

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS  
ESCOLA DE ECONOMIA DE SÃO PAULO

MARCELO PAN CHACON LIBERMAN

**FALÊNCIA BANCÁRIA E CAPITAL REGULATÓRIO:  
EVIDÊNCIA PARA O BRASIL**

SÃO PAULO

2016

MARCELO PAN CHACON LIBERMAN

**FALÊNCIA BANCÁRIA E CAPITAL REGULATÓRIO:  
EVIDÊNCIA PARA O BRASIL**

Dissertação apresentada à Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para obtenção do título de Mestre em Economia.

Campo de conhecimento:  
Economia e Finanças/ *Banking*

Orientador: Prof. Dr. Klenio de Souza Barbosa

SÃO PAULO

2016

Liberman, Marcelo Pan Chacon.

Falência Bancária e Capital Regulatório: Evidência para o Brasil / Marcelo Pan Chacon Liberman. - 2016.

71 f.

Orientador: Klênio de Souza Barbosa

Dissertação (MPFE) - Escola de Economia de São Paulo.

1. Bancos - Falência - Brasil. 2. Basiléia II (2004). 3. Bancos - Regulamentação. 4. Logit. I. Barbosa, Klênio de Souza. II. Dissertação (MPFE) - Escola de Economia de São Paulo. III. Título.

CDU 336.71(81)

MARCELO PAN CHACON LIBERMAN

**FALÊNCIA BANCÁRIA E CAPITAL REGULATÓRIO:  
EVIDÊNCIA PARA O BRASIL**

Dissertação apresentada à Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getulio Vargas, como requisito para obtenção do título de Mestre em Economia.

Área de Concentração:  
Finanças

**Data da aprovação:**

\_\_\_/\_\_\_/\_\_\_

**Banca examinadora:**

---

Prof. Dr. Klenio de Souza Barbosa

---

Prof. Dr. Carlos Kawall Leal Ferreira

---

Profa. Dra. Rosana Tavares

## RESUMO

Este trabalho tem como proposta estudar se o nível de capital sobre os ativos ponderados pelo risco, o Índice de Basileia, mantido pelos intermediários financeiros, pode servir como preditor de falência dos intermediários financeiros. Um dos desafios apresentados foi o fato do Índice de Basileia reportado para cada instituição estar disponível ao público apenas a partir de 2009, ao passo que grande parte das falências bancárias no Brasil ocorreram no período entre 1995 e 2005. Dessa forma, construindo um Índice de Basileia Sintético (*IBS*) para o período de dezembro de 1995 a dezembro de 2014, testou-se a hipótese de que um nível mais alto de capital em relação aos ativos de risco diminui a probabilidade de falência da instituição. São utilizados modelos *logit* com variável binária discreta e análise *survival*, possibilitando estimar o quanto que um aumento no nível de capital proporciona em tempo de vida para a instituição. A amostra estudada é composta por 313 intermediários financeiros atuando no Brasil, tanto de controle público quanto privado, com dados semestrais. Em linha com estudos anteriores, foi encontrada evidência empírica apontando para uma relação inversa entre nível de capital e probabilidade de falência, tanto com o emprego de *logit* como de *survival*.

Palavras-chave: *Banking*, finanças, falência bancária, Índice de Basileia, capital regulatório, *logit*, *survival analysis*.

## ABSTRACT

The intention of this work is to study how the level of capital as a percentage of risk-weighted assets, i.e. the Basel Ratio, maintained by the financial intermediaries can serve as a predictor of the failure of these financial intermediaries. One of the challenges was the lack of availability of the Basel Ratio for each institution before 2009, while most of bank failures in Brazil occurred in the period between 1995 and 2005. Considering this, a Synthetic Basel Ratio (*IBS*) for the period from December 1995 to December 2014 was created, testing the assumption that a higher level of capital in relation to risk assets reduces the likelihood of such a failure. Both logit models with a discrete binary variable and a survival analysis are used, which allow an estimate to be made of how much of an increase in the level of capital brings in terms of life for the institution. The sample studied consist of 313 publicly and privately-owned financial intermediaries operating in Brazil, using semi-annually figures. In line with previous studies, empirical evidence was found pointing to an inverse relation between the level of capital and the likelihood of a failure, seen in the use of both the logit and survival models.

*Keywords Banking, finance, bankruptcy, Basel Ratio, regulatory capital, logit, survival analysis.*

## **DEDICATÓRIA**

Dedico esse trabalho à minha mãe, um gesto muito pequeno perto de tudo aquilo que ela já fez e faz por mim.

## AGRADECIMENTOS

πάθει μάθος

Primeiramente, agradeço ao Professor Klenio Barbosa, por seu vasto conhecimento técnico na área de estudo, mas principalmente por me fazer enxergar os próximos passos com calma nesse longo processo de aprendizado.

Ao Professor Wagner Oliveira Monteiro pelas inúmeras reuniões presenciais e suporte na construção dos modelos econométricos empregados nesse trabalho.

À Professora Cristine Campos de Xavier Pinto, por me permitir assistir suas aulas de *duration* como ouvinte.

Aos meus colegas e amigos do IFC, grandes responsáveis pela construção do meu conhecimento em *Banking*. Em especial à Luciana, revisora de mais de uma versão do texto.

A Elisa, amiga de infância e revisora de última hora.

Ao John, pela contribuição especial com a construção do *Abstract*.

À Ana, por todo apoio durante esse período, não importando as circunstâncias, sempre presente nos momentos necessários.

Ao Gustavo, pela ajuda nas batalhas contra o Excel.

À Aline, que decidiu fazer o curso junto comigo e contribuiu para sua conclusão.

Aos colegas do mestrado, que ao longo do curso tornaram-se amigos: Marcos, Orlando, Michelle, Raquel, Márcio e Luiz.

À minha família, que sempre incentivou meu desenvolvimento profissional e acadêmico.

À minha irmã, primeira leitora de uma versão completa do trabalho e importante revisora do texto.

Aos meus pais, os maiores responsáveis por me tornar a pessoa que sou hoje.



## LISTA DE GRÁFICOS

<b>Gráfico 1</b> – Distribuição histórica de falências.....	29
<b>Gráfico 2</b> – Comportamento do Índice de Basileia e do IBS – 2009 a 2014 .....	31
<b>Gráfico 3</b> – Curva ROC para o Modelo 1 em <i>logit</i> .....	63
<b>Gráfico 4</b> – Curva ROC para o Modelo 2 em <i>logit</i> .....	64
<b>Gráfico 5</b> – Curva ROC para o Modelo 3 em <i>logit</i> .....	65
<b>Gráfico 6</b> – Curva ROC para o Modelo 4 em <i>logit</i> .....	66
<b>Gráfico 7</b> – Curva ROC para o Modelo 5 em <i>logit</i> .....	67
<b>Gráfico 8</b> – Curva ROC para o Modelo 6 em <i>logit</i> .....	68
<b>Gráfico 9</b> – Curva ROC para o Modelo 7 em <i>logit</i> .....	69
<b>Gráfico 10</b> – Curva ROC para o Modelo 8 em <i>logit</i> .....	70

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1</b> – Regressão Linear <i>IBS</i> contra Índice de Basileia .....	31
<b>Tabela 2</b> – Características das Variáveis Independentes .....	33
<b>Tabela 3</b> – Estatísticas descritivas das variáveis independentes da amostra .....	36
<b>Tabela 4</b> – Estatísticas descritivas da variável <i>IBS</i> agrupadas por ano .....	37
<b>Tabela 5</b> – Testes AIC e BIC Aplicado ao Modelo 4 de <i>Survival</i> .....	49
<b>Tabela 6</b> – Apresentação dos resultados estimados dos modelos <i>logit</i> .....	58
<b>Tabela 7</b> – Apresentação dos resultados estimados dos modelos <i>logit</i> com razão de chances .....	60
<b>Tabela 8</b> – Apresentação dos resultados estimados dos modelos de <i>Survival</i> com distribuição log-logística.....	62

## SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	12
2. LITERATURA RELACIONADA .....	15
2.1 Regulação Bancária .....	15
2.2 Nível de Capital Próprio.....	16
2.3 Predição de Falências .....	17
3. ASPECTOS INSTITUCIONAIS DO SISTEMA FINANCEIRO .....	22
3.1 Regulação Bancária e Acordos de Basileia .....	22
3.2 Sistema Financeiro Brasileiro .....	24
4. BASE DE DADOS .....	28
5. METODOLOGIA .....	38
5.1 Modelo Binário <i>Logit</i> .....	38
5.2 Modelo de Análise de <i>Survival</i> .....	41
6. PRINCIPAIS RESULTADOS .....	43
6.1 Resultados Obtidos Pelo Modelo <i>Logit</i> .....	43
6.2 Resultados Obtidos Pelo Modelo de <i>Survival</i> .....	46
7. TESTE DE ROBUSTEZ.....	48
8. CONCLUSÃO .....	50
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	52
APÊNDICE A.....	58
APÊNDICE B.....	63

## 1. INTRODUÇÃO

Ao menos desde 1988 o requerimento de capital sobre os ativos ponderados pelo risco é usado globalmente, conforme estabelecido no primeiro acordo de Basileia (Basileia I), na tentativa de reduzir o risco de colapsos bancários. Mesmo com os acordos posteriores do Comitê de Basileia, em 2004 (Basileia II) e em 2010-11 (Basileia III), a ideia inicial permaneceu, a saber, a de cobrir os riscos incorridos pelos intermediários financeiros por meio de uma reserva de capital suficientemente grande. Apesar de não ser a única, o requerimento de capital é uma das mais utilizadas ferramentas na regulação bancária, ainda que questionado sobre sua eficácia.

A literatura bancária possui clara divisão no que se refere aos efeitos que requerimentos de capital baseados no risco dos ativos produzem sobre o comportamento dos bancos e os riscos a que estão expostos. Manter um nível mínimo de capital sobre os ativos ponderados pelo risco pode tanto elevar a proteção de determinado intermediário financeiro contra o risco que está correndo como, por outro lado, pode incentivar que esse mesmo intermediário busque aqueles ativos que considere “mal” ponderados pelo regulador para compor sua carteira (VANHOOSE, 2007).

Este trabalho se propõe a estudar se o nível de capital sobre os ativos ponderados pelo risco mantido pelos intermediários financeiros no Brasil altera a probabilidade dessas mesmas instituições falirem. O tema é relevante à luz das crises financeiras, incluindo a mais recente em 2008, em que o papel dos intermediários financeiros foi questionado, ponderando-se sobre o fato de serem considerados os causadores, ou amplificadores, da crise. No Brasil, em que a regulação bancária é tida como forte em relação a outros países, ainda assim houve 37 falências de intermediários financeiros, no período de 1994 a 2014, de um total de 313 instituições estudadas na amostra selecionada.

Tal avaliação impõe desafios operacionais uma vez que não existem informações disponíveis ao público sobre o Índice de Basileia para cada intermediário financeiro no período de maior incidência de falências bancárias no Brasil, a saber, entre 1995 e 1998. As falências continuaram ocorrendo com menor frequência até 2005 e, após seis anos de pausa, voltaram a ser registradas a partir de 2011. Para possibilitar esta avaliação para o período de 1995 até 2014, construiu-se um *Índice de Basileia Sintético (IBS)*

correlacionado com o verdadeiro Índice de Basileia no período em que este está disponível, de 2009 a 2014, usando-se dados dos Balancetes dos intermediários financeiros.

O presente estudo busca um caminho diferente do que foi realizado até então na literatura sobre o tema. Apesar de se apoiar em importantes contribuições anteriores, como Martin (1977) e Ploeg (2010), este trabalho não busca avaliar qual o melhor modelo econométrico para prever falências como tão pouco está interessado em encontrar as variáveis ideais para se antever uma possível falência bancária. A ideia que pauta o estudo é a de se valer de algumas dessas ferramentas econométricas, já demonstradas diversas vezes como eficientes, para demonstrar se há ou não relação entre o nível de capital sobre os ativos ponderados pelo risco detido pelos intermediários financeiros e sua possibilidade de falência. Além disso, a partir dos estudos que buscaram avaliar as melhores variáveis para estimar a falência, podendo ser citados Vilen (2010), Davis e Karim (2008) e Albuquerque Júnior e Ribeiro (2001), escolheu-se variáveis independentes que foram usadas como controles para o *IBS*, alvo do estudo.

Foram utilizadas as metodologias *logit* e de análise de *survival* para testar o efeito do nível do Índice de Basileia mantido pelas instituições financeiras atuantes no Brasil sobre sua possibilidade de falência. A variável dependente “*Falência*” considera instituições que foram liquidadas ou sofreram intervenção do BACEN na data em que o primeiro destes eventos ocorreu, pois muitas vezes esse processo pode se estender por anos.

A maioria das variáveis se comportou como previsto nas hipóteses iniciais. A Capitalização, no entanto, teve o sinal de seu coeficiente positivo nos modelos em que foi usada (modelos 7 e 8), o que ocorreu como provável consequência da presença do *IBS* simultaneamente. Focando no *IBS*, o fato de a variável continuar significativa e com sinal coerente mesmo na presença da variável Capitalização é algo que corrobora com a sua importância para a análise das falências bancárias.

No melhor dos conhecimentos, este é o primeiro estudo relacionando o Índice de Basileia com falências bancárias na presença de controles de outros indicadores contábeis. O estudo proporciona evidência empírica com significância estatística, em todas as variações do modelo *logit* e na análise de *survival*, para a relação inversa entre o *IBS* e a falência bancária. Ou seja, foi encontrada evidência de que quanto maior o nível de

capital mantido por uma instituição em relação aos ativos ponderados pelo risco, menor será sua probabilidade de falir. Foi possível concluir, por uma das especificações do modelo, que um aumento de um ponto percentual no *IBS* faz com que a instituição financeira aumente em 1,04 vezes sua probabilidade de não falir. No caso de um incremento de cinco pontos percentuais no *IBS*, a probabilidade de não falir aumenta em 1,23 vezes.

O resultado permaneceu consistente tanto com o uso de efeitos fixos como aleatórios, sendo que o teste utilizado de *Hausmann* apontou para o uso do segundo como mais adequado.

A análise *survival* também possibilitou determinar o quanto que um incremento no nível do *IBS* proporciona de tempo de vida adicional para as instituições. Foi possível concluir no modelo 4 que um aumento de um ponto percentual no *IBS* atrasaria a falência de uma instituição em 1,08 vezes.

O resultado obtido foi consistente com o emprego de outras distribuições utilizadas, mas pelas metodologias de AIC e BIC confirmou-se a escolha do modelo com distribuição log-logística.

Com isso, conclui-se que o requerimento de capital reduz a probabilidade de que falências bancárias ocorram. Além disso, o estudo dá suporte para a manutenção de uma regulação bancária robusta na prevenção de eventuais crises financeiras.

O presente trabalho é composto pela seguinte estrutura: na segunda seção é apresentada a literatura relacionada à regulação bancária, ao nível de capital próprio e aos modelos de predição de falências. A terceira seção contém os aspectos institucionais do sistema financeiro, abordando a regulação bancária e a história dos Acordos de Basileia além do Sistema Financeiro Brasileiro. Na quarta seção, apresenta-se a base de dados usada no presente trabalho. A quinta seção trata da metodologia dos modelos binário *logit* e de análise de *survival*. Na sexta seção são apresentados os principais resultados obtidos com esses modelos e na sétima seção são abordados alguns testes de robustez. Por fim, a oitava seção conclui o trabalho e apresenta as considerações finais.

## **2. LITERATURA RELACIONADA**

### **2.1 Regulação Bancária**

A teoria da regulação bancária está interligada às crises financeiras. Fischer (1933) reconhece a importância do papel desempenhado pelos bancos na crise de 1929-33, adicionando à deflação o problema da alavancagem excessiva como uma das suas causas. Posteriormente, como coloca Gertler (1988), um contra movimento é iniciado por Gurley e Shaw (1955), dentre outros, no qual adotam-se os intermediários financeiros na análise macroeconômica, antes negligenciados na literatura, como visto na teoria keynesiana, que foca sua atenção no papel da oferta de moeda na economia. Em sua obra, os autores frisam o papel dos intermediários financeiros na oferta de crédito, em contrapartida à criação de moeda. Já com o teorema de Modigliani e Miller (1958), criou-se a sustentação para deixar novamente de lado a questão financeira na análise macroeconômica. Gertler (1988), então, comenta que o ressurgimento da relevância dos intermediários financeiros na teoria econômica veio com Mishkin, em 1978. Bernanke (1983) adiciona ao movimento, defendendo que a contração monetária, isoladamente, não é forte o suficiente para explicar a “Grande Depressão”.

Com a inclusão dos intermediários financeiros nos modelos econômicos e a aceitação, pelo menos por muitos economistas, de seu papel fundamental na economia, um dos desdobramentos é a discussão quanto à necessidade, ou não, de regular essas instituições. Freixas e Santomero (2003) atribuem o surgimento dos intermediários às imperfeições no mercado financeiro. Segundo os autores, os intermediários financeiros são criados para solucionar essas imperfeições, geradas por diversos tipos de problemas de assimetria informacional. A regulação nada mais é que uma medida racional por parte dos governos para garantir que essas assimetrias sejam corrigidas da melhor maneira possível, por meio do controle desses intermediários. A defesa da regulação segue a linha da correção de um mercado não perfeito.

Por outro lado, há aqueles que se opõem à regulação bancária, no sentido amplo do termo. Stiglitz (1993), por exemplo, atenta ao fato de os próprios reguladores bancários serem movidos por interesses próprios, adicionando ao problema de assimetria de informação uma nova nuance.

Com as crises financeiras, incluindo a mais recente em 2008, o debate sobre a função dessas instituições e a importância de sua regulação volta à tona. Questiona-se o papel que os bancos e outros intermediários financeiros possuem nas crises e se a regulação bancária seria um dos meios de preveni-las. Um ponto crucial é saber se os reguladores estão, por meio de suas resoluções, medidas e leis, capturando o risco de insolvência dos intermediários financeiros ou, por outro lado, se estão apenas impondo um custo adicional às instituições sem o benefício de reduzir esse risco.

## **2.2 Nível de Capital Próprio**

O requerimento de capital sobre os ativos ponderados pelo risco, por mais que questionado, tem sido usado globalmente ao menos desde 1988, com o primeiro acordo de Basileia (Basileia I). Os acordos subsequentes do Comitê, realizados em 2004 (Basileia II) e 2010-11 (Basileia III), buscaram corrigir falhas apontadas, mas mantiveram a essência do primeiro acordo, a saber, reduzir o risco de colapsos bancários ao exigir uma reserva de capital suficientemente grande para cobrir os riscos a que os intermediários financeiros estariam expostos.

Koehn e Santomero (1980) apontam para o fato de diversos estudos anteriores, até então, não terem sido capazes de demonstrar uma relação explícita entre um incremento no nível de capital detido pelos bancos e a diminuição do risco de falência, podendo inclusive haver um efeito oposto ao desejado mediante uma regulação mais restrigente. Em seu trabalho, assim como em Kim e Santomero (1988), traça-se o nível instantâneo ótimo de capital sobre os ativos ponderados pelo risco que os bancos deveriam manter.

Rochet (1992) modela a escolha do portfólio, ou seja, da carteira dos bancos, apontando para sua dependência em relação ao capital regulatório requerido mínimo. Requisitos de capital para cada ativo podem induzir a uma seleção ineficiente, em termos de retorno, por parte dos bancos. Por outro lado, mostra que a ausência de controle por parte do regulador pode induzir o banco a comportar-se como amante ao risco.

VanHoose (2007) argumenta que na literatura bancária há uma clara divisão no que diz respeito aos efeitos que o requisito de um nível mínimo de capital pode causar sobre o comportamento dos bancos e sobre os riscos a que as instituições estão sujeitas, tanto



no plano individual quanto para o sistema financeiro como um todo. Requerimentos de capital baseados no risco dos ativos podem tanto elevar a proteção de determinado intermediário financeiro contra o risco que está correndo como, por outro lado, podem incentivar que bancos busquem aqueles ativos que consideram “mal” ponderados pelo regulador para compor sua carteira.

Giammarino, Lewis e Sappington (1993) concluem em seu modelo que os requisitos de adequação de capital, restringindo a alavancagem, são consistentes com a estrutura ótima de capital para um dado nível de qualidade dos ativos.

Um contraponto claro à exigência de um nível mínimo de capital é apresentado por Horvitz (1983) e Calomiris e Litan (2000), que defendem que a disciplina de mercado, ou seja, a variação no preço das dívidas subordinadas emitidas pelos bancos, é uma maneira muito mais eficiente de controlar o comportamento dos bancos do que medidas regulatórias em si, como a exigência de um nível mínimo de capital.

Diversos estudos feitos nos Estados Unidos da América confirmam o indicador de capital sobre os ativos ponderados pelo risco como uma boa medida para monitorar o risco sistêmico, como argumenta Hogan (2014). Dentre eles menciona-se Avery e Berger (1991), Jacques e Nigro (1997) e Hogan, Meredith e Pan (2014). Por outro lado, autores como Jabecki (2009) e mesmo Friedman (2011) apontaram problemas quanto ao poder do requisito de capital em remediar o risco bancário, podendo inclusive, aumentá-lo.

Outro ponto de vista interessante sobre o índice de capital sobre os ativos ponderados pelo risco é dado por Schaeck e Čihák (2007), que analisam empiricamente a relação entre competição e concentração bancárias com indicadores de capitalização dos bancos. Usando informações individuais de bancos de dez países europeus de 1999 a 2004, concluem que bancos tendem a trabalhar com níveis de capitalização mais altos quando operam em mercados mais competitivos. Este efeito é ligeiramente reduzido em indústrias bancárias mais concentradas.

Nesse ponto, foca-se a atenção no que foi feito a respeito de predição de falências, tanto no setor não financeiro, como no setor financeiro.

### **2.3 Predição de Falências**

Quando trata-se da predição de falências, é possível dividir a literatura existente em duas. Parte dela se atém à comparação dos modelos estatísticos empregados na predição enquanto que a outra se vale deles apenas como apoio, para encontrar a melhor combinação de variáveis a ser usada nos modelos de predição de falências.

Com relação à comparação de modelos estatísticos, Gurny e Gurny (2013) analisam os modelos *probit*, *logit* e de análise discriminante linear para uma amostra de 300 bancos durante a crise de 2008-2009 nos Estados Unidos da América. No estudo concluem que o modelo *logit* é o mais adequado na predição de falências bancárias.

Cole e Wu (2009) comparam a precisão de um modelo dinâmico simples de *survival* com um modelo estático de *probit*, usado pelos reguladores nos Estados Unidos da América. A utilização de um modelo dinâmico lhes permite incluir variáveis macroeconômicas, algo impossível quando se utiliza um modelo de um único período. O estudo conclui que o modelo dinâmico, tanto incluindo variáveis macroeconômicas como não as incluindo, é superior ao modelo *probit* na predição de falências bancárias.

Já Halling e Hayden (2006) mesclam modelos estatísticos para uma análise em duas etapas do problema. Defendem que o modelo *logit* é superior para determinar quais bancos da amostra correm risco de falência, o que é realizado em uma etapa inicial. Isso feito, utilizam-se de um modelo de *survival*, que seria o mais adequado para determinar quanto tempo resta aos bancos em risco até que a falência ocorra.

Ploeg (2010) examina quatro diferentes modelos estatísticos de previsão de falência bancária, a saber, *probit*, *logit*, *hazard* e um modelo de redes neurais, cada vez mais popular. Sua base de dados compreende bancos dos Estados Unidos da América no período de 1987 a 2008. Apesar de os resultados indicarem que a performance dos quatro modelos empregados não é muito divergente e que todos os modelos possuem poder preditivo adequado, destaca o modelo *logit* como o mais comumente empregado. Para Ploeg (2010), estudos iniciais sobre o tema restringiam muito as premissas pelo uso da análise discriminante, ao assumirem que os dados das demonstrações financeiras possuem distribuição normal, o que foi provado ser violado em diversos estudos subsequentes. Segundo ele, essa é uma das razões pela qual, posteriormente, o modelo *logit* tornou-se um dos mais usados métodos estatísticos para predição de

falências, justamente por não impor qualquer limitação quanto à distribuição das variáveis.

Resumindo, essa linha da literatura se atém à comparação dos modelos empregados, destacando-se o modelo *logit* para a predição de falências bancárias e o modelo *survival* por permitir uma análise dinâmica de longo prazo das falências.

Já a outra linha da literatura mencionada no início da seção, concentra-se em encontrar a melhor combinação de variáveis a ser usada nos modelos de predição de falências já identificados como eficientes.

Martin (1977) foi o primeiro a aplicar a análise *logit* para o problema de antecipação de falências em bancos, apesar de reconhecer sua utilização anterior por Chesser (1974) ao problema similar de predição de não cumprimento de suas obrigações por parte dos tomadores de empréstimos comerciais.

Vilen (2010) testa setenta e duas potenciais combinações de indicadores contábeis em busca do modelo de predição mais eficiente possível. Utilizando um modelo *logit* para os maiores bancos comerciais<sup>1</sup> dos Estados Unidos da América no período de 2007 a 2009, o autor se vale de trinta e dois indicadores contábeis sustentados pela literatura existente, divididos nas seguintes categorias:

- a) Liquidez;
- b) Risco de crédito;
- c) Rentabilidade e impostos;
- d) Crescimento;
- e) Composição de empréstimos e depósitos;
- f) Investimentos em títulos; e
- g) Instabilidade.

---

<sup>1</sup> Bancos comerciais com ativo total superior a US\$ 500,00 milhões.

Davis e Karim (2008) utilizam um número menor de variáveis, mas combinam variáveis macroeconômicas com variáveis financeiras e institucionais. O intuito, ao empregarem a análise *logit*, foi o de criar uma composição de indicadores para aprimorar os modelos de predição de falências bancárias<sup>2</sup> já existentes.

Já no Brasil, Albuquerque Júnior e Ribeiro (2001) estudam modelos *logit* de previsão de falência bancária com base em sessenta e oito indicadores econômico-financeiros elaborados pelo Banco Central do Brasil (BACEN) seguindo as recomendações do Comitê de Basileia. As variáveis são divididas em cinco grupos, a saber:

- a) Capital;
- b) Ativos;
- c) Rentabilidade;
- d) Eficiência; e
- e) Liquidez.

Vale mencionar que existe uma vasta literatura sobre a predição de falências anterior à década de 1970, mas esta era inicialmente focada em empresas do setor não financeiro. Dois trabalhos foram fundamentais para que o tema ganhasse espaço e popularidade, tanto no mundo acadêmico, como entre empresas e reguladores. Beaver (1966) aponta para o uso dos indicadores financeiros desde 1900, ainda que em estado embrionário, na análise da saúde financeira das empresas, mas faz uma ressalva quanto à ausência, até seu trabalho, da verificação empírica formal de sua utilidade. O autor defende que a única maneira de testá-la é em relação a um propósito específico, e o faz utilizando uma abordagem univariada da análise discriminante para estudar a relação entre dados contábeis e eventos de falência subsequentes. Altman (1968), também buscando dar um rigor acadêmico para a análise de indicadores financeiros já comumente usados pelas empresas, foi um passo além, ao incluí-los em uma abordagem multivariada da análise

---

<sup>2</sup> De forma similar, Demirgüç-Kunt e Detragiache (1998) utilizam um modelo *logit* também combinando variáveis macroeconômicas com variáveis financeiras e institucionais, mas o fazem para a predição de crises bancárias sistêmicas.

discriminante no estudo da relação entre falência e uma seleção de indicadores contábeis.

Shumway (2001) testa as mesmas variáveis (indicadores contábeis), usadas previamente em modelos estáticos por Altman (1968)<sup>3</sup> e por Zmijewski (1984)<sup>4</sup>, utilizando uma abordagem dinâmica de *hazard* e revela que metade das variáveis contábeis escolhidas são estatisticamente não relacionadas com a probabilidade de falência.

No Brasil, Sanvicente e Minardi (1998) propõem modificações às variáveis usadas no *z-score* de Altman (1968) para empresas, adaptando-o à realidade do país. Substituem, por exemplo, o indicador de alavancagem, que usava o valor de mercado da companhia sobre o ativo total, pelo valor contábil do patrimônio líquido sobre ativo total. A mudança justifica-se dadas as limitações do mercado acionário brasileiro. O estudo exclui os intermediários financeiros de seu espaço amostral, e conclui que os indicadores contábeis são uma medida confiável para a análise de risco de crédito das empresas.

---

<sup>3</sup> Altman (1968) utiliza as seguintes variáveis independentes, baseadas em indicadores contábeis utilizados para empresas: i) capital de giro sobre ativo total; ii) lucros retidos sobre ativo total; iii) lucros antes dos juros e imposto de renda sobre ativo total; iv) valor de mercado do patrimônio líquido sobre o capital de terceiros total; e v) receitas sobre ativo total.

<sup>4</sup> Zmijewski (1984), também analisando apenas empresas do setor não financeiro, utiliza as seguintes variáveis independentes: i) lucro líquido sobre ativo total; ii) capital de terceiros total sobre o ativo total; iii) ativo circulante sobre passivo circulante

### **3. ASPECTOS INSTITUCIONAIS DO SISTEMA FINANCEIRO**

#### **3.1 Regulação Bancária e Acordos de Basileia**

A história por trás dos Acordos de Basileia começa com a criação do Comitê de Basileia para Supervisão Bancária (Comitê). Após o colapso de Bretton Woods em 1973, diversos bancos sofreram perdas advindas de exposições em moeda estrangeira o que culminou no encerramento da atividade de vários deles, especialmente na Alemanha. Em resposta, os bancos centrais das maiores economias da época, o chamado G10, estabeleceram o Comitê no final do ano seguinte. Pensado como um fórum para cooperação entre os países membros, seu objetivo era e, segue sendo, o de promover estabilidade financeira por meio de melhorias na qualidade da supervisão bancária ao redor do mundo. A partir da primeira reunião em 1975, o Comitê se encontra aproximadamente todo o trimestre desde então. Em 2009 o Comitê expandiu seu número de membros, o que ocorreu novamente em 2014, incluindo atualmente 28 jurisdições. Apesar de suas decisões não possuírem força legal, o Comitê estabelece normas, diretrizes e recomendações na expectativa de que as autoridades nacionais as implementarão (Bank for International Settlements, 2015).

Com as fundações para uma supervisão bancária internacional estabelecidas, a adequação de capital logo se tornou a principal preocupação do Comitê. No início da década de 1980, com a crise de endividamentos na América Latina, assistiu-se a uma deterioração dos índices de capital dos principais bancos internacionais ao mesmo tempo que os riscos tomados eram cada vez maiores. Para proteger o sistema financeiro internacional, os Bancos Centrais do G10 aprovaram em 1988 um sistema de mensuração de capital com base no risco ponderado dos ativos, o chamado Acordo de Basileia I (Basileia I). Basileia I estabelecia um nível mínimo de capital de 8% dos ativos ponderados pelo risco, a ser implementado até o final de 1992. Essa medida acabou sendo aplicada não apenas pelos países membro, como por todos os países com bancos internacionais ativos. Em 1993, um relatório emitido pelo Comitê confirmou que os bancos do G10 com exposição internacional significativa estavam em cumprimento com o estabelecido. Em 1991, Basileia I sofreu sua primeira alteração, esclarecendo com maior precisão a definição de provisões para perdas com devedores duvidosos a ser

incluída no cálculo do Índice. Em 1995, outra alteração fez com que o cálculo passasse a reconhecer os efeitos de exposições com produtos derivativos. No ano seguinte, o acordo passou a considerar outros riscos que não apenas crédito, como o risco de mercado (Bank for International Settlements, 2015).

Em 1999, foi lançada uma proposta para revisão e substituição da estrutura de adequação de capital estabelecida no primeiro acordo, o que culminou no lançamento em 2004 do Acordo de Basileia II (Basileia II). A estrutura revisada se apoiava em três pilares, a saber: requerimentos mínimos de capital, o que buscou desenvolver e expandir as regras determinadas no primeiro acordo; revisão pelo supervisor da adequação de capital de uma instituição e processos de avaliação internos; e uso efetivo da divulgação de informação para fortalecer a disciplina de mercado e promover práticas bancárias de menor risco. Em 2005, foi lançado um documento complementar versando sobre o tratamento a ser dado aos investimentos financeiros nos balanços dos bancos (Bank for International Settlements, 2015).

Antes mesmo do início da crise em Setembro de 2008 marcada pela falência do banco Lehman Brothers, o Comitê já sentia a necessidade de uma mudança fundamental na estrutura de Basileia II. O setor bancário possuía no momento alta alavancagem e níveis de liquidez inadequados. Isso foi acompanhado de problemas de governança e gestão de risco. A consequência ficou aparente pela mal precificação dos riscos de crédito e liquidez e crescimento de crédito excessivo. Após criar princípios para gestão e supervisão de riscos de liquidez, em 2010 foi anunciado novos níveis mínimos de capital para bancos comerciais. Em julho do mesmo ano, os novos padrões para capital e liquidez foram estabelecidos pelo Acordo de Basileia III (Basileia III), ratificados pelos líderes do G20 e posteriormente aceitos em dezembro de 2010 em uma reunião do Comitê. O novo acordo aprofundou e fortaleceu os pilares definidos em Basileia II e seu escopo foi expandido com diversos pontos novos, a saber (Bank for International Settlements, 2015):

- a) Uma exigência adicional para o capital social, que quando rompida restringe o pagamento de dividendos;
- b) Uma reserva de capital contra cíclica, restringindo a participação dos bancos em possíveis *booms* de crédito;

- c) Um nível de alavancagem mínimo, medido pelo patrimônio líquido sobre os ativos totais;
- d) Exigências mínimas de liquidez, buscando uma cobertura para necessidades de liquidez para um período de trinta dias de estresse;
- e) Requerimentos de capital adicionais para bancos identificados como sistemicamente importantes.

As definições mais restritas de capital estão sendo introduzidas ao longo de cinco anos e estarão completamente introduzidas ao final de 2017. Quanto aos instrumentos de capital que não mais serão considerados como capital social Nível I ou Nível II, esses terão uma fase de implementação mais longa de dez anos. Já os níveis mínimos de capital exigido possuem o seguinte cronograma (Bank for International Settlements, 2015):

- a) Os mínimos exigidos para o capital social e capital Nível I foram aumentados de 2% e 4% para 3,5% e 4,5%, respectivamente, no começo de 2013;
- b) Os mínimos exigidos para o capital social e capital Nível I foram aumentados para 4% e 5,5%, respectivamente, no começo de 2014;
- c) Finalmente, os mínimos exigidos para o capital social e capital Nível I foram aumentados para 4,5% e 6%, respectivamente, no começo de 2015;
- d) Uma reserva adicional de capital de 2,5% entrou em vigor em 2016 e estará em completo vigor a partir de 2019.

### **3.2 Sistema Financeiro Brasileiro**

O sistema bancário brasileiro experienciou importantes mudanças nas últimas décadas<sup>5</sup>. A partir da implementação do Plano Real em 1994, o setor se caracterizou por um forte aprofundamento financeiro e mudanças estruturais que levaram à entrada de bancos estrangeiros e à consolidação do mercado. Uma mudança significativa nas operações

---

<sup>5</sup> Para uma revisão histórica da evolução dos bancos brasileiros, ver Baer e Nazmi (2000) e Ness Jr. (2000).



dos bancos brasileiros foi causada pela melhora qualitativa no ambiente econômico. Até o início dos anos 1990, altas taxas de inflação determinavam as ações dos agentes econômicos. Com o Plano Real, a taxa de inflação brasileira decresceu de uma média anual de 715% a.a. entre 1980 e 1993 para 22% a.a. em dezembro de 1995.

O governo brasileiro também promoveu importantes reformas institucionais do sistema financeiro, contribuindo para a expansão dos mercados de crédito no país. Um dos objetivos dessas mudanças foi o de melhorar o sistema regulatório, respondendo ao problema de falências bancárias (COSTA e DE MELLO, 2006).

O BACEN adotou as medidas acordadas em Basileia I por meio da Resolução 2.099 de 17 de agosto de 1994 (BACEN, 1994), exigindo pela primeira vez a manutenção de um nível mínimo de capital de acordo com os riscos dos ativos. Em 2004, foi publicado pelo Comitê de Supervisão Bancária de Basileia o segundo acordo de Basileia, denominado Basileia II, na tentativa de tornar mais precisas as medidas dos riscos incorridos pelos bancos. No Brasil, sua adoção ocorreu por meio do Comunicado 12.746, de 9 de dezembro de 2004 (BACEN, 2004). Em 2013, o Comitê Monetário Nacional (CMN) publicou um conjunto de 4 resoluções<sup>6</sup> e o BACEN um conjunto de 15 circulares<sup>7</sup> que juntos estabelecem as normas, de acordo com as recomendações do Comitê de Supervisão Bancária de Basileia, para a transição de Basileia II para Basileia III, visando aprimorar a capacidade das instituições financeiras de absorverem choques e enfrentarem crises. Atualmente, o capital mínimo exigido no Brasil (11%) é superior ao mínimo definido no acordo mencionado, mas caminha para uma convergência quando a medida estiver completamente em vigor. Além disso, é importante mencionar que o BACEN faz cumprir esses limites de forma rigorosa, sujeitando à intervenção as instituições desenquadradas.

O Brasil aparece no cenário internacional como possuindo um ambiente regulatório robusto e um banco central forte. A presença do BACEN a princípio faria crer-se que as possibilidades de insolvência e, portanto, de ruptura do sistema bancário, estariam no mínimo melhor mitigadas que em outros países nos quais a regulação é mais fraca. De acordo com o Fundo Monetário Internacional (FMI) os indicadores de capitalização (tanto

---

<sup>6</sup> Resoluções 4.192; 4.193; 4.194; e 4.195.

<sup>7</sup> Circulares 3.634; 3.635; 3.636; 3.637; 3.638; 3.639; 3.640; 3.641; 3.642; 3.643; 3.644; 3.645; 3.646; 3.647; 3.648.

o Índice de Basileia como a relação simples entre capital próprio e ativos) do Brasil estão entre os mais altos, colocando o país como um dos mais bem capitalizados *vis-à-vis* os riscos tomados. No Relatório de Serviços Financeiros do *Economic Intelligence Unit* do quarto trimestre de 2015, comenta-se que a robustez dos fundamentos e a supervisão estrita do BACEN permitiram ao país sobreviver à crise financeira global e à recessão econômica doméstica no período de 2008 a 2009, além das crises anteriores de 1999 com desvalorização do Real, a crise argentina em 2001 e 2002 e a crise de confiança brasileira também em 2002.

O setor bancário brasileiro possui concentração moderada, segundo o Relatório de Estabilidade Financeira (BACEN, 2015), medido pelo Índice *Herfindal-Hirschmann*. Segundo o mesmo relatório, a razão de concentração para os dez maiores participantes é de 89,4% em termos de ativos totais, 92,1% para operações de crédito e 91,2% para depósitos. O restante do sistema financeiro é composto por uma vasta quantidade de instituições menores, que costumam possuir estruturas de balanço menos alavancadas. Isto confere para o sistema financeiro brasileiro uma média alta do nível de capitalização, muito superior ao mínimo exigido, com o Índice de Basileia médio do Sistema Financeiro Nacional chegando a 16,3% em junho de 2015 (note que o Índice de Basileia para as instituições financeiras usadas na amostra deste estudo é mais alto, devido ao tipo de instituições selecionadas). Alencar (2011) mostra que ao menos metade dos bancos brasileiros possui uma meta pré-determinada, definida internamente, para o Índice de Basileia. Atenta também ao fato de bancos de maior porte possuírem menores índices de capital. Ferreira et al. (2010), ao estudarem o capital econômico dos bancos operando no Brasil no período de 2003 a 2008, concluem que este se move de acordo com o ciclo dos negócios, mas que mesmo diante desta volatilidade, apresentam patamares altos.

Considerando a robustez das políticas regulatórias do BACEN e sua postura mais estrita, atualmente mais estrita inclusive que a do próprio Comitê de Basileia, questiona-se se a exigência de um capital sobre os ativos ponderados pelo risco de fato cumpre sua função de reduzir a probabilidade das instituições de se tornarem insolventes e por consequência comprometerem a saúde do sistema financeiro. Manter determinado nível de capital possui um custo adicional para as instituições financeiras, e o fato de este nível ser determinado pelo seu risco também, pois ativos menos arriscados significam, por consequência, ativos de menor retorno. Dessa forma, se a quantidade que um banco

possui de capital em relação aos seus ativos for irrelevante para sua solvência, essa exigência por parte do regulador estará apenas tornando os bancos menos eficientes, e não mais seguros.

#### 4. BASE DE DADOS

Neste estudo analisou-se 313 intermediários financeiros do Sistema Financeiro Nacional Brasileiro (SFN) que operavam ou passaram a operar a partir de 1995, data inicial em que há disponibilidade de dados de balanço para cada instituição, até dezembro de 2014. Essas instituições incluem bancos comerciais, bancos de investimento, bancos múltiplos, bancos de desenvolvimento e caixas econômicas, tanto de controle público como privado, excluindo todos os demais tipos de instituições financeiras.

A partir dos balancetes 4040 e 4010 do BACEN, disponibilizados mensalmente, foi construída uma base de dados semestral (junho e dezembro), com indicadores financeiros para cada um dos intermediários financeiros estudados durante o período. Para os indicadores que utilizam dados de Demonstração dos Resultados do Exercício (DRE), estes valores foram anualizados<sup>8</sup>.

No período, observaram-se 37 falências bancárias. No modelo, a variável dependente é o evento “*Falência*”, sendo consideradas instituições que foram liquidadas ou sofreram intervenção do BACEN na data em que o primeiro destes eventos ocorreu, pois muitas vezes esse processo pode se estender por anos. Utilizou-se a data inicial pois a necessidade de intervenção do órgão regulador já mostra que a instituição não goza de plena saúde financeira e a sociedade já está incorrendo em um custo adicional para mantê-la. Além disso, das 37 falências encontradas, houve 31 casos de liquidação direta, com apenas 6 casos de intervenção, sendo que destes casos as seis instituições acabaram por ser liquidadas posteriormente. As falências são distribuídas ao longo do período, conforme vê-se no Gráfico 1. Como pode ser observado, as *Falências* ocorrem até 2005 e após 2010, com maior incidência no período entre 1995 e 1998.

Instituições que por qualquer motivo, exceto falência, deixaram de publicar seus resultados antes do fim do período observado - ou seja, dezembro de 2014 -, tiveram seu período de existência censurado e são tratadas como tal, sendo a data de censura a data da última publicação de resultados antes do evento.

---

<sup>8</sup> Os dados da DRE mensais foram primeiramente somados para chegar-se em dados semestrais, sendo em seguida anualizados de forma simples, multiplicando-os por 2. Não utilizou-se a metodologia de acúmulo dos últimos 12 meses para evitar dupla contagem dos dados na construção do painel.

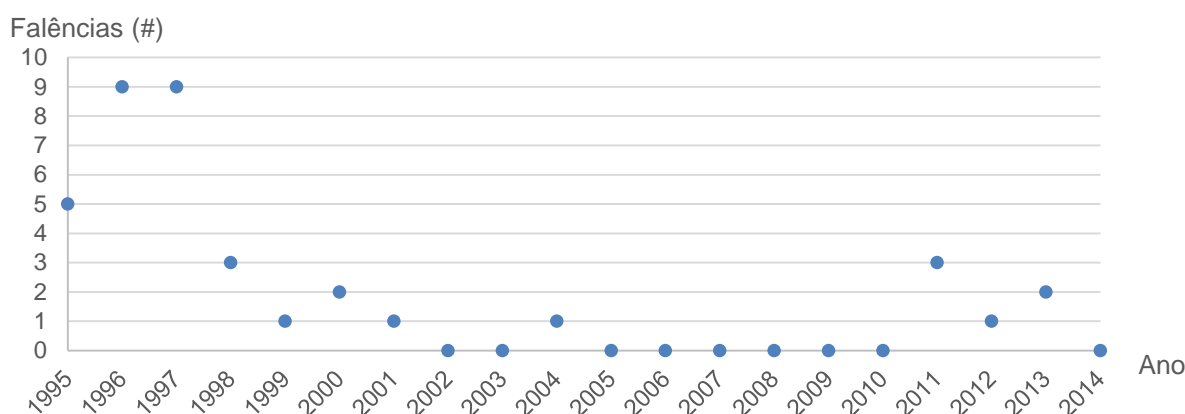


Gráfico 1 – Distribuição histórica de falências  
Fonte: elaboração própria

A principal variável independente de interesse é o índice de capital sobre os ativos ponderados pelo risco. Considerando que o Índice de Basileia para cada instituição do SFN está disponível apenas a partir de 2009 e que o presente estudo buscou analisar o período inteiro desde a entrada do primeiro acordo de Basileia em finais de 1994, coincidente também com o período Pós-Plano Real, criou-se uma *proxy* que será definida aqui como *Índice de Basileia Sintético* (ou *IBS*). O *IBS*, portanto, foi construído como uma medida de capital sobre os ativos ponderados pelo risco baseada nas Resoluções do CMN e nas Circulares do BACEN, mencionadas anteriormente, referentes ao tema.

O *IBS* é calculado pela divisão do: i) *Patrimônio Líquido Ajustado*; sobre ii) os *Ativos Ponderados pelo Risco*. A seguir explicam-se os dois componentes da fórmula<sup>9</sup>.

*Patrimônio Líquido Ajustado*: é o *Patrimônio Líquido* descontado das *Participações em Coligadas e Controladas no País*. Dessa forma elimina-se o capital que, apesar de constar nos livros da instituição financeira estudada, está sendo empregado para investir em operações de outra companhia (uma investida sua).

*Ativos Ponderados pelo Risco*: é composto pela somatória de

<sup>9</sup> Os termos usados para cada entrada contábil seguem a nomenclatura definida no Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional (COSIF), criado com a edição da Circular 1.273, em 29 de dezembro de 1987 (BACEN, 1987).

- a) 20% de: i) *Aplicações em Depósitos Interfinanceiros*; e ii) *Aplicações em Moedas Estrangeiras*;
- b) 50% de: i) *Aplicações em Operações Compromissadas*; ii) *Operações Livres*; iii) *Vinculados a Operações Compromissadas*; iv) *Créditos Vinculados*; v) *Repasses Interfinanceiros*; e vi) *Relações com Correspondentes*;
- c) 100% de: i) *Recursos em Trânsito de Terceiros*; ii) *Outros Créditos*; iii) *Outros Valores e Bens*; iv) *Investimentos no Exterior*; v) *Investimentos por Incentivos Fiscais*; vi) *Títulos Patrimoniais*; vii) *Ações e Cotas*; e viii) *Outros Investimentos*;
- d) 150% de: i) *Operações de Crédito*; e ii) *Operações de Arrendamento Mercantil*;  
e
- e) 300% de: i) *Diversos*; e ii) *Diferido*.

Faz-se a ressalva aqui de que essa é uma medida aproximada, pois nem todos os dados necessários para o cálculo exato do Índice de Basileia estão disponíveis nos balancetes 4040 e 4010, ou mesmo, disponíveis ao público. As entradas contábeis divulgadas possuem abertura até o terceiro nível segundo agrupamento estabelecido pelo COSIF (BACEN, 1.273). Para viabilizar o cálculo, tomou-se como hipótese que todas as operações de risco realizadas por uma instituição foram incluídas pela mesma em suas demonstrações contábeis, o que apenas a própria instituição teria condições de conferir e garantir.

Para que o estudo seja válido, o IBS precisa ter um comportamento similar ao Índice de Basileia, ou seja, serem compatíveis. Dessa forma, é possível verificar a correlação entre os dois índices por meio de uma regressão linear simples, na qual regrediu-se o *IBS* contra o Índice de Basileia real para o período em que este está disponível, de 2009 a 2014. Os resultados são reportados a seguir, na Tabela 1. O Gráfico 2 mostra o comportamento dos dois índices no período.

**Tabela 1** – Regressão Linear *IBS* contra Índice de Basileia

Y = IBS	Coef.	Erro Padrão	t
Índice de Basileia	0,614***	(0,019)	32,63
Cons	0,103***	(0,015)	6,78
R <sup>2</sup>	0,893		
Observações	1277		
Período	2009 - 2014		

\* p<0.10; \*\* p<0.05; \*\*\* p<0.01

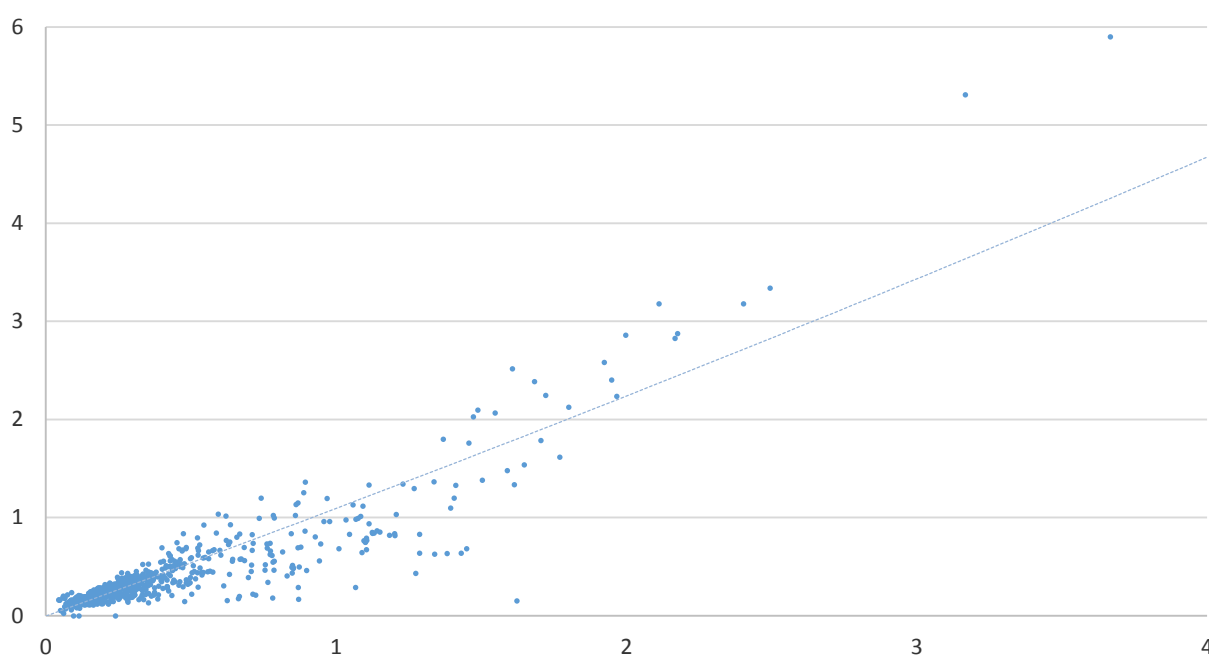


Gráfico 2 – Comportamento do Índice de Basileia e do IBS – 2009 a 2014

Fonte: Banco Central do Brasil, 2015

Nota: Dados trabalhados pelo autor.

Foram escolhidos um total de 20 indicadores como variáveis para controle dos efeitos de nossa variável independente principal, *IBS*, sobre a variável dependente, *Falência*.

As variáveis financeiras de controle se basearam na literatura disponível e são divididas nos seguintes grupos:

a) Capital;

b) Ativos;

- c) Rentabilidade;
- d) Liquidez; e
- e) Eficiência.

A variável de interesse *IBS* é, naturalmente, classificada dentro do grupo 'capital'. Assim, o modelo foi construído tanto utilizando apenas o *IBS* como única variável de capital, como também na presença de outras variáveis para testar seu impacto. O fato de o *IBS* se manter significativo mesmo após a inclusão de outras variáveis mostra que esse indicador tem um efeito próprio não captado por outros indicadores.

Na Tabela 2 são listadas as variáveis utilizadas, acompanhadas de sua descrição e sinal esperado quanto ao impacto sobre a possibilidade de falência. Um sinal negativo indica uma expectativa de que um aumento no valor daquela variável reduza a possibilidade de falência da instituição financeira, enquanto que um sinal positivo indica o oposto. As variáveis são divididas conforme os grupos mencionados abaixo.



**Tabela 2 – Características das Variáveis Independentes**

Grupo	Variável	Descrição	Sinal Esperado quanto a possibilidade de Falência
C	IBS	Índice de Basileia Sintético, calculado como: i) Patrimônio Líquido ajustado pelas Participações em Coligadas e Controladas no País dividido por ii) somatória de: 20% das Aplicações em Depósitos Interfinanceiros e Aplicações em Moedas Estrangeiras + 50% das Aplicações em Operações Compromissadas; Livres; Vinculados a Operações Compromissadas; Créditos Vinculados; Repasses Interfinanceiros e Relações com Correspondentes + 100% dos Recursos em Trânsito de Terceiros; Outros Créditos; Outros Valores e Bens; Investimentos no Exterior; Investimentos por Incentivos Fiscais; Títulos Patrimoniais; Ações e Cotas e Outros Investimentos + 150% das Operações de Crédito e das Operações de Arrendamento Mercantil + 300% de Diversos e Diferido	(-)
C	Capitalização	Patrimônio Líquido sobre Ativo Total	(-)
R	ROA	Lucro Líquido Anualizado sobre Ativo Total	(-)
R	ROE	Lucro Líquido Anualizado sobre Patrimônio Líquido	(-)
E	NIM	Resultado Líquido de Intermediação Financeira Anualizado sobre Ativo Total	(-)
E	NOM	Resultado Operacional Líquido Anualizado sobre Ativo Total	(-)
L	Liquidez	Ativos Líquidos (Disponibilidades; Aplicações Interfinanceiras de Liquidez e Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Financeiros Derivativos) sobre Ativo Total	(-)
L	Liquidez_2	Ativos Líquidos (Disponibilidades; Aplicações Interfinanceiras de Liquidez e Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Financeiros Derivativos) sobre, Ativo Total menos Patrimônio Líquido	(-)
A	Emp_Ext	Empréstimos no Exterior sobre Ativo Total	(+)
A	Emp_Ext_2	Empréstimos no Exterior sobre, Ativo Total menos Patrimônio Líquido	(+)
A	Exposic_Credito	Operações de Crédito sobre Ativo Total	(+)
E	Financiamento_Credito	Operações de Crédito sobre Depósitos Totais	(-)
A	PDD_prop	Montante Existente Provisionado em Balanço sobre Operações de Crédito	(+)
A	Provisionamento_prop	Provisionamento Anualizado sobre Ativo Total	(+)
A	Prop_Emp_Comercial	Empréstimos e Títulos Descontados mais Financiamentos, sobre Operações de Crédito	(+)
A	Prop_Emp_Rural	Financiamentos Rurais e Agroindustriais sobre Operações de Crédito	(-)
C	Mix_Depositos_Vista	Depósitos à Vista sobre Depósitos Totais	(+)
C	Mix_Depositos_Prazo	Depósitos à Prazo sobre Depósitos Totais	(-)
L	TVM_Livre_Risco	Vinculados ao Banco Central sobre Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Financeiros Derivativos	(-)
A	Ln_ativo_tot	Logaritmo Natural do Ativo Total	(-)

**Fonte:** elaboração própria

**Capital:** Este componente agrupa indicadores relacionados à estrutura de capital das instituições, medindo o quanto estas estão protegidas pelo capital próprio com relação às suas obrigações com terceiros, caso do próprio *IBS* e da *Capitalização (Patrimônio Líquido sobre Ativo Total)*. Aqui incluem-se também indicadores relativos à composição dos passivos, principalmente aqueles mais sujeitos ao risco de uma “corrida aos bancos”, como os *Depósitos à Prazo sobre Depósitos Totais* e *Depósitos à Vista sobre Depósitos Totais*.

**Ativos:** Agrupa os indicadores relativos à alocação dos ativos, assim como ao tamanho da instituição, caso do logaritmo natural do *Ativo Total*. Dado que o *IBS* é construído de forma a levar em consideração o risco dos ativos, a ideia aqui é incluir possíveis alocações não mensuradas pelo índice. Com relação à alocação, tem-se os *Empréstimos no Exterior sobre o Ativo Total* (e também sobre *Ativo Total* menos o *Patrimônio Líquido*), *Operações de Crédito sobre o Ativo Total*, o *Montante Existente Provisionado em Balanço sobre Operações de Crédito*, o *Provisionamento Anualizado sobre o Ativo Total*, os *Empréstimos e Títulos Descontados mais Financiamentos sobre as Operações de Crédito*, e os *Financiamentos Rurais e Agroindustriais sobre as Operações de Crédito*.

**Rentabilidade:** Inclui os indicadores que mensuram o lucro da instituição em relação aos seus recursos empregados, como o *ROA (Lucro Líquido sobre o Ativo Total)* e o *ROE (Lucro Líquido sobre o Patrimônio Líquido)*. Esses indicadores são anualizados a partir do lucro no semestre conforme explicado na nota de rodapé 8.

**Eficiência:** Os indicadores desse grupo medem a eficiência da instituição, ao comparar a rentabilidade dos ativos contra os custos e despesas das operações. Sob este grupo estão o *NIM (Resultado Líquido de Intermediação Financeira sobre o Ativo Total)*, o *NOM (Resultado Operacional Líquido sobre o Ativo Total)*, e as *Operações de Crédito sobre os Depósitos Totais*. Assim como para o *ROE* e o *ROA*, os indicadores *NIM* e *NOM* são anualizados a partir dos resultados semestrais.

**Liquidez:** Os indicadores desse grupo buscam controlar o *IBS* pela disponibilidade financeira da companhia, independente dos riscos a que está exposta. Aqui é o caso dos indicadores calculados pelos *Ativos Líquidos* (que é a somatória das contas *Disponibilidades*, *Aplicações Interfinanceiras de Liquidez* e *Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Financeiros Derivativos*) sobre o *Ativo Total* e sobre o *Ativo Total* menos

o *Patrimônio Líquido* e pelo indicador dado pela divisão de *Vinculados ao Banco Central* sobre *Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Financeiros Derivativos*.

Na Tabela 3 são apresentadas as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas. Por se tratar de um longo período<sup>10</sup> e de uma amostra grande de instituições, com modelos de negócios heterogêneos, a amplitude dos valores pode ser alta, o que é possível notar pelos valores máximos e mínimos de cada variável, assim como por seu desvio-padrão<sup>11</sup>. O comportamento da mediana, no entanto, está dentro do esperado para o setor financeiro.

Um dos aspectos observados é o nível confortável de capital, como indica tanto o índice de capitalização (alavancagem simples, obtida dividindo o patrimônio líquido pelo ativo total) com mediana de 16,65% e média de 23,46%, como o próprio IBS, que apresenta mediana de 15,12% e média de 30,22%, ambas acima do mínimo exigido de 11%.

Os retornos são positivos, como demonstrado pelo *ROA* e *ROE* anualizados, e apesar de altos quando comparados com países desenvolvidos, seu desempenho não é tão satisfatório ao levar em consideração as altas taxas de juros<sup>12</sup>. Dada a concentração moderada do sistema bancário brasileiro, seria possível argumentar que o mesmo ocorre com os lucros, no entanto este debate foge ao escopo do presente estudo. Outro ponto importante é a considerável liquidez com que as instituições trabalham, o que poderia ajudá-las em situações de estresse ou em uma eventual “corrida aos bancos”.

---

<sup>10</sup> A única variável nominal utilizada diretamente no modelo (ou seja, não contida dentro de um indicador) é o logaritmo natural do *Ativo Total*, que apesar de não ter sido deflacionado, teve o impacto da inflação levado em conta ao incluir-se *dummies* anuais no modelo.

<sup>11</sup> Os valores mínimo e máximos de magnitude muito alta (que ocorrem por exemplo para os índices de *Liquidez\_2* e *Financiamento\_Crédito* são decorrentes de comportamentos de algumas instituições isoladas por curtos períodos de tempo. A maioria dos outliers, principalmente os que apresentaram valores mínimos negativos, são aqueles que em algum momento deixaram de operar ou entraram em falência, razão pela qual foram mantidos na amostra.

<sup>12</sup> De acordo com a base de dados do Banco Mundial (2016), o Brasil figura entre os cinco países com taxas de juros mais altas desde 1996 até 2015.

**Tabela 3**– Estatísticas descritivas das variáveis independentes da amostra

Nome das Variáveis	Mediana	Média	Mínimo	Máximo	Desvio Padrão
IBS	0.151	0.302	-10.023	157.223	2.073
Capitalização	0.167	0.235	-7.144	1.000	0.325
ROA	0.012	0.008	-1.856	1.826	0.116
ROE	0.081	0.095	-2.883	11.703	0.459
NIM	0.067	0.092	-10.817	1.196	0.198
NOM	-0.026	-0.022	-1.544	5.573	0.242
Liquidez	0.374	0.405	0.000	1.000	0.260
Liquidez_2	0.476	8.214	0.000	38085.212	491.673
Emp_Ext	0.000	0.050	0.000	1.208	0.107
Emp_Ext_2	0.000	0.395	0.000	1335.604	19.036
Exposic_Credito	0.300	0.321	0.000	0.972	0.257
Financiamento_Credito	0.982	37.844	0.000	27774.000	591.482
PDD_prop	0.027	0.198	0.000	385.627	5.848
Provisionamento_prop	0.018	0.044	0.000	5.803	0.150
Prop_Emp_Comercial	0.941	0.196	0.000	1.000	30.672
Prop_Emp_Rural	0.000	0.065	0.000	1.000	0.185
Mix_Depositos_Vista	0.026	0.119	0.000	1.000	0.231
Mix_Depositos_Prazo	0.805	0.646	0.000	1.000	0.758
TVM_Livre_Risco	0.000	0.085	0.000	1.000	0.200
Ln_ativo_tot	20.337	20.366	0.000	27.884	2.414

**Fonte:** elaboração própria

Em seguida, analisam-se as estatísticas descritivas do *IBS* de forma individual, dispostas na Tabela 4, com agrupamento anual durante o período de estudo. Novamente os dados apontam para um nível de capital com relação ao risco confortável, acima do mínimo requerido pelo regulador. Em nenhum dos anos observados a média ou mediana do sistema registra um número abaixo de 12%, o que indica que, no geral, as exigências do BACEN vêm sendo cumpridas. Olhando para a mediana, de forma a evitar o efeito dos *outliers*<sup>13</sup>, nota-se que nos últimos anos (a partir de 2010), as instituições estudadas vêm

<sup>13</sup> Vide Nota de Rodapé 11. Novamente o efeito de alguns bancos fica aparente olhando-se para níveis máximos de *IBS* fora do padrão, como o observado em 2010, e mínimo em 1999. Apesar da maioria desses efeitos advir de bancos que estavam passando por algum momento operacionalmente distoante, optou-se por mantê-los na amostra considerando que o objetivo era justamente o de identificar a influência de indicador sobre as falências bancárias.

trabalhando com níveis um pouco mais baixos do *IBS*, apesar de adequados aos níveis mínimos exigidos para o Índice de Basileia. Este fato poderia indicar apenas uma propensão das instituições a trabalharem de forma mais eficiente, evitando os custos de ter em seus balanços mais do que o necessário dos ativos de menos risco, que por consequência, são os de menores retornos.

**Tabela 4**– Estatísticas descritivas da variável *IBS* agrupadas por ano

Ano	Mediana	Média	Mínimo	Máximo	Desvio Padrão
1995	0.192	0.337	0.000	11.500	0.657
1996	0.150	0.224	-7.413	2.417	0.486
1997	0.126	0.177	-6.296	1.982	0.546
1998	0.163	0.197	-4.637	1.849	0.476
1999	0.150	0.191	-10.023	1.976	0.696
2000	0.156	0.258	-3.531	2.763	0.499
2001	0.160	0.259	-2.964	4.756	0.496
2002	0.161	0.275	-3.495	3.841	0.520
2003	0.164	0.252	-3.513	2.118	0.472
2004	0.152	0.292	-0.138	3.515	0.383
2005	0.165	0.306	-0.066	4.351	0.468
2006	0.141	0.279	-0.727	3.551	0.419
2007	0.141	0.256	-0.038	3.779	0.414
2008	0.153	0.322	0.014	4.033	0.503
2009	0.156	0.324	-0.061	4.254	0.480
2010	0.139	0.921	-0.080	157.223	9.686
2011	0.135	0.332	-0.065	4.144	0.556
2012	0.140	0.357	-0.072	4.611	0.632
2013	0.138	0.342	-0.072	4.801	0.562
2014	0.137	0.324	-0.068	4.684	0.530

**Fonte:** elaboração própria

## 5. METODOLOGIA

Nesta seção, serão abordados os modelos utilizados na análise da pergunta que cerne o trabalho. Vale-se primeiramente de um modelo *logit* em painel para determinar se o *IBS* é um bom preditor de falências para intermediários financeiros, com a limitação que esse modelo foca essencialmente na predição de curto prazo. Em seguida, utiliza-se um modelo de *survival* no qual é possível analisar o mesmo problema na perspectiva de sobrevivência de longo prazo de uma instituição, respondendo não somente à questão de se o *IBS* prevê ou não falências, como também se o nível de *IBS* detido por uma instituição determina seu tempo de sobrevivência.

### 5.1 Modelo Binário *Logit*

Um modelo não linear de resposta binária possui genericamente o formato:

$$P(y_{it} = 1|x_{it}) = G(x_{it}\beta) \equiv p(x_{it}) \quad (6.1)$$

onde  $x$  é  $1 \times K$ ,  $\beta$  é  $K \times 1$  e o primeiro elemento de  $x$  é unidade.  $G(\bullet)$  assume valores no intervalo aberto:  $0 < G(z) < 1$ , para todo  $z \in R$ . a probabilidade  $p(x)$  é uma função de  $x$  apenas por meio do índice:

$$x_{it}\beta = \beta_1 + \beta_2 x_{2it} + \dots + \beta_k x_{kit} \quad (6.2)$$

Dessa forma, a função  $G$  mapeia o índice dentro da probabilidade de resposta.  $G$  é a função acumulativa de distribuição (cdf) (WOOLDRIDGE, 2010, p. 565-567). No caso deste trabalho,  $y = 1$  indica a *Falência* do intermediário financeiro e analogamente,  $y = 0$  indica que o evento *Falência* não ocorreu.

Será utilizado o modelo *logit*, que é um caso especial da equação (6.1) com:

$$G(z) = \Lambda(z) \equiv \frac{\exp(z)}{[1 + \exp(z)]} \quad (6.3)$$

Como Maddala (1983) argumenta, na presença de uma frequência desigual entre a ocorrência e não ocorrência de um evento (e.g. falência e não falência) o modelo *logit* é

superior ao *probit*, pois a regressão logística não é sensível ao não balanceamento na frequência amostral.

De forma a interpretar corretamente o  $\beta_j$  das variáveis, tem-se que, no caso de  $x_j$  ser contínuo,

$$\frac{\partial p(x)}{\partial x_j} = g(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta})\beta_j \quad (6.4)$$

onde

$$g(z) \equiv \frac{dG}{dz}(z) \quad (6.5)$$

ou seja o efeito parcial de  $x_j$  em  $p(\mathbf{x})$  depende de  $\mathbf{x}$  por meio de  $g(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta})$ . No modelo *logit*,  $G(\bullet)$  é uma cdf estritamente crescente e, portanto, sua derivada  $g(z) > 0$  para todo  $z$ . Como consequência, o sinal do coeficiente  $\beta_j$  determina o sinal do efeito em  $y$ . No caso de  $x_k$  ser uma variável independente binária, seu efeito parcial resultante da mudança de  $x_k$  de 0 para 1, *ceteris paribus*, é dado por:

$$G(\beta_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_{k-1} x_{k-1} + \beta_k) - G(\beta_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_{k-1} x_{k-1}) \quad (6.6)$$

Já a significância estatística de  $x_j$  é determinada pelo fato de podermos ou não rejeitar a hipótese nula ( $H_0$ ):  $\beta_j = 0$  (WOOLDRIDGE, 2010, p. 567).

O pacote estatístico escolhido neste estudo foi o Stata®, que estima o modelo *logit* pela técnica de Estimadores de Máxima Verossimilhança (MLE). Assumi-se  $N$  observações independentes identicamente distribuídas conforme o modelo dado na fórmula (6.1).

Para estimar o modelo condicional MLE é necessário determinar a função log-verossimilhança para cada  $i$ . A densidade de  $y_{it}$  dado  $x_{it}$  é representada por:

$$f(y|x_{it}; \boldsymbol{\beta}) = [G(\mathbf{x}_{it}\boldsymbol{\beta})]^y [1 - G(\mathbf{x}_{it}\boldsymbol{\beta})]^{1-y} \quad (6.7)$$

com  $y = 0, 1$ . O log-verossimilhança para a observação  $i$  é a função do vetor de parâmetros  $K \times 1$  e de  $(x_i, y_i)$ :

$$l_{it}(\boldsymbol{\beta}) = y_{it} \log[G(\mathbf{x}_{it}\boldsymbol{\beta})] + (1 - y_{it}) \log[1 - G(\mathbf{x}_{it}\boldsymbol{\beta})] \quad (6.8)$$

Portanto, o log-verossimilhança para uma amostra de tamanho  $N$  é

$$L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^N l_{it}(\boldsymbol{\beta}) \quad (6.9)$$

e o MLE de  $\boldsymbol{\beta}$ , denominado  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ , maximiza esse log-verossimilhança. Sendo  $G(\bullet)$  o cdf logístico então,  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  é o estimador *logit*. Dos resultados gerais da máxima verossimilhança segue que  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  é consistente e assintoticamente normal (WOOLDRIDGE, 2010 p. 567-569).

Para melhor interpretar o resultado das variáveis independentes do modelo *logit*, calcula-se a razão de chances (*odds ratio* – *OR*) a partir dos coeficientes  $\beta$ . O OR dá o efeito na equação  $G(\bullet)$  da mudança de  $x_i$  para  $x_i + 1$ . Tomando as seguintes equações *logit*

$$g(x) = \beta_1 + \beta_2 x_2 \quad (6.10)$$

e

$$g(x_2 + 1) = \beta_1 + \beta_2(x_2 + 1) \quad (6.11)$$

Tem-se que o estimador da diferença *logit* é

$$\hat{g}(x_2 + 1) - \hat{g}(x_2) = \hat{\beta}_2 \quad (6.12)$$

do que resulta que o estimador da razão de chances de determinada variável é a exponencial do coeficiente desta mesma variável - ou  $\widehat{OR} = \exp(\hat{\beta}_2)$ . Como nem sempre o acréscimo de uma unidade em  $x_i$  é clinicamente interessante para uma variável contínua, permite-se um ajuste para mensurar uma variação de  $h$  unidades em  $x_i$ . Transforma-se então a equação (6.12) em

$$\hat{g}(x_2 + h) - \hat{g}(x_2) = h\hat{\beta}_2 \quad (6.13)$$

do que segue que o estimador da razão de chances é (HOSMER, LEMESHOW e RODNEY, 2013, p.50-51 e 62-64):

$$\widehat{OR}(x_2 + h, x_2) = \exp(h\hat{\beta}_2) \quad (6.14)$$



## 5.2 Modelo de Análise de *Survival*

Para uma amostra aleatória  $i$  da população, seja  $t_i^*$  a duração de tempo no estado inicial, e  $x_i$  o vetor de variáveis independentes observadas assume-se que  $t_i^*$  tem densidade condicional contínua  $f(t|x_i; \theta), t \geq 0$ , na qual  $\theta$  é o vetor de parâmetros desconhecidos. No caso do banco de dados utilizado nesse estudo, existe o caso dos dados de balancete 4010 ou 4040 deixarem de ser reportados, mesmo sem a Falência da instituição ser observada. Isso pode ocorrer, por exemplo, no caso da instituição ser adquirida por outra, fechar suas operações por decisão voluntária ou trocar sua licença de operação bancária para algum tipo de instituição não observado nessa amostra. Para levar em conta o efeito da censura à direita, ou seja, o efeito de determinado indivíduo deixar de ser observado na amostra sem que o evento de interesse tenha ocorrido (no caso *Falência*), adota-se que o período em que o indivíduo  $i$  é observado,  $t_i$ , é obtido por:

$$t_i = \min(t_i^*, c_i) \quad (6.15)$$

onde  $c_i$  é o tempo de censura para o indivíduo  $i$ . A probabilidade de  $t_i$  ser censurado é

$$P(t_i^* \geq c_i | x_i) = 1 - F(c_i | x_i; \theta) \quad (6.16)$$

onde  $F(\cdot)$  é o cdf condicional de  $t_i^*$  dado  $x_i$  (WOOLDRIDGE, 2010 p. 993-995).

Seja  $d_i$  um indicador de falência ( $d_i=1$  se a instituição financeira falir;  $d_i=0$  se não falir), a verossimilhança condicional para a observação  $i$  é dada por

$$f(t_i | x_i; \theta)^{d_i} [1 - F(t_i | x_i; \theta)]^{(1-d_i)} \quad (6.17)$$

A verossimilhança inclui o tempo de censura  $c_i$ , pois para os dados censurados,  $t_i = c_i$ . Tomando uma amostra aleatória de tamanho  $N$  e dados  $(t_i, d_i, x_i)$ , o estimador de máxima verossimilhança de  $\theta$  é obtido maximizando

$$\sum_{i=1}^N \{d_i \log[f(t_i | x_i; \theta)] + (1 - d_i) \log[1 - F(t_i | x_i; \theta)]\} \quad (6.18)$$

Utilizando a distribuição log-logística, a função *hazard* com variáveis independentes é dada por

$$\lambda(t; \mathbf{x}) = \frac{\exp(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta})\alpha t^{\alpha-1}}{[1 + \exp(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta})t^\alpha]} \quad (6.19)$$

onde  $x_1 \equiv 1$  e  $\alpha$  é um parâmetro positivo. A cdf é, então, dada por

$$F(t|\mathbf{x}; \boldsymbol{\theta}) = 1 - [1 + \exp(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta}) t^\alpha]^{-1}, t \geq 0 \quad (6.20)$$

A distribuição do  $\log(t_i^*)$  dado  $\mathbf{x}_i$  é logística com média  $-\alpha^{-1} \log\{\exp(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta})\} = -\alpha^{-1}\mathbf{x}\boldsymbol{\beta}$  e variância  $\frac{\pi^2}{(3\alpha^2)}$  (WOOLDRIDGE, 2010 p. 999-1000).

## 6. PRINCIPAIS RESULTADOS

Primeiramente, antes de apresentarem-se os resultados propriamente ditos de cada modelo, como o presente estudo foca essencialmente em uma variável independente de interesse sendo as outras usadas meramente como controles, realizou-se um teste baseado na estatística G para ver se de fato a variável *IBS* acrescenta poder explanatório ao modelo. Como sugerem Hosmer, Lemeshow e Sturdivant (2013), a estatística G é um teste que justifica a inclusão de uma variável ao saber se ela melhora o poder de predição do modelo como um todo, diferente do coeficiente  $\beta$ , que mostra o efeito dessa variável sobre y. Para isso, estimou-se um modelo discreto *logit* apenas com a constante como variável. Em seguida, estimou-se o mesmo modelo acrescentando o *IBS* como única variável independente (mais tarde apresentado como modelo 1). Multiplicando por -2 a diferença dos log-verossimilhança de cada modelo, obteve-se a estatística  $G = 6,77$  e o p-valor para esse teste fica abaixo de 0,01, o que rejeita a probabilidade da hipótese nula do coeficiente de *IBS* ser zero, e aponta para sua inclusão no modelo.

Havendo testado a significância do coeficiente  $\beta$  da variável *IBS*, segue-se para a apresentação dos resultados. Como mencionado anteriormente, foram estimados modelos discretos *logit* para analisar a relação entre a probabilidade de *Falência* das instituições financeiras e o *IBS*. Na sequência, utiliza-se um modelo de *survival* com distribuição log-logística para analisar como a variável *IBS* afeta o tempo de sobrevivência das mesmas instituições.

### 6.1 Resultados Obtidos Pelo Modelo *Logit*

Como mostra o Apêndice A, Tabela 6, foram estimados oito modelos usando uma distribuição discreta *logit*, com diferentes combinações das variáveis de controle já previamente apresentadas e discutidas. Antes de prosseguir, testaram-se todos os modelos aplicando o teste do índice de verossimilhança, sendo possível observar que todos os modelos são significativos para um nível de significância de 0,01, como pode ser visto pela Prob>chi2 na tabela.

Quanto à variável independente de interesse, o *IBS*, vê-se que ela é estatisticamente significativa em todos os modelos. Nos modelos 8, 7, 6, 4, 3, e 2 é significativa com  $p < 0,01$ . Já para os modelos 5 e 1, o *IBS* só é significativo no nível  $p < 0,05$ , no entanto o  $P > |z|$  é de 0,022 e 0,011 para os modelos, respectivamente, ou seja mais próximos à 0,01 que 0,05. Ou seja, percebe-se que nos modelos com menos variáveis de controle, a variável *IBS* continua sendo importante para explicar as falências das instituições financeiras estudadas, porém tem parte de seu efeito escondido no *erro*.

Ainda que nos modelos *logit* os coeficientes  $\beta$  não sejam de fácil interpretação, i.e., não tenham uma conclusão direta sobre o comportamento de  $y$  simplesmente analisando sua magnitude, é importante atentar-se para o sinal das variáveis. O sinal positivo indica uma relação na mesma direção que  $y$ , *Falência*, ou seja, um aumento nessa variável aumenta a possibilidade de falência da instituição financeira. Analogamente, no caso de um coeficiente com sinal negativo, um aumento nessa variável indica a redução na possibilidade de falência da instituição financeira. Comparando os oito diferentes modelos, nota-se coerência entre o sinal das variáveis escolhidas, sendo que nenhuma vez uma variável independente aparece possuindo um  $\beta$  com sinal oposto em outro modelo.

A maioria das variáveis se comportou como previsto nas hipóteses iniciais. A *Capitalização*, no entanto, teve o sinal de seu coeficiente  $\beta$  positivo nos modelos em que foi usada (modelos 7 e 8), o que ocorreu como provável consequência da presença do *IBS* simultaneamente. Apesar de não medirem exatamente a mesma coisa, ambas as variáveis são medidas de quanto as instituições estão protegidas pelo seu capital. Focando no *IBS*, o fato de a variável continuar significativa e com sinal coerente mesmo na presença da variável *Capitalização* é algo que corrobora a sua importância para a análise das falências bancárias, no sentido amplo do termo.

Das outras variáveis de controle, a que mais se mostrou significativa foi o *Provisionamento*, com  $p < 0,01$  no modelo 5,  $p < 0,05$  nos modelos 8, 7, 6 e 2 e  $p < 0,10$  no modelo 4. O coeficiente  $\beta$  da variável *Provisionamento* possui sinal positivo, o que é coerente com a literatura pois o provisionamento atua como uma *proxy* para o default dos intermediários financeiros. Quanto maior o provisionamento, maior o montante que a instituição credora espera não receber de seus tomadores. Dessa forma, quanto maior o provisionamento, maior a chance da instituição não rever a totalidade de seus ativos cedidos em crédito e, por consequência, de não cumprir com suas próprias obrigações.

Outra variável significativa em todos os modelos em que apareceu, exceto pelo modelo 2, foi o *ROE*, interessante pela natureza ambígua de sua hipótese inicial. Como apontado por Sales e Tannuri-Pianto (2007), por um lado poderia esperar-se que um retorno mais alto trouxesse mais condições para a instituição perdurar. No entanto, instituições com *spreads* maiores e, por consequência, mesmo com lucros maiores podem na verdade estar incorrendo em maiores riscos, o que não é sustentável ao longo do tempo. Isso é o que ocorreu nos modelos 3-8, em que *ROE* se mostrou significativo ao menos com  $p < 0,10$  e com coeficiente  $\beta$  de sinal positivo.

O indicador de eficiência *NOM*, significativo nos modelos 8 e 5, teve seu sinal negativo, como esperado. Ou seja, instituições mais eficientes, como seria de se esperar, têm menores possibilidades de falência. Por fim, o índice de liquidez também constou como significativo no modelo 5, com  $p = 0,10$ , e sinal do coeficiente negativo. O fato de não haver uma evidência forte no presente estudo para sua importância pode ocorrer tanto pela presença do próprio *IBS*, que considera como menos arriscado ativos mais líquidos, quanto pela possibilidade de que as informações disponíveis nos balancetes 4010 e 4040 para a construção desse indicador não sejam suficientemente precisas para medir corretamente a liquidez da instituição. O fato de ter um ativo classificado como “Título e Valor Mobiliário” ou “Aplicação Interfinanceira de Liquidez” não é informativo o suficiente para saber-se a facilidade que a instituição teria em se desfazer desses ativos.

Para a análise do impacto do *IBS*, assim como das variáveis de controle, sobre a variável dependente, Falência, estimaram-se os mesmos modelos usando a razão de chances, ou *odds-ratio*, (OR) no lugar dos coeficientes  $\beta$ , conforme explicado no Capítulo 5. Esses resultados são apresentados no Apêndice A, Tabela 7.

Para a facilidade de interpretação, uma pequena transformação é necessária nos valores. Tomando o modelo 4 como exemplo, vê-se que o *IBS* possui  $OR = 0,016$ . O OR permite a visualização do quanto a probabilidade de  $y$  ocorrer aumentaria dado um aumento de uma unidade em  $x$ , ou seja, de  $x$  para  $(x+1)$ . No entanto, como a variável *IBS* está construída em decimal, o aumento de uma unidade equivale a um aumento de 100 pontos percentuais no *IBS*, o que não só é um valor alto como também pouco provável de ser realizado por uma instituição financeira em situações normais. Dessa forma, para obter-se o efeito de um aumento de um ponto percentual no *IBS*, calcula-se a  $\exp(0,01 * \ln(0,016)) = 0,96$ . Isso implica que o aumento de um ponto percentual no

*IBS* faz com que a instituição financeira tenha 0,96 vezes a chance de falir que tinha antes, isto é, aumenta em 1,04 vezes sua probabilidade de não falir. Usando o mesmo raciocínio, um aumento de cinco pontos percentuais no *IBS*, aumenta em 1,23 vezes a probabilidade de não falir da instituição.

Para testar a adequação do modelo, apresenta-se no Apêndice B os Gráficos 3-10 contendo a curva ROC para cada um dos oito modelos analisados. A área sob a curva ROC pode ser compreendida como a capacidade de um modelo estimar uma Falência quando de fato uma instituição quebrou. Sendo  $n_1$  o número de instituições com  $y = 1$  (ou seja, que faliram), e  $n_0$  o número de instituições com  $y = 0$ , criaram-se  $n_1 \times n_0$  pares de forma que cada instituição com  $y = 1$  é pareada com cada instituição com  $y = 0$ . Desses pares, computou-se então a proporção em que a instituição com  $y = 1$  teve a maior probabilidade de falência em relação à instituição pareada com  $y = 0$ . Nota-se que a área abaixo da curva ROC varia entre 0,7043 (modelo 1) e 0,8491 (modelo 8), o que indica, de acordo com Hosmer, Lemeshow e Sutrdivant (2013), uma discriminação aceitável (de 0,70 à 0,80), casos dos Modelos 5 e 1, à excelente (de 0,80 à 0,90), casos dos demais seis modelos. Portanto, os resultados apresentados mostram que os modelos estimados são adequados para a predição de falências.

## 6.2 Resultados Obtidos Pelo Modelo de *Survival*

Apesar de modelos *logit* serem muito usados na análise de falências de empresas, inclusive no setor financeiro, conforme mostrou-se anteriormente, estes se limitam à predição de risco com um curto espaço de tempo. Ou seja, vê-se a probabilidade de uma instituição falir com base nas suas demonstrações financeiras do semestre anterior. Para testar a efetividade do *IBS* como preditor de falência também de longo prazo, utilizam-se os modelos de *survival*.

Com base na análise *logit* feita anteriormente, optou-se por estimar em *survival* as variáveis escolhidas nos modelos 4 e 1. O modelo 4 inclui variáveis de todos os campos de controle propostos (capitalização, rentabilidade, eficiência, liquidez e ativos). Já o modelo 1 é a versão sem controles do nosso modelo, sendo a única variável independente o *IBS*.

Estimam-se ambos os modelos com distribuição log-logística, mas no próximo capítulo serão apresentados também os resultados para o teste rodado com o modelo 4 comparando o uso entre distintas distribuições.

Novamente, utiliza-se o teste de log-verossimilhança para testar a significância dos modelos, e pela  $\text{Prob} > \chi^2$  no Apêndice A, Tabela 8, vê-se que ambos são significantes. O interessante de trabalhar com esse tipo de modelo é que este permite ter-se uma ideia temporal da falência, ou seja, o quanto uma determinada variável impacta não apenas na sobrevivência de uma instituição financeira, como também qual o seu impacto sobre o tempo dessa sobrevivência. Como pode ser observado, reporta-se o *times-ratio* (*TR*) no lugar dos coeficientes  $\beta$ , semelhante a razão de chances do modelo *logit*. Como o *IBS* é reportado em decimais, conforme mencionado anteriormente, faz-se o ajuste para identificar o impacto da variação de um ponto percentual sobre o tempo de sobrevivência. Calculando então  $\exp(0,01 \cdot \ln(2627,187)) = 1,08$ . Para a análise de *survival*, um  $TR > 1$  indica que o tempo esperado até a falência aumenta, e um  $TR < 1$  indica que o tempo esperado até a falência diminui. Dessa forma, um aumento de um ponto percentual no *IBS* atrasaria a falência de uma determinada instituição em 1,08 vezes.

Esse resultado é consistente tanto com a literatura que apresenta argumentos pró regulação, como Koehn e Santomero (1980), Kim e Santomero (1988), VanHoose (2007), como com nosso modelo *logit*. Um aumento na capitalização das instituições financeiras em relação ao seus ativos ponderados pelo risco não apenas diminui sua possibilidade de falência, como faz com que caso ela ocorra, que demore mais tempo para acontecer.

## 7. TESTE DE ROBUSTEZ

Wooldridge (2010, p.326) aponta que em casos nos quais as variáveis independentes não variam muito ao longo do tempo, estimar o modelo *logit* com efeitos fixos pode levar a resultados imprecisos. Dessa maneira, aplicou-se o teste de *Hausmann* para determinar se um modelo com efeitos aleatórios seria mais apropriado, ou seja, se seus estimadores teriam variância menor do que no caso de um modelo de efeitos fixos.

Aplicando o teste de *Hausmann* no modelo com mais covariantes (modelo 8), têm-se que  $\chi^2(15) = 14,19$  e  $\text{Prob}>\chi^2 = 0,5113$ . Dessa forma, não rejeitamos a hipótese nula  $H_0$ : diferença entre os dois conjuntos de coeficientes não é sistemática e, portanto, optou-se pelo modelo com efeitos aleatórios.

Por garantia, aplicou-se o mesmo teste para o modelo 4 (de melhores resultados e base para o modelo usado na análise de *survival*) e obteve-se resultado similar. O  $\chi^2(10) = 10,29$  e  $\text{Prob}>\chi^2 = 0,4154$  não foram suficientes para rejeitar a hipótese nula, e sendo assim, optou-se pelo modelo de efeitos aleatórios.

Como mencionado anteriormente, o modelo de *survival* utilizado foi construído sobre o pressuposto de uma distribuição log-logística. Apesar dos resultados serem consistentes e em linha com o esperado, reproduziu-se o modelo 4 sob outros critérios de distribuição. Por questão de concisão e, por não ser o escopo do presente estudo, não será apresentado aqui o resultado do modelo sob outras distribuições. No entanto, disponibiliza-se a comparação entre diferentes distribuições para justificar o emprego da distribuição log-logística como a mais adequada.

Utilizando duas técnicas distintas, como fazem Sales e Tannuri-Pianto (2007), o Critério de Informação Akaike (AIC) e o Critério de Informação Bayesiano (BIC), as seguintes distribuições foram comparadas:

- a) Log-logística;
- b) Exponencial;
- c) Weibull;
- d) Log-normal; e
- e) Gompertz.



Como é possível observar na Tabela 5, o modelo com critério de distribuição log-logística é aquele que apresenta melhor especificação, além de ser o de melhor capacidade preditiva e, portanto, foi o selecionado.

**Tabela 5** – Testes AIC e BIC Aplicado ao Modelo 4 de *Survival*

Distribuição	Modelo 4	
Critério	<u>AIC</u>	<u>BIC</u>
Log-logistic	227,982	318,793
Exponencial	244,204	328,529
Weibull	245,252	336,063
Lognormal	231,054	321,865
Gompertz	243,310	334,122

**Fonte:** elaboração própria

## 8. CONCLUSÃO

A utilização de restrições de capital como forma de evitar falências bancárias e proteger o sistema financeiro como um todo já ocorre em âmbito global no mínimo desde 1988, com o primeiro acordo de Basileia, sendo uma das ferramentas mais usadas no arcabouço da regulação bancária.

O reconhecimento da influência das instituições financeiras sobre a economia, principalmente no período posterior à crise financeira de 2008, foi um passo importante para os reguladores do sistema financeiro. De forma a prevenir novas crises, a preocupação está atualmente em mitigar os riscos individuais das instituições que o compõem o sistema financeiro, sabendo que falências pontuais podem eventualmente impactar a economia como um todo. Sendo assim, é pertinente saber se um dos mecanismos de controle mais utilizados pelos reguladores, o Índice de Basileia, de fato está relacionado com as falências dos intermediários financeiros.

No presente estudo, foram utilizadas as metodologias *logit* e de análise de *survival* para testar o efeito do nível do Índice de Basileia mantido pelas instituições financeiras atuantes no Brasil sobre a possibilidade de falência das mesmas. Como as informações sobre o Índice de Basileia não estavam disponíveis para todo o período estudado, foi criado um Índice de Basileia Sintético (IBS) utilizando os balancetes 4010 e 4040 das instituições da amostra, de dezembro de 1995 a dezembro de 2014.

No melhor dos conhecimentos, este é o primeiro estudo relacionando o Índice de Basileia com falências bancárias na presença de controles de outros indicadores contábeis, proporcionando evidência empírica com significância estatística em todas as variações de modelo *logit* e na análise de *survival* para a relação inversa entre o IBS e a falência das instituições financeiras. Ou seja, há evidência de que quanto maior o nível de capital mantido por uma instituição em relação aos ativos ponderados pelo risco, menor será sua probabilidade de falência. A análise *survival* também possibilitou concluir o quanto que um incremento no nível do IBS proporciona de tempo de vida adicional para as instituições.

No modelo 4, o de melhores resultados, a variável *IBS* apresentou  $OR = 0,016$ . Fazendo algumas transformações matemáticas simples, é possível concluir que um aumento de

um ponto percentual no *IBS* faz com que a instituição financeira aumente em 1,04 vezes sua probabilidade de não falir. No caso de um incremento de cinco pontos percentuais no *IBS*, a probabilidade de não falir aumenta em 1,23 vezes.

Ao utilizar o modelo *logit*, o resultado permaneceu consistente tanto com o uso de efeitos fixos, como aleatórios, sendo que o teste utilizado de *Hausmann* apontou para o uso do segundo como mais adequado. Quanto à análise de *survival* o resultado obtido foi consistente com o emprego de outras distribuições utilizadas, mas pelas metodologias de AIC e BIC confirmou-se a escolha do modelo com distribuição log-logística.

Usando a análise de *survival* com distribuição log-logística para o modelo 4, é possível concluir que um aumento de um ponto percentual no *IBS* atrasaria a falência de uma instituição em 1,08 vezes.

Um possível problema com o presente estudo é o fato de o Brasil ter experimentado os maiores problemas bancários no período pós-inflação, com a entrada do Plano Real. Buscou-se mitigar o potencial problema causado por efeitos desse evento sobre os bancos usando *dummies* anuais, apesar de essa não ser uma solução perfeita.

O estudo também não entra no mérito quanto à adequação da ponderação pelo risco de cada ativo individualmente, o que poderia ser abordado em pesquisas futuras. Seria também relevante a discussão abordar não apenas o fato de a instituição ser de controle público ou privado, mas também se seu controle é majoritariamente nacional ou estrangeiro. Além disso, com a continuidade da divulgação pelo Bacen do Índice de Basileia das instituições, será possível ao longo do tempo construir uma base de dados com um número suficiente de falências bancárias coincidente com disponibilidade de informação do indicador.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALBUQUERQUE JÚNIOR, José; RIBEIRO, Eduardo Pontual. *Avaliação dos Indicadores de Predição de Insolvência Bancária no Brasil para os Períodos de 1994/95 e 1997/98: uma análise de robustez*. In: Anais do Encontro Nacional de Economia, 29, 2001, Brasil. ANPEC, 2001.

ALENCAR, Leonardo S. *Um Exame sobre como os Bancos Ajustam seu Índice de Basileia no Brasil*. Trabalhos para Discussão. n.251, 2011. Disponível em: < <http://www.bcb.gov.br/?trabdisc> >

ALTMAN, Edward I. *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*. Journal of Finance. n.23, p. 589-609, 1968.

AVERY, R.B.; BERGER, A.N.. *Risk-based Capital and Deposit Insurance Reform*. Journal of Banking and Finance. n.15, p. 847-874, 1991.

BACEN. *Circular 1.273, 29 de dezembro de 1987*. Institui o Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional – COSIF, com implantação no primeiro semestre de 1988. Brasília, DF, 29 dez. 1987. Disponível em: <http://www4.bcb.gov.br/>. Acesso em: 30 ago. 2015.

BACEN. *Comunicado 12.746, 09 de dezembro de 2004*. Comunica os procedimentos para a implementação da nova estrutura de capital – Basileia II. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 29 out. 2009. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/normativo.asp?tipo=res&ano=1994&numero=2099>>. Acesso em: 22 out. 2015.

BACEN. *Resolução 2.099, 17 de agosto de 1994*. Aprova Regulamentos que dispõem sobre as condições relativas ao acesso ao Sistema Financeiro Nacional, aos valores mínimos de capital e patrimônio líquido ajustado, à instalação de dependências e à obrigatoriedade da manutenção de patrimônio líquido ajustado em valor compatível com o grau de risco das operações ativas das instituições financeiras e demais instituições autorizadas a funcionar pelo BACEN. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 18 ago. 1994. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/normativo.asp?tipo=res&ano=1994&numero=2099>>. Acesso em: 22 out. 2015.

BAER, W; Nazmi, N. *Privatization and Restructuring of Banks in Brazil*. Quarterly Review of Economics and Finance, 40, 3-24, 2000.

BANCO MUNDIAL. *Data Catalog*. [S.l.]: 2016. Disponível em <data.worldbank.org>. Acesso em: 31 jan 2016.

BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS. *A Brief History of the Basel Committee*. Outubro, 2015. Disponível em <www.bis.org>. Acesso em: 28 fev 2016.

BEAVER, William H. *Financial Ratios as Predictors of Failure*. Journal of Accounting Research. n.4, p. 71-111, 1966.

BERNANKE, BS. *Nonmonetary Effects of the Financial Crisis in the Propagation of the Great Depression*. American Economic Review. n.73, 3, p. 257, 1983.

CALOMIRIS, Charles W.; LITAN, Robert E. *Financial Regulation in a Global Marketplace*. Brookings Wharton Papers. 2000.

CHESSER, Delton. *Predicting Loan Compliance*. Journal of Commercial Bank Lending. 1974.

COLE, Rebel A.; WU, Qiongbing. *Predicting Bank Failures Using a Simple Hazard Model*. Social Science Eletronic Publishing, 2009. Disponível em: <<http://ssrn.com/abstract=1460526>>

COSTA, Ana C.; DE MELLO, João Manuel P. *Judicial Risk and Credit Market Performance: Micro Evidence from Brazilian Payroll Loans*. NBER Working Paper, n12, 252, 2006.

DAVIS, Philip D.; KARIM, Dilruba. *Comparing Early Warning Systems for Banking crises*. Journal of Financial Stability. n.4, p. 89-120, 2008.

DEMIRGÜÇ-KUNT, Asli; DETRAGIACHE, Enrica. *The Determinants of Banking Crises in Developed and Developing Countries*. Washington, DC: International Monetary Fund, 1998. (IMF Staff Paper, n.45/1998).

FERREIRA, R. A.; NORONHA, A. C.; TABAK B. M.; CAJUEIRO, D. O. *O Comportamento Cíclico do Capital dos Bancos Brasileiros*. Banco Central do Brasil, *Trabalhos para Discussão* 222, Nov. 2010. ISSN: 1519-1028.

FISCHER, I. *The Debt-deflation Theory of Great Depressions*. *Econometrica*, v.1, no.4, 337-57, October 1933.

FREIXAS, Xavier; SANTOMERO, Anthony M. *An Overall Perspective on Banking Regulation*. Economics and Business Working Paper. Mar. 2003 – UPF

FRIEDMAN, J. *Capitalism and the Crisis: Bankers, Bonuses, Ideology, and Ignorance*. In: FRIEDMAN, J. (Ed.) *What Caused the Financial Crisis*. Philadelphia, PA: University of Pennsylvania Press.

GERTLER, M. *Financial Structure and Aggregate Economic Activity: An Overview*. *Journal of Money, Credit & Banking* (Ohio State University Press). 20, 3, 559-588, Aug. 2, 1988. ISSN: 00222879.

GIAMMARINO, R.M.; LEWIS, T.R.; SAPPINGTON, DM. *An Incentive Approach to Banking Regulation*. *Journal of Finance*. 48, 4, 1523-1542, Set. 1993. ISSN: 00221082.

GURLEY, John. G.; Shaw, E. S. *Financial Aspects of Economic Development*. American Economic Association, *The American Economic Review*, v. 45, n. 4, 515-538. Set. 1955.

GURNY, Petr.; GURNY, Martin. *Comparison of Credit Scoring Models on Probability of Default Estimation for US Banks*. *Prague Economic Papers*. 2, 163-181, 2013.

HALLING, Michael; HAYDEN, Evelyn. *Bank Failure Prediction: a two-step survival time approach*. In: Australasian Finance and Banking Conference, 22, 2009, Sydney. Social Science Research Network, 2009. Disponível em: [http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=1460526](http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1460526).

HOGAN, TL. *Capital and risk in commercial banking: A comparison of capital and risk-based capital ratios*. Quarterly Review of Economics and Finance. Nov. 15, 2014. ISSN: 1062-9769.

HOGAN, TL; MEREDITH, NR; PAN, X. *Risk-based Capital Regulation Revisited: Evidence from the Early 2000*. Journal of Financial Regulation and Compliance (In Press). 2014.

HORVITZ, Paul M. *Deposit Insurance after Deregulation*. In: Proceedings of the Annual Conference of the Federal Home Loan Bank of San Francisco, 9, 1983, San Francisco.

HOSMER, David W; LEMESHOW, Stanley; STURDIVANT, Rodney X. *Applied Logistic Regression*. 3 ed., Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2013.

JABECKI, J. *The Impact of Basel I Capital Requirements on Bank Behavior and the Efficacy of Monetary Policy*. International Journal of Economic Science and Applied Research. 2, 16-35, 2009.

JACQUES, K; NIGRO, P. *Risk-based Capital, Portfolio Risk, and Bank Capital: A Simultaneous Equations Approach*. Journal of Economics and Business. 48, 533-547. 1997.

KIM, D; SANTOMERO, AM. *Risk in Banking and Capital Regulation*. Journal of Finance. 43 (5), 1219-33. Dez. 1998.

KOEHN, M; SANTOMERO, AM. *Regulation of Bank Capital and Portfolio Risk*. Journal of Finance. 35, 5, 1235-1244, Dec. 1980. ISSN: 00221082.

MADDALA, Gangadharrao S. *Limited-Dependent and Qualitative Variables in Econometrics*. New York: Cambridge University Press, 1983.

MARTIN, Daniel. *Early Warning of Bank Failure: A logit regression approach*. Journal of Banking & Finance. n.1, p. 249-276, 1977.

MISHKIN, Frederic. *The Household Balance Sheet and the Great Depression*. Journal of Economic History. n.38, p. 918-37, 1978.

MODIGLIANI, F; MILLER, MH. *The Cost of Capital, Corporation Finance and the Theory of Investment*. The American Economic Review. 3, 261, 1958. ISSN: 00028282.

NESS JR., W. *Reducing Government Bank Presence in the Brazilian Financial System: Why and How*. Quarterly Review of Economics and Finance, 40, 71-74, 2000.

PLOEG, Stefan van der. *Bank Default Prediction Models: A Comparison and an Application to Credit Rating Transitions*. Rotterdam: Erasmus University, 2010.

RELATÓRIO DE ESTABILIDADE FINANCEIRA: *publicação semestral*. Banco Central do Brasil, Brasília, DF, vol. 14 n.2, out. 2015.

RELATÓRIO DE SERVIÇOS FINANCEIROS. Economic Intelligence Unit, Londres, Reino Unido, 4º tri. 2015. Disponível em: <<http://www.eiu.com>>. Acesso em: 01 jan. 2016.

ROCHET, Jean-Charles. *Capital Requirements and the Behaviour of Commercial Banks*. European Economic Review. n.36, p. 1137-1178, 1992.

SALES, Adriana Soares; TANNURI-PIANTO, Maria Eduarda. *Explaining Banking Failures in Brazil: micro, macro and contagion effects (1994-1998)*. Working Paper Series. n.147, 2007. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br/?trabdisc>>.

SANVICENTE, Antônio Zoratto; MINARDI, Andréa M. A. Fonseca. *Identificação de Indicadores Contábeis Significativos para a Previsão de Concordata de Empresas*. Financelab Working Paper, IbMEC, São Paulo, n. 3, p.01-12, 1998.

SCHAECK, Klaus; CIHÁK, Martin. *Banking Competition and Capital Ratios*. IMF Working Paper. n.216, 2007. Disponível em: <<http://www.imf.org>>



SHUMWAY, Tyler. *Forecasting Bankruptcy More Accurately: a simple hazard model*. Journal of Business. n. 74, p.101-124, 2001.

STIGLITZ, JE. *The role of the state in financial market*. Washington, D.C.: World Bank, 1993., 1993.

VANHOOSE, D. *Theories of bank behavior under capital regulation*. Journal of Banking and Finance. 31, 3680-3697, Jan. 1, 2007. ISSN: 0378-4266.

VILEN, Markus. *Predicting Failures of Large U.S. Commercial Banks*. 2010. 71 f. Dissertação (Mestrado em Economia) – Aalto University School of Economics, Espoo, 2010.

WOOLDRIDGE, Jeffrey M. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. 2 ed. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 2010.

ZMIJEWSKI, Mark E. *Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models*. Journal of Accounting Research. n.22, p. 59-82, 1984.

## APÊNDICE A

Tabela 6— Apresentação dos resultados estimados dos modelos *logit*

(continua)

Variáveis independentes	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
IBS	-0,734** (0,288)	-3,711*** (1,271)	-4,340*** (1,116)	-4,161*** (1,425)	-0,787** (0,344)	-4,002*** (1,134)	-7,000*** (2,238)	-6,980*** (2,248)
Ln_Ativo_Tot	-	-0,184 (0,142)	0,263** (0,125)	-0,167 (0,148)	-	-0,241* (0,138)	-0,206 (0,139)	-0,202 (0,139)
Capitalização	-	-	-	-	-	-	3,110* (1,850)	3,300* (1,874)
ROA	-	-	-	-	-	-	-	-0,000 (0,000)
ROE	-	0,019 (0,012)	0,019* (0,011)	0,022* (0,013)	0,024* (0,013)	0,021* (0,011)	0,021* (0,011)	0,021* (0,011)
NIM	-	-	1,251 (1,578)	-	-	-	-	-0,947 (1,739)
NOM	-	-2,592 (1,768)	-	-3,225 (2,018)	-0,473** (0,227)	-2,687 (1,739)	-2,850 (1,767)	-2,952* (1,771)
Liquidez	-	-1,529 (1,452)	-1,748 (1,318)	-1,403 (1,459)	-	-	-	-
Liquidez_2	-	-	-	-	-0,272* (0,151)	-0,353 (0,281)	-0,470 (0,441)	-0,455 (0,374)
Emp_Ext	-	-	-	-	-	-1,699 (2,931)	-1,417 (3,039)	-1,409 (3,062)
Emp_Ext_2	-	0,022 (0,046)	0,942** (0,399)	0,021 (0,043)	-	-	-	-
Exposic_Credito	-	-1,490 (1,447)	-1,469 (1,310)	-1,419 (1,450)	-	-	-	-
Financiamento_ Credito	-	-	-	-	-	-0,175 (0,163)	-0,192 (0,169)	-0,188 (0,168)
PDD_prop	-	-	0,014 (0,030)	-	-	-	-	-
Provisionamento	-	1,627** (0,805)	-	1,625* (0,832)	1,287*** (0,380)	1,669** (0,671)	1,661** (0,776)	1,882** (0,899)
Prop_Emp_ Comercial	-	-	-	-	-	-	0,022 (0,045)	0,021 (0,043)
Prop_Emp_Rural	-	-1,817 (2,143)	-1,591 (1,884)	-1,164 (2,069)	-	-0,253 (1,907)	-0,040 (2,051)	-0,187 (2,085)

**Tabela 6** – Apresentação dos resultados estimados dos modelos *logit*

Variáveis independentes	(conclusão)							
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Mix_Depositos_Vista	-	-	-	-	-	-	-1,907 (2,415)	-1,177 (2,511)
Mix_Depositos_Prazo	-	-0,001 (0,010)	-0,001 (0,016)	-0,001 (0,013)	-	-0,001 (0,010)	-0,000 (0,009)	-0,000 (0,009)
TVM_Livre_Risco	-	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	-	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)
Publico	-	-	-1,341 (1,085)	-2,159 (1,354)	-0,652 (0,982)	-2,220* (1,255)	-1,810 (1,306)	-2,003 (1,341)
Cons	-6,537*** (0,837)	-1,668 (3,483)	0,823 (2,685)	-1,854 (3,630)	-6,701 (0,906)	-0,652 (3,036)	-1,389 (3,086)	-1,484 (3,083)
Log verossimilhança	-218,246	-163,798	-167,450	-161,946	-200,187	-164,516	-162,283	-161,966
LR chi2	6,77	60,17	52,87	63,88	31,01	58,74	63,20	63,84
Prob. > chi2	0,009	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Observações	4857	4857	4857	4857	4857	4857	4857	4857
Pseudo R <sup>2</sup>	0,015	0,155	0,136	0,165	0,072	0,152	0,163	0,165

**Fonte:** elaboração própria

**Notas:** \* p<0.10; \*\* p<0.05; \*\*\* p<0.01

**Tabela 7** – Apresentação dos resultados estimados dos modelos *logit* com razão de chances

(continua)

Variáveis independentes	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
IBS	0,480** (0,138)	0,024*** (0,031)	0,013*** (0,015)	0,016*** (0,022)	0,455** (0,156)	0,018*** (0,021)	0,0009*** (0,002)	0,0009*** (0,002)
Ln_Ativo_Tot	-	0,832 (0,118)	0,769** (0,096)	0,817 (0,114)	-	0,786* (0,109)	0,813 (0,113)	0,817 (0,114)
Capitalização	-	-	-	-	-	-	22,430* (41,516)	27,124* (50,833)
ROA	-	-	-	-	-	-	-	0,999 (0,000)
ROE	-	1,019 (0,012)	1,019* (0,013)	1,022* (0,013)	1,025* (0,013)	1,021* (0,012)	1,021* (0,012)	1,021* (0,012)
NIM	-	-	3,494 (5,514)	-	-	-	-	0,388 (0,674)
NOM	-	0,075 (0,132)	-	0,040 (0,080)	0,623** (0,141)	0,068 (0,118)	0,058 (0,102)	0,052* (0,092)
Liquidez	-	0,217 (0,315)	0,174 (0,230)	0,246 (0,359)	-	-	-	-
Liquidez_2	-	-	-	-	0,762* (0,115)	0,703 (0,197)	0,625 (0,276)	0,634 (0,237)
Emp_Ext	-	-	-	-	-	0,183 (0,536)	0,242 (0,737)	0,244 (0,749)
Emp_Ext_2	-	1,022 (0,047)	2,565** (1,023)	1,021 (0,044)	-	-	-	-
Exposic_Credito	-	0,225 (0,326)	0,230 (0,302)	0,242 (0,351)	-	-	-	-
Financiamento_Credito	-	-	-	-	-	0,839 (0,137)	0,825 (0,139)	0,829 (0,139)
PDD_prop	-	-	1,014 (0,031)	-	-	-	-	-
Provisionamento	-	5,091** (4,099)	-	5,079* (4,226)	3,623*** (1,377)	5,305** (3,558)	5,265** (4,087)	6,567** (5,902)
Prop_Emp_Comercial	-	-	-	-	-	-	1,022 (0,046)	1,021 (0,044)
Prop_Emp_Rural	-	0,162 (0,348)	0,204 (0,384)	0,312 (0,646)	-	0,777 (1,481)	0,961 (1,971)	0,829 (1,729)

**Tabela 7** – Apresentação dos resultados estimados dos modelos *logit* com razão de chances

(conclusão)

Variáveis independentes	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Mix_Depositos_Vista	-	-	-	-	-	-	0,149 (0,359)	0,308 (0,774)
Mix_Depositos_Prazo	-	0,999 (0,010)	0,999 (0,016)	0,999 (0,013)	-	0,999 (0,010)	1,000 (0,009)	1,000 (0,009)
TVM_Livre_Risco	-	1 (0,000)	1 (0,000)	1 (0,000)	-	1 (0,000)	1 (0,000)	1 (0,000)
Publico	-	-	0,262 (0,284)	0,115 (0,156)	0,521 (0,512)	0,109* (0,136)	0,164 (0,214)	0,135 (0,181)
Cons	0,001*** (0,001)	0,186 (0,657)	2,278 (6,117)	0,157 (0,569)	0,001 (0,001)	0,521 (1,582)	0,249 (0,770)	0,227 (0,699)
Log verossimilhança	218,246	163.798	167,450	161,946	200,187	164,516	162,283	161,966
LR chi2	6,77	60,17	52,87	63,88	31,01	58,74	63,20	63,84
Prob. > chi2	0,009	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Observações	4857	4857	4857	4857	4857	4857	4857	4857
Pseudo R <sup>2</sup>	0,015	0,155	0,136	0,165	0,072	0,152	0,163	0,165

**Fonte:** elaboração própria**Notas:** \* p<0.10; \*\* p<0.05; \*\*\* p<0.01

**Tabela 8**– Apresentação dos resultados estimados dos modelos de *Survival* com distribuição log-logística

Variáveis independentes	(1)	(4)
IBS	16,312 (13,950)	2627,186 (5011,504)
Ln_Ativo_Tot	-	1,518 (0,201)
ROE	-	0,978 (0,031)
NOM	-	11,896 (15,943)
Liquidez	-	3,547 (4,168)
Emp_Ext_2	-	0,991 (0,036)
Exposic_Credito	-	8,955 (10,949)
Provisionamento	-	0,235 (0,183)
Prop_Emp_Rural	-	2,939 (5,484)
Mix_Depositos_Prazo	-	1,002 (0,049)
TVM_Livre_Risco	-	1 (0,000)
Cons	140,976 (52,621)	0,003 (0,008)
Log likelihood	-145,669	-99,991
LR chi2	16,89	66,96
Prob. > chi2	0,000	0,000
Observações	4857	4857
Pseudo R <sup>2</sup>	0,0548	0,2508

**Fonte:** elaboração própria

**Notas:** \* p<0.10; \*\* p<0.05; \*\*\* p<0.01

Valores dados em *times ratio (TR)*, com erro padrão em parêntesis.

## APÊNDICE B

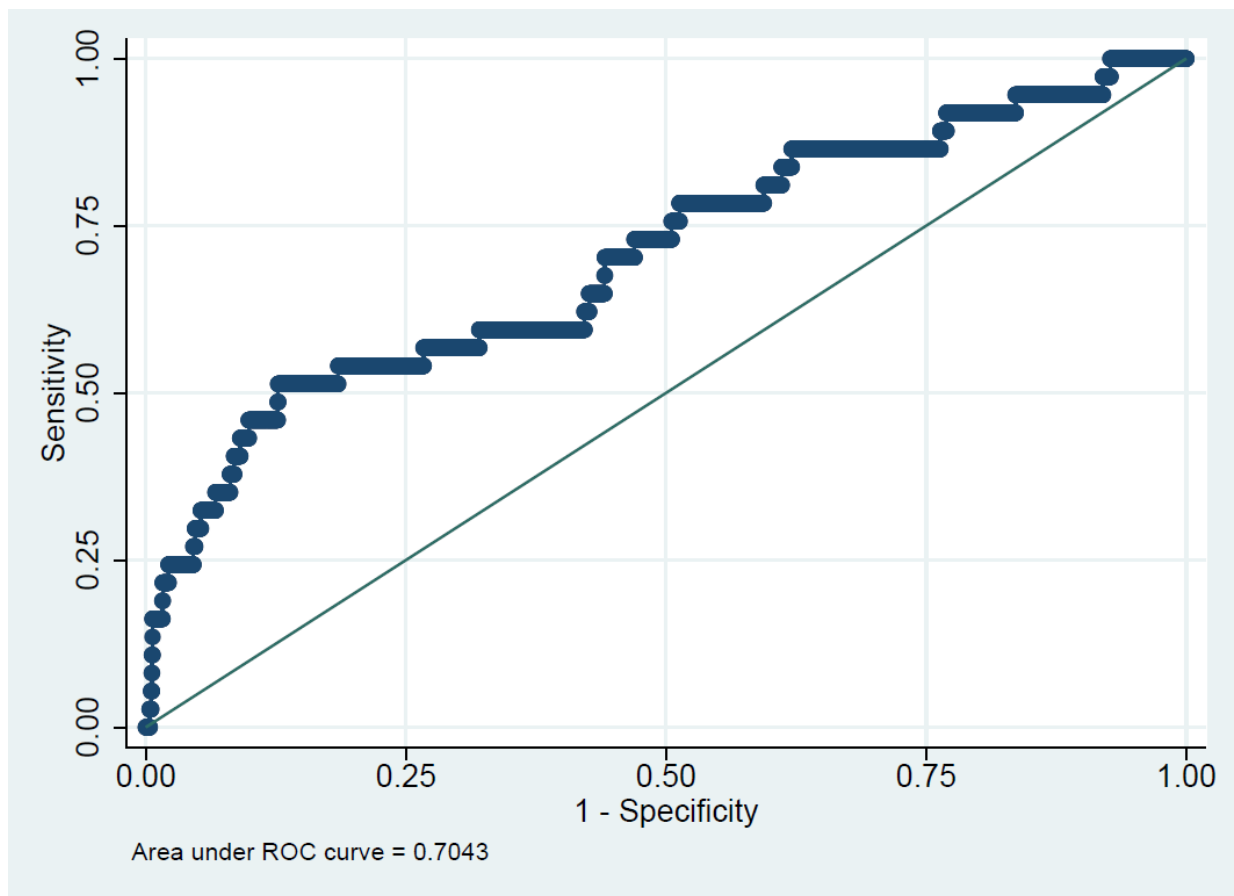


Gráfico 3 – Curva ROC para o Modelo 1 em *logit*  
Fonte: elaboração própria

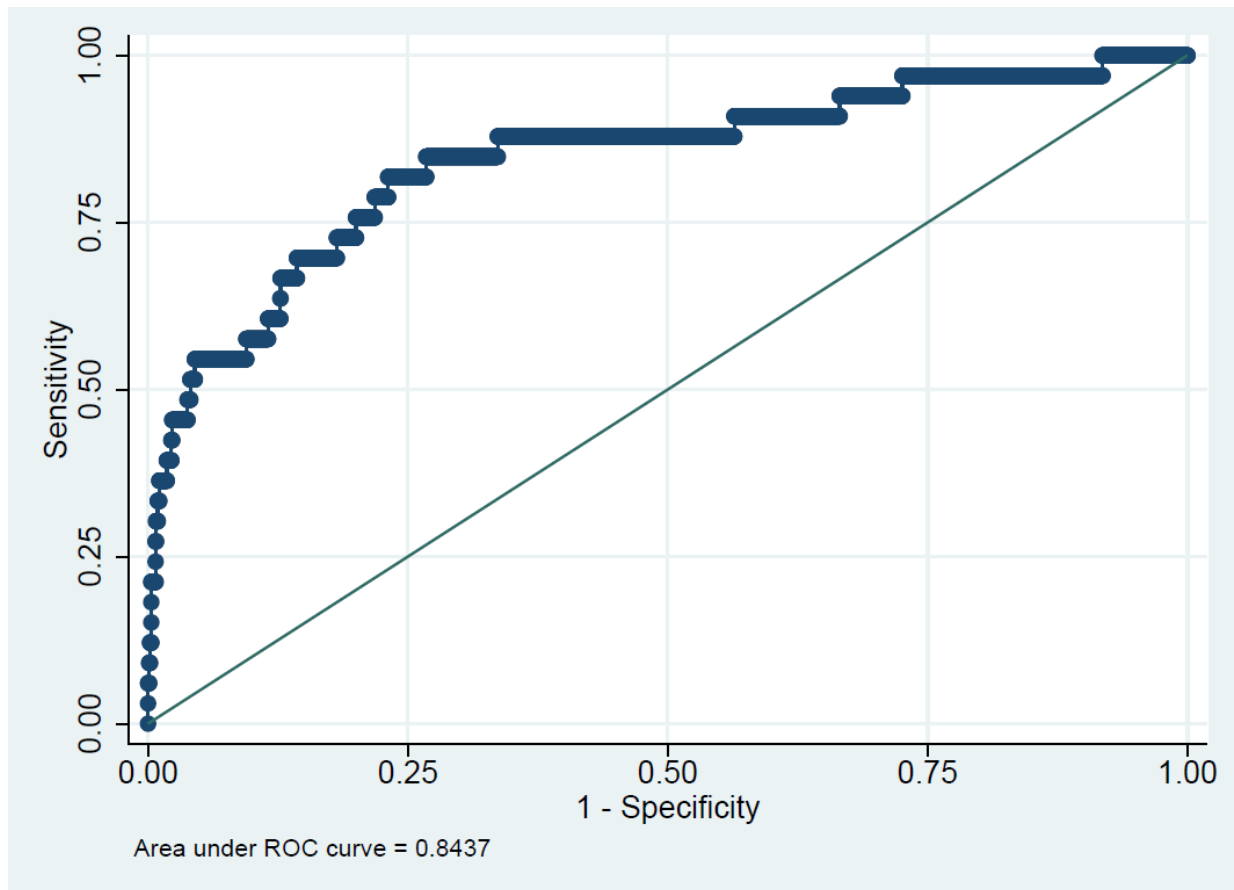


Gráfico 4 – Curva ROC para o Modelo 2 em *logit*  
Fonte: elaboração própria



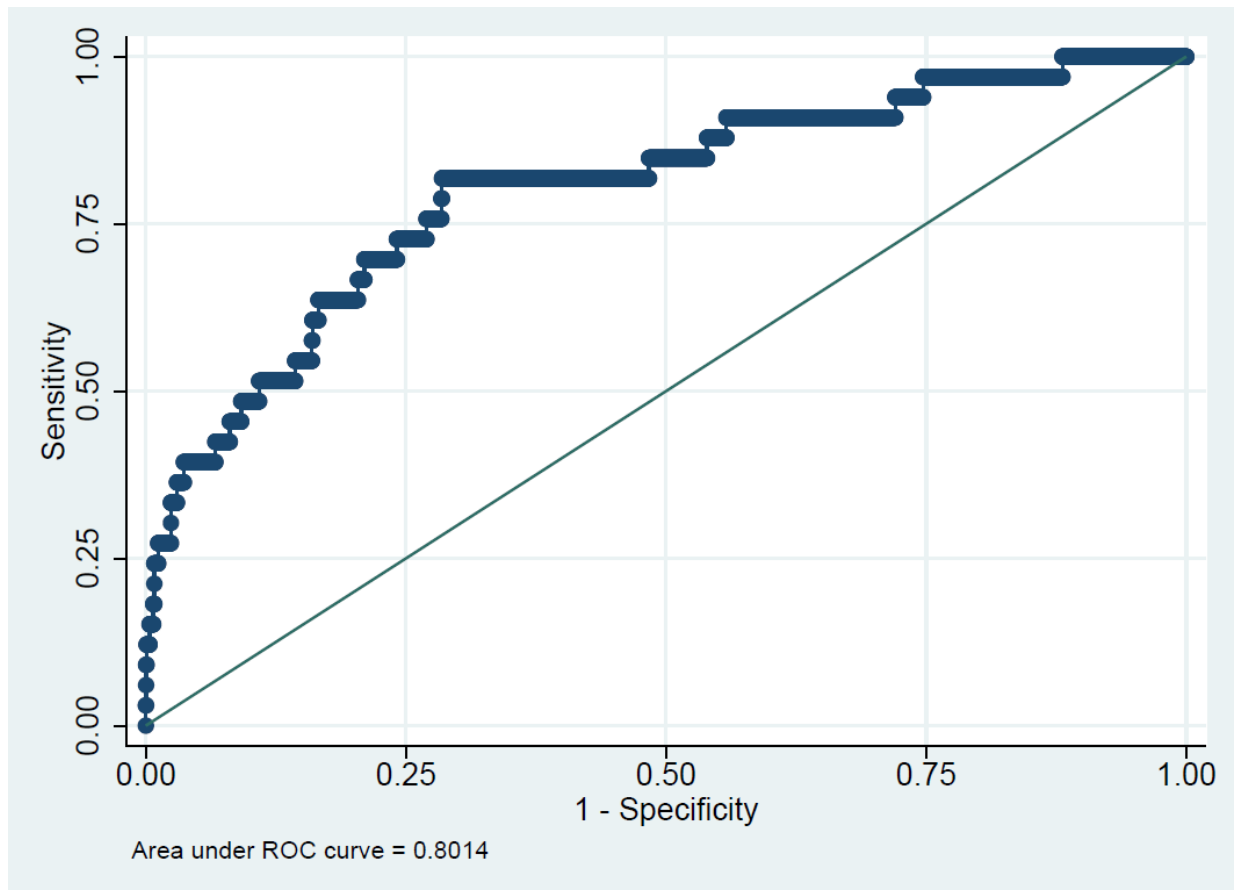


Gráfico 5 – Curva ROC para o Modelo 3 em *logit*  
Fonte: elaboração própria

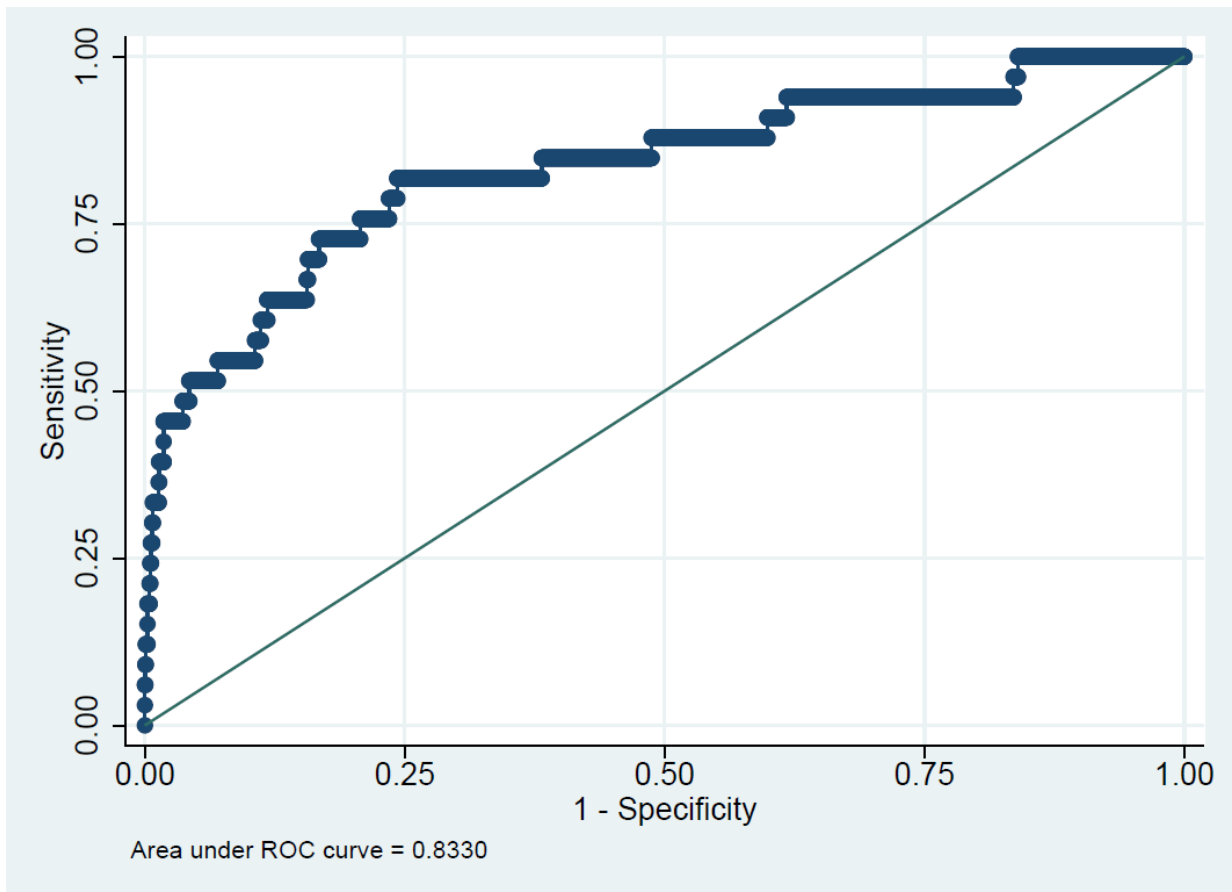


Gráfico 6 – Curva ROC para o Modelo 4 em *logit*  
Fonte: elaboração própria

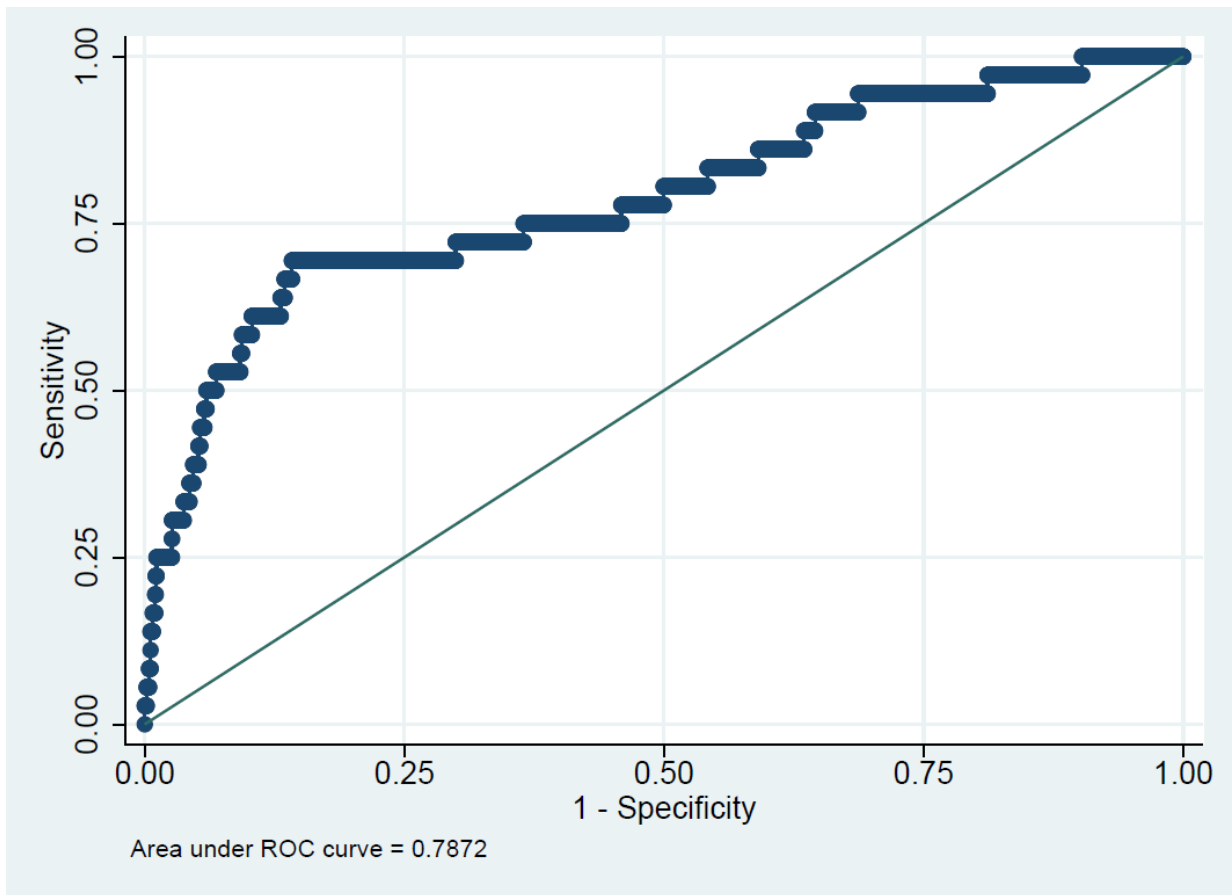


Gráfico 7 – Curva ROC para o Modelo 5 em *logit*  
Fonte: elaboração própria

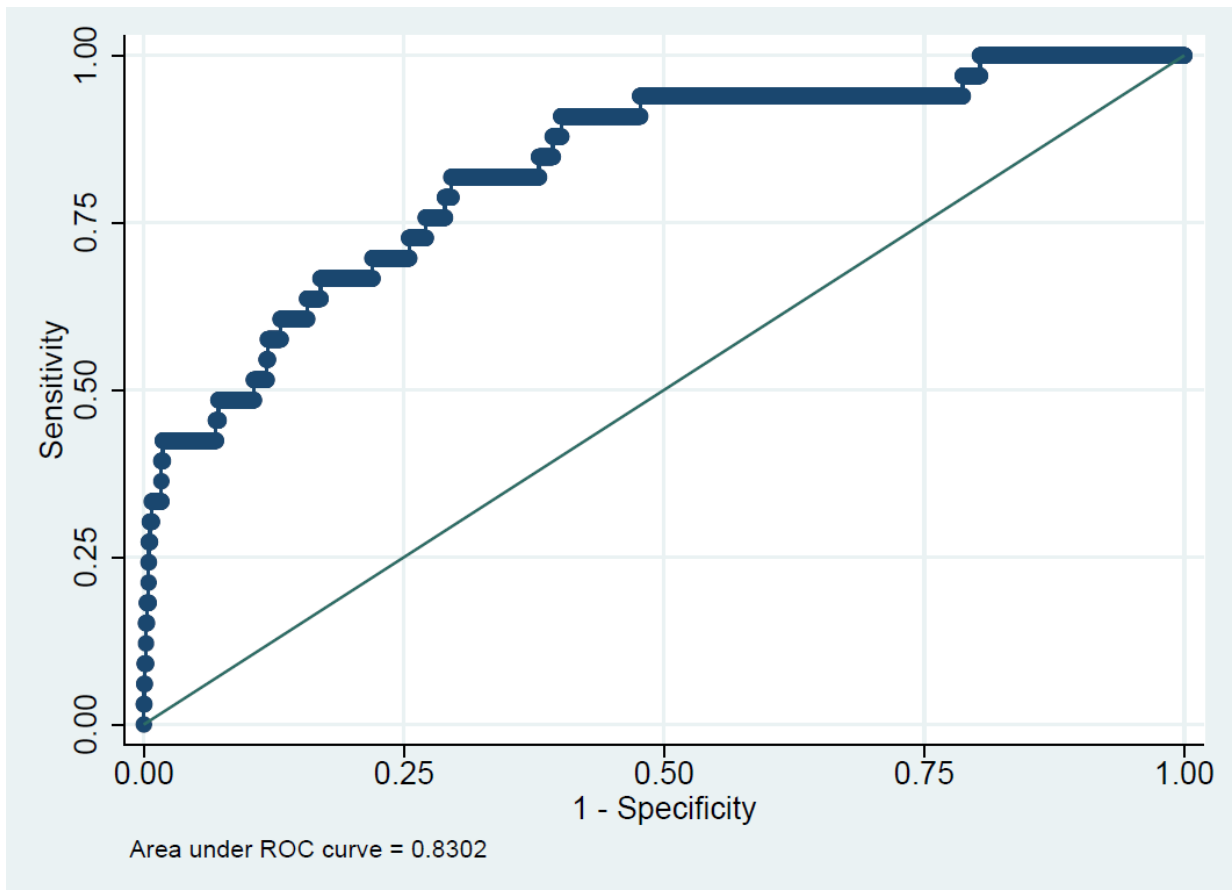


Gráfico 8 – Curva ROC para o Modelo 6 em *logit*  
Fonte: elaboração própria

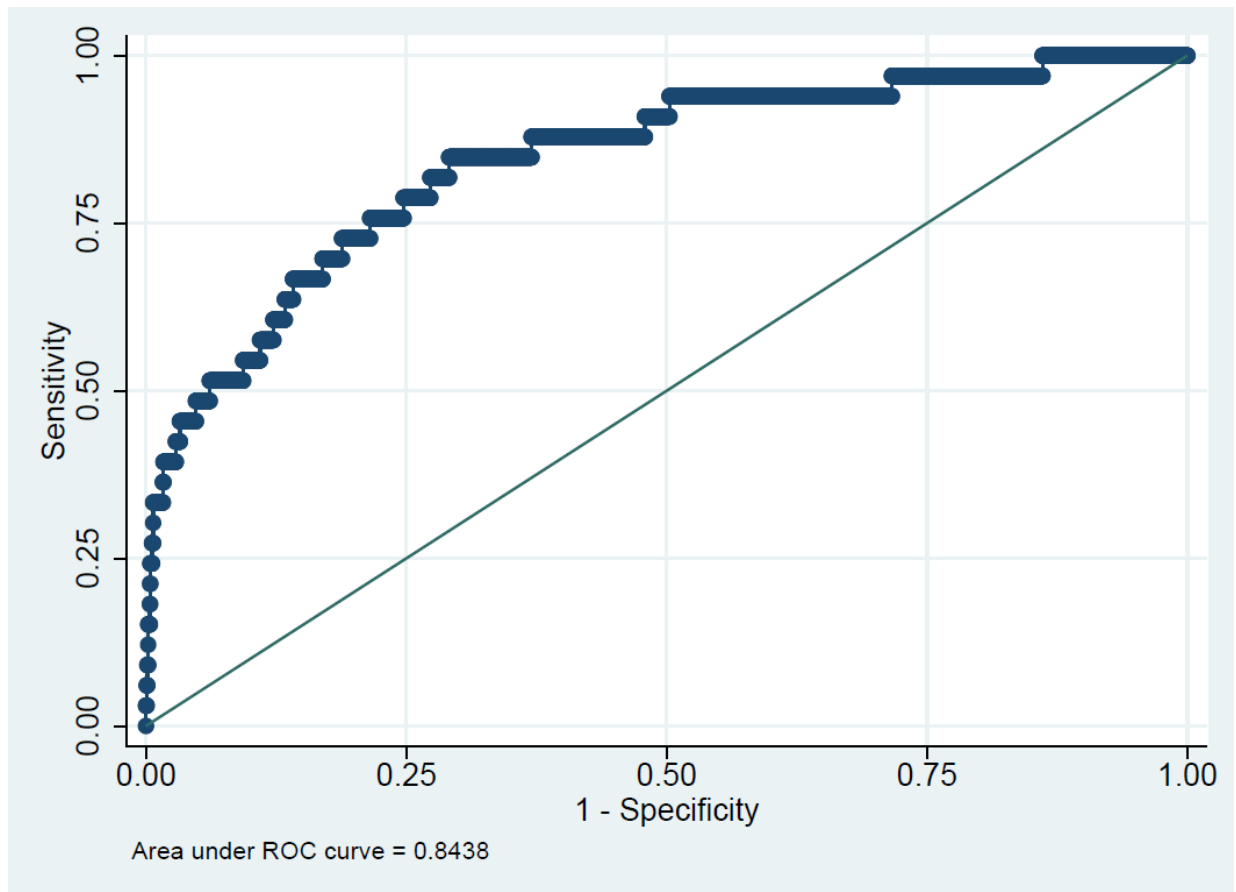


Gráfico 9 – Curva ROC para o Modelo 7 em *logit*  
Fonte: elaboração própria

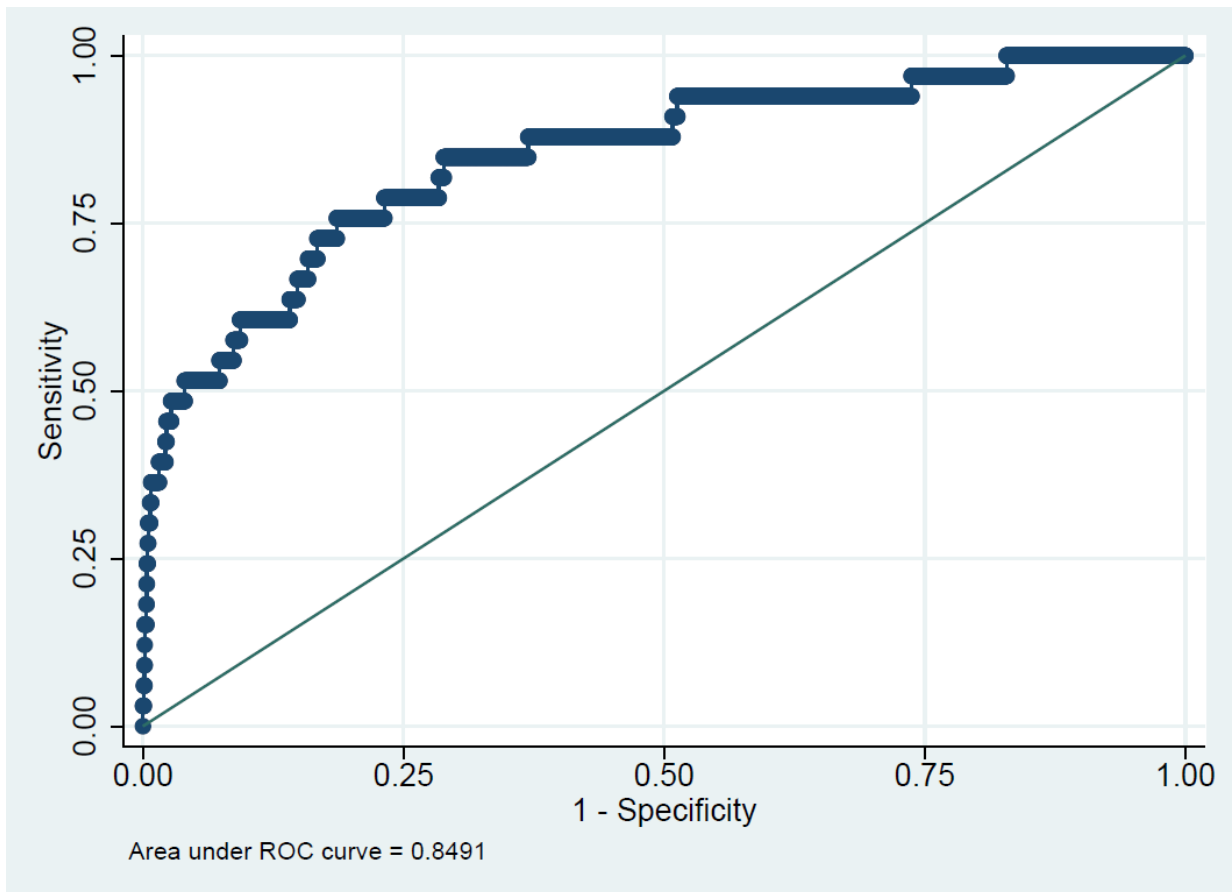


Gráfico 10 – Curva ROC para o Modelo 8 em *logit*  
Fonte: elaboração própria