vetores de suporte (SVM) é eficiente para o risco sistêmico bancário da China, tanto para a perspectiva macroprudencial e microprudencial. Portanto o SVM é uma alternativa promissora na previsão de risco bancário sistêmico.	O modelo SVM obteve melhor performance do que os modelos de redes neurais, análise discriminante multivariada e logit tanto na amostra de treinamento, quanto na amostra de testes.
77	Oet et al. (2013)	Construir um EWS para estresse sistêmico com base em desequilíbrios institucionais.	Demonstração da existência de associação significativa entre desequilíbrios institucionais, a estrutura do sistema e estresse do mercado financeiro.	O EWS estimado adiciona uma série de características inovadoras. Utiliza um rico conjunto de dados de supervisão públicos e privados. Na construção do EWS, esclarece critérios para a definição do horizonte de tempo ótimo para as previsões.
78	Ponomarenko (2013)	Avaliar se EWS para boom/colapso de preços de ativos desenvolvidos para países avançados também são úteis para mercados emergentes.	Em países emergentes, em adição ao conjunto de variáveis, o EWS pode ser ampliado com indicadores de fluxo de capital. O crescimento do crédito e do investimento (tanto em taxas de crescimento, como em percentuais do PIB) foram indicadores particularmente relevantes para a previsão do ciclo de preços de ativos.	Verificou-se que com pouca ou nenhuma modificação os EWS para boom/colapso de preços de ativos estimados para países avançados são aplicáveis a países emergentes.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
79	Quax <i>et al.</i> (2013)	Foi introduzido o conceito de comprimento de dissipação de informações (IDL - information dissipation length) como uma medida da distância característica para o decaimento de informação no sistema, que pode ser utilizado para detectar o aparecimento de correlações de longo prazo no sistema que precede transições críticas. O IDL mede em que medida o estado de uma unidade influencia os estados de outras unidades.	O IDL foi utilizado como um indicador avançado de instabilidade global em sistemas dinâmicos e que foi aplicado para a série temporal dos swaps de taxas de juros (IRS - interest rate swaps) em USD e EUR. Verificou-se que em ambos os mercados o IDL aumenta progressivamente em direção à falência, sofrendo picos no momento da falência e diminuições logo depois.	O IDL proporciona um indicador de alerta antecipado, podendo tornar o sistema financeiro mais resiliente.
80	Squartini <i>et al.</i> (2013)	Realizar uma caracterização empírica da interação entre o estresse financeiro real e mudanças observadas na estrutura interbancária. Analisar se a topologia de uma rede interbancária sofre transformações estruturais quando uma crise se manifesta.	Os resultados indicam que novas pesquisas teóricas e empíricas são necessárias para a compreensão da economia de formação de rede. Uma política de regulamentação dos mercados interbancários de uma maneira a tratar os bancos em pares parece ser ineficaz pelo fato de que os padrões significativos encontrados serem trios.	Os resultados apresentados têm potencialmente fortes implicações para políticas de regulação bancária. Um uma imediata é que a visão popular de que os mercados interbancários reais consistem em uma estrutura centro-periferia bem definida e que os bancos podem ser binariamente classificadas como grande ou central e como pequeno ou periférico, é muito simples. Os resultados demonstram que a heterogeneidade observada de bancos não pode ser reduzida à dicotomia centro-periferia.
81	Zaghdoudi (2013)	Desenvolver um modelo preditivo de falências de bancos tunisianos, estabelecendo os indicadores microeconomicos com a contribuição do método de regressão logística binária.	O modelo logit desenvolvido obteve resultados satisfatórios onde as variáveis explicativas apresentaram os sinais esperados e os indicadores que melhor contribuíram para a capacidade de previsão de insolvência dos bancos tunisianos foram a queda da lucratividade e da capacidade do banco para pagar sua dívida.	A utilização de índices financeiros da tipologia CAMEL dos bancos tunisianos tiveram um forte poder preditivo na construção de um modelo de previsão de insolvência.
82	Boitan (2012)	Estimar um EWS para detectar a probabilidade de deterioração da qualidade da carteira de crédito do sistema bancário romeno em que as vulnerabilidades económicas e financeiras a nível regional serão associadas ao potencial de contágio entre mercados e países.	O índice de preços no consumidor provou ser a variável macroeconómica mais significativa para explicar os movimentos a curto prazo na qualidade dos activos das instituições de crédito romenas, enquanto dentre os indicadores bancários a relação entre o passivo interbancário e o activo total é uma boa variável preditora.	O início das crises bancárias é tradicionalmente associado a uma grande proporção de empréstimos em atraso nos ativos das instituições financeiras e o estudo construiu um EWS para avaliação da vulnerabilidade futura da carteira de crédito do sistema bancário romeno a partir de uma análise de um amplo conjunto de fatores micro e macroeconómicos.
83	Ari (2012)	Levantar os determinantes essenciais das crises financeiras na Turquia por meio de um modelo logit multivariado para estimar a capacidade preditiva de 16 indicadores economicos e financeiros em uma amostra do período entre janeiro de 1990 e dezembro de 2008.	Os resultados empíricos mostram que as crises turcas se devem principalmente a défices orçamentários excessivos, crescimentos elevados da oferta monetária, acentuados aumentos da dívida externa a curto prazo, risco crescente do sistema bancário e choques externos adversos.	O modelo funcionou muito bem na previsão das crises turcas, tanto na amostra quanto fora da amostra. O bom desempenho das previsões dos modelos mostra que uma abordagem de um único país deve ser considerada como uma importante opção para a construção de modelos EWS. As crises turcas se devem a uma combinação de diferentes desequilíbrios macroeconómicos (deficits orçamentários excessivos, crescimentos elevados de oferta monetária, sobreavaliações cambiais reais e crescimentos elevados da dívida externa de curto prazo), vulnerabilidades do setor bancário e choques externos.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
84	Auvray e Brossard (2012)	Realizar uma avaliação empírica das teorias que indicam que a concentração de propriedade melhora a qualidade do acompanhamento dos acionistas.	Em uma amostra de bancos europeus, que mostram que a capacidade de previsão do DD é satisfatória apenas quando participação dos bancos é caracterizada pela presença de blockholders (detentores de grandes quantidades de ações).	Foi construído um modelo de alerta antecipado de <i>distress</i> bancário que inclui um indicador importante derivado do preço das ações dos bancos, a distância para o default de Merton-KMV (DD). O significado deste indicador depende da eficácia do monitoramento de acionistas.
85	Bhattacharya e Roy (2012)	Apresentar um EWS para a previsão de fragilidade bancária na Índia.	Os principais indicadores que aumentam a probabilidade de fragilidade bancária na Índia são: a diminuição do produto real, aumento da taxa de inflação, aumento do spread entre a taxa de juros da política monetária do banco central e a taxa livre de risco de curto prazo, aumento na proporção da oferta monetária para as reservas cambiais, aumento da taxa real de câmbio acima de sua tendência e diminuição na proporção da balança comercial com relação ao PIB.	Foi utilizado o probit e os resultados indicam crescentes interligações crescentes de liberalização econômica no setor bancário. O comportamento dos principais indicadores foram checados por meio da abordagem por sinais. Foi realizada também uma avaliação para o horizonte de tempo das previsões, oferecendo um período de tempo razoável para que o governo possa iniciar uma ação de política preventiva visando o fortalecimento dos bancos.
86	Candelon <i>et al.</i> (2012)	Propor um modelo original e uma ferramenta unificada para avaliar EWSs para crises financeiras.	Foi utilizado um critério de otimização para determinação do ponto de corte que melhor discriminasse os momentos normais dos momentos de crise, minimizando simultaneamente os erros do tipo I e do tipo II.	A ferramenta apresenta como vantagens: é um método independente do modelo utilizado, podendo ser usado para avaliar previsões emitidas por diferentes EWS (logit, probit ou uma combinação de modelos); fornece vários critérios para avaliar a validade das previsões dos EWSs; pode ser aplicado a qualquer tipo de crise (cambial, bancária, dívida soberana, dentre outras); poder utilizada para avaliar previsões dentro e fora da amostra.
87	Chen e Chen (2012)	Comparar os indicadores para EWS para checar a acurácia do ritmo de saída das crises.	Constatou-se que os fatores de comércio exterior e as condições monetárias claramente desempenham um papel crucial ao afetar a probabilidade de duração dos episódios de crises cambiais e para a recorrências das crises.	As evidências sugerem que podem existir indicadores eficientes para os EWS que podem ser identificados dependendo do método aplicado ao andamento de saída da crise.
88	Eichler e Sobański (2012)	Levantar os determinantes da fragilidade do setor bancário na zona do euro.	Com o uso de uma estrutura em painel, foi identificado que o ambiente macroeconômico, a estrutura do setor bancário e a intensidade da regulamentação bancária têm efeito na fragilidade do setor bancário na zona do euro.	Foi criado um indicador de fragilidade do setor bancário com base no mercado de ações calculado para 8 países membros para o período entre 1999 e 2009 com o uso do modelo de Merton.
89	Frankel e Saravelos (2012)	Investigar se os principais indicadores podem explicar a incidência de crise, realizando a seleção das variáveis por uma extensa revisão de mais de 80 artigos da literatura sobre indicadores de alerta antecipado com o objetivo de verificar se os indicadores úteis para uma determinada rodada de crises é útil para a próxima crise.	As reservas dos bancos centrais e sobrevalorização da taxa de câmbio real foram os dois indicadores mais úteis para explicar a incidência de crises entre diferentes países e entre os diversos episódios do passado.	Uma extensiva revisão da literatura de EWS possibilitou encontrar uma série de variáveis que são consistentemente úteis para prever a incidência de crises financeiras ao longo do tempo, entre países e em pesquisas anteriores.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
90	Huang et al. (2012)	Estimar um EWS a partir da análise de bancos internacionais para previsões de falências	A razão entre patrimônio líquido sobre o valor dos ativos (ETA: equity to assets) e a razão das receitas de juros recebidos menos os juros dos custos de captação sobre as receitas (NIN) tem uma relação negativa com o <i>distress</i> financeiro.	Uma maior proporção de NIN mostra um volume estável de negociações financeiras, podendo evitar dificuldades financeiras. O ETA e o NIN foram os melhores indicadores para <i>distress</i> financeiro para os bancos da ASEAN (Associação das Nações do Sudeste Asiático) e da União Européia.
91	Kauko (2012)	Analisar a deterioração da qualidade do crédito bancário na crise financeira recente em uma amostra transversal nacional.	Os empréstimos bancários inadimplentes de 2009 foram analisados a partir de uma amostra de dados transversais nacionais e dados macroeconômicos. Observou-se que o crescimento do crédito sozinho parece não preceder uma deterioração da qualidade do crédito, mas quando combinado com o déficit em conta corrente do país tornou-se perigoso.	O rápido crescimento do crédito entre 2000 e 2005 foi um indicador para quantidade relativa de empréstimos inadimplentes quando combinado com o déficit em contas correntes do país.
92	Koyuncugil e Ozgulbas (2012)	Criar um EWS utilizando o data mining com base no algoritmo CHAID (Chi-square automatic interaction detector), algoritmo de árvore de decisão utilizado como método de data mining.	O data mining identificou: 31 perfis de risco, 15 indicadores de risco que afetam a detecção de <i>distress</i> financeiro e 2 sinais indicadores de alerta antecipado: lucros antes dos impostos sobre fundos próprios e retorno sobre as ações.	A construção de EWS com o uso com a utilização do data mining foram alcançadas condições para diminuição do risco de <i>distress</i> financeiro, pois as condições e os riscos possíveis foram identificados e quantificados. Foram desenvolvidos 4 caminhos de prevenção de risco e incremento da performance financeira.
93	Roy e Kemme (2012)	Examinar as similaridades dos períodos que antecedem as crises bancárias por meio de um EWS estimado com o modelo logit em painel com base em dois critérios para sua previsibilidade: (1) horizonte de tempo que antecede uma crise e (2) percentual de alertas emitidos de um total de alarmes para crises.	Um crise bancária pode ser provocada pelo colapso de uma bolha de ativos reais. Mesmo que tais bolhas estejam associadas a uma nova era e a um sistema financeiro mais desregulamentado, isso iria ocorrer mesmo na ausência de ondas sustentadas de entrada de capital, acumulação de dívida pública, políticas de taxas de juros baixas ou choques estruturais.	Bolhas de ativos e grandes crescimentos de crédito demonstraram as similaridades mais robustas. O crescimento da desigualdade de renda contribuiu para o crescimento recente da bolha. O ingresso de capital contribuiu para a formação da bolha imobiliária, mas não foi fator primordial.
94	L. Stein (2012)	Estimar modelos dinâmicos não-lineares de interação e otimização para mercados financeiros, para explicar a dinâmica do contágio e a vulnerabilidade do setor financeiro aos choques.	Foram comparados os modelos estocástico e o determinístico e em cada caso a taxa de dívida/patrimônio líquido e exigibilidades sobre rentabilidade sinalizaram dificuldades financeiras.	A utilização do Stochastic Optimal Control (SOC) revelou-se um modelo interessante e a estimativa de uma taxa de endividamento ótimo obteve um bom resultado na emissão de sinais antecipado de vulnerabilidade.
95	Davis et al. (2011)	Diversos estudos sobre previsão de crises bancárias utilizou amostras globais dominadas por observações de países de rendas médias. Mas as estruturas econômicas e financeiras, assim como o padrão de choques podem diferir substancialmente entre regiões. Estudo pretende testar se há diferença significativa em se utilizar os dados da América Latina e Ásia, separadamente e juntos em EWS.	A maioria das crises latino-americanas está ligada a empréstimos de bancos internacionais pelos governos, negligência da política monetária, inflação elevada, baixa exportação e consumo elevado. Já as crises asiáticas estão ligadas a junção de inflação baixa e déficits externos relativos a financiamentos dos bancos por bancos externos.	Os resultados sugerem acentuadamente diferentes indicadores de crise em todas as regiões, implicando que a utilização de amostras globais é inadequada.
96	Fridmuc e Šišs (2011)	Estimar um EWS para a crise bancária russa de 2008.	O patrimônio líquido, as receitas de juros líquidos, o retorno sobre o patrimônio líquido e as provisões para perdas em empréstimos foram identificados como indicadores com alto poder preditivo.	Revelou-se que desde 2006 e 2007 os indicadores do balanço contábil foram informativos para a detecção de possíveis insolvências.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
97	Lin e Wu (2011)	Construir um sistema de alerta para crises na indústria bancária com base na modelagem grey relational analysis (GRA).	Os resultados foram comparados com os resultados de modelos tradicionais como a regressão logística e redes neurais, levando ao resultado mais precisos para a modelagem por GRA.	O modelo GRA demonstrou ser capaz de administrar riscos financeiros por conta de sua taxa de acurácia para bancos em crise. É uma implicação significativa para o estabelecimento de EWS para crises financeiras.
98	Peresetsky et al. (2011)	Investigar a utilidade de modelos econométricos de probabilidade de default com base em dados disponíveis ao público extraídas dos balanços dos bancos para previsão de solvência futura de bancos russos, verificando se o agrupamento preliminar de bancos é importante para realizar previsões.	Foi utilizado um modelo que combina procedimentos de agrupamento com o modelo logit. Os indicadores lucro antes dos impostos e taxas de empréstimos vencidos aparecem como significativas para os modelos.	Concluiu-se que o agrupamento preliminar dos bancos melhora o poder preditivo dos modelos e que a incorporação de variáveis macroeconômicas é útil.
99	Stein (2011)	Verificar se a aplicação do Stochastic optimal control (SOC) é uma abordagem efetiva para implementar o monitoramento do mercado de serviços financeiros para identificar ameaças à estabilidade do sistema financeiro dos EUA.	A probabilidade de uma crise está diretamente relacionada com excessos do índice de endividamento. O endividamento em excesso mostrou que a partir de 2004 e 2005 a crise se tornou mais provável.	As autoridades podem utilizar o Stochastic optimal control (SOC) para implementar o monitoramento de ameaças à estabilidade do sistema financeiro.
100	Barrell et al. (2010)	Estimar EWS por meio de modelos logit para países da OCDE, buscando efeitos da adequação de capital, índices de liquidez e preços de propriedades.	O índice de liquidez, o índice de adequação de capital e os preços dos imóveis impactaram de maneira significativa a probabilidade de crises.	Os resultados demonstram a necessidade de altos níveis de capital e liquidez nos bancos. A contenção de rápidos crescimento dos preços dos imóveis pode mitigar futuras crises. Tendo em conta a dificuldade de usar a política monetária para conter crises, o uso de instrumentos macroprudenciais demonstra-se como uma alternativa importante.
101	Bhimani et al. (2010)	Estimar um modelo de default a partir da base de dados de empréstimos mantida no Banco Central de Portugal com variáveis como índices de análise de balanços e dados não contábeis.	Índices de cobertura financeira e de ativos, taxa de investimento, retorno sobre ações e sobre investimentos, variação na renda bruta e no capital de giro sobre ativos totais são relacionados negativamente com o default. A razão de juros sobre despesa bruta tem influência positiva significativa sobre o default.	Os indicadores significativos que influenciam o default pode ser utilizados como sinais de alerta antecipado para políticas de supervisão. As probabilidades de default podem ser utilizadas como indicadores de pressão sobre o setor corporativo.
102	Bunda e Ca'Zorzi (2010)	Distinguir entre episódios de crise no mercado financeiro os casos que se constituem fenômeno natural associado a um processo de desenvolvimento e inovação financeira e os casos que constituem um sinal preocupante.	Observou-se que um grande déficit em conta corrente, uma queda na competitividade de preços, o forte crescimento real e uma elevada razão entre a dívida pública e o PIB podem aumentar a probabilidade de que um grande crescimento do crédito e dos preços dos imóveis possam ser acompanhados por tensões nos mercados financeiros.	Foram identificadas as principais variáveis econômicas indicadoras de crises e que possibilitam distinguir os episódios "benignos" daqueles que demonstram pressões sobre a taxa de câmbio e mesmo uma crise bancária, permitindo que as autoridades possam avaliar se uma fase de crescimento poderia se transformar em uma fase "maligna".
103	Demyanyk e Hasan (2010)	Fornecer um resumo dos resultados empíricos obtidos em diversos artigos em economia e pesquisa operacional que tentam explicar, prever ou propor soluções para as crises financeiras ou defaults bancários, destacando as metodologias utilizadas nos mesmos.	Foram analisadas as circunstâncias econômicas e financeiras associadas à crise das hipotecas subprime dos EUA e da turbulência financeira mundial que levou a crises graves em muitos países.	Apresentou-se uma análise da situação financeira e econômica associada com a crise das hipotecas subprime nos EUA, juntamente com uma vasta revisão de técnicas utilizadas na literatura para previsão de falência de bancos. Sugere-se que as técnicas empregadas em pesquisa operacional são mais amplamente aplicadas em análises de crises financeiras.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
104	Giivenir e Çakar (2010)	Apresentar a extensão do VFC (Voting features based classifiers) o VFCC (voting features based classifier with feature construction) e sua aplicações para o problema de previsão de <i>distress</i> bancário.	Utilizando índices financeiros dos bancos turcos, o VFCC alcança um resultado mais preciso que outros algoritmos de classificação.	A VFC é desenvolvida para aprendizagem a partir de um conjunto de regras com base em uma única característica. O VFCC proposto constrói regras com base em diversas características.
105	Ioannidis et al. (2010)	Comparar diversas técnicas quantitativas para criar classificar os bancos.	Os grupos de classificação dos bancos foram: bancos muito fortes e fortes, bancos adequados e bancos com vulnerabilidades e problemas graves. Foram comparados modelos desenvolvidos com apenas variáveis financeiras com modelos que utilizavam informações do ambiente regulatório, desenvolvimento institucional e condições macroeconomicas, mostrando que modelos com apenas variáveis financeiras são pobres.	Os modelos desenvolvidos com auxílio de modelos de decisão de múltiplos critérios e redes neurais artificiais alcançaram uma precisão mais alta.
106	Wong et al. (2010)	Desenvolver um modelo pro-bit em painel para identificar os principais indicadores de <i>distress</i> bancário para os países da EMEAP (Executives' Meeting of East Asia Pacific Central Banks).	Fundamentos macroeconômicos, vulnerabilidades cambiais, risco de crédito de bancos e de empresas não-financeiras, hiato de preços dos ativos, crescimento de crédito e ocorrência de <i>distress</i> em outras economias são considerados indicadores importantes.	Os resultados sugerem que o setor bancário é mais capaz de resistir a choques atualmente do que em comparação ao período anterior à crise financeira asiática.
107	Yu et al. (2010)	Propor um paradigma de aprendizagem de redes neurais multiescala para prever eventos de crise financeira com a finalidade de alerta precoce.	Os resultados empíricos revelam que o paradigma de aprendizagem da rede neural multiescala proposto pode melhorar significativamente o desempenho de generalização quando comparado às redes neurais convencionais.	Foi utilizado o paradigma de aprendizagem de redes neurais multiescala com um algoritmo de Hilbert-EMD ( Empirical Mode Decomposition) aplicado à série histórica de taxas de câmbio que mostrou um desempenho interessante para a construção de EWS.
108	Dardac e Boitan (2009)	Realizar uma abordagem empírica a partir da combinação de análise de componentes principais com regressão logística binária com o objetivo de prever a probabilidade de deterioração da carteira de crédito para todo o sistema bancário romeno.	O primeiro componente que está relacionado a variáveis que expressam características do sistema bancário (adequação de capital, qualidade da carteira de crédito, exigibilidades interbancárias e liberalização da economia) é relevante estatisticamente e economicamente.	Os resultados obtidos recomendam a utilização da técnica utilizada para testar a influência simultânea de diversos indicadores sobre a variável dependente considerada.
109	Dardac e Moinescu (2009)	Nos dois primeiros estágios da turbulência financeira internacional, o sistema bancário romeno não foi diretamente atingido por seus efeitos de ondulação. O objetivo deste trabalho é avaliar o impacto potencial dos riscos induzidos pelo provável agravamento do ambiente econômico doméstico sobre a estabilidade do setor bancário romeno como resultado da terceira onda da crise financeira global.	A análise centra-se num modelo econométrico para a probabilidade de queda do rating das instituições de crédito. Os resultados obtidos a partir do modelo apontam que, em 2009, embora a maioria dos ativos do sistema bancário romeno esteja associada a uma pequena probabilidade de rebaixamento de rating, a dinâmica esperada para os ativos bancários não-performáticos se manteve em território positivo no final do período sob análise.	Ao final de 2010, as estimativas preparadas dentro de um cenário hipotético multifator a partir da economia romena em 2009, mostram que o desempenho das instituições de crédito pode se tornar ruim o suficiente de modo que aproximadamente 12 por cento dos activos do sistema bancário possam estar sujeitos a rebaixamentos de rating.
110	Eichler et al. (2009)	Desenvolver um indicador para o risco de crise de cambial usando spreads de preços entre American Depository Receipts (ADRs) e seus ativos subjacentes.	Com base em dados diários, foi analisado o impacto de vários fatores de risco relacionados às teorias de crise monetária padrão e constatou-se que os investidores de ADR percebem maior risco de crise cambial quando os preços das commodities de exportação caem, os spreads da dívida soberana aumentam ou quando as moedas de seus parceiros comerciais se depreciam.	os spreads de preços entre American Depository Receipts (ADRs) e seus ativos subjacentes parecem ser um indicador promissor para EWSs. Os spread dos ADRs refletem as expectativas de desvalorização dos investidores em ADR. Essa abordagem pertence às autoridades identificar o risco de crises cambiais antecipadamente e tomar as medidas necessárias para realinhar a taxa de câmbio.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
111	Zhao <i>et al.</i> (2009)	Comparar empiricamente o desempenho de dois conjuntos de classificadores para a previsão de falha de um banco: um construído com as variáveis contábeis brutas e o outro construído com índices financeiros.	Os resultados indicam que a construção de características guiada pelo conhecimento do domínio, melhora significativamente o desempenho do classificador e o grau de melhoria varia significativamente entre os métodos.	Foram utilizados quatro métodos populares de mineração de dados: regressão logística, árvore de decisão, rede-neural e k-nearest neighbor que foram avaliados com base no custo das classificações errôneas.
112	Davis e Karim (2008)	Avaliar a utilização do logit e a abordagem de extração de sinais em EWS para crises bancárias em um conjunto comum de dados.	Na construção de um EWS é importante considerar os objetivos das autoridades, estabelecendo os limites relacionados com o forte trade-off entre os alertas corretos de crises e os falsos alarmes.	Concluiu-se que o modelo logit é a abordagem mais adequada para o EWS global e extração de sinal para EWS específicos de cada país.
113	Ng <i>et al.</i> (2008)	Propor a utilização de um novo modelo fuzzy CMAC (cerebellar model articulation controller) baseado na regra de inferência denominada FCMAC-CRI (S), como uma nova abordagem para o problema usando a aprendizagem localizada, que é capaz de identificar os padrões inerentes de <i>distress</i> financeiro com base em indicadores derivadas de demonstrações financeiras publicamente disponibilizadas.	A utilização de uma nova abordagem para classificação de insolvência bancária e em EWS com resultados superiores faz com que sua utilização seja encorajadora.	O desempenho do modelo fuzzy de aprendizagem local FCMAC-CRI (S) é comparado com o modelo de risco proporcional de Cox e com a rede fuzzy Gen-SoFNN-CRI (S) de aprendizagem local na previsão de insolvências bancárias com base numa população de 3635 bancos americanos em mais de 21 anos, apresentando resultados e interpretações superiores.
114	Nguyen <i>et al.</i> (2008)	Construir um novo modelo neural fuzzy CMAC como uma alternativa para analisar a solvência de bancos, funcionando como um EWS capaz de identificar os traços inerentes de <i>distress</i> financeiro com base em indicadores financeiros provenientes de demonstrações financeiras publicamente disponibilizadas.	O desempenho da abordagem apresentada como base de classificação de insolvência de bancos e como EWS é muito encorajador.	Com base numa população de 3635 bancos americanos em mais de 21 anos, três conjuntos de experimentos são realizados: classificação de insolvência bancária com base no último balanço financeiro registrado e em um e 2 anos antes das últimas demonstrações financeiras disponíveis.
115	Demirgüç-Kunt e Detragiache (2005)	O estudo realiza uma revisão da literatura com foco em duas metodologias básicas adotadas nos estudos empíricos: a abordagem de extração de sinais e o modelo de probabilidade multivariada e sua aplicação no estudo dos determinantes de crises bancárias.	São revisados os estudos que utilizam modelos para EWS assim como os estudos sobre os efeitos econômicos das crises bancárias e das políticas para evitá-las.	O trabalho é concluído indentificando as direções para pesquisas futuras.
116	Byström (2004)	Estudar a avaliação do mercado sobre a probabilidade de crises bancárias sistêmicas em todo o mundo na década anterior, incluindo a crise asiática de 1997-1998. E investigar se há relação entre a probabilidade de insolvência e as características institucionais no setor bancário atual.	A qualidade da governança, o nível da legislação e ordem em um país são significativamente negativamente relacionados com as probabilidades de insolvência.	Verificou-se que a probabilidade de insolvência é sistematicamente alta in países que estão sofrendo algum tipo de crise bancária.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
117	Tung et al. (2004)	Propor a utilização de um novo modelo fuzzy Generic Self-organising Fuzzy Neural Network (GenSoFNN) baseado na compositional rule of inference (CRI), como uma alternativa para a previsão de insolvência bancária. A rede neural fuzzy GenSoFNN-CRI(S) funciona como um EWS capaz de identificar padrões inerentes de <i>distress</i> financeiro com base em informações das demonstrações financeiras divulgadas publicamente.	O desempenho da abordagem apresentada como base de classificação de insolvência de bancos e como EWS é muito encorajador.	Com base numa população de 3635 bancos americanos em mais de 21 anos, três conjuntos de experimentos são realizados: classificação de insolvência bancária com base no último balanço financeiro registrado e em um e 2 anos antes das últimas demonstrações financeiras disponíveis.
118	Gunther e Moore (2003)	Avaliar a relação das revisões adversas nos balanços financeiros com quedas nos ratings da supervisão quando comparadas com as informações originalmente reportadas nos balanços financeiros.	A relação entre os dados contábeis e os resultados dos exames de ratings é significativamente maior para os dados revisados do que com os dados apresentados no tempo corrente.	O estudo documenta as diferenças significativas entre os dados bancários apresentados no tempo normal e os dados revisados, destacando o papel da auditoria no exame dos bancos, proporcionando uma avaliação mais realista da acurácia dos modelos de alerta antecipado.
119	Montgomery (2003)	Aplicar a abordagem dos indicadores dos limites do estudo de Kaminsky e Reinhart (1999) para avaliar a probabilidade de ocorrência de uma crise bancária em Taiwan.	Setenta por cento dos indicadores macroeconômicos sinalizam uma crise bancária.	O percentual avaliado é próximo ao da Coreia no final de 1996 e é maior do que o do Japão pouco antes de sua crise bancária ter entrado em erupção no outono de 1997.
120	Burkart e Coudert (2002)	Identificar as características comuns das crises monetárias em 15 países emergentes, utilizando dados trimestrais do período entre 1980 e 1998.	Foi utilizada a análise discriminante de Fisher na construção de um EWS com o uso de variáveis dummies para controle de capital e contágio, bem como um indicador de problemas no setor bancário no conjunto de variáveis explicativas.	Utilizou-se uma abordagem equilibrada para lidar com o limite entre classificações corretas e falsos alarmes, produzindo uma relação de previsões corretas: quatro de cinco crises foram corretamente prevista e apenas uma entre cinco crises não foi prevista como crise.
121	Kaplan-Appio (2002)	Estimar o passivo contingente do governo tailandês para seu sistema bancário antes da crise financeira de 1997.	Os resultados revelam que o valor estimado da garantia governamental foi estatisticamente maior do que os valores que os bancos premium pagaram por essa garantia, sugerindo que as garantias funcionavam como um subsídio aos bancos tailandeses.	Os resultados sugerem que o valor estimado das garantias dos depósitos podem servir como um indicador de EWS.
122	Bongini et al. (2001)	A crise asiática de 1997-1999 é um caso interessante para estudar os determinantes do sofrimento e do fechamento das instituições financeiras. De uma amostra de 283 instituições financeiras da Indonésia, da Coreia, da Malásia, das Filipinas e da Tailândia, 120 sofreram <i>distress</i> e, em julho de 1999, 38 foram fechadas. Deste modo, o objetivo do estudo foi estimar um EWS para <i>distress</i> bancário.	Os dados financeiro do tipo CAMEL para 1996 ajudaram a prever o <i>distress</i> e o encerramento. Contudo, as ligações com grupos industriais e com famílias influentes aumentaram a probabilidade de <i>distress</i> , sugerindo que os supervisores agiram com uma tolerância seletiva com relação aos regulamentos prudenciais. Mas os processos foram de encerramento pareceram que foram transparentes. Também foram encontradas evidências de políticas "too big to fail".	O <i>distress</i> é identificado como uma das seguintes situações: (1) a instituição financeira foi fechada; (2) a instituição financeira foi fundida com outra instituição financeira; (3) a instituição financeira foi recapitalizada pelo Banco Central, pela Corporação de Seguros para Depósito, ou por uma agência especificamente criada para enfrentar a crise; e (4) as operações da instituição financeira foram suspensas temporariamente. O fechamento é um subconjunto de <i>distress</i> e inclui apenas as falências decretadas pela justiça.

Continua na página seguinte.

**Tabela B.1:** Resumos dos artigos da amostra da pesquisa.

N.	Autores	Objetivo do Artigo	Principal Conclusão	Principal Contribuição
123	Sarkar e Sriram (2001)	Demonstrar como os modelos probabilísticos podem ser úteis para fornecer alertas antecipados para insolvência de bancos.	Os modelos são capazes de realizar previsões precisas com a ajuda de dados históricos para estimar as probabilidades necessárias, podendo servir como um suporte para tomada de decisões para o processo de julgamento de um auditor.	Uma importante contribuição do estudo é a habilidade do modelo de realizar recomendações bem calibradas sobre a viabilidade financeira 3 anos antes da insolvência.
124	Salvatore (2000)	Examinar dois grandes problemas e uma complicação enfrentados pelo atual sistema monetário internacional. Os problemas são a incapacidade de se evitar crises financeiras internacionais e a possibilidade de grandes desajustes cambiais. A complicação é decorrente da criação do euro.	O estudo apresenta diversas considerações críticas sobre propostas consideradas na literatura sobre a mitigação de crises financeiras internacionais e sobre os desajustes cambiais. E por fim apresenta uma visão do sistema monetário internacional do futuro. Tal sistema internacional seria um sistema híbrido não muito diferente do existente, onde o ajustamento das balanças de pagamentos são conseguidos permitindo-se que os vários mecanismos de ajustamento disponíveis operem em diferentes graus dependendo do país e das circunstâncias específicas em que opera.	Para se evitar as crises financeiras internacionais e os desajustes cambiais e lidar com a questão da criação do euro são apresentadas algumas medidas e suas respectivas viabilidades, concluindo-se com uma visão de um futuro sistema monetário internacional plausível.



# Apêndice C

## Base de dados construída com os casos considerados como *distress*

**Tabela C.1:** Base de dados construída com os casos considerados como *distress*.

Item	Data	Banco	Situação
1	199407	BANCO HERCULES S.A.	Liquidação Extrajudicial
2	199407	BANCO GARAVELO S.A.	Liquidação Extrajudicial
3	199408	BRASBANCO BCO COM	Liquidação Extrajudicial
4	199410	BCO BANCORP S.A.	Liquidação Extrajudicial
5	199410	BCO ADOLPHO OLIVEIRA	Liquidação Extrajudicial
6	199410	BANCO DO ESTADO DO RIO DE JANEIRO S.A	RAET
7	199410	BCO HOLANDES UNIDO S.A.	incorporação/cisão
8	199410	BANCO ATLANTIS S.A.	Liquidação Extrajudicial
9	199410	BANCO SELLER S.A.	Liquidação Extrajudicial
10	199410	BANCO ASB S.A.	transformação Outro tipo de IF
11	199410	BANCO DO ESTADO DE SAO PAULO S.A	RAET
12	199411	BCO DES. ESTADO RN	Liquidação Extrajudicial
13	199412	BANCO DO ESTADO DO MATO GROSSO S.A.	RAET
14	199412	BANCO DO ESTADO DE RONDONIA S.A.	RAET
15	199412	BANCO OPEN S.A.	Liquidação Extrajudicial
16	199501	BCO COM BANCESA	Liquidação Extrajudicial
17	199502	BANCO ROSA S.A.	Liquidação Extrajudicial
18	199502	BCO SAO JORGE	Liquidação Extrajudicial
19	199503	BCO AGRIMISA S/A	Liquidação Extrajudicial
20	199504	BANCO BANERJ S.A. (EX-BANERJ DTVM S.A.)	RAET
21	199504	BCO INTERPACIFICO S.A.	incorporação/cisão
22	199506	BANCO MERCANTIL S.A.	Intervenção
23	199506	BANCO ECONÔMICO S.A.	Intervenção
24	199506	BANCO COMERCIAL DE SAO PAULO S.A.	Intervenção
25	199507	BIG SA-BCO IR.GUIM	Liquidação Extrajudicial
26	199509	BANCO NACIONAL S.A.	RAET
27	199509	BANCO NACIONAL DE INVESTIMENTOS S.A.	RAET
28	199511	BFC BANCO S.A.	Liquidação Extrajudicial
29	199511	BCO GNPP S/A	Liquidação Extrajudicial
30	199511	BCO INVESTCORP S/A	Liquidação Extrajudicial
31	199601	BCO VARIG S.A.	Cancelamento
32	199602	BANCO DRACMA S.A	Liquidação Extrajudicial
33	199602	BFI-BCO FIN.INTERN.	Liquidação Extrajudicial
34	199602	BCO UNITED S.A.	incorporação/cisão
35	199602	BCO COMERCIAL PARAGUAYO S.A.	Cancelamento
36	199603	BANCO BANORTE S.A.	Intervenção
37	199603	BCO CREDIPLAN S.A.	incorporação/cisão
38	199603	BCO TOKYO S.A.	incorporação/cisão
39	199605	BANCO UNIVERSAL S.A	Liquidação Extrajudicial
40	199606	BCO CINDAM S.A.	incorporação/cisão
41	199606	BANCO TOTAL S.A.	transformação Outro tipo de IF
42	199607	BANCO MARTINELLI S.A.	PROER
43	199611	BCO INTERUNION S.A.	Liquidação Extrajudicial
44	199701	BCO.DO PROGRESSO AS	Liquidação Extrajudicial
45	199701	BANCO VETOR S.A.	Liquidação Extrajudicial
46	199701	BANCO SHECK S.A.	Liquidação Extrajudicial
47	199701	BANCO BAMERINDUS DO BRASIL S.A.	Intervenção
48	199703	BCO DIGIBANCO S.A.	incorporação/cisão

Continua na próxima página

Item	Data	Banco	Situação
49	199704	BANFORT-BCO FORTALEZA	Liquidação Extrajudicial
50	199704	BCO EMPRESARIAL	Liquidação Extrajudicial
51	199704	BCO VEGA S/A	Liquidação Extrajudicial
52	199704	BCO D'EL REY DE INV S.A.	incorporação/cisão
53	199706	BCO EST.DE ALAGOAS	Liquidação Extrajudicial
54	199706	BCO NORCHEM S.A.	incorporação/cisão
55	199707	BCO CREDITO REAL MG S.A.	Privatizado
56	199707	BANCO INTERFINANCE S.A.	Liquidação Extrajudicial
57	199708	BCO EST.AMAPA	Liquidação Extrajudicial
58	199710	BANCO CRITERIUM S.A	transformação Outro tipo de IF
59	199711	BCO DIMENSAO S.A.	Cancelamento
60	199711	BCO GULFINVEST S.A.	Cancelamento
61	199711	BCO ITAMARATI S.A.	Cancelamento
62	199711	Banco Meridional do Brasil S.A.	Privatizado
63	199712	BCO IOCHPE S.A.	Cancelamento
64	199712	BANCO CRÉDITO METROPOLITANO S.A	transformação Outro tipo de IF
65	199712	BANCO BANCRED S.A	Liquidação Extrajudicial
66	199801	MILBANCO S.A.	Liquidação Extrajudicial
67	199801	BCO CAMBIAL S.A.	Cancelamento
68	199801	BCO APLICAP S/A	Liquidação Extrajudicial
69	199802	BCO INTER-ATLANTICO S.A.	Cancelamento
70	199804	BCO EST. RONDONIA	Cancelamento
71	199804	BCO BRASILEIRO COMERCIAL	Liquidação Extrajudicial
72	199804	BCO BMD S.A.	Liquidação Extrajudicial
73	199807	BCO MULTIPLIC S.A.	Cancelamento
74	199808	BANCO PONTUAL S.A.	Intervenção
75	199808	Banco do Estado de Minas Gerais S.A. – BEMGE	Privatizado
76	199809	BCO FITAL S.A.	Cancelamento
77	199810	Banco do Estado de Pernambuco S.A. – BANDEPE	Privatizado
78	199901	BCO HNF S.A.	Cancelamento
79	199901	BCO FRANCES URUGUAY S.A.	Cancelamento
80	199902	BCO MARKA S.A.	transformação Outro tipo de IF
81	199902	BCO DO EST. DE RR S.A.	Cancelamento
82	199902	BANCO CREFISUL S/A	Liquidação Extrajudicial
83	199904	Banco Exprinter Losan S/A	transformação Outro tipo de IF
84	199904	BCO SINTESE INVESTIMENTO S.A.	transformação em Instituição não financeira
85	199905	BCO BANEZ S.A.	Privatizado
86	199905	BCO DESTAK S.A.	Cancelamento
87	199905	BADESC- AG. DE FOMENTO DE SC	transformação em Instituição não financeira
88	199906	BCO DO EST. DO AC S.A.	Cancelamento
89	199906	BANCO PLANIBANC S.A.	transformação Outro tipo de IF
90	199906	BCO INTERPART S/A	Liquidação Extrajudicial
91	199907	BCO DESENV.EST.GOIAS AS	incorporação/cisão
92	199907	BCO TECNICORP S.A.	Cancelamento
93	199911	BCO FENICIA S.A.	Cancelamento
94	199911	BCO PATENTE S.A.	Cancelamento
95	199912	BCO REAL S.A.	incorporação/cisão
96	199912	BCO ITABANCO S.A.	incorporação/cisão
97	200003	BCO LAVRA SA	Liquidação Extrajudicial
98	200004	BCO SANTANDER CENTRAL HISPANO	Cancelamento
99	200004	BCO BPI INV S.A.	transformação em Instituição não financeira
100	200005	BCO EQUATORIAL S.A.	transformação em Instituição não financeira
101	200006	BCO.HEXABANCO AS	Liquidação Extrajudicial
102	200007	BCO MISASI INV S.A.	transformação em Instituição não financeira
103	200008	BCO PERFORMANCE DE INVEST S.A.	transformação em Instituição não financeira
104	200009	BCO MINAS S.A.	transformação em Instituição não financeira
105	200009	Banco do Estado do Paraná S.A. – BANESTADO	Privatizado
106	200010	Banco do Estado São Paulo S.A. – BANESPA	Privatizado
107	200011	BCO FONTE CINDAM S.A.	transformação em Instituição não financeira
108	200011	BCO MATRIX S.A.	transformação em Instituição não financeira
109	200011	BCO AXIAL SA	transformação em Instituição não financeira
110	200101	Banco Brasileiro Iraquiano S.A.	Liquidação Extrajudicial
111	200101	BCO INTERIOR DE S.P.	Liquidação Extrajudicial
112	200102	BANCO ARAUCARIA S.A.	Liquidação Extrajudicial
113	200102	BCR BCO CRED. REAL S.A.	incorporação/cisão
114	200106	CHASE FLEMING BI S.A.	incorporação/cisão
115	200107	DESENBHIA AG FOMENTO BAHIA SA	transformação em Instituição não financeira
116	200107	BCO SANTOS NEVES S/A	Liquidação Extrajudicial
117	200107	BCO SANTANDER DE NEGOCIOS S.A.	Cancelamento
118	200108	BCO FRANCES INTERNAC BRASIL SA	transformação em Instituição não financeira
119	200109	BCO INVESTOR INVEST	transformação em Instituição não financeira
120	200109	BCO ICATU S.A.	transformação em Instituição não financeira
121	200109	BCO BANDEIRANTES DE INVS S.A.	incorporação/cisão

Continua na próxima página

Item	Data	Banco	Situação
122	200110	PARAIBAN - BANCO DA PARAIBA SA	Privatizado
123	200111	BCO BEG S A Banco do Estado de Goiás	Privatizado
124	200111	HSBC REPUBLIC BANK BR.S/A B.M.	transformação em Instituição não financeira
125	200111	BCO TENDENCIA S.A.	transformação em Instituição não financeira
126	200111	Banco Regional Malcon S.A	transformação Outro tipo de IF
127	200112	BCO BEA S.A. Banco do Estado do Amazonas	Privatizado
128	200112	BCO EUROINVEST S.A.-EUROBANCO	transformação em Instituição não financeira
129	200201	Banco Theca de Investimento S.A.	transformação Outro tipo de IF
130	200203	BCO WACHOVIA S.A.	transformação em Instituição não financeira
131	200203	BANCO FINANSINOS S.A	transformação Outro tipo de IF
132	200205	BCO CIDADE S.A.	incorporação/cisão
133	200206	BCO NACOES S.A.	incorporação/cisão
134	200209	UBS PACTUAL CTVM	transformação Outro tipo de IF
135	200210	BCO ABB S.A.	transformação em Instituição não financeira
136	200210	Banco Ficrisa Axelrud S.A.	transformação Outro tipo de IF
137	200303	BANCO GENERAL MOTORS S.A	transformação em Instituição não financeira
138	200303	Banco Boreal de Investimento S.A.	transformação em Instituição não financeira
139	200304	BCO ROYAL DE INVESTIMENTO S.A.	Liquidação Extrajudicial
140	200401	BEM ? Banco do Estado do Maranhão S.A.	Privatizado
141	200403	Banco Sterling S.A.	transformação em Instituição não financeira
142	200407	BCO FINASA DE INV S.A.	incorporação/cisão
143	200408	BCO CREDITO REAL MG S.A.	incorporação/cisão
144	200409	BANCO SANTOS S.A.	Intervenção
145	200409	BCO ZOGBI S.A.	incorporação/cisão
146	200412	BANCO UNION BRASIL S.A	transformação em Instituição não financeira
147	200502	BANKAMERICA CIAL E PART. S.A.	transformação em Instituição não financeira
148	200505	BANCO OK DE INVESTIMENTOS S.A.	transformação em Instituição não financeira
149	200507	LLOYDS TSB BANK PLC	Liquidação Extrajudicial
150	200511	BANCO PEBB S.A	transformação em Instituição não financeira
151	200610	BCO BEC S.A.	incorporação/cisão
152	200610	Unibanco Asset Management – Banco de Investimento S.A.	transformação em Instituição não financeira
153	200610	BCO MERCANTIL DE SP	incorporação/cisão
154	200703	DRESDNER LATEINAMERIKA AG	transformação em Instituição não financeira
155	200707	BCO SUDAMERIS BRASIL S/A	incorporação/cisão
156	200808	BCO DO EST. DE SC S.A.	incorporação/cisão
157	200809	BANKBOSTON	incorporação/cisão
158	200810	BCO DO EST. DO PI S.A.	incorporação/cisão
159	200901	BANCO ÚNICO	incorporação/cisão
160	200903	BCO ABN AMRO REAL S.A.	incorporação/cisão
161	200903	BCO BANESTADO S.A.	incorporação/cisão
162	200910	BCO NOSSA CAIXA S.A.	incorporação/cisão
163	201001	Banco Gerdau S.A.	transformação em Instituição não financeira
164	201011	Banco de Investimento Tendência S.A.	transformação em Instituição não financeira
165	201102	BANCO MORADA S.A	Intervenção
166	201110	Banco Credibel S.A.	transformação em Instituição não financeira
167	201204	BANCO CRUZEIRO DO SUL S.A.	RAET
168	201204	Banco Porto Seguro S.A.	transformação em Instituição não financeira
169	201208	BANCO BVA S.A.	Intervenção
170	201208	BCO PROSPER S.A.	Liquidação Extrajudicial
171	201302	GERAÇÃO FUTURO PARTICIPAÇÕES	incorporação/cisão
172	201303	BANCO BRASCAN S.A	transformação Outro tipo de IF
173	201307	BANCO SIMPLES S.A.	Liquidação Extrajudicial
174	201307	BCO RURAL DE INVESTIMENTO S.A.	Liquidação Extrajudicial
175	201307	BANCO MAIS	Liquidação Extrajudicial
176	201307	BCO RURAL S.A.	Liquidação Extrajudicial
177	201406	UNIBANCO-UNIAO BCOS BRAS S.A.	incorporação/cisão
178	201507	BCO BRJ S.A.	Liquidação Extrajudicial
179	201511	BANCO AZTECA DO BRASIL S.A.	Liquidação Extrajudicial



# Apêndice D

## Rotações dos 12 componentes principais selecionados para a regressão logística

Tabela D.1: Rotações dos 12 componetes principais selecionados.

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12
c_TAE	0.01	-0.00	0.02	0.15	-0.20	0.45	-0.00	0.03	-0.01	0.00	-0.01	0.02
c_imobiliz	0.01	-0.00	0.01	0.18	-0.24	0.50	-0.00	0.08	0.04	-0.02	0.03	-0.06
c_logTA	-0.09	0.03	0.02	0.02	-0.06	0.05	0.05	0.08	-0.28	0.17	-0.36	0.43
a_provsAT	0.05	-0.00	0.06	0.02	0.30	0.16	0.10	0.03	-0.50	-0.03	-0.00	-0.25
a_emprestimosSbTA	-0.03	0.01	0.04	0.01	-0.33	-0.22	-0.08	0.26	0.06	0.27	-0.29	-0.28
a_TPI	0.03	0.00	0.06	0.03	0.16	0.07	0.07	0.12	-0.55	0.06	-0.11	-0.42
a_D_aux_emprestimos	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	0.01	0.01	-0.00	-0.01	0.01	-0.01	0.01	-0.03
m_impactoAdmSbRO	0.00	0.00	0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	-0.00	0.02	-0.01	0.00	-0.05
m_despOperSbRT	-0.00	0.00	-0.00	-0.01	-0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	-0.00	0.02	0.01
e_ROA	0.01	0.00	-0.00	-0.14	0.25	0.12	0.10	0.57	0.19	0.00	0.05	0.08
e_ROE	0.00	0.00	-0.00	-0.08	0.17	-0.13	0.05	0.18	-0.08	0.01	-0.03	0.04
e_OROA	0.01	0.00	-0.01	-0.14	0.25	0.12	0.10	0.57	0.19	0.01	0.05	0.08
l_liquidSbAT	-0.01	-0.00	-0.06	-0.04	0.34	0.21	0.07	-0.24	-0.11	-0.27	0.30	0.26
l_liquidSbCaptacao	-0.00	0.00	-0.00	-0.01	0.05	0.03	0.01	0.01	0.05	-0.03	0.05	0.00
l_depAT	-0.01	0.02	0.05	0.03	-0.38	-0.20	0.04	0.23	-0.31	-0.25	0.26	0.16
l_depExig	-0.00	0.02	0.06	0.01	-0.34	-0.20	0.04	0.24	-0.24	-0.30	0.36	0.10
s_expMoEs	-0.05	0.01	0.00	-0.00	-0.00	0.06	-0.03	0.02	-0.27	0.18	-0.34	0.53
s_expJur	-0.01	0.00	-0.01	-0.17	0.25	-0.49	-0.00	-0.07	-0.04	0.01	-0.02	0.06
ban_depos_TA	0.15	0.06	-0.03	-0.14	-0.10	0.00	0.48	-0.08	0.05	-0.10	-0.13	-0.01
ban_depos_PIB	-0.24	0.10	0.09	-0.09	-0.04	0.02	0.25	-0.05	0.06	-0.15	-0.11	-0.00
ban_cred_PIB	-0.25	0.06	0.22	0.01	0.05	0.01	-0.16	0.01	0.02	-0.06	-0.01	0.00
ban_TA_PIB	-0.29	0.05	0.10	0.00	0.03	0.01	-0.12	0.01	0.01	-0.05	0.00	0.01
ban_emprest_Depos	0.21	0.06	0.03	-0.30	-0.07	0.07	-0.07	-0.04	-0.02	-0.03	-0.04	-0.04
ban_PProvDD	0.11	-0.11	-0.14	0.40	0.09	-0.10	0.05	0.06	0.03	-0.05	-0.02	0.04
ban_HHI_CRED	-0.18	0.04	0.17	0.23	0.11	-0.04	-0.23	0.05	0.01	0.06	0.10	0.02
ban_hiatoCredSbPIB	-0.02	-0.06	0.14	-0.06	0.01	0.02	-0.05	-0.02	0.09	-0.37	-0.25	0.10
ban_D_TLiquidBan	0.05	0.31	-0.06	0.04	0.01	-0.00	-0.04	0.01	0.02	-0.12	-0.09	0.00
macro_M2_R	0.23	-0.02	-0.04	0.01	-0.03	-0.03	0.13	-0.01	0.03	-0.04	-0.07	0.03
macro_SELIC	0.25	0.02	0.24	-0.07	0.00	0.01	-0.11	-0.01	-0.00	0.00	-0.00	0.03
macro_JGUSA	0.26	-0.05	0.04	0.15	0.01	-0.05	0.14	0.00	0.04	0.03	-0.03	0.03
macro_IPCA	0.12	0.05	0.22	-0.25	-0.02	0.07	-0.23	-0.03	-0.02	-0.01	0.02	0.03
macro_DI	0.25	0.02	0.24	-0.07	-0.00	0.02	-0.11	-0.01	-0.00	0.01	-0.00	0.03
macro_TJurosPF	0.26	0.00	0.23	-0.03	0.01	0.00	-0.07	-0.01	0.00	0.03	0.02	0.03
macro_D_M1	0.07	0.29	-0.06	0.02	0.02	-0.00	-0.07	0.03	-0.00	-0.08	-0.05	-0.09
macro_D_M2	0.06	0.38	-0.09	0.02	0.01	0.00	-0.04	0.01	-0.00	-0.01	-0.01	-0.01
macro_D_M3	0.06	0.38	-0.08	0.05	0.02	-0.01	-0.05	0.01	0.00	-0.01	-0.00	0.00
macro_D_SOPCREDITOTAL_usd	0.04	0.37	-0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.02	0.01
macro_dolar	-0.14	-0.06	-0.25	-0.17	-0.02	0.06	-0.34	0.03	-0.07	0.02	0.06	0.02
macro_D_DOLAR	-0.03	-0.37	0.11	-0.08	-0.02	0.01	0.04	-0.00	-0.00	-0.04	-0.03	-0.03
macro_export_PIB	-0.10	0.01	-0.30	-0.33	-0.10	0.08	-0.03	-0.01	-0.08	0.05	0.03	-0.07
macro_import_PIB	-0.15	-0.07	-0.19	-0.25	-0.07	0.07	-0.07	0.00	-0.05	-0.06	-0.05	-0.09
macro_D_RESERVASINT	-0.00	0.06	-0.02	-0.03	-0.02	0.01	0.10	-0.03	0.01	0.12	0.08	0.12
macro_D_TermosTroca	0.01	0.05	0.01	-0.07	-0.02	0.02	0.06	-0.04	-0.04	0.39	0.29	0.05
macro_hp_DOLAR	-0.13	-0.10	-0.27	0.29	0.04	-0.07	0.10	0.04	0.01	-0.08	-0.06	0.02
macro_RESINTSBIMPORT	-0.29	0.07	0.12	0.01	0.03	0.01	-0.10	0.01	-0.00	0.03	0.05	-0.02
macro_desemp	0.18	-0.10	-0.30	0.07	0.01	-0.02	-0.12	0.04	-0.04	0.06	0.05	0.05
macro_D_PIB_USD	0.02	0.09	-0.01	-0.03	-0.03	0.01	0.13	-0.06	-0.03	0.44	0.32	0.12
macro_custoCons	0.06	0.01	0.02	-0.21	-0.05	0.06	-0.09	-0.02	-0.03	-0.11	-0.06	0.08
macro_JCC	-0.17	0.11	0.06	-0.16	-0.08	0.02	0.40	-0.08	0.03	-0.02	-0.04	-0.07
macro_imBovespa	-0.18	0.16	0.20	-0.03	0.00	0.01	0.15	-0.04	0.03	0.06	0.04	-0.05
macro_D_IMBOVESPA	0.03	0.12	-0.06	0.04	0.03	-0.01	-0.11	0.04	0.01	-0.18	-0.12	-0.07
macro_divExter_R	0.27	-0.09	-0.13	-0.09	-0.03	0.02	-0.11	0.00	-0.02	-0.03	-0.02	0.01
macro_div_PIB	-0.05	-0.02	-0.39	-0.15	-0.06	0.03	0.01	0.01	-0.03	-0.05	-0.04	-0.01
macro_D_DLSP	0.05	0.32	-0.10	0.15	0.05	-0.03	-0.10	0.03	0.01	-0.07	-0.05	0.03



# Apêndice E

## Script do R para cálculo dos indicadores e variáveis usados no estudo

```
1 library(sqldf)
2 library(lubridate)
3
4 # aci recebe os dados do painel f com todas as variáveis brutas das
5 # contas dos balancetes e das séries econômicas
6 # f foi montado previamente com os dados de todas as contas
7 # dos balancetes de todos os bancos
8 # no período de julho/1994 até novembro/2016
9 # as contas seguem o COSIF
10 # f também inclui as séries macoeconômicas brutas
11 aci = f
12
13 # as colunas numeradas de aci são os números de contas do COSIF
14
15 # variáveis a serem usadas previamente
16 #####
17
18 # non performing loan
19 # volume de crédito em inadimplência = acima 90 dias
20 # dados disponíveis a partir de mar/2000 = res 2682/99
21 NPL = aci$'31600008'+aci$'31700001'+aci$'31800004'+aci$'31900007'
22
23 # operações de crédito = credit operations
24 COP = aci$'16000001'
25
26 # operações de leasing = leasing operations = LOP
27 LOP = aci$'17000000'
28
29 # outros créditos = another credits = ACR
30 ACR = aci$'18000009'
31
32 # total das operações de crédito = total credit operations = TOC
33 TCO = COP+LOP+ACR
34
35 # perdas nos empréstimos = loan losses = LL = categoria H (a partir de mar
    /2000)
36 #dados disponíveis a partir de mar/2000 = res 2682/99
37 LL= aci$'31900007'
38
39 #loan loss provision
40 #provisão para devedores duvidosos
```

```

41 LLP=aci$`16900008`+aci$`17900007`+aci$`18900006`
42
43 #####
44 # CAMELS
45 #####
46 camels = NULL
47
48 # cria camels como matriz inicialmente
49
50 #camels=matrix[nrow(aci),2]
51 camels=matrix(ncol=2,nrow=nrow(aci))
52
53 #transforma camels em dataframe
54 camels=data.frame(camels)
55
56 #View(camel)
57
58 #camel recebe as duas primeiras colunas a partir de aci
59 names(camels)[1]="DATA"
60 names(camels)[2]="CNPJ"
61 camels$DATA = aci$DATA
62 camels$CNPJ = aci$CNPJ
63
64 camels$ANO=substr(camels$DATA,1,4)
65 camels$MES=substr(camels$DATA,5,6)
66
67 #####
68 # CAPITAL ADEQUACY = ADEQUAÇÃO DE CAPITAL
69 #####
70
71 # INDEPENDÊNCIA FINANCEIRA = PL/AT
72 # patrimônio líquido sobre total de ativos
73
74 camels$c_independFinanc = (aci$`60000002`+ aci$`70000009`+aci$`80000006`)/
      (aci$`10000007`+aci$`20000004`)
75
76 #nn
77 camels$c_TA = (aci$`10000007`+aci$`20000004`)/f$macro_dolar
78 camels$c_logTA = log((aci$`10000007`+aci$`20000004`)/f$macro_dolar)
79
80 # ALAVANCAGEM = (Captação total - carteira de terceiros)/PL
81 # alavancagem = ativo/PL
82 camels$c_alavancagem = (aci$`10000007`+aci$`20000004`)/(aci$`60000002`+
      aci$`70000009`+aci$`80000006`)
83
84 # IMOBILIZAÇÃO DO CAPITAL = PERMANENTE/AT
85 # imobilização = (ativo permanente - imobilizado de arrendamento) / PL
86
87 camels$c_imobiliz = (aci$`20000004`-aci$`23000001`)/(aci$`60000002`+ aci$
      `70000009`+aci$`80000006`)
88
89 # CAPITAL DE GIRO = (PL-PERMANENTE)/PL
90 camels$c_capitalGiro = ((aci$`60000002`+ aci$`70000009`+aci$`80000006`)-
      aci$`20000004`)/(aci$`60000002`+ aci$`70000009`+aci$`80000006`)
91
92 # captações totais/PL
93
94 camels$c_captTotal = (aci$`40000008`+aci$`50000005`-aci$`45000003`)/(aci$
      `60000002`+ aci$`70000009`+aci$`80000006`)

```

```

95
96 # segmento do total de ativos
97 # camels$c_segmentoDosAtivos = (aci$'10000007'+aci$'20000004')/aci$TABan
98
99 # Tamanho = Log(ativos totais)
100 Tamanho = log(aci$'10000007'+aci$'20000004')
101
102 #nn
103 camels$aux_TA = (aci$'10000007'+aci$'20000004')/f$macro_dolar
104 camels$c_logTA = log((aci$'10000007'+aci$'20000004')/f$macro_dolar)
105
106 #####
107 # ASSET QUALITY = QUALIDADE DOS ATIVOS
108 #####
109
110 # PROVISIONAMENTO = provisão para devedores duvidosos/(PL+provisão para DD
    )
111 # Bongini2001
112
113 camels$a_provisionam = (aci$'16900008'+aci$'17900007'+aci$'18900006')/((
    aci$'60000002'+ aci$'70000009'+aci$'80000006')+(aci$'16900008'+aci$
    '17900007'+aci$'18900006'))
114
115 # PROVISÃO sobre ativos
116
117 camels$a_provsAT = (aci$'16900008'+aci$'17900007'+aci$'18900006')/(aci$
    '10000007'+aci$'20000004')
118
119 # total de empréstimos / total de ativos
120
121 camels$a_emprestimosSbTA = (aci$'16000001'+aci$'17000000'+aci$'18000009')/
    (aci$'10000007'+aci$'20000004')
122
123 # índice total de aprovisionamento = total provisioning index = TPI/total
    das operações de crédito=TCO
124 camels$a_TPI = LLP/TCO
125
126 # taxa de inadimplência
127 camels$a_inadimplencia = NPL/TCO
128
129 #nn
130 camels$aux_emprestimos = (aci$'16000001'+aci$'17000000'+aci$'18000009')/f$
    macro_dolar
131
132 #####
133 # MANAGEMENT = CAPACIDADE GERENCIAL
134 #####
135
136 # custo administrativo = despesas administrativas / captação total
137 camels$m_custoAdmSbCaptTot = aci$'81700006'/(aci$'40000008'+aci$
    '50000005'-aci$'45000003')
138
139 # impacto administrativo = despesas administrativas / rentabilidade
    operacional
140
141 camels$m_impactoAdmSbRO = aci$'81700006'/(aci$'71000008'+aci$'81000005')
142
143 # despesas operacionais = despesas operacionais / receitas totais (
    bongini2010)

```

```

144
145 camels$m_despOperSbRT = aci$`81000005`/(aci$`71000008`+aci$`73000006`)
146
147 #####
148 # EARNINGS = RESULTADOS
149 #####
150
151 # Rentabilidade do ativo = return on assets
152 camels$e_ROA = (aci$`71000008`+aci$`73000006`+aci$`81000005`+aci$
      `83000003`)/(aci$`10000007`+aci$`20000004`)
153
154 # Rentabilidade do patrimônio líquido = return on equity
155 camels$e_ROE = (aci$`71000008`+aci$`73000006`+aci$`81000005`+aci$
      `83000003`)/(aci$`60000002`+aci$`70000009`+aci$`80000006`)
156
157 # Rentabilidade operacional do ativo = operational return on assets
158 camels$e_OROA = (aci$`71000008`+aci$`81000005`)/(aci$`10000007`+aci$
      `20000004`)
159
160 # Rentabilidade do patrimônio líquido = operational return on equity
161 camels$e_OROE = (aci$`71000008`+aci$`81000005`)/(aci$`60000002`+aci$
      `70000009`+aci$`80000006`)
162
163 #nn
164 camels$aux_Ret = (aci$`71000008`+aci$`73000006`+aci$`81000005`+aci$
      `83000003`)/f$macro_dolar
165
166 camels$aux_OpRet = (aci$`71000008`+aci$`81000005`)/f$macro_dolar
167
168 #####
169 # LIQUIDITY = LIQUIDEZ
170 #####
171
172 # Depósitos sobre captação = Depósitos / captação (Betz2014)
173
174 camels$l1_DepositSbCaptacao = aci$`41000007`/(aci$`40000008`+aci$
      `50000005`-aci$`45000003`)
175
176 # ativos líquidos sobre total de ativos
177 camels$l1_liquidSbAT = (aci$`11000006`+aci$`12000005`+aci$`13000004`)/(aci$
      `10000007`+aci$`20000004`)
178
179 # ativos líquidos sobre captação
180 camels$l1_liquidSbCaptacao = (aci$`11000006`+aci$`12000005`+aci$`13000004`
      )/(aci$`40000008`+aci$`50000005`-aci$`45000003`)
181
182 # total de depósitos / total de ativos (Messai2013)
183
184 camels$l1_depAT = aci$`41000007`/(aci$`10000007`+aci$`20000004`)
185
186 # total de depósitos / total de exigibilidades
187
188 camels$l1_depExig = aci$`41000007`/(aci$`40000008`-aci$`45000003`)
189
190 # segmento do total de liquidez
191
192 camels$l1_segmentoDeLiquidez = (aci$`11000006`+aci$`12000005`+aci$
      `13000004`)/(aci$TLiquidBan)
193

```

```

194 #nn
195 camels$aux_depos = aci$'41000007'/f$macro_dolar
196 camels$aux_Capita = (aci$'40000008'+aci$'50000005'-aci$'45000003')/f$macro
    _dolar
197 camels$aux_liquid = (aci$'11000006'+aci$'12000005'+aci$'13000004')/f$macro
    _dolar
198
199 #####
200 # SENSITIVITY TO MARKET RISK = SENBIBILIDADE AO RISCO DE MERCADO
201 #####
202
203 # Exposição líquida em moeda estrangeira = (posições ativas em M.E -
    posições passivas em M.E.) / PL
204 #
205 # posições ativas em Moeda estrangeira:
206 # 1150000-1 Disponibilidades em Moedas Estrangeiras
207 # 1260000-3 Aplicações em Moedas Estrangeiras
208 # 1820000-5 Carteira de Cambio
209 # -----
210 # posições passivas em moeda estrangeira:
211 # 4180000-1 Depósitos em Moedas Estrangeiras
212 # 4920000-5 Carteira de Cambio
213
214 camels$s_expMoEs = (aci$'11500001'+aci$'12600003'+aci$'18200005')-(aci$
    '41800001'+aci$'49200005')/(aci$'60000002'+ aci$'70000009'+aci$
    '800000006')
215
216 # Exposição líquida a taxa de juros
217
218 # ativos sensíveis aos juros:
219 # 1140000-8 Aplicações em Ouro
220 # 1150000-1 Disponibilidades em Moedas Estrangeiras
221 # 1200000-5 Aplicações Interfinanceiras de Liquidez
222 # 1300000-4 Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Financeiros
    Derivativos
223 # 1600000-1 Operações de Crédito
224 # 1700000-0 Operações de Arrendamento Mercantil
225 # 1800000-9 Outros Créditos
226 # 1900000-8 Outros Valores e Bens
227
228 # passivos sensíveis aos juros
229 # 4120000-3 Depósitos de Poupança
230 # 4130000-6 Depósitos Interfinanceiros
231 # 4140000-9 Depósitos Sob Aviso
232 # 4150000-2 Depósitos a Prazo
233 # 4160000-5 Obrigações Por Depósitos Especiais e de Fundos e Programas
234 # 4180000-1 Depósitos em Moedas Estrangeiras
235 # 4190000-4 Outros Depósitos
236 # 4200000-6 Obrigações Por Operações Compromissadas
237 # 4300000-5 Recursos de Aceites Cambiais, Letras Imobiliárias e
    Hipotecarias, Debentures e Similares
238 # 4600000-2 Obrigações Por Empréstimos e Repasses
239 # 4700000-1 Instrumentos Financeiros Derivativos
240 # 4900000-9 Outras Obrigações
241
242 ASens = aci$'11400008'+aci$'11500001'+aci$'12000005'+aci$'13000004'+aci$
    '16000001'+aci$'17000000'+aci$'18000009'+aci$'19000008'
243 PSens = aci$'41200003'+aci$'41300006'+aci$'41400009'+aci$'41500002'+aci$
    '41600005'+aci$'41800001'+aci$'41900004'+aci$'42000006'+aci$'43000005'+

```

```

244      aci$'46000002'+aci$'47000001'+aci$'49000009'
245 camels$s_expJur = (ASens-PSens)/(aci$'60000002'+ aci$'70000009'+aci$
      '80000006')
246
247
248 #####
249 #####
250 # VARIÁVEIS MACROECONÔMICAS
251 #####
252 #####
253
254
255 # oferta de moeda e quase-moeda/ reservas internacionais = M2/reservas
      internacionais (Ari2016, Al-assaf2013)
256 camels$macro_M2_R = aci$M2/(aci$RESERVASINT*aci$DOLAR)
257
258 # dívida externa / reservas internacionais (Ari2016)
259 camels$macro_divExter_R = aci$DLSP.EXTER/aci$RESERVASINT
260
261 # dívida TOTAL / PIB (Kaminsky1999)
262 camels$macro_div_PIB = aci$DLSP.TOTAL/aci$PIB.USD
263
264 # TAXA DE JUROS SELIC
265 camels$macro_SELIC = aci$SELIC
266
267 # TAXA DE JUROS GOVERNO NORTE AMERICANO
268 camels$macro_JGUSA = aci$FEDFUNDS
269
270 # Taxa de inflação IPCA
271 camels$macro_IPCA = aci$IPCA
272
273 # Taxa dos depósitos interfinanceiros
274 camels$macro_DI = aci$TJ.DI
275
276 # taxa de juros empréstimo pessoa física
277 camels$macro_TJurosPF = aci$TJ.PF.TOTAL
278
279 # taxa de cambio: dólar
280 camels$macro_dolar = aci$DOLAR
281
282 # taxa de desemprego
283 camels$macro_desemp = aci$DESEMP
284
285 # índice geral de emprego
286 camels$macro_iEmprego = aci$IGEMPR
287
288 # consumo de eletricidade na indústria
289 camels$macro_eletrInd = aci$ELEIND
290
291 # exportação
292 camels$macro_export_PIB = aci$EXPORT/aci$PIB.USD
293
294 # importação
295 camels$macro_import_PIB = aci$IMPORT/aci$PIB.USD
296
297 # IEC = índice de expectativas
298 camels$macro_IEC = aci$IEC
299

```

```

300 # ICC = índice de confiança
301 camels$macro_ICC = aci$ICC
302
303 # Incerteza Política Economica
304 camels$macro_incerteza = aci$INCERTEZA
305
306 # índice mensal Bovespa
307 camels$macro_imBovespa = aci$IMBOVESPA
308
309 # variação mensal Bovespa
310 camels$macro_vmBovespa = aci$VMBOVESPA
311
312 # índice de custo construção civil
313 camels$macro_custoCons = aci$SINAP
314
315 # utilização da capacidade instalada na indústria
316 camels$macro_UCIIND = aci$UCIIND
317
318 #####
319 #####
320 #####
321 # VARIÁVEIS DO SISTEMA BANCÁRIO
322 #####
323 #####
324 #####
325
326 # total de depósitos / total de ativos (Ari2016)
327 camels$ban_depos_TA = aci$TDeposBan/aci$TABan
328
329 # total de depósitos / PIB (Laeven2008)
330 camels$ban_depos_PIB = aci$TDeposBan/aci$PIB.BRL
331
332 # crédito total/PIB (Frankel2011)
333 camels$ban_cred_PIB = (aci$SOPCREDPUB+aci$SOPCREDPRIV)/aci$PIB.BRL
334
335 # total de ativos / PIB (Betz2014)
336 camels$ban_TA_PIB = aci$TABan/aci$PIB.BRL
337
338 # total de empréstimos / total de depósitos (Betz2014)
339 camels$ban_emprest_Depos = aci$TExigibBan/aci$TPLBan
340
341 # percentual de provisões em relação à carteira de crédito do SFN
342 camels$ban_PProvDD = aci$PROVSFN
343
344 # HHI - concentração
345 # herfindahl hirschman
346 # ativos , depósitos , crédito
347
348 camels$ban_HHI_AT = aci$HHI_AT
349 camels$ban_HHI_DEP = aci$HHI_DEP
350 camels$ban_HHI_CRED = aci$HHI_CRED
351
352 camels$ban_HHIn_AT = aci$HHIn_AT
353 camels$ban_HHIn_DEP = aci$HHIn_DEP
354 camels$ban_HHIn_CRED = aci$HHIn_CRED
355
356 camels$ban_hiatoCredSbPIB = aci$hiatoCredSbPIB
357
358 camels$ban_tipoBan = aci$TIPOBANCO

```

```

359
360 #####
361
362 #montaPainelCamels=cbind( camels$DATA, camels$CNPJ, aci[,3:44], camels
      [, -1:-2])
363
364 #camels=montaPainelCamels
365 names( camels ) [1]= "DATA"
366 names( camels ) [2]= "CNPJ"
367
368 # grava a base de dados
369 dia = Sys.time()
370 anodata=substr( dia ,1 ,4)
371 mesdata=substr( dia ,6 ,7)
372 diadata=substr( dia ,9 ,10)
373 horadata=substr( dia ,12 ,13)
374 mindata=substr( dia ,15 ,16)
375 segdata=substr( dia ,18 ,19)
376
377 DIR = "C:/Users/jorge/Documents/baseDados/"
378 arquivoCamels=paste(DIR, "camels_", anodata , mesdata , diadata , "_", horadata , "h"
      , mindata , "m", segdata , ".csv" , sep="")
379 write.csv2( camels , file=arquivoCamels , row.names=FALSE)

```

# Apêndice F

## Listagem de resultados

### F.1 Modelo com variáveis selecionadas pelas regressões univariadas com dados atualizados até dezembro de 2016 para o horizonte de tempo de 7 meses

```
glm(formula = equacaoDistress, family = binomial("logit"), data = training_data)
```

```
Deviance Residuals:
Min      1Q  Median      3Q      Max
-4.889  -1.038   0.000   1.047   1.990
```

```
Coefficients:
Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      8.964e+00  3.021e-01  29.675 < 2e-16 ***
c_logTA          -3.090e-01  8.024e-03 -38.508 < 2e-16 ***
m_impactoAdmSbRO  1.757e-03  6.570e-04  2.675 0.007481 **
e_ROA            -6.214e+00  3.076e-01 -20.201 < 2e-16 ***
l_depExig        -6.871e-01  5.028e-02 -13.667 < 2e-16 ***
s_expJur          3.156e-03  3.866e-03  0.816 0.414366
ban_depos_TA     -7.230e+00  7.936e-01  -9.110 < 2e-16 ***
macro_IPCA        2.114e-01  2.784e-02  7.596 3.05e-14 ***
macro_M2_R        1.349e-04  3.981e-05  3.388 0.000705 ***
macro_D_TermosTroca 5.224e-01  6.883e-01  0.759 0.447864
macro_JGUSA       1.122e-01  1.471e-02  7.629 2.36e-14 ***
macro_ICC         -1.023e-02  1.344e-03  -7.614 2.66e-14 ***
macro_divExter_R -4.235e-01  5.652e-02  -7.492 6.79e-14 ***
```

```
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
```

```
Null deviance: 29309 on 21141 degrees of freedom
Residual deviance: 25711 on 21129 degrees of freedom
AIC: 25737
```

```
Area under the curve: 0.617
```



# Referências

- Abad González e Gutiérrez López (2015)** Julio Abad González e Cristina Gutiérrez López. Can financial statements predict stress test results? evidence from spanish case. *Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research*, 49(2):219–236. Citado na pág. 35, 64, 74, 79, 101, 103, 126, 134
- Adeyeye e Migiro (2015)** Patrick Olufemi Adeyeye e Stephen O Migiro. An investigation on nigerian banks' status using early-warning signal. *Banks and Bank Systems*, 10(1):42–53. Citado na pág. 34, 64, 79, 101, 103, 126, 133
- Al-Assaf et al. (2013)** Ghazi Al-Assaf, Alaaeddin Al-Tarawneh e Mohammad Alawin. Determinants of currency crisis in jordan a multinomial logit model. *European Scientific Journal, ESJ*, 9(34). Citado na pág. 75
- Alessi e Detken (2014)** Lucia Alessi e Carsten Detken. On policymakers' loss functions and the evaluation of early warning systems: Comment. *Economics Letters*, 124(3):338–340. ISSN 0165-1765. doi: 10.1016/j.econlet.2014.06.015. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.econlet.2014.06.015>. Citado na pág. 79
- Alvarez-Jimenez (2014)** A. Alvarez-Jimenez. The great recession and the new frontiers of international investment law: The economics of early warning models and the law of necessity. *Journal of International Economic Law*, 17(3):517–550. ISSN 1464-3758. doi: 10.1093/jiel/jgu027. URL <http://dx.doi.org/10.1093/jiel/jgu027>. Citado na pág. 1, 4, 13, 35, 41, 126, 136
- Amaral et al. (2014)** Andrea Amaral, Margarida Abreu e Victor Mendes. The spatial Probit model – An application to the study of banking crises at the end of the 1990's. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 415(1):251–260. ISSN 0378-4371. doi: 10.1016/j.physa.2014.07.044. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.physa.2014.07.044>. Citado na pág. 25, 28, 35, 72, 125, 136
- Ari (2012)** Ali Ari. Early warning systems for currency crises: The turkish case. *Economic Systems*, 36(3):391–410. ISSN 0939-3625. doi: 10.1016/j.ecosys.2012.07.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecosys.2012.07.001>. Citado na pág. 13, 25, 28, 35, 124, 142
- Ari e Cergibozan (2016)** Ali Ari e Raif Cergibozan. The twin crises: Determinants of banking and currency crises in the turkish economy. *Emerging Markets Finance and Trade*, 52(1):123–135. ISSN 1558-0938. doi: 10.1080/1540496x.2016.1105683. URL <http://dx.doi.org/10.1080/1540496X.2016.1105683>. Citado na pág. 20, 29, 34, 59, 64, 75, 76, 77, 78, 99, 102, 126, 129
- Asanović (2013)** Željka Asanović. Early warning systems for banking crises in Montenegro: Combination of signal approach and logit model. *Transition Studies Review*, 20(3):405–419. ISSN 1614-4015. doi: 10.1007/s11300-013-0295-1. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s11300-013-0295-1>. Citado na pág. 31, 35, 65, 126, 140

- Auvray e Brossard (2012)** Tristan Auvray e Olivier Brossard. Too dispersed to monitor? ownership dispersion, monitoring, and the prediction of bank distress. *Journal of Money, Credit and Banking*, 44(4):685–714. ISSN 0022-2879. doi: 10.1111/j.1538-4616.2012.00506.x. URL <http://dx.doi.org/10.1111/j.1538-4616.2012.00506.x>. Citado na pág. 21, 33, 35, 64, 74, 101, 102, 125, 143
- Babecký et al. (2013)** Jan Babecký, Thomáš Havránek, Jakub Matějů, Marek Rusnák, Kateřina Šmídková e Bořek Vašíček. Leading indicators of crisis incidence: Evidence from developed countries. *Journal of International Money and Finance*, 35(1):1–19. ISSN 0261-5606. doi: 10.1016/j.jimonfin.2013.01.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jimonfin.2013.01.001>. Citado na pág. 35, 81, 123, 140
- Babecký et al. (2014)** Jan Babecký, Thomáš Havránek, Jakub Matějů, Marek Rusnák, Kateřina Šmídková e Bořek Vašíček. Banking, debt, and currency crises in developed countries: Stylized facts and early warning indicators. *Journal of Financial Stability*, 15(1):1–17. ISSN 1572-3089. doi: 10.1016/j.jfs.2014.07.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfs.2014.07.001>. Citado na pág. 25, 28, 34, 35, 47, 48, 65, 124, 136
- Barrell et al. (2010)** Ray Barrell, E. Philip Davis, Dilruba Karim e Iana Liadze. Bank regulation, property prices and early warning systems for banking crises in oecd countries. *Journal of Banking & Finance*, 34(9):2255–2264. ISSN 0378-4266. doi: 10.1016/j.jbankfin.2010.02.015. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2010.02.015>. Citado na pág. 32, 35, 36, 40, 65, 75, 123, 145
- Barros e Wanke (2014)** Carlos Pestana Barros e Peter Wanke. Banking efficiency in Brazil. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 28(1):54–65. ISSN 1042-4431. doi: 10.1016/j.intfin.2013.10.004. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.intfin.2013.10.004>. Citado na pág. 60, 63
- BCB (2016)** Banco Central do Brasil BCB. Relatório de Estabilidade Financeira, 2016. URL <http://www.bcb.gov.br/?relestab201609>. Citado na pág. 62
- BCB (2017a)** Banco Central do Brasil BCB. Composição e segmentos do Sistema Financeiro Nacional, 2017a. URL <http://www.bcb.gov.br/pre/composicao/composicao.asp>. Citado na pág. 62, 67
- BCB (2017b)** Banco Central do Brasil BCB. Balancetes, 2017b. URL <http://www4.bcb.gov.br/fis/cosif/balancetes.asp>. Citado na pág. 67, 72, 73, 74, 75, 78
- BCB (2017c)** Banco Central do Brasil BCB. Séries temporais, 2017c. URL <http://www.bcb.gov.br/?serietemp>. Citado na pág. 60, 61, 75, 76, 77, 78
- BCB (2017d)** Banco Central do Brasil BCB. Regimes de resolução, 2017d. URL <http://www.bcb.gov.br/pt-br/!/n/LIQEXT>. Citado na pág. 63, 64, 67, 68
- Beckmann et al. (2006)** Daniela Beckmann, Lukas Menkhoff e Katja Sawischlewski. Robust lessons about practical early warning systems. *Journal of Policy Modeling*, 28(2):163–193. ISSN 0161-8938. doi: 10.1016/j.jpolmod.2005.10.002. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpolmod.2005.10.002>. Citado na pág. 4, 13
- Berg et al. (1999)** Andrew Berg, Eduardo Borensztein, Gian Maria Milesi-Ferretti e Catherin Pattillo. *Anticipating Balance of Payments Crises: The Role of Early Warning Systems*, volume 186 of *IMF Occasional Paper*. International Monetary Fund. URL <http://www.imf.org/external/pubs/nft/op/186/>. Citado na pág. 4

- Berg et al. (2004)** Andrew Berg, Eduardo Borensztein e Catherine A. Pattillo. Assessing early warning systems: How have they worked in practice? *IMF Working Papers*, 04(52):1. ISSN 1018-5941. doi: 10.5089/9781451847284.001. URL <http://dx.doi.org/10.5089/9781451847284.001>. Citado na pág. 42
- Betz et al. (2014)** Frank Betz, Silviu Oprică, Tuomas A Peltonen e Peter Sarlin. Predicting distress in European banks. *Journal of Banking & Finance*, 45(1):225–241. ISSN 0378-4266. doi: 10.1016/j.jbankfin.2013.11.041. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.11.041>. Citado na pág. 18, 19, 23, 25, 28, 30, 33, 35, 40, 57, 60, 66, 72, 73, 74, 77, 78, 79, 97, 102, 103, 107, 123, 136
- Bhattacharya e Roy (2012)** Basab Bhattacharya e Tanima Niyogi Sinha Roy. Indicators of banking fragility in India: An empirical test. *South Asia Economic Journal*, 13(2):265–290. ISSN 0973-077X. doi: 10.1177/1391561412457277. URL <http://dx.doi.org/10.1177/1391561412457277>. Citado na pág. 22, 31, 35, 59, 65, 99, 126, 143
- Bhimani et al. (2010)** Alnoor Bhimani, Mohamed Azzim Gulamhussen e Samuel Da-Rocha Lopes. Accounting and non-accounting determinants of default: An analysis of privately-held firms. *Journal of Accounting and Public Policy*, 29(6):517–532. ISSN 0278-4254. doi: 10.1016/j.jaccpubpol.2010.09.009. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jaccpubpol.2010.09.009>. Citado na pág. 19, 35, 64, 103, 124, 145
- Billio et al. (2016)** Monica Billio, Roberto Casarin, Michele Costola e Andrea Pasqualini. An entropy-based early warning indicator for systemic risk. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 45(1):42–59. ISSN 1042-4431. doi: 10.1016/j.intfin.2016.05.008. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.intfin.2016.05.008>. Citado na pág. 34, 64, 102, 125, 129
- Bisias et al. (2012)** Dimitrios Bisias, Mark Flood, Andrew W. Lo e Stavros Valavanis. A survey of systemic risk analytics. *Annual Review of Financial Economics*, 4(1):255–296. ISSN 1941-1375. doi: 10.1146/annurev-financial-110311-101754. URL <http://dx.doi.org/10.1146/annurev-financial-110311-101754>. Citado na pág. 75
- Boitan (2012)** Iustina Boitan. Development of an early warning system for evaluating the credit portfolio quality. a case study on Romania. *Prague Economic Papers*, 21(3):347–362. ISSN 1210-0455. doi: 10.18267/j.pep.428. URL <http://dx.doi.org/10.18267/j.pep.428>. Citado na pág. 8, 35, 65, 125, 142
- Bongini et al. (2001)** Paola Bongini, Stijn Claessens e Giovanni Ferri. The political economy of distress in east asian financial institutions. *Journal of Financial Services Research*, 19(1): 5–25. ISSN 0920-8550. doi: 10.1023/a:1011174316191. URL <http://dx.doi.org/10.1023/A:1011174316191>. Citado na pág. i, iii, ix, 19, 36, 40, 41, 64, 65, 67, 71, 73, 74, 79, 88, 97, 101, 103, 107, 123, 148
- Bongini et al. (2002)** Paola Bongini, Luc Laeven e Giovanni Majnoni. How good is the market at assessing bank fragility? a horse race between different indicators. *Journal of Banking & Finance*, 26(5):1011–1028. ISSN 0378-4266. doi: 10.1016/s0378-4266(01)00264-3. URL [http://dx.doi.org/10.1016/S0378-4266\(01\)00264-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0378-4266(01)00264-3). Citado na pág. 19, 72
- Borgy et al. (2014)** Vladimir Borgy, Laurent Clerc e Jean-Paul Renne. Measuring aggregate risk: Can we robustly identify asset-price boom–bust cycles? *Journal of Banking & Finance*, 46(1): 132–150. ISSN 0378-4266. doi: 10.1016/j.jbankfin.2014.05.015. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2014.05.015>. Citado na pág. 30, 35, 65, 125, 136

- Borio (2003)** Claudio E. V. Borio. Towards a macroprudential framework for financial supervision and regulation? BIS Working Papers 128, Bank for International Settlements. URL <http://www.bis.org/publ/work128.htm>. Citado na pág. 20, 21
- Boss (2002)** Michael Boss. A macroeconomic credit risk model for stress testing the austrian credit portfolio. *Financial stability report*, 4(1):64–82. Citado na pág. 90
- Boss et al. (2009)** Michael Boss, Martin Fenz, Johannes Pann, Claus Pühr, Martin Schneider e Eva Ubl. Modeling credit risk through the austrian business cycle: An update of the oenb model. *Financial Stability Report*, 1(17):85–101. URL <http://EconPapers.repec.org/RePEc:oenb:oenbfs:y:2009:i:17:b:3>. Citado na pág. 90
- BRASIL (1974)** BRASIL. Lei nº 6.024, de 13 de março de 1974. dispõe sobre a intervenção e a liquidação extrajudicial de instituições financeiras, e dá outras providências., mar 1974. URL [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/leis/L6024.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/L6024.htm). Acessado: 14 jun. 2015. Citado na pág. 69
- BRASIL (1987)** BRASIL. Decreto-lei nº 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., feb 1987. URL [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/decreto-lei/Del2321.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/decreto-lei/Del2321.htm). Acessado: 14 jun. 2015. Citado na pág. 68
- Breiman (2001)** Leo Breiman. Random forests. *Machine Learning*, 45(1):5–32. ISSN 0885-6125. doi: 10.1023/a:1010933404324. URL <http://dx.doi.org/10.1023/A:1010933404324>. Citado na pág. 105
- Breiman et al. (1984)** Leo Breiman, Jerome Friedman, Richard A. Olshen e Charles J. Stone. *Classification and Regression Trees*. The Wadsworth statistics / probability series. CRC, Monterey, CA. ISBN 0412048418. Citado na pág. 104
- Bucevska (2015)** Vesna Bucevska. Currency crises in eu candidate countries: An early warning system approach. *Panaeconomicus*, 62(4):493–510. ISSN 2217-2386. doi: 10.2298/pan1504493b. URL <http://dx.doi.org/10.2298/PAN1504493B>. Citado na pág. 30, 34, 126, 133
- Bunda e Ca’Zorzi (2010)** Irina Bunda e Michele Ca’Zorzi. Signals from housing and lending booms. *Emerging Markets Review*, 11(1):1–20. ISSN 1566-0141. doi: 10.1016/j.ememar.2009.09.003. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ememar.2009.09.003>. Citado na pág. 32, 35, 107, 124, 145
- Burkart e Coudert (2002)** Oliver Burkart e Virginie Coudert. Leading indicators of currency crises for emerging countries. *Emerging Markets Review*, 3(2):107–133. ISSN 1566-0141. doi: 10.1016/S1566-0141(02)00002-X. URL [http://dx.doi.org/10.1016/S1566-0141\(02\)00002-X](http://dx.doi.org/10.1016/S1566-0141(02)00002-X). Citado na pág. 36, 40, 123, 148
- Burra et al. (2015)** Pravin Burra, Pieter Juriaan de Jongh, Helgard Raubenheimer, Gary van Vuuren e Henco Wiid. Implementing the countercyclical capital buffer in South Africa: Practical considerations. *South African Journal of Economic and Management Sciences*, 18(1):105–127. ISSN 2222-3436. doi: 10.17159/2222-3436/2015/v18n1a8. URL <http://dx.doi.org/10.17159/2222-3436/2015/v18n1a8>. Citado na pág. 34, 64, 126, 133
- Bussière (2013)** Matthieu Bussière. In defense of early warning signals. Working papers 420, Banque de France. URL <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2209219>. Citado na pág. 13

- Bussière e Fratzscher (2006)** Matthieu Bussière e Marcel Fratzscher. Towards a new early warning system of financial crises. *Journal of International Money and Finance*, 25(6):953–973. ISSN 0261-5606. doi: 10.1016/j.jimonfin.2006.07.007. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jimonfin.2006.07.007>. Citado na pág. 4, 13, 33, 72
- Byström (2004)** Hans N.E Byström. The market's view on the probability of banking sector failure: cross-country comparisons. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 14(5):419–438. ISSN 1042-4431. doi: 10.1016/j.intfin.2003.12.003. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.intfin.2003.12.003>. Citado na pág. 36, 65, 124, 147
- Cady (2017)** Field Cady. *Machine Learning Overview*, chapter 6, páginas 87–91. John Wiley & Sons, Inc. ISBN 9781119092919. doi: 10.1002/9781119092919.ch6. URL <http://dx.doi.org/10.1002/9781119092919.ch6>. Citado na pág. 104
- Caggiano et al. (2014)** Giovanni Caggiano, Pietro Calice e Leone Leonida. Early warning systems and systemic banking crises in low income countries: A multinomial logit approach. *Journal of Banking & Finance*, 47(1):258–269. ISSN 0378-4266. doi: 10.1016/j.jbankfin.2014.07.002. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2014.07.002>. Citado na pág. 22, 30, 35, 75, 124, 136
- Caggiano et al. (2016)** Giovanni Caggiano, Pietro Calice, Leone Leonida e George Kapetanios. Comparing logit-based early warning systems: Does the duration of systemic banking crises matter? *Journal of Empirical Finance*, 37(1):104–116. ISSN 0927-5398. doi: 10.1016/j.jempfin.2016.01.005. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jempfin.2016.01.005>. Citado na pág. 4, 34, 64, 81, 99, 102, 126, 130
- Calabrese e Giudici (2015)** Raffaella Calabrese e Paolo Giudici. Estimating bank default with generalised extreme value regression models. *Journal of the Operational Research Society*, 66(11):1783–1792. ISSN 1476-9360. doi: 10.1057/jors.2014.106. URL <http://dx.doi.org/10.1057/jors.2014.106>. Citado na pág. 35, 59, 66, 73, 79, 102, 103, 125, 134
- Candelon et al. (2012)** Bertrand Candelon, Elena-Ivona Dumitrescu e Christophe Hurlin. How to evaluate an early-warning system: Toward a unified statistical framework for assessing financial crises forecasting methods. *IMF Economic Review*, 60(1):75–113. ISSN 2041-417X. doi: 10.1057/imfer.2012.4. URL <http://dx.doi.org/10.1057/imfer.2012.4>. Citado na pág. 4, 13, 35, 72, 123, 143
- Cao e Tay (2001)** Lijuan Cao e Francis E.H Tay. Financial forecasting using support vector machines. *Neural Computing & Applications*, 10(2):184–192. ISSN 1433-3058. doi: 10.1007/s005210170010. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s005210170010>. Citado na pág. 105
- Carapeto et al. (2010)** Maria Carapeto, Scott Moeller, Anna Faelten, Valeriya Vitkova e Leonardo Bortolotto. Distress resolution strategies in the banking sector: Implications for global financial crises. *International Finance Review*, páginas 335–360. ISSN 1569-3767. doi: 10.1108/s1569-3767(2010)0000011015. URL [http://dx.doi.org/10.1108/S1569-3767\(2010\)0000011015](http://dx.doi.org/10.1108/S1569-3767(2010)0000011015). Citado na pág. 73
- Catão e Milesi-Ferretti (2014)** Luis A.V. Catão e Gian Maria Milesi-Ferretti. External liabilities and crises. *Journal of International Economics*, 94(1):18–32. ISSN 0022-1996. doi: 10.1016/j.jinteco.2014.05.003. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jinteco.2014.05.003>. Citado na pág. 33, 35, 40, 65, 76, 123, 137

- Catullo et al. (2015)** Ermanno Catullo, Mauro Gallegati e Antonio Palestrini. Towards a credit network based early warning indicator for crises. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 50(1):78–97. ISSN 0165-1889. doi: 10.1016/j.jedc.2014.08.011. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jedc.2014.08.011>. Citado na pág. 35, 64, 124, 134
- Cerra e Saxena (2002)** Valerie Cerra e Sweta Chaman Saxena. Contagion, monsoons, and domestic turmoil in Indonesia's currency crisis. *Review of International Economics*, 10(1):36–44. ISSN 1467-9396. doi: 10.1111/1467-9396.00315. URL <http://dx.doi.org/10.1111/1467-9396.00315>. Citado na pág. 24
- Cevik et al. (2016)** Emrah I. Cevik, Sel Dibooglu e Turalay Kenc. Financial stress and economic activity in some emerging Asian economies. *Research in International Business and Finance*, 36(1):127–139. ISSN 0275-5319. doi: 10.1016/j.ribaf.2015.09.017. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ribaf.2015.09.017>. Citado na pág. 34, 125, 130
- Chawla et al. (2002)** Nitesh V. Chawla, Kevin W. Bowyer, Lawrence O. Hall e W. Philip Kegelmeyer. Smote: Synthetic minority over-sampling technique. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 16:321–357. doi: 10.1613/jair.953. Citado na pág. 80, 97, 112
- Chen e Chen (2012)** Jo-Hui Chen e Chih-Sean Chen. The study of contagious paces of financial crises. *Quality & Quantity*, 46(6):1825–1846. ISSN 1573-7845. doi: 10.1007/s11135-011-9560-8. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s11135-011-9560-8>. Citado na pág. 35, 126, 143
- Chen e Kuo (2016)** Jo-Hui Chen e I-Hsuan Kuo. The study of exchange rate variability and pressures for Asian currency unit. *Asia Pacific Management Review*, 21(3):135–141. ISSN 1029-3132. doi: 10.1016/j.apmr.2016.01.003. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.apmr.2016.01.003>. Citado na pág. 34, 75, 76, 77, 127, 130
- Chinazzi et al. (2013)** Matteo Chinazzi, Giorgio Fagiolo, Javier A. Reyes e Stefano Schiavo. Post-mortem examination of the international financial network. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 37(8):1692–1713. ISSN 0165-1889. doi: 10.1016/j.jedc.2013.01.010. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jedc.2013.01.010>. Citado na pág. 31, 35, 123, 140
- Christofides et al. (2016)** Charis Christofides, Theo S. Eicher e Chris Papageorgiou. Did established early warning signals predict the 2008 crises? *European Economic Review*, 81(1):103–114. ISSN 0014-2921. doi: 10.1016/j.eurocorev.2015.04.004. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.eurocorev.2015.04.004>. Citado na pág. 29, 34, 125, 130
- Christopoulos et al. (2011)** Apostolos G. Christopoulos, John Mylonakis e Pavlos Diktapanidis. Could lehman brothers' collapse be anticipated? an examination using camels rating system. *International Business Research*, 4(2):11–19. ISSN 1913-9004. doi: 10.5539/ibr.v4n2p11. URL <http://dx.doi.org/10.5539/ibr.v4n2p11>. Citado na pág. 29, 75, 100, 101
- Ciarlone e Trebeschi (2005)** Alessio Ciarlone e Giorgio Trebeschi. Designing an early warning system for debt crises. *Emerging Markets Review*, 6(4):376–395. ISSN 1566-0141. doi: 10.1016/j.ememar.2005.09.003. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ememar.2005.09.003>. Citado na pág. 17
- Claessens e Kose (2013)** Stijn Claessens e M. Ayhan Kose. Financial crises explanations, types, and implications. *IMF Working Papers*, 13(28):1–65. ISSN 1018-5941. doi: 10.5089/9781475561005.001. URL <http://dx.doi.org/10.5089/9781475561005.001>. Citado na pág. 59

- Cleves e Rock (2002)** Mario A Cleves e L Rock. From the help desk: Comparing areas under receiver operating characteristic curves from two or more probit or logit models. *Stata J*, 2(3): 301–13. Citado na pág. 81, 97
- Cortez (2016)** Paulo Cortez. *rminer: Data Mining Classification and Regression Methods*, 2016. URL <https://CRAN.R-project.org/package=rminer>. R package version 1.4.2. Citado na pág. 108
- Cortez e Embrechts (2011)** Paulo Cortez e Mark J. Embrechts. Opening black box Data Mining models using Sensitivity Analysis. Em *2011 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining (CIDM)*, páginas 341–348. IEEE. ISBN 978-1-4244-9926-7. doi: 10.1109/CIDM.2011.5949423. URL <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5949423>{%}5Cn[http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs{\\_%}all.jsp?arnumber=5949423](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs{_%}all.jsp?arnumber=5949423)<http://ieeexplore.ieee.org/document/5949423/>. Citado na pág. 108
- Cramer (2004)** J. S. Cramer. Scoring bank loans that may go wrong: a case study. *Statistica Neerlandica*, 58(3):365–380. ISSN 1467-9574. doi: 10.1111/j.1467-9574.2004.00127.x. URL <http://dx.doi.org/10.1111/j.1467-9574.2004.00127.x>. Citado na pág. 79
- Crockett (2000)** Andrew D Crockett. Marrying the micro- and macro-prudential dimensions of financial stability, Sep 2000. URL <http://www.bis.org/speeches/sp000921.htm>. Citado na pág. 20, 22
- Dabrowski et al. (2016)** Joel Janek Dabrowski, Conrad Beyers e Johan Pieter de Villiers. Systemic banking crisis early warning systems using dynamic Bayesian networks. *Expert Systems with Applications*, 62(1):225–242. ISSN 0957-4174. doi: 10.1016/j.eswa.2016.06.024. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2016.06.024>. Citado na pág. 29, 34, 64, 102, 125, 130
- Dardac e Boitan (2009)** Nicolae Dardac e Iustina Alina Boitan. Statistical models for monitoring the likelihood of credit portfolio impairment. *ECONOMIC COMPUTATION AND ECONOMIC CYBERNETICS STUDIES AND RESEARCH*, 43(4):5–15. Citado na pág. 36, 95, 126, 146
- Dardac e Moinescu (2009)** Nicolae Dardac e Bogdan Moinescu. The third wave of the financial crisis and its ripple effects on the deterioration risk of romanian banking sectors performance. *Economic computation and economic cybernetics studies and research*, 43(1):23–40. Citado na pág. 36, 125, 146
- Davis e Karim (2008)** E. Philip Davis e Dilruba Karim. Comparing early warning systems for banking crises. *Journal of Financial Stability*, 4(2):89–120. ISSN 1572-3089. doi: 10.1016/j.jfs.2007.12.004. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfs.2007.12.004>. Citado na pág. 36, 40, 123, 147
- Davis et al. (2011)** E. Philip Davis, Dilruba Karim e Iana Liadze. Should multivariate early warning systems for banking crises pool across regions? *Review of World Economics*, 147(4): 693–716. ISSN 1610-2886. doi: 10.1007/s10290-011-0102-1. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s10290-011-0102-1>. Citado na pág. 22, 33, 35, 42, 65, 75, 124, 144
- Demirgüç-Kunt e Detragiache (1998)** Asli Demirgüç-Kunt e Enrica Detragiache. The determinants of banking crises in developing and developed countries. *Staff Papers - International Monetary Fund*, 45(1):81–109. ISSN 0020-8027. doi: 10.2307/3867330. URL <http://dx.doi.org/10.2307/3867330>. Citado na pág. 13

- Demirgüç-Kunt e Detragiache (2005)** Asli Demirgüç-Kunt e Enrica Detragiache. Cross-country empirical studies of systemic bank distress: A survey. *National Institute Economic Review*, 192 (1):68–83. ISSN 0027-9501. doi: 10.1177/002795010519200108. URL <http://dx.doi.org/10.1177/002795010519200108>. Citado na pág. 36, 40, 42, 123, 147
- Demyanyk e Hasan (2010)** Yuliya Demyanyk e Iftekhar Hasan. Financial crises and bank failures: A review of prediction methods. *Omega*, 38(5):315–324. ISSN 0305-0483. doi: 10.1016/j.omega.2009.09.007. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.omega.2009.09.007>. Citado na pág. 36, 37, 40, 42, 123, 145
- Desai et al. (2016)** Hemang Desai, Shiva Rajgopal e Jeff Jiewei Yu. Were information intermediaries sensitive to the financial statement-based leading indicators of bank distress prior to the financial crisis? *Contemporary Accounting Research*, 33(2):576–606. ISSN 0823-9150. doi: 10.1111/1911-3846.12161. URL <http://dx.doi.org/10.1111/1911-3846.12161>. Citado na pág. 34, 101, 102, 126, 130
- DeYoung e Torna (2013)** Robert DeYoung e GÃ¶khan Torna. Nontraditional banking activities and bank failures during the financial crisis. *Journal of Financial Intermediation*, 22(3):397–421. ISSN 1042-9573. doi: 10.1016/j.jfi.2013.01.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfi.2013.01.001>. Citado na pág. 78
- Diamond e Dybvig (1983)** Douglas W. Diamond e Philip H. Dybvig. Bank runs, deposit insurance, and liquidity. *Journal of Political Economy*, 91(3):401–419. ISSN 1537-534X. doi: 10.1086/261155. URL <http://dx.doi.org/10.1086/261155>. Citado na pág. 24, 28
- Distinguin et al. (2006)** Isabelle Distinguin, Philippe Rous e Amine Tarazi. Market discipline and the use of stock market data to predict bank financial distress. *Journal of Financial Services Research*, 30(2):151–176. ISSN 1573-0735. doi: 10.1007/s10693-0016-6. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s10693-0016-6>. Citado na pág. 29
- Dreher et al. (2006)** Axel Dreher, Bernhard Herz e Volker Karb. Is there a causal link between currency and debt crises? *International Journal of Finance & Economics*, 11(4):305–325. ISSN 1099-1158. doi: 10.1002/ijfe.300. URL <http://dx.doi.org/10.1002/ijfe.300>. Citado na pág. 20
- Drehmann e Juselius (2014)** Mathias Drehmann e Mikael Juselius. Evaluating early warning indicators of banking crises: Satisfying policy requirements. *International Journal of Forecasting*, 30(3):759–780. ISSN 0169-2070. doi: 10.1016/j.ijforecast.2013.10.002. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.10.002>. Citado na pág. 30, 33, 35, 40, 65, 72, 78, 81, 123, 137
- Duca e Peltonen (2013)** Marco Lo Duca e Tuomas A. Peltonen. Assessing systemic risks and predicting systemic events. *Journal of Banking & Finance*, 37(7):2183–2195. ISSN 0378-4266. doi: 10.1016/j.jbankfin.2012.06.010. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2012.06.010>. Citado na pág. 25, 28, 31, 35, 40, 79, 123, 141
- Duttagupta e Cashin (2011)** Rupa Duttagupta e Paul Cashin. Anatomy of banking crises in developing and emerging market countries. *Journal of International Money and Finance*, 30 (2):354–376. ISSN 0261-5606. doi: 10.1016/j.jimonfin.2010.08.006. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jimonfin.2010.08.006>. Citado na pág. 19
- Dwyer e Tan (2014)** Shane Dwyer e Chih Ming Tan. Hits and runs: Determinants of the cross-country variation in the severity of impact from the 2008–09 financial crisis. *Journal of*

*Macroeconomics*, 42(1):69–90. ISSN 0164-0704. doi: 10.1016/j.jmacro.2014.07.002. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jmacro.2014.07.002>. Citado na pág. 30, 35, 77, 125, 137

**Eichengreen (2003)** Barry Eichengreen. Three generations of crises, three generations of crisis models. *Journal of International Money and Finance*, 22(7):1089–1094. ISSN 0261-5606. doi: 10.1016/j.jimonfin.2003.09.003. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jimonfin.2003.09.003>. Citado na pág. 24

**Eichengreen et al. (1995)** Barry Eichengreen, Andrew K. Rose, Charles Wyplosz, Bernard Dumas e Axel Weber. Exchange market Mayhem: The antecedents and aftermath of speculative attacks. *Economic Policy*, 10(21):249–312. ISSN 0266-4658. doi: 10.2307/1344591. URL <http://dx.doi.org/10.2307/1344591>. Citado na pág. 15

**Eichengreen et al. (1996)** Barry Eichengreen, Andrew K. Rose e Charles Wyplosz. Contagious currency crises. Working Paper 5681, National Bureau of Economic Research. URL <http://www.nber.org/papers/w5681>. Citado na pág. 15, 16, 33, 99

**Eichler e Sobański (2012)** Stefan Eichler e Karol Sobański. What drives banking sector fragility in the eurozone? evidence from stock market data. *JCMS: Journal of Common Market Studies*, 50(4):539–560. ISSN 0021-9886. doi: 10.1111/j.1468-5965.2012.02252.x. URL <http://dx.doi.org/10.1111/j.1468-5965.2012.02252.x>. Citado na pág. 35, 65, 124, 143

**Eichler et al. (2009)** Stefan Eichler, Alexander Karmann e Dominik Maltritz. The adr shadow exchange rate as an early warning indicator for currency crises. *Journal of Banking & Finance*, 33(11):1983–1995. ISSN 0378-4266. doi: 10.1016/j.jbankfin.2009.04.019. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.04.019>. Citado na pág. 36, 124, 146

**Fawcett (2006)** Tom Fawcett. An introduction to roc analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8): 861–874. ISSN 0167-8655. doi: 10.1016/j.patrec.2005.10.010. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>. Citado na pág. 81, 97

**FDIC (1996)** Federal Deposit Insurance Corporation FDIC. Uniform Financial Institutions Rating System, 1996. URL <https://www.fdic.gov/regulations/laws/rules/5000-900.html><https://www.fdic.gov/regulations/laws/federal/UFIR.pdf>. Citado na pág. 100, 101

**FDIC (2013)** Federal Deposit Insurance Corporation FDIC. Highlights From the 2012 Summary of Deposits, 2013. URL [https://www.fdic.gov/bank/analytical/quarterly/2013\\_vol7\\_1/article.pdf](https://www.fdic.gov/bank/analytical/quarterly/2013_vol7_1/article.pdf). Citado na pág. 62

**FED (2017)** Federal Reserve Bank of St. Louis FED. Federal reserve economic data - fred, 2017. URL <https://fred.stlouisfed.org/>. Citado na pág. 67, 75

**Fidrmuc e Süß (2011)** Jarko Fidrmuc e Philipp Süß. The outbreak of the russian banking crisis. *Czech Economic Review*, 5(1):46–63. Citado na pág. 35, 64, 74, 101, 103, 124, 144

**Flood e Garber (1984)** Robert P. Flood e Peter M. Garber. Collapsing exchange-rate regimes. *Journal of International Economics*, 17(1-2):1–13. ISSN 0022-1996. doi: 10.1016/0022-1996(84)90002-3. URL [http://dx.doi.org/10.1016/0022-1996\(84\)90002-3](http://dx.doi.org/10.1016/0022-1996(84)90002-3). Citado na pág. 24, 28

**Frankel e Saravelos (2012)** Jeffrey Frankel e George Saravelos. Can leading indicators assess country vulnerability? evidence from the 2008–09 global financial crisis. *Journal of International Economics*, 87(2):216–231. ISSN 0022-1996. doi: 10.1016/j.jinteco.2011.12.009. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jinteco.2011.12.009>. Citado na pág. 31, 35, 36, 40, 123, 143

- Friedman e Schwartz (1963)** Milton Friedman e Anna Jacobson Schwartz. *A Monetary History of the United States 1867-1960*. Studies in Business Cycles. Princeton University Press, New Jersey. Citado na pág. 23, 28
- Fuertes e Kalotychou (2007)** Ana-Maria Fuertes e Elena Kalotychou. Optimal design of early warning systems for sovereign debt crises. *International Journal of Forecasting*, 23(1):85–100. ISSN 0169-2070. doi: 10.1016/j.ijforecast.2006.07.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.07.001>. Citado na pág. 79, 90
- Fushing et al. (2014)** Hsieh Fushing, Òscar Jordà, Brianne Beisner e Brenda McCowan. Computing systemic risk using multiple behavioral and keystone networks: The emergence of a crisis in primate societies and banks. *International Journal of Forecasting*, 30(3):797–806. ISSN 0169-2070. doi: 10.1016/j.ijforecast.2013.11.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.11.001>. Citado na pág. 35, 125, 137
- Ganİođlu (2016)** Aytül Ganİođlu. Financial and political institutional problems as instigators of banking crises. *The Developing Economies*, 54(4):292–312. ISSN 0012-1533. doi: 10.1111/deve.12113. URL <http://dx.doi.org/10.1111/deve.12113>. Citado na pág. 34, 64, 75, 81, 99, 127, 131
- Giese et al. (2014)** Julia Giese, Henrik Andersen, Oliver Bush, Christian Castro, Marc Farag e Sujit Kapadia. The credit-to-gdp gap and complementary indicators for macroprudential policy: evidence from the uk. *International Journal of Finance & Economics*, 19(1):25–47. ISSN 1076-9307. doi: 10.1002/ijfe.1489. URL <http://dx.doi.org/10.1002/ijfe.1489>. Citado na pág. 30, 35, 65, 78, 124, 137
- González-Hermosillo (1999)** Brenda González-Hermosillo. Determinants of ex-ante banking system distress: A macro-micro empirical exploration of some recent episodes. *IMF Working Papers*, 99(33):1–114. ISSN 1018-5941. doi: 10.5089/9781451845167.001. URL <http://dx.doi.org/10.5089/9781451845167.001>. Citado na pág. 18, 19, 21, 25, 28, 29, 33, 59, 61, 64, 65, 66, 72, 79, 99, 101, 102
- Gorton (1988)** Gary Gorton. Banking panics and business cycles. *Oxford Economic Papers*, 40(4):751–781. URL <http://oep.oxfordjournals.org/content/40/4/751.short>. Citado na pág. 24, 28
- Gregory e Hambusch (2015)** Katina Gregory e Gerhard Hambusch. Factors driving risk in the us banking industry. *International Journal of Managerial Finance*, 11(3):388–410. ISSN 1743-9132. doi: 10.1108/ijmf-02-2015-0017. URL <http://dx.doi.org/10.1108/IJMF-02-2015-0017>. Citado na pág. 30, 35, 101, 126, 134
- Gunther e Moore (2003)** Jeffery W Gunther e Robert R Moore. Early warning models in real time. *Journal of Banking & Finance*, 27(10):1979–2001. ISSN 0378-4266. doi: 10.1016/S0378-4266(02)00314-X. URL [http://dx.doi.org/10.1016/S0378-4266\(02\)00314-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0378-4266(02)00314-X). Citado na pág. 36, 40, 64, 101, 102, 123, 148
- Guru (2016)** Anuradha Guru. Early warning system of finance stress for India. *International Review of Applied Economics*, 30(3):273–300. ISSN 1465-3486. doi: 10.1080/02692171.2015.1102206. URL <http://dx.doi.org/10.1080/02692171.2015.1102206>. Citado na pág. 34, 72, 95, 99, 126, 131
- Güvenir e Çakır (2010)** H Altay Güvenir e Murat Çakır. Voting features based classifier with feature construction and its application to predicting financial distress. *Expert Systems with Applications*, 37(2):1713–1718. ISSN 0957-4174. doi: 10.1016/j.eswa.2009.06.037. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2009.06.037>. Citado na pág. 36, 64, 72, 73, 74, 78, 101, 103, 124, 146

- Hamdaoui (2016)** Mekki Hamdaoui. Are systemic banking crises in developed and developing countries predictable? *Journal of Multinational Financial Management*, 37-38(1):114–138. ISSN 1042-444X. doi: 10.1016/j.mulfin.2016.09.002. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.mulfin.2016.09.002>. Citado na pág. 34, 64, 72, 75, 76, 99, 107, 127, 131
- Hernandez Tinoco e Wilson (2013)** Mario Hernandez Tinoco e Nick Wilson. Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 30(1):394–419. ISSN 1057-5219. doi: 10.1016/j.irfa.2013.02.013. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.irfa.2013.02.013>. Citado na pág. 25
- Herz e Tong (2008)** Bernhard Herz e Hui Tong. Debt and currency crises—complements or substitutes? *Review of International Economics*, 16(5):955–970. ISSN 1467-9396. doi: 10.1111/j.1467-9396.2008.00760.x. URL <http://dx.doi.org/10.1111/j.1467-9396.2008.00760.x>. Citado na pág. 20
- Hosmer et al. (2013)** David Hosmer, Stanley Lemeshow e Rodney Sturdivant. *Applied Logistic Regression*. Wiley, 3rd ed. ISBN 9780470582473. Citado na pág. 90
- Huang et al. (2012)** Derek-Teshun Huang, Betty Chang e Zhien-Chia Liu. Bank failure prediction models: for the developing and developed countries. *Quality & Quantity*, 46(2):553–558. ISSN 1573-7845. doi: 10.1007/s11135-010-9386-9. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s11135-010-9386-9>. Citado na pág. 21, 31, 35, 64, 100, 101, 103, 125, 144
- Ibáñez-Hernández et al. (2015)** Francisco J Ibáñez-Hernández, Miguel Á Peña-Cerezo e Andrés Araujo. Countercyclical capital buffers: credit-to-gdp ratio versus credit growth. *Applied Economics Letters*, 22(5):385–390. ISSN 1466-4291. doi: 10.1080/13504851.2014.946174. URL <http://dx.doi.org/10.1080/13504851.2014.946174>. Citado na pág. 35, 65, 125, 133
- IMF (1998)** IMF. Financial Crises : Characteristics and Indicators of Vulnerability. Em IMF, editor, *World Economic Outlook*, number May 1998, chapter IV, páginas 74–97. IMF, Washington, D.C. URL <http://www.imf.org/external/pubs/ft/weo/weo0598/pdf/0598ch4.pdf><http://www.imf.org/external/pubs/ft/weo/weo0598/>. Citado na pág. 17
- Ioannidis et al. (2010)** Christos Ioannidis, Fotios Pasiouras e Constantin Zopounidis. Assessing bank soundness with classification techniques. *Omega*, 38(5):345–357. ISSN 0305-0483. doi: 10.1016/j.omega.2009.10.009. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.omega.2009.10.009>. Citado na pág. 25, 28, 32, 36, 40, 66, 72, 99, 102, 103, 105, 123, 146
- Ipea (2017)** Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada Ipea. Ipeadata, 2017. URL <http://ipeadata.gov.br/Default.aspx>. Citado na pág. 67, 75, 76, 77
- Islami e Kurz-Kim (2014)** Mevlud Islami e Jeong-Ryeol Kurz-Kim. A single composite financial stress indicator and its real impact in the euro area. *International Journal of Finance & Economics*, 19(3):204–211. ISSN 1076-9307. doi: 10.1002/ijfe.1483. URL <http://dx.doi.org/10.1002/ijfe.1483>. Citado na pág. 35, 65, 125, 138
- Jabbour (2013)** Charbel José Chiappetta Jabbour. Environmental training in organisations: From a literature review to a framework for future research. *Resources, Conservation and Recycling*, 74(1):144–155. ISSN 0921-3449. doi: 10.1016/j.resconrec.2012.12.017. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.resconrec.2012.12.017>. Citado na pág. 8
- Jedidi e Pentecôte (2015)** Ons Jedidi e Jean-Sébastien Pentecôte. Robust signals for banking crises. *Economics Bulletin*, 35(3):1617–1629. Citado na pág. 35, 65, 75, 76, 77, 78, 125, 133

- Jin e Nadal De Simone (2014)** Xisong Jin e Francisco de A. Nadal De Simone. Banking systemic vulnerabilities: A tail-risk dynamic cimdoo approach. *Journal of Financial Stability*, 14(1):81–101. ISSN 1572-3089. doi: 10.1016/j.jfs.2013.12.004. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfs.2013.12.004>. Citado na pág. 35, 65, 124, 138
- Jing et al. (2015)** Zhongbo Jing, Jakob de Haan, Jan Jacobs e Haizhen Yang. Identifying banking crises using money market pressure: New evidence for a large set of countries. *Journal of Macroeconomics*, 43(1):1–20. ISSN 0164-0704. doi: 10.1016/j.jmacro.2014.09.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jmacro.2014.09.001>. Citado na pág. 17, 18
- Jobst (2013)** Andreas A. Jobst. Multivariate dependence of implied volatilities from equity options as measure of systemic risk. *International Review of Financial Analysis*, 28(1):112–129. ISSN 1057-5219. doi: 10.1016/j.irfa.2013.01.005. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.irfa.2013.01.005>. Citado na pág. 35, 125, 141
- Joy et al. (2017)** Mark Joy, Marek Rusnák, Kateřina Šmídková e Bořek Vašíček. Banking and currency crises: Differential diagnostics for developed countries. *International Journal of Finance & Economics*, 22(1):44–67. ISSN 1076-9307. doi: 10.1002/ijfe.1570. URL <http://dx.doi.org/10.1002/ijfe.1570>. Citado na pág. 34, 64, 75, 76, 77, 78, 102, 126, 129
- Kaminsky (2006)** Graciela L. Kaminsky. Currency crises: Are they all the same? *Journal of International Money and Finance*, 25(3):503–527. ISSN 0261-5606. doi: 10.1016/j.jimonfin.2006.01.002. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jimonfin.2006.01.002>. Citado na pág. 23, 24, 25, 26, 27, 28, 33
- Kaminsky e Reinhart (1999)** Graciela L Kaminsky e Carmen M Reinhart. The twin crises: The causes of banking and balance-of-payments problems. *American Economic Review*, 89(3):473–500. ISSN 0002-8282. doi: 10.1257/aer.89.3.473. URL <http://dx.doi.org/10.1257/aer.89.3.473>. Citado na pág. 14, 15, 17, 19, 56, 75, 76, 77, 90, 99
- Kaminsky e Reinhart (1996)** Graciela Laura Kaminsky e Carmen M Reinhart. The Twin Crises : The Causes of Banking and Balance-of-Payments Problems. 1996. URL <http://www.federalreserve.gov/pubs/ifdp/1996/544/ifdp544.pdf>. Citado na pág. 14, 15, 19, 56, 99
- Kandrac (2014)** John Kandrac. Modelling the causes and manifestation of bank stress: an example from the financial crisis. *Applied Economics*, 46(35):4290–4301. ISSN 1466-4283. doi: 10.1080/00036846.2014.955257. URL <http://dx.doi.org/10.1080/00036846.2014.955257>. Citado na pág. 35, 101, 126, 138
- Kaplan-Appio (2002)** Idanna Kaplan-Appio. Estimating the value of implicit government guarantees to thai banks. *Review of International Economics*, 10(1):26–35. URL <https://ssrn.com/abstract=309449>. Citado na pág. 36, 125, 148
- Karim et al. (2013)** Dilruba Karim, Iana Liadze, Ray Barrell e E. Philip Davis. Off-balance sheet exposures and banking crises in oecd countries. *Journal of Financial Stability*, 9(4):673–681. ISSN 1572-3089. doi: 10.1016/j.jfs.2012.07.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfs.2012.07.001>. Citado na pág. 33, 35, 78, 124, 141
- Kauko (2012)** Karlo Kauko. External deficits and non-performing loans in the recent financial crisis. *Economics Letters*, 115(2):196–199. ISSN 0165-1765. doi: 10.1016/j.econlet.2011.12.018. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.econlet.2011.12.018>. Citado na pág. 32, 35, 65, 124, 144

- Kauko (2014)** Karlo Kauko. How to foresee banking crises? a survey of the empirical literature. *Economic Systems*, 38(3):289–308. ISSN 0939-3625. doi: 10.1016/j.ecosys.2014.01.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecosys.2014.01.001>. Citado na pág. 23, 27, 28, 30, 33, 35, 41, 58, 124, 138
- Khallouli e Nabi (2013)** Wajih Khallouli e Mahmoud Sami Nabi. Banking soundness and financial crises' predictability: A case study of Turkey. *International Economics*, 135-136(1):62–78. ISSN 2110-7017. doi: 10.1016/j.inteco.2013.10.002. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.inteco.2013.10.002>. Citado na pág. 25, 28, 35, 126, 141
- Kim e Kim (2014)** Myeong Hyeon Kim e Baeho Kim. Systematic cyclicity of systemic bubbles: Evidence from the u.s. commercial banking system. *Journal of Macroeconomics*, 42(1):281–297. ISSN 0164-0704. doi: 10.1016/j.jmacro.2014.10.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jmacro.2014.10.001>. Citado na pág. 35, 126, 138
- King e Zeng (2001a)** Gary King e Langche Zeng. Explaining rare events in international relations. *International Organization*, 55(3):693–715. ISSN 0020-8183. doi: 10.1162/00208180152507597. URL <http://dx.doi.org/10.1162/00208180152507597>. Citado na pág. 48, 79
- King e Zeng (2001b)** Gary King e Langche Zeng. Logistic regression in rare events data. *Political Analysis*, 9(2):137–163. ISSN 10471987, 14764989. URL <http://www.jstor.org/stable/25791637>. Citado na pág. 79
- Kirschenmann et al. (2016)** Karolin Kirschenmann, Tuomas Malinen e Henri Nyberg. The risk of financial crises: Is there a role for income inequality? *Journal of International Money and Finance*, 68(1):161–180. ISSN 0261-5606. doi: 10.1016/j.jimonfin.2016.07.010. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jimonfin.2016.07.010>. Citado na pág. 34, 76, 99, 126, 131
- Knedlik (2014)** Tobias Knedlik. The impact of preferences on early warning systems—the case of the european commission' s scoreboard. *European Journal of Political Economy*, 34(1): 157–166. ISSN 0176-2680. doi: 10.1016/j.ejpoleco.2014.01.008. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejpoleco.2014.01.008>. Citado na pág. 35, 107, 125, 139
- Koyuncugil e Ozugulbas (2012)** Ali Serhan Koyuncugil e Nermin Ozugulbas. Financial early warning system model and data mining application for risk detection. *Expert Systems with Applications*, 39(6):6238–6253. ISSN 0957-4174. doi: 10.1016/j.eswa.2011.12.021. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2011.12.021>. Citado na pág. 35, 40, 64, 103, 123, 144
- Krugman (1979)** Paul Krugman. A model of balance-of-payments crises. *Journal of Money, Credit and Banking*, 11(3):311–325. ISSN 0022-2879. doi: 10.2307/1991793. URL <http://dx.doi.org/10.2307/1991793>. Citado na pág. 23, 28
- L. Stein (2012)** Jerome L. Stein. Contagion and optimization in financial markets. *The Open Applied Mathematics Journal*, 6(1):1–8. ISSN 1874-1142. doi: 10.2174/1874114201206010001. URL <http://dx.doi.org/10.2174/1874114201206010001>. Citado na pág. 35, 127, 144
- Laeven e Valencia (2008)** Luc Laeven e Fabian Valencia. Systemic banking crises: a new database. 2008. URL <http://dx.doi.org/10.5089/9781451870824.001>. Citado na pág. 17, 78
- Laeven e Valencia (2013)** Luc Laeven e Fabián Valencia. Systemic banking crises database. *IMF Econ Rev*, 61(2):225–270. ISSN 2041-417X. doi: 10.1057/imfer.2013.12. URL <http://dx.doi.org/10.1057/imfer.2013.12>. Citado na pág. 20

- Lang e Schmidt (2016)** Michael Lang e Paul G. Schmidt. The early warnings of banking crises: Interaction of broad liquidity and demand deposits. *Journal of International Money and Finance*, 61(1):1–29. ISSN 0261-5606. doi: 10.1016/j.jimonfin.2015.11.003. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jimonfin.2015.11.003>. Citado na pág. 29, 34, 74, 76, 77, 78, 125, 131
- Li et al. (2013)** Shouwei Li, Mingliang Wang e Jianmin He. Prediction of banking systemic risk based on support vector machine. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013(1):1–5. ISSN 1563-5147. doi: 10.1155/2013/136030. URL <http://dx.doi.org/10.1155/2013/136030>. Citado na pág. 22, 23, 35, 66, 72, 98, 99, 101, 103, 125, 141
- Li e Wang (2014)** Shuangjie Li e Shao Wang. A financial early warning logit model and its efficiency verification approach. *Knowledge-Based Systems*, 70(1):78–87. ISSN 0950-7051. doi: 10.1016/j.knosys.2014.03.017. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.knosys.2014.03.017>. Citado na pág. 35, 79, 125, 139
- Lin e Yang (2016)** Ching-Chung Lin e Shou-Lin Yang. Bank fundamentals, economic conditions, and bank failures in east Asian countries. *Economic Modelling*, 52(1):960–966. ISSN 0264-9993. doi: 10.1016/j.econmod.2015.10.035. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.econmod.2015.10.035>. Citado na pág. 34, 59, 66, 72, 73, 75, 79, 101, 102, 126, 131
- Lin e Wu (2011)** Shu-Ling Lin e Shun-Jyh Wu. Is grey relational analysis superior to the conventional techniques in predicting financial crisis? *Expert Systems with Applications*, 38(5):5119–5124. ISSN 0957-4174. doi: 10.1016/j.eswa.2010.09.139. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2010.09.139>. Citado na pág. 35, 124, 145
- Ma e Chen (2014)** Yong Ma e Yulu Chen. Financial imbalance index as a new early warning indicator: Methods and applications in the chinese economy. *China & World Economy*, 22(6): 64–86. ISSN 1671-2234. doi: 10.1111/cwe.12092. URL <http://dx.doi.org/10.1111/cwe.12092>. Citado na pág. 35, 126, 139
- Maghyereh e Awartani (2014)** Aktham I. Maghyereh e Basel Awartani. Bank distress prediction: Empirical evidence from the gulf cooperation council countries. *Research in International Business and Finance*, 30(1):126–147. ISSN 0275-5319. doi: 10.1016/j.ribaf.2013.07.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ribaf.2013.07.001>. Citado na pág. 19, 23, 25, 28, 31, 35, 60, 66, 72, 73, 74, 88, 102, 103, 124, 139
- Manasse et al. (2016)** Paolo Manasse, Roberto Savona e Marika Vezzoli. Danger zones for banking crises in emerging markets. *International Journal of Finance & Economics*, 21(4):360–381. ISSN 1076-9307. doi: 10.1002/ijfe.1550. URL <http://dx.doi.org/10.1002/ijfe.1550>. Citado na pág. 34, 64, 75, 76, 78, 127, 131
- McLeod (1996)** Ross H. McLeod. Indonesian foreign debt a comment. *Bulletin of Indonesian Economic Studies*, 32(2):119–131. ISSN 1472-7234. doi: 10.1080/00074919612331336978. URL <http://dx.doi.org/10.1080/00074919612331336978>. Citado na pág. 16
- Megersa e Cassimon (2015)** Kelbesa Megersa e Danny Cassimon. Assessing indicators of currency crisis in Ethiopia: Signals approach. *African Development Review*, 27(3):315–330. ISSN 1017-6772. doi: 10.1111/1467-8268.12148. URL <http://dx.doi.org/10.1111/1467-8268.12148>. Citado na pág. 35, 107, 126, 133
- Messai e Gallali (2015)** Ahlem Selma Messai e Mohamed Imen Gallali. Financial leading indicators of banking distress: A micro prudential approach - evidence from Europe. *ASS*, 11

- (21):78–90. ISSN 1911-2017. doi: 10.5539/ass.v11n21p78. URL <http://dx.doi.org/10.5539/ass.v11n21p78>. Citado na pág. 21, 35, 48, 64, 74, 79, 101, 102, 103, 126, 135
- Miller et al. (2015)** Scott Miller, Eric Olson e Timothy J. Yeager. The relative contributions of equity and subordinated debt signals as predictors of bank distress during the financial crisis. *Journal of Financial Stability*, 16(1):118–137. ISSN 1572-3089. doi: 10.1016/j.jfs.2015.01.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfs.2015.01.001>. Citado na pág. 21, 35, 64, 79, 101, 107, 126, 135
- Milne (2014)** Alistair Milne. Distance to default and the financial crisis. *Journal of Financial Stability*, 12(1):26–36. ISSN 1572-3089. doi: 10.1016/j.jfs.2013.05.005. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfs.2013.05.005>. Citado na pág. 35, 101, 103, 124, 139
- Minoiu et al. (2015)** Camelia Minoiu, Chanhyun Kang, V.S. Subrahmanian e Anamaria Berea. Does financial connectedness predict crises? *Quantitative Finance*, 15(4):607–624. ISSN 1469-7696. doi: 10.1080/14697688.2014.968358. URL <http://dx.doi.org/10.1080/14697688.2014.968358>. Citado na pág. 35, 72, 78, 81, 88, 124, 135
- Moinescu e Costea (2014)** Bogdan Moinescu e Adrian Costea. Towards an early-warning system of distressed non-banking financial institutions. *Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research*, 48(2):1–16. Citado na pág. 35, 64, 101, 103, 125, 139
- Montgomery (2003)** Heather Montgomery. Taiwan’s looming banking crisis. *Journal of Asian Economics*, 14(4):645–667. ISSN 1049-0078. doi: 10.1016/s1049-0078(03)00100-3. URL [http://dx.doi.org/10.1016/S1049-0078\(03\)00100-3](http://dx.doi.org/10.1016/S1049-0078(03)00100-3). Citado na pág. 36, 65, 75, 124, 148
- Mulder et al. (2012)** Christian Mulder, Roberto Perrelli e Manuel Duarte Rocha. External vulnerability, balance sheet effects, and the institutional framework – lessons from the Asian crisis. *International Review of Economics & Finance*, 21(1):16–28. ISSN 1059-0560. doi: 10.1016/j.iref.2011.04.002. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.iref.2011.04.002>. Citado na pág. 25, 28
- Mulder et al. (2016)** Christian Mulder, Roberto Perrelli e Manuel Duarte Rocha. The role of bank and corporate balance sheets on early warning systems of currency crises—an empirical study. *Emerging Markets Finance and Trade*, 52(7):1542–1561. ISSN 1558-0938. doi: 10.1080/1540496x.2016.1158545. URL <http://dx.doi.org/10.1080/1540496X.2016.1158545>. Citado na pág. 24, 25, 29, 34, 57, 79, 107, 127, 132
- Nakane e Weintraub (2005)** Márcio I. Nakane e Daniela B. Weintraub. Bank privatization and productivity: Evidence for Brazil. *Journal of Banking & Finance*, 29(8-9):2259–2289. ISSN 0378-4266. doi: 10.1016/j.jbankfin.2005.03.015. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2005.03.015>. Citado na pág. 60, 63
- Nelder e Wedderburn (1972)** J. A. Nelder e R. W. M. Wedderburn. Generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 135(3):370–384. ISSN 0035-9238. doi: 10.2307/2344614. URL <http://dx.doi.org/10.2307/2344614>. Citado na pág. 79
- Ng et al. (2008)** Geok See Ng, Chai Quek e H Jiang. Fcmac-ews: A bank failure early warning system based on a novel localized pattern learning and semantically associative fuzzy neural network. *Expert Systems with Applications*, 34(2):989–1003. ISSN 0957-4174. doi: 10.1016/j.eswa.2006.10.027. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2006.10.027>. Citado na pág. 36, 40, 64, 101, 104, 124, 147

- Nguyen et al. (2008)** Minh Nhut Nguyen, Daming Shi e Chai Quek. A nature inspired ying-yang approach for intelligent decision support in bank solvency analysis. *Expert Systems with Applications*, 34(4):2576–2587. ISSN 0957-4174. doi: 10.1016/j.eswa.2007.04.020. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2007.04.020>. Citado na pág. 36, 64, 72, 73, 101, 104, 124, 147
- Nnamdi e Chibuikem (2014)** J Nnamdi e S Chibuikem. Distress in the Nigerian Banking Industry - Causes, Effects and Strategies for Solution. *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 3(10):76–81. URL <https://www.ijsr.net/archive/v3i10/U0VQMTQ1ODA=.pdf>. Citado na pág. 19
- Obstfeld (1994)** Maurice Obstfeld. The logic of currency crises. doi: 10.3386/w4640. URL <http://dx.doi.org/10.3386/w4640>. Citado na pág. 24, 28
- Obstfeld (1996)** Maurice Obstfeld. Models of currency crises with self-fulfilling features. *European Economic Review*, 40(3-5):1037–1047. ISSN 0014-2921. doi: 10.1016/0014-2921(95)00111-5. URL [http://dx.doi.org/10.1016/0014-2921\(95\)00111-5](http://dx.doi.org/10.1016/0014-2921(95)00111-5). Citado na pág. 24, 28
- Oet et al. (2015)** Mikhail Oet, John Dooley e Stephen Ong. The financial stress index: Identification of systemic risk conditions. *Risks*, 3(3):420–444. ISSN 2227-9091. doi: 10.3390/risks3030420. URL <http://dx.doi.org/10.3390/risks3030420>. Citado na pág. 35, 77, 126, 135
- Oet et al. (2013)** Mikhail V. Oet, Timothy Bianco, Dieter Gramlich e Stephen J. Ong. Safe: An early warning system for systemic banking risk. *Journal of Banking & Finance*, 37(11):4510–4533. ISSN 0378-4266. doi: 10.1016/j.jbankfin.2013.02.016. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.02.016>. Citado na pág. 35, 37, 60, 72, 124, 141
- Oet et al. (2016)** Mikhail V. Oet, Dieter Gramlich e Peter Sarlin. Evaluating measures of adverse financial conditions. *Journal of Financial Stability*, 27(1):234–249. ISSN 1572-3089. doi: 10.1016/j.jfs.2016.06.008. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfs.2016.06.008>. Citado na pág. 34, 126, 132
- Papadimitriou et al. (2014)** Theophilos Papadimitriou, Periklis Gogas e Efthimios Stathakis. Forecasting energy markets using support vector machines. *Energy Economics*, 44:135–142. ISSN 0140-9883. doi: 10.1016/j.eneco.2014.03.017. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.eneco.2014.03.017>. Citado na pág. 105, 106
- Peresetsky et al. (2011)** Anatoly A. Peresetsky, Alexandr A. Karminsky e Sergei V. Golovan. Probability of default models of Russian banks. *Economic Change and Restructuring*, 44(4): 297–334. ISSN 1574-0277. doi: 10.1007/s10644-011-9103-2. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s10644-011-9103-2>. Citado na pág. 32, 35, 40, 60, 72, 79, 107, 124, 145
- Ponomarenko (2013)** Alexey Ponomarenko. Early warning indicators of asset price boom/bust cycles in emerging markets. *Emerging Markets Review*, 15(1):92–106. ISSN 1566-0141. doi: 10.1016/j.ememar.2013.02.006. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ememar.2013.02.006>. Citado na pág. 35, 126, 141
- Qin e Luo (2014)** Xiao Qin e Chengying Luo. Capital account openness and early warning system for banking crises in g20 countries. *Economic Modelling*, 39(1):190–194. ISSN 0264-9993. doi: 10.1016/j.econmod.2014.02.037. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.econmod.2014.02.037>. Citado na pág. 31, 35, 65, 75, 77, 78, 125, 140

- Quax et al. (2013)** Rick Quax, Drona Kandhai e Peter M. A. Sloot. Information dissipation as an early-warning signal for the lehman brothers collapse in financial time series. *Scientific Reports*, 3(1898):1–7. ISSN 2045-2322. doi: 10.1038/srep01898. URL <http://dx.doi.org/10.1038/srep01898>. Citado na pág. 35, 124, 142
- Ramsay e Sarlin (2016)** Bruce A. Ramsay e Peter Sarlin. Ending over-lending: Assessing systemic risk with debt to cash flow. *International Journal of Finance and Economics*, 21(1):36–57. ISSN 1076-9307. doi: 10.1002/ijfe.1520. URL <http://dx.doi.org/10.1002/ijfe.1520>. Citado na pág. 34, 77, 125, 132
- Reinhart e Rogoff (2008)** Carmen M Reinhart e Kenneth S Rogoff. Is the 2007 us sub-prime financial crisis so different? an international historical comparison. *American Economic Review*, 98(2):339–344. ISSN 0002-8282. doi: 10.1257/aer.98.2.339. URL <http://dx.doi.org/10.1257/aer.98.2.339>. Citado na pág. 24
- Reinhart e Rogoff (2011)** Carmen M Reinhart e Kenneth S Rogoff. From financial crash to debt crisis. *American Economic Review*, 101(5):1676–1706. ISSN 0002-8282. doi: 10.1257/aer.101.5.1676. URL <http://dx.doi.org/10.1257/aer.101.5.1676>. Citado na pág. 16, 76
- Roy e Kemme (2012)** Saktinil Roy e David M. Kemme. Causes of banking crises: Deregulation, credit booms and asset bubbles, then and now. *International Review of Economics & Finance*, 24(1):270–294. ISSN 1059-0560. doi: 10.1016/j.iref.2012.04.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.iref.2012.04.001>. Citado na pág. 35, 65, 124, 144
- Salvatore (2000)** Dominick Salvatore. The present international monetary system: Problems, complications, and reforms. *Open Economies Review*, 11(1suppl):133–148. ISSN 0923-7992. doi: 10.1023/a:1008313608550. URL <http://dx.doi.org/10.1023/A:1008313608550>. Citado na pág. 36, 125, 149
- Sarkar e Sriram (2001)** Sumit Sarkar e Ram S. Sriram. Bayesian models for early warning of bank failures. *Management Science*, 47(11):1457–1475. ISSN 1526-5501. doi: 10.1287/mnsc.47.11.1457.10253. URL <http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.47.11.1457.10253>. Citado na pág. 36, 40, 64, 101, 104, 123, 149
- Sarlin (2013)** Peter Sarlin. On policymakers' loss functions and the evaluation of early warning systems. *Economics Letters*, 119(1):1–7. ISSN 0165-1765. doi: 10.1016/j.econlet.2012.12.030. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.econlet.2012.12.030>. Citado na pág. 79
- Sarmiento et al. (2017)** Miguel Sarmiento, Jorge Cely e Carlos León. An early warning indicator system to monitor the unsecured interbank funds market. *Research in International Business and Finance*, 40(1):114–128. ISSN 0275-5319. doi: 10.1016/j.ribaf.2016.12.007. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ribaf.2016.12.007>. Citado na pág. 34, 127, 129
- Sayek e Taskin (2014)** Selin Sayek e Fatma Taskin. Financial crises: lessons from history for today. *Econ Policy*, 29(79):447–493. ISSN 0266-4658. doi: 10.1111/1468-0327.12035. URL <http://dx.doi.org/10.1111/1468-0327.12035>. Citado na pág. 25, 28, 35, 65, 75, 77, 78, 125, 140
- Sevim et al. (2014)** Cuneyt Sevim, Asil Oztekin, Ozkan Bali, Serkan Gumus e Erkam Guresen. Developing an early warning system to predict currency crises. *European Journal of Operational Research*, 237(3):1095–1104. ISSN 0377-2217. doi: 10.1016/j.ejor.2014.02.047. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2014.02.047>. Citado na pág. 35, 75, 124, 140

- Singh (2016)** Manish Kumar Singh. Determinants of bank risk behaviour in emu countries. *Applied Economics Letters*, 23(5):365–368. ISSN 1466-4291. doi: 10.1080/13504851.2015.1076138. URL <http://dx.doi.org/10.1080/13504851.2015.1076138>. Citado na pág. 29, 34, 64, 77, 79, 127, 132
- Singh (2011)** Thangjam Rajeshwar Singh. An ordered probit model of an early warning system for predicting financial crisis in India. Em Bank for International Settlements, editor, *IFC Bulletin*, number 34 in IFC Bulletins, páginas 185–201. Bank for International Settlements. URL <https://www.bis.org/ifc/publ/ifcb34o.pdf><http://www.bis.org/ifc/publ/ifcb34.pdf>. Citado na pág. 13, 18
- Sohn e Park (2016)** Bumjean Sohn e Heungju Park. Early warning indicators of banking crisis and bank related stock returns. *Finance Research Letters*, 18(1):193–198. ISSN 1544-6123. doi: 10.1016/j.frl.2016.04.016. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.frl.2016.04.016>. Citado na pág. 34, 64, 126, 132
- Squartini et al. (2013)** Tiziano Squartini, Iman van Lelyveld e Diego Garlaschelli. Early-warning signals of topological collapse in interbank networks. *Scientific Reports*, 3(3357):1–9. ISSN 2045-2322. doi: 10.1038/srep03357. URL <http://dx.doi.org/10.1038/srep03357>. Citado na pág. 35, 124, 142
- Staub et al. (2010)** Roberta B. Staub, Geraldo da Silva e Souza e Benjamin M. Tabak. Evolution of bank efficiency in Brazil: A dea approach. *European Journal of Operational Research*, 202(1): 204–213. ISSN 0377-2217. doi: 10.1016/j.ejor.2009.04.025. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2009.04.025>. Citado na pág. 60, 62
- Stein (2011)** Jerome L. Stein. The crisis, fed, quants and stochastic optimal control. *Economic Modelling*, 28(1-2):272–280. ISSN 0264-9993. doi: 10.1016/j.econmod.2010.09.002. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.econmod.2010.09.002>. Citado na pág. 35, 125, 145
- Stukel (1988)** Thérèse A Stukel. Generalized logistic models. *Journal of the American Statistical Association*, 83(402):426–431. ISSN 1537-274X. doi: 10.1080/01621459.1988.10478613. URL <http://dx.doi.org/10.1080/01621459.1988.10478613>. Citado na pág. 79
- Sun e Huang (2016)** Lixin Sun e Yuqin Huang. Measuring the instability of china’s financial system: Indices construction and an early warning system. *Economics: The Open-Access, Open-Assessment E-Journal*, 2016(2016–19):1–41. ISSN 1864-6042. doi: 10.5018/economics-ejournal.ja.2016-19. URL <http://dx.doi.org/10.5018/economics-ejournal.ja.2016-19>. Citado na pág. 34, 76, 77, 127, 132
- Tabak et al. (2011)** Benjamin M. Tabak, Dimas M. Fazio e Daniel O. Cajueiro. The effects of loan portfolio concentration on Brazilian banks’ return and risk. *Journal of Banking & Finance*, 35(11):3065–3076. ISSN 0378-4266. doi: 10.1016/j.jbankfin.2011.04.006. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2011.04.006>. Citado na pág. 63, 88
- Tamadonejad et al. (2016)** Alireza Tamadonejad, Mariani Abdul-Majid, Aisyah Abdul-Rahman e Mansor Jusoh. Early warning systems for banking crises: Political and economic stability. *Jurnal Ekonomi Malaysia*, 50(2):31–38. doi: 10.17576/JEM-2016-5001-03. URL <https://ukm.pure.elsevier.com/en/publications/early-warning-systems-for-banking-crises-political-and-economic-s>. Citado na pág. 34, 64, 75, 76, 77, 78, 127, 132

- Tanaka et al. (2016)** Katsuyuki Tanaka, Takuji Kinkyo e Shigeyuki Hamori. Random forests-based early warning system for bank failures. *Economics Letters*, 148(1):118–121. ISSN 0165-1765. doi: 10.1016/j.econlet.2016.09.024. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.econlet.2016.09.024>. Citado na pág. 34, 64, 98, 99, 101, 102, 103, 105, 108, 127, 132
- Tecles e Tabak (2010)** Patricia Langsch Tecles e Benjamin M. Tabak. Determinants of bank efficiency: The case of Brazil. *European Journal of Operational Research*, 207(3):1587–1598. ISSN 0377-2217. doi: 10.1016/j.ejor.2010.06.007. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2010.06.007>. Citado na pág. 60, 62
- Tennant (2011)** David Tennant. Factors impacting on whether and how businesses respond to early warning signs of financial and economic turmoil: Jamaican firms in the global crisis. *Journal of Economics and Business*, 63(5):472–491. ISSN 01486195. doi: 10.1016/j.jeconbus.2010.07.002. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0148619510000603>. Citado na pág. 84
- Torgo (2010)** L. Torgo. *Data Mining with R, learning with case studies*. Chapman and Hall/CRC. URL <http://www.dcc.fc.up.pt/~ltorgo/DataMiningWithR>. Citado na pág. 80
- Trading Economics (2017)** Trading Economics. Interest rate, 2017. URL <http://www.tradingeconomics.com/country-list/interest-rate>. Citado na pág. 60
- Tsionas (2016)** Mike G. Tsionas. Parameters measuring bank risk and their estimation. *European Journal of Operational Research*, 250(1):291–304. ISSN 0377-2217. doi: 10.1016/j.ejor.2015.09.057. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2015.09.057>. Citado na pág. 34, 59, 72, 95, 125, 133
- Tung et al. (2004)** W.L. Tung, C. Quek e P. Cheng. Genso-ews: a novel neural-fuzzy based early warning system for predicting bank failures. *Neural Networks*, 17(4):567–587. ISSN 0893-6080. doi: 10.1016/j.neunet.2003.11.006. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.neunet.2003.11.006>. Citado na pág. 36, 40, 64, 101, 104, 123, 148
- Vapnik (1982)** Vladimir N. Vapnik. *Estimation of dependences based on empirical data*. Springer series in statistics. Springer-Verlag. ISBN 9780387907338,0-387-90733-5. Citado na pág. 105
- Varian (2014)** Hal R. Varian. Big data: New tricks for econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 28(2):3–28. ISSN 0895-3309. doi: 10.1257/jep.28.2.3. URL <http://dx.doi.org/10.1257/jep.28.2.3>. Citado na pág. 104, 108
- Vermeulen et al. (2015)** Robert Vermeulen, Marco Hoeberichts, Bořek Vašíček, Diana Žigraiová, Kateřina Šmídková e Jakob de Haan. Financial stress indices and financial crises. *Open Economies Review*, 26(3):383–406. ISSN 1573-708X. doi: 10.1007/s11079-015-9348-x. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s11079-015-9348-x>. Citado na pág. 35, 125, 135
- Von Hagen e Ho (2007)** Jürgen Von Hagen e Tai-Kuang Ho. Money market pressure and the determinants of banking crises. *Journal of Money, Credit and Banking*, 39(5):1037–1066. ISSN 1538-4616. doi: 10.1111/j.1538-4616.2007.00057.x. URL <http://dx.doi.org/10.1111/j.1538-4616.2007.00057.x>. Citado na pág. 17, 22
- Wanke et al. (2015)** Peter Wanke, Carlos P. Barros e João R. Faria. Financial distress drivers in Brazilian banks: A dynamic slacks approach. *European Journal of Operational Research*, 240(1):258–268. ISSN 0377-2217. doi: 10.1016/j.ejor.2014.06.044. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2014.06.044>. Citado na pág. 60

- Weiss (2004)** Gary M. Weiss. Mining with rarity. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 6 (1):7–19. ISSN 1931-0145. doi: 10.1145/1007730.1007734. URL <http://dx.doi.org/10.1145/1007730.1007734>. Citado na pág. 80
- Wong et al. (2010)** Jim Wong, Tak-Chuen Wong e Phyllis Leung. Predicting banking distress in the emeap economies. *Journal of Financial Stability*, 6(3):169–179. ISSN 1572-3089. doi: 10.1016/j.jfs.2010.01.001. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfs.2010.01.001>. Citado na pág. 32, 36, 37, 124, 146
- Yu et al. (2010)** Lean Yu, Shouyang Wang, Kin Keung Lai e Fenghua Wen. A multiscale neural network learning paradigm for financial crisis forecasting. *Neurocomputing*, 73(4-6):716–725. ISSN 0925-2312. doi: 10.1016/j.neucom.2008.11.035. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2008.11.035>. Citado na pág. 36, 124, 146
- Zaghdoudi (2013)** Taha Zaghdoudi. Bank failure prediction with logistic regression. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 3(2):537–543. URL <http://econjournals.com/index.php/ijefi/article/view/442>. Citado na pág. 35, 66, 72, 79, 102, 103, 125, 142
- Zhao et al. (2009)** Huimin Zhao, Atish P. Sinha e Wei Ge. Effects of feature construction on classification performance: An empirical study in bank failure prediction. *Expert Systems with Applications*, 36(2):2633–2644. ISSN 0957-4174. doi: 10.1016/j.eswa.2008.01.053. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2008.01.053>. Citado na pág. 36, 40, 64, 72, 78, 101, 103, 123, 147
- Zhen-Jia-Liu (2015)** Zhen-Jia-Liu. Cross-country study on the determinants of bank financial distress. *Rev. adm. empres.*, 55(5):593–603. ISSN 2178-938X. doi: 10.1590/s0034-759020150510. URL <http://dx.doi.org/10.1590/S0034-759020150510>. Citado na pág. 26, 28, 35, 59, 66, 73, 79, 80, 102, 103, 108, 127, 135
- Zigraiova e Jakubik (2015)** Diana Zigraiova e Petr Jakubik. Systemic event prediction by an aggregate early warning system: An application to the Czech Republic. *Economic Systems*, 39 (4):553–576. ISSN 0939-3625. doi: 10.1016/j.ecosys.2015.04.004. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecosys.2015.04.004>. Citado na pág. 35, 72, 76, 78, 79, 90, 126, 135