

Falência Bancária e Capital Regulatório: Evidência para o Brasil*

MARCELO LIBERMAN[†]

KLENIO BARBOSA[‡]

JORGE PIRES[§]

Sumário: 1. Introdução; 2. Literatura; 3. Aspectos institucionais do sistema financeiro; 4. Base de dados; 5. Metodologia; 6. Principais resultados; 7. Robustez; 8. Conclusões; Apêndice A. Resultados dos modelos básicos; Apêndice B. Avaliação da robustez dos resultados; Apêndice C.

Palavras-chave: Falência Bancária, Índice de Basileia, Capital Regulatório.

Códigos JEL: G21,G28,G33.

O objetivo deste artigo é avaliar empiricamente em que medida o nível de capital sobre os ativos ponderados pelo risco, o Índice de Basileia, é capaz de prevenir a falência de instituições financeiras. Adicionalmente, compara-se o desempenho desse indicador nessa tarefa com o do índice simples de capitalização, sem a ponderação pelo risco dos ativos. Um dos desafios para a realização de estudos dessa natureza no Brasil é que o Índice de Basileia reportado para cada instituição está disponível publicamente apenas a partir de 2009, ao passo que grande parte das falências bancárias ocorreu no período entre 1995 e 2005. A partir dos balanços e demonstrações de resultados de 313 instituições financeiras brasileiras, e de resoluções do Conselho Monetário Nacional (CMN) e circulares do Banco Central (BACEN) sobre regulação bancária no Brasil, construiu-se um Índice de Basileia Sintético (*IBS*) para cada uma das instituições analisadas para o período de dezembro de 1995 a dezembro de 2014. A partir do *IBS*, avaliou-se se (e em que magnitude) um nível mais alto de capital em relação aos ativos de risco diminui a probabilidade de falência da instituição. Utilizando modelos *logit*, estimou-se que aumento de um ponto percentual no *IBS* aumenta em 1,04 vezes a chance de uma instituição financeira não falir. Uma análise do tipo *survival* mostra que um aumento de um ponto percentual no *IBS* atrasa a falência de uma instituição financeira em 1,08 vezes. O *IBS* tem um desempenho superior ao do índice de capitalização simples na previsão de falências. Os resultados obtidos corroboram a hipótese de uma relação inversa entre nível de exigências de capital sobre ativos ponderados pelo risco e a probabilidade de falência bancária.

The purpose of this paper is to assess whether the level of capital requirements based on risk weighted assets, the Basel Index, is able to predict bankruptcy of financial institutions. Additionally, we compare the performance of such indicator in that task to the performance of the simple index of total capital requirements, computed taking no account of asset risks. One of the challenges for conducting such analysis in Brazil is that the Basel Index ratio reported for each institution is publicly available only since 2009, while most of the

*Trabalho realizado no âmbito de convênio com a FEBRABAN, à qual agradecemos.

[†]Escola de Economia de São Paulo (EESP/FGV). Email: mchacon_88@hotmail.com

[‡]Inspere Instituto de Ensino e Pesquisa. Email: kleniosb@insper.edu.br

[§]Escola de Economia de São Paulo (EESP/FGV). Email: jorge.pires@fgv.br

bank failures in the country occurred in the period between 1995 and 2005. Therefore, we first complete the task of building a Synthetic Basel Index (IBS) for each of the institutions analyzed, for the period of December 1995 up to December 2014, using information from balance sheets and income statements of 313 Brazilian financial institutions, and from the resolutions of the National Monetary Council and Brazilian Central Bank on banking regulation in Brazil. Using this IBS, we were able to assess whether (and to what extent) a higher level of capital relative to risk assets reduces the probability of failure of a financial institution. Using logit models, we estimate that an increase of one percentage point in IBS increases the chances of a financial institution not failing by 1.04 times. A survival analysis shows that an increase of one percentage point in IBS delays the failure of a financial institution in 1.08 times. These results corroborate the hypothesis of an inverse relationship between the level of capital and the probability of bank failure.

1. INTRODUÇÃO

Desde o acordo Basileia I, de 1988, as exigências de reserva de capital passaram a ser encaradas como uma estratégia de regulação importante para se evitar problemas de falência bancária. Essa visão persistiu nos Acordos de Basileia posteriores. A preocupação última é que episódios de falência de bancos costumam ter indesejáveis consequências econômicas e sociais, que podem ser amplificadas sobremaneira, dada a natureza das relações entre os agentes do sistema financeiro e dada a importância deste último para o funcionamento do setor real da economia. Tais preocupações continuam na ordem do dia, especialmente após a crise financeira deflagrada em 2008, tendo sido reafirmadas no Acordo de Basileia III, de 2011. Este estudo avalia empiricamente o efeito de indicadores de exigências de capital de bancos sobre a possibilidade de falências bancárias. Tais indicadores são: o Índice de Basileia, apurado com base em ativos ponderados pelo risco, e o índice de capitalização simples, com base em ativos totais, mas sem ponderação pelos riscos individuais. A pergunta que se busca responder é: esses instrumentos regulatórios, que são tão amplamente utilizados, têm efetivamente a capacidade de ajudar a diminuir os eventos de falência bancária?

Um problema a contornar para levar adiante o exercício empírico é o de não existirem informações públicas sobre o Índice da Basileia para instituições financeiras brasileiras para o período anterior a 2009. Esse problema é relevante não apenas por conta de questões relativas ao número de observações para o estudo estatístico, mas também e, principalmente, porque a maior parte dos eventos de falência bancária no país se concentrou em um período anterior a 2009, nomeadamente 1995 a 2005, com destaque para o subperíodo de 1995 a 1998. Em razão disso, foi preciso computar um Índice de Basileia Sintético (IBS) para o período integral que vai de 1995 a 2014, com base em demonstrações contábeis dos bancos e informações institucionais de domínio público (CVM, BACEN). Esse indicador foi calculado de maneira a estar correlacionado com o Índice de Basileia oficial, disponível para 2009–2014.

É preciso deixar claro que o escopo aqui pretendido é bem mais modesto que aquele perseguido por outros estudos, tais como [Martin \(1977\)](#) e [Ploeg \(2010\)](#), cujo objetivo era o de conceber modelos econométricos apurados, com base em testes exaustivos de variáveis explicativas para tentar antecipar com boa precisão as falências de instituições financeiras. A intenção aqui é apenas a de avaliar se há um impacto significativo de variações no nível de capital requerido das instituições sobre a sua chance de falência. Isso é feito por meio de ferramentas econométricas tradicionais para o tipo de exercício empírico proposto, nomeadamente o modelo *logit*. Adicionalmente, o trabalho busca avaliar quantitativamente o efeito de um aumento do Índice de Basileia de um banco sobre o seu tempo de sobrevivência, usando um modelo do tipo *survival analysis*. Até o presente, não temos conhecimento de estudo prévio buscando avaliar essa relação empírica para instituições financeiras brasileiras.

Como se sabe, muitas vezes o processo falimentar de uma instituição financeira se estende por anos. Assim sendo, para efeito da definição da variável dependente binária “Falência” os eventos



considerados foram a liquidação ou a intervenção decretada pelo Banco Central, mais precisamente o primeira a ocorrer entre essas duas possibilidades.

Uma relação inversa entre o *IBS* e falência bancária teve respaldo na avaliação empírica, mostrando-se estatisticamente significativa em todas as especificações do modelo *logit* testadas. Em outras palavras, a análise revelou de forma robusta que quanto maior o nível de capital mantido por uma instituição em relação aos ativos ponderados pelo risco, menor será sua probabilidade de falir. A magnitude desse efeito foi inclusive quantificada em termos de chances de falir. Por sua vez, a análise de sobrevivência também possibilitou determinar o impacto de um incremento no *IBS* sobre o tempo de vida adicional das instituições.

Uma série de variáveis de controle foram utilizadas nas estimativas.¹ De forma geral os coeficientes estimados para elas têm o sinal esperado teoricamente. Contudo, um resultado a destacar é o de que o coeficiente estimado para o indicador referente ao nível exigido de capital, sem levar em conta os riscos individuais de cada ativo (definido como “Capitalização”), apresentou um sinal positivo nos modelos em que essa variável foi usada (modelos (7) e (8)). Esse resultado contraintuitivo foi possivelmente consequência da presença simultânea da variável *IBS* nas estimativas. Por sua vez, o coeficiente estimado para a variável *IBS* se mostrou positivo e significativo mesmo quando a variável Capitalização foi utilizada simultaneamente. Isso sugere robustez do resultado de que o nível do *IBS* tem uma grande importância como determinante das falências bancárias, com um desempenho bem superior inclusive ao do indicador simples de exigência de capital, sem ponderação de risco.

Em que pese outros elementos (referentes, por exemplo, à liquidez das instituições) não possam ser menosprezados, este trabalho respalda a manutenção de regulação bancária com base em exigências de capital nos moldes do *IBS* como uma boa estratégia na prevenção de falências e de eventuais crises financeiras.

O artigo está organizado da seguinte forma: na seção 2 apresenta-se a literatura relacionada à regulação bancária, com destaque para (i) as discussões sobre as exigências quanto ao nível de capital próprio e (ii) para os modelos relevantes de previsão de falências. A seção 3 traz uma descrição de aspectos institucionais do sistema financeiro e um breve relato histórico sobre os Acordos de Basileia e a evolução do Sistema Financeiro Brasileiro. Na seção 4 a base de dados usada é descrita em detalhes, com suas fontes. A seção 5 explica a metodologia empregada, descrevendo em linhas gerais o modelo binário do tipo *logit*, assim como o modelo de análise de sobrevivência. Nas seções 6 e 7 são apresentados os principais resultados obtidos com esses modelos, assim como alguns testes de robustez. Por fim, a oitava e última seção apresenta as conclusões finais.

2. LITERATURA

2.1. Exigências de Capital Próprio

A abordagem tradicional da regulação bancária destaca os efeitos positivos das exigências de manutenção de capital próprio. É o caso, por exemplo, de Dewatripont & Tirole (1994). A justificativa é a de que essas reservas de capital funcionam como um colchão de proteção no caso de prejuízos substanciais e podem impedir a falência. Adicionalmente, como a exposição é menor, também fica contida a predisposição dos bancos a tomar riscos maiores. As exigências de capital e os seguros de depósito teriam, segundo a visão tradicional, um papel importante no alinhamento de incentivos de proprietários de bancos, depositantes e outros credores (Barth, Caprio & Levine, 2004).

Gorton & Winton (2003) e também Santos (2001) mostram que as teorias evoluíram de tal maneira a comportar também outro tipo de efeito do estabelecimento de exigências mínimas de capital, que não

¹Essas variáveis independentes de controle foram escolhidas a partir da experiência anterior encontrada na literatura, com destaque para Vilén (2010), Davis & Karim (2008) e Albuquerque & Ribeiro (2001).

é tão desejável. Trata-se de um possível aumento do risco tomado em decorrência de tais exigências. A ideia fundamental aqui é a de que levantar capital próprio pode ser mais custoso que atrair novos depósitos e isso pode levar a uma redução da disposição e dos esforços do banco de avaliar risco e de emprestar. [Thakor \(1996\)](#) modela exatamente essa situação. [Besanko & Kanatas \(1993\)](#) e [Blum \(1999\)](#) também seguem a linha de que requerimentos de capital podem acabar induzindo um comportamento de maior tomada de risco.

Os trabalhos de [Koehn & Santomero \(1980\)](#) e de [Kim & Santomero \(1998\)](#), que usam uma abordagem do tipo *mean-variance*, reconhecem a possibilidade desses dois efeitos contraditórios e salientam que a literatura até então não tinha sido capaz de mostrar empiricamente uma relação inversa entre o nível de capital exigido dos bancos e o seu risco de falência. Levantam, assim, a possibilidade de um efeito resultante contrário ao que se pretende com uma regulação mais restritiva. O objetivo central dos trabalhos desses autores é o de avaliar o nível ótimo de capital sobre os ativos ponderados pelo risco que os bancos deveriam manter, dadas essas forças contraditórias.

[Rochet \(1992\)](#) também usa uma abordagem do tipo *mean-variance* e modela uma relação entre as escolhas de portfólio dos bancos e as exigências de capital mínimo. A ideia central é a de que as exigências de capital distintas para cada ativo podem resultar em uma carteira ineficiente, com retorno abaixo do ótimo. Por outro lado, esse trabalho mostra que a ausência de controle por parte do regulador pode induzir as instituições financeiras a se comportarem como agentes amantes do risco.

[Vanhoose \(2007\)](#) resenha a literatura acadêmica sobre regulação bancária com o intuito de identificar as fundamentações teóricas das exigências de capital baseadas no risco dos ativos, que compunham os acordos de Basileia I e II. Nesses trabalhos haveria, segundo o autor, um consenso quanto aos efeitos imediatos das exigências de capital sobre o nível de empréstimos, sobre as taxas cobradas neles e sobre os efeitos de longo prazo nos índices de *equity* sobre ativos (ponderados ou não pelo risco). Por outro lado, as conclusões quanto aos impactos finais sobre o nível de risco dos ativos e o nível de risco geral do sistema bancário não seriam nada consensuais, com frequentes conflitos. Uma discussão central sobre essa questão é a da estrutura ótima de pesos compatíveis com os riscos. Em que pese não seja diretamente contrário à regulação, o autor conclui que as bases intelectuais das prescrições sobre nível de capital próprio dos acordos de Basileia não seriam sólidas.

[Giammarino, Lewis & Sappington \(1993\)](#), por sua vez, concluem em seu modelo que os requisitos de capital que restringem 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 \(1984\)](#) e [Calomiris & Litan \(2000\)](#), que defendem que a disciplina de mercado, ou seja, a variação no preço das dívidas subordinadas emitidas pelos bancos é uma maneira mais eficiente de controlar o comportamento dos bancos do que medidas regulatórias em si, como a exigência de um nível mínimo de capital.

O indicador de capital sobre os ativos ponderados pelo risco é encarado em vários trabalhos feitos para os EUA como uma boa medida para monitorar o risco sistêmico. [Hogan \(2015\)](#), por exemplo, compara a razão de capital próprio sobre ativos ponderados pelo risco com a razão simples, que não leva em conta o risco, mas apenas o total de ativos. O autor mostra que a medida ponderada pelo risco pode ser utilizada para prever riscos bancários, avaliados por meio do desvio-padrão dos retornos das ações e pelo indicador de solvência conhecido como Z-score. Contudo, a medida mais simples, sem ponderação de risco, tem um desempenho ainda melhor para prever essas medidas de risco, especialmente no período pós-crise de 2008. Outros trabalhos que apresentam resultados semelhantes são: [Avery & Berger \(1991\)](#), [Jacques & Nigro \(1997\)](#) e [Hogan, Meredith & Pan \(2015\)](#).

[Jabecki \(2009\)](#) sugere que, ao menos no que diz respeito aos bancos estadunidenses, o Acordo da Basileia incentivou de maneira ampla o uso de técnicas de arbitragem, isto é, uma reestruturação do portfólio tal que ele mantenha o mesmo risco, ou até o aumente, mas que resulte em menor valor de



exigências de capital. Isso seria consequência das medidas de regulação não estarem baseadas no risco direto do portfólio, mas sim em grandes categorias de ativos pré-definidas.

Em outras palavras, os bancos conseguiram em muitos casos reduzir a medida de risco de seu portfólio sem efetivamente reduzir o risco econômico subjacente a ele, simplesmente explorando as deficiências da regulação com base na atribuição de pesos (inadequados) para grandes classes de ativos. Outra estratégia também utilizada foi a de inchar o numerador, isto é, de inflar o valor do capital. [Jabecki](#) argumenta, contudo, que essa conduta não se sustenta por períodos longos e a primeira, de reduzir o denominador, prevaleceu, especialmente com base em securitização. [Friedman \(2011\)](#) é outro autor que aponta esse tipo de problema.

[Schaeck & Cihák \(2007\)](#) analisam empiricamente outra questão interessante, qual seja a evidência de que muitos bancos mantêm frequentemente reservas de capital que são superiores àquelas indicadas pela regulação. Os autores oferecem resultados que indicam uma relação robusta e positiva entre o nível de concorrência na indústria bancária e o montante de capital mantido pelas instituições. Adicionalmente [Schaeck & Cihák \(2007\)](#) mostram que em países nos quais há ampla garantia de direitos dos *shareholders* há também maior retenção de capital. Por fim, fornecem também evidência de que regras generosas relativas a seguros de depósitos também estão associadas com níveis maiores de capital retido.

2.2. Previsão de Falências

Há duas vertentes na literatura de previsão de falências. Uma delas se dedica fundamentalmente ao desenvolvimento e à comparação de desempenho entre modelos econométricos. A outra é formada por autores que são usuários desses modelos e se dedicam primordialmente a identificar variáveis explicativas relevantes para as falências bancárias, valendo-se em grande medida de indicadores produzidos a partir de demonstrações contábeis dos bancos.

Boa parte dos estudos da primeira vertente acaba por consagrar o modelo binário do tipo *logit* como o mais interessante para a empreitada de previsão de falências. Entre os motivos para isso, estão: (i) a aderência à evidência empírica, isto é, a sua boa capacidade preditiva, e (ii) o fato desse modelo não impor condições muito restritivas quanto às distribuições das variáveis empregadas. São exemplos dessa vertente:

- (i) [Ploeg \(2010\)](#), que compara quatro diferentes modelos de previsão de falência bancária para o período de 1987–2008, nos EUA. São eles: *probit*, *logit*, *hazard* e um modelo de redes neurais. O modelo *logit* é destacado pelo autor, ainda que a capacidade preditiva dos demais seja boa e não muito diferente. Isso por conta de não ser restritivo quanto às hipóteses de distribuição das variáveis.
- (ii) [Gurný & Gurný \(2013\)](#), que avaliam o uso dos modelos *probit*, *logit* e de análise discriminante linear para uma amostra de 300 bancos durante a crise de 2008–2009 nos EUA. No estudo concluem que o modelo *logit* é o mais adequado para prever falências bancárias.
- (iii) [Cole & Wu \(2009\)](#), que comparam um modelo dinâmico simples de sobrevivência com um modelo estático do tipo *probit*, usado por reguladores nos EUA. O modelo dinâmico permite incluir variáveis explicativas macroeconômicas, o que não é impossível em um modelo de um único período. O estudo conclui que o modelo dinâmico, incluindo ou não variáveis macroeconômicas, é superior ao modelo *probit* para prever falências bancárias.
- (iv) [Halling & Hayden \(2006\)](#), que conduzem uma análise em duas etapas, com dois tipos diferentes de modelos que se complementam na previsão das falências. Novamente o modelo *logit*, usado na primeira etapa, é considerado o melhor para identificar bancos sob risco de quebra. Na segunda etapa utilizam um modelo de análise de sobrevivência, que se mostra adequado para avaliar quanto tempo resta aos bancos em risco até que a falência ocorra.

A segunda vertente da literatura está menos preocupada com a comparação de técnicas econômicas e, em geral, emprega aquela que se consagrou como padrão: o modelo *logit*. Boa parte do trabalho dessa linha de pesquisa concentra-se em buscar a melhor combinação de variáveis para uma especificação com alto poder de previsão e significância estatística dos parâmetros estimados. Até onde se sabe o primeiro trabalho a empregar o modelo *logit* para previsão de falências bancárias é o de [Martin \(1977\)](#).² São exemplos dessa vertente os trabalhos de:

- (i) [Davis & Karim \(2008\)](#), que procuram combinar variáveis macroeconômicas e institucionais às variáveis contábeis e financeiras usuais.³
- (ii) [Vilén \(2010\)](#), que testa impressionantes setenta e duas potenciais combinações de indicadores contábeis em busca do modelo de previsão mais acurado possível para prever falências entre os maiores bancos comerciais⁴ dos EUA no período da crise financeira de 2007-2009. Neste último exercício, o autor utiliza trinta e dois indicadores contábeis diferentes previstos na literatura e 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.
- (iii) [Albuquerque & Ribeiro \(2001\)](#), que avaliam modelos *logit* de previsão de falência bancária com base em sessenta e oito indicadores econômico-financeiros computados pelo Banco Central do Brasil (BACEN) seguindo as recomendações do Comitê de Basileia. As variáveis são divididas em cinco grupos, a saber: Capital, Ativos, Rentabilidade, Eficiência e Liquidez. Essa mesma classificação é empregada aqui para descrever as variáveis independentes do modelo empregado nas estimativas.

Vale mencionar que existe uma vasta literatura sobre a predição de falências anterior à década de 1970, mas com foco 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 \(1966\)](#) e [Altman \(1968\)](#). O primeiro utiliza uma abordagem univariada da análise discriminante para estudar a relação entre dados contábeis e eventos de falência subsequentes. Já [Altman \(1968\)](#) utiliza uma abordagem multivariada da análise 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 \(1968\)](#) e por [Zmijewski \(1984\)](#), utilizando uma abordagem dinâmica de *hazard* e revela que metade das variáveis contábeis escolhidas não está estatisticamente relacionada com a probabilidade de falência.

[Sanvicente & Minardi \(1998\)](#) estudam o problema para empresas brasileiras e propõem modificações às variáveis usadas no z-score de [Altman \(1968\)](#), 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, entretanto, 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.

²Martin reconhece, contudo, a utilização anterior da técnica por [Chesser \(1974\)](#) em análise do problema similar, de predição do não cumprimento de obrigações por parte de tomadores de empréstimos comerciais.

³O trabalho de [Demirgüç-Kunt & Detragiache \(1998\)](#) é outro que segue essa estratégia de combinar variáveis macroeconômicas com variáveis financeiras e institucionais, porém para prever crises bancárias sistêmicas.

⁴Bancos comerciais com ativo total superior a US\$500 milhões.



3. ASPECTOS INSTITUCIONAIS DO SISTEMA FINANCEIRO

3.1. Regulação Bancária e Acordos de Basileia

O Comitê de Basileia para Supervisão Bancária foi criado na esteira da instabilidade que se seguiu ao fim do acordo de Bretton Woods em 1973. Muitos bancos, especialmente alemães, sofreram perdas significativas decorrentes da exposição em moeda estrangeira e vários quebraram. O objetivo foi, desde o início, o de discutir e estabelecer medidas de supervisão da atividade financeira que reduzissem os riscos e promovessem a estabilidade dos negócios.

A crise da dívida externa da América Latina nos anos 80 significou uma nova rodada de deterioração dos índices de capital dos principais bancos internacionais e de incremento dos riscos. Para proteger o sistema financeiro internacional, os Bancos Centrais do G10 aprovaram então, em 1988, um sistema de mensuração de capital com base no risco ponderado dos ativos, o chamado Acordo de Basileia I. Esse acordo estabelecia um nível mínimo de capital de 8% dos ativos ponderados pelo risco, a ser cumprido até o final do ano de 1992. Em 1993, um relatório do Comitê confirmou que os bancos do G10 com exposição internacional significativa estavam em conformidade com as regras estabelecidas.

O Acordo de Basileia I sofreu algumas modificações de expressão não muito significativa nos anos 90, até que, em 1999, foi lançada uma proposta para revisão mais ampla e substituição da estrutura de adequação de capital estabelecida no primeiro acordo. Em 2004 foi lançado então o Acordo de Basileia II. A revisão se apoiou em três pilares: (i) exigências de padrões mínimos de capital; (ii) supervisão da adequação de capital e processos de avaliação internos, com ferramentas de supervisão para avaliação de riscos; e (iii) *disclosure* de informações para fortalecer a disciplina de mercado e promover práticas bancárias de menor risco.

Antes mesmo da crise financeira de 2008, o Comitê já considerava mudanças na estrutura do Acordo de Basileia II. O setor bancário estava altamente alavancado naquele momento e os níveis de liquidez eram inadequados. Somaram-se a isso problemas de governança e de gestão de risco. As consequências foram uma precificação equivocada dos riscos de crédito e liquidez e um crescimento excessivo do crédito. O Comitê criou então princípios para gestão e supervisão de riscos de liquidez, e em 2010 foram anunciados novos níveis mínimos de capital para bancos comerciais. Em julho do mesmo ano, o Acordo de Basileia III estabeleceu novos padrões para capital e liquidez, que foram ratificados pelos líderes do G20. O novo acordo aprofundou e fortaleceu os pilares definidos no Basileia II e seu escopo foi expandido (BIS, 2015) com:

- a) Uma exigência adicional para o capital social, que quando rompida restringe o pagamento de dividendos;
- b) Uma reserva de capital contracíclica, restringindo a participação dos bancos em possíveis *booms* de crédito;
- c) Um nível de alavancagem definido de forma a conter risco;
- d) Exigências mínimas de liquidez, buscando uma cobertura para necessidades de liquidez para um período de trinta dias de estresse;
- e) Exigências adicionais de capital para bancos identificados como sistemicamente importantes.

As novas definições de capital, mais restritas, vêm sendo introduzidas ao longo do tempo o que deve durar cinco anos. O cronograma define que estejam completas ao final de 2017. Quanto aos instrumentos de capital que não mais serão considerados como capital social de Nível I ou Nível II haverá uma fase de implantação mais longa, de dez anos. Já os níveis mínimos de capital exigido possuem o seguinte cronograma (BIS, 2015):

- a) Os níveis mínimos exigidos para o capital social e o capital de Nível I (*Tier 1*) foram elevados de 2% e 4% para 3,5% e 4,5%, respectivamente, no início de 2013;
- b) Os níveis mínimos exigidos para o capital social e o capital Nível I foram elevados para 4% e 5,5%, respectivamente, no começo de 2014;

- c) Os níveis mínimos exigidos para o capital social e o capital Nível I foram elevados para 4,5% e 6%, respectivamente, no começo de 2015;
- d) Uma reserva adicional de capital (*conservation buffer*) entrou em vigor de forma progressiva em 2016 a partir de um nível de 0,625% e crescerá em incrementos constantes até atingir 2,5% a partir de 2019.
- e) O calção da conservação de capital de 2,5% que corresponderá às ações ordinárias e será um recurso adicional ao requerimento mínimo de capital de 4,5%, será implementado de forma gradual e progressiva a partir de 1º de janeiro de 2016, e entrará em vigor plenamente em 1º de janeiro de 2019.

3.2. Sistema Financeiro Brasileiro

O Plano Real em 1994 marca o início de um período de mudanças estruturais no sistema financeiro brasileiro.⁵ Em primeiro lugar há uma mudança no ambiente de negócios proporcionada pela forte redução da taxa de inflação, cujos valores exacerbados balizavam a tomada de decisão até então e dificultavam o planejamento. Há também reformas institucionais que permitem uma consolidação do mercado, uma melhora no funcionamento dos mercados de crédito e atacam o problema das falências bancárias (Costa & Mello, 2006).

Entre as medidas adotadas, estão as regras do Acordo de Basileia I, introduzidas pela Resolução 2099 de 17 de agosto de 1994 (BCB, 1994). Adota-se, portanto, desde então, um nível mínimo de capital (sobre o valor dos ativos ponderados de acordo com os seus riscos). No final de 2004 entra em vigor o Acordo da Basileia II no país, por meio do Comunicado 12.746, de 9 de dezembro de 2004 (BCB, 2004). Em 2013, o Conselho Monetário Nacional (CMN) publicou um conjunto de 4 resoluções⁶ e o BACEN um conjunto de 15 circulares⁷ que juntos estabelecem normas que refletem as recomendações do Comitê 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 internacional (8%). A aderência a essas regras é cobrada de forma rigorosa pelo BACEN, estando as instituições sujeitas à intervenção quando não enquadradas.

O Brasil aparece no cenário internacional como um país que possui um sistema financeiro robustamente regulado e que tem um banco central forte. O Fundo Monetário Internacional (FMI) classifica o país como um dos mais bem capitalizados ante os riscos tomados.

O setor bancário brasileiro possui concentração moderada, segundo o Relatório de Estabilidade Financeira (BCB, 2015), medido pelo Índice Herfindal–Hirschmann. Segundo esse 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 ao 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 2015.⁸ Alencar (2011) mostra que ao menos metade dos bancos brasileiros possui uma meta pré-determinada, definida internamente, para o Índice de Basileia. Alerta também para o fato de bancos de maior porte possuírem menores índices de capital. Ferreira, Noronha, Tabak & Cajueiro (2010), ao estudarem o capital econômico dos bancos operando no Brasil no período de 2003 a 2008, concluem

⁵Para uma revisão histórica da evolução dos bancos brasileiros, ver Baer & Nazmi (2000) e Ness (2000).

⁶Resoluções 4.192, 4.193, 4.194 e 4.195.

⁷Circulares 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 e 3.648.

⁸O Índice de Basileia para as instituições financeiras usadas na amostra deste estudo é mais alto, devido ao tipo de instituições selecionadas.



que este se move de acordo com o ciclo dos negócios, mas que mesmo diante da volatilidade que isso implica, apresentam patamares elevados.

A postura do BACEN, mais estrita que a do próprio Comitê de Basileia, levanta a dúvida sobre se a exigência efetiva de capital sobre os ativos ponderados pelo risco de fato cumpre sua função de reduzir a probabilidade das instituições falirem ou se representa um exagero que pode comprometer o bom funcionamento 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

Este trabalho analisou dados para 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. A amostra inclui bancos comerciais, bancos de investimento, bancos múltiplos, bancos de desenvolvimento e caixas econômicas, tanto de controle público como privado e exclui todos os demais tipos de instituições financeiras.

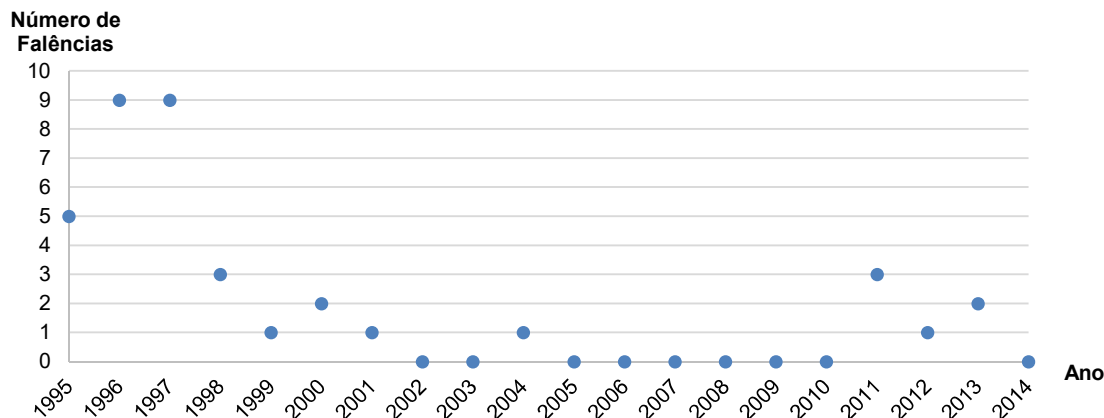
A partir dos balancetes 4040 e 4010 do BACEN, divulgados mensalmente, foi construída uma base de dados semestral (junho e dezembro), com indicadores financeiros para cada um dos intermediários financeiros estudados durante o período. Para os indicadores que utilizam dados de Demonstração dos Resultados do Exercício (DRE), estes valores foram anualizados.⁹

No período em questão, observaram-se 37 falências bancárias. A falência é definida como a liquidação ou a da intervenção por parte do BACEN, o que tiver ocorrido primeiro no período de análise. Isso porque, muitas vezes o processo falimentar pode se estender por anos e a necessidade de intervenção do órgão regulador já mostra que a instituição não goza de plena saúde financeira. Das 37 falências ocorridas ao longo do período analisado, houve 31 casos de liquidação direta, com apenas 6 casos de intervenção, sendo que destes casos todas as seis instituições acabaram por ser liquidadas posteriormente. A [Figura 1](#) traz uma linha do tempo registrando as falências e revela que as quebras de instituições ocorrem nos períodos até 2004 e pós-2010, sendo que a maior incidência diz respeito ao 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.

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 em vigor 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 na [seção 3.2](#).

⁹Os 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 se utilizou a metodologia de acúmulo dos últimos 12 meses para evitar dupla contagem dos dados na construção do painel.

Figura 1. Distribuição histórica de falências.

O *IBS* é calculado pela divisão do: i) *Patrimônio Líquido Ajustado*; pelos ii) *Ativos Ponderados pelo Risco*. A seguir definem-se os dois componentes da fórmula.¹⁰

O *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).

Os *Ativos Ponderados pelo Risco* são compostos pela somatória de:

- 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*.

Para viabilizar o cálculo, tomou-se como hipótese que todas as operações de risco realizadas por uma instituição foram incluídas em suas demonstrações contábeis, o que apenas a própria instituição teria condições de atestar como verdadeiro.

Faz-se a ressalva aqui de que o *IBS* 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 por instituição financeira possuem abertura até o terceiro nível, segundo agrupamento estabelecido pelo COSIF (BCB, 1987). Para um cálculo direto do Índice de Basileia seria preciso ter acesso aos dados no nível de desagregação mais granular possível, que só o BACEN possui internamente. As ponderações usadas no Índice de Basileia e no *IBS* são, portanto, distintas, mas para o cômputo do *IBS* utilizou-se o nível de desagregação mais fino que estava disponível publicamente, com o intuito de obter um índice o mais próximo possível do Índice da Basileia. Ressalta-se, também, que para os cálculos sempre foram usadas as regras de Basileia vigentes no período em que o Índice de Basileia de cada instituição financeira foi calculado.

¹⁰Os 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 (BCB, 1987).



Para que o estudo seja válido, o *IBS* precisa ter um comportamento similar ao Índice de Basileia, ou seja, eles precisam estar correlacionados. É possível verificar a correlação entre os dois índices por meio de uma regressão linear simples, na qual se regride o *IBS* contra o Índice de Basileia real para o período em que este está disponível, de 2009 a 2014, usando-se para tanto os dados empilhados das instituições financeiras (*pooled data*). Os dados do Índice de Basileia empregados nesse exercício e nas demais estimativas foram sempre os mais atualizados disponíveis, isto é, aqueles computados seguindo as regras vigentes no período em que o Índice de Basileia de cada instituição financeira foi calculado.¹¹ Os resultados são reportados a seguir, na **Tabela 1**. A **Figura 2** mostra o comportamento dos dois índices no período.

Nas estimativas feitas neste trabalho foram utilizados 20 indicadores distintos como variáveis para controle dos efeitos de nossa variável independente principal, *IBS*, sobre a variável dependente, *Falência*.

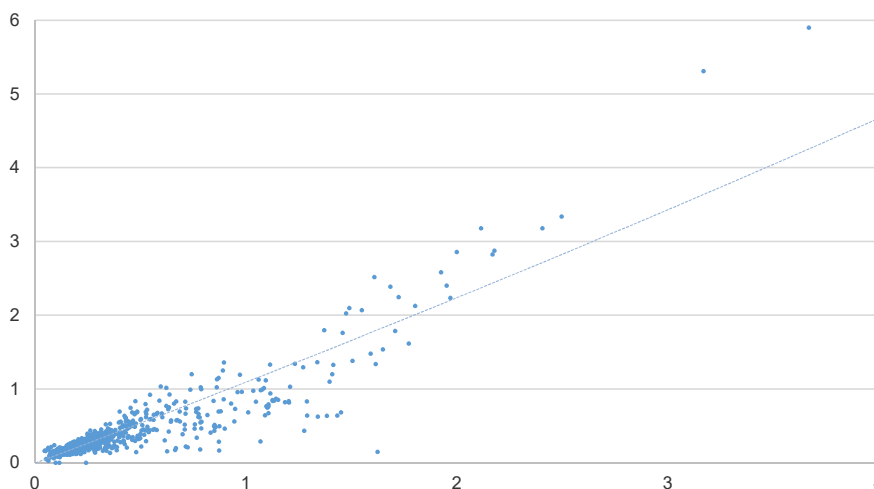
As variáveis financeiras de controle se basearam na literatura disponível e são divididas nos seguintes grupos: Capital (C), Ativos (A), Rentabilidade (R), Liquidez (L), e Eficiência (E). A variável de interesse *IBS* é, naturalmente, classificada como pertencente ao grupo “Capital”. Assim, o modelo foi construído tanto utilizando apenas o *IBS* como única variável de capital, como também na presença de

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^2	0,893		
Observações	1277		
Período	2009–2014		

Notas: * $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$.

Figura 2. Comportamento do Índice de Basileia e do *IBS* – 2009 a 2014.



¹¹Agradecemos a um parecerista anônimo por apontar a necessidade de esclarecer esta questão, uma vez que as métricas de Índices de Basileia tem se alterado com alguma frequência.

outras variáveis para testar seu impacto. Sabe-se que a diferenciação entre as variáveis *IBS* e nível de capitalização simples é difícil, mas o modelo de regressão empregado aqui tem o mérito de ao menos separar os efeitos de cada uma delas com a estimativa de coeficientes não enviesados. Por outro lado há um custo em termos de possível multicolinearidade, que se traduz em última instância em maiores variâncias e maior possibilidade de se rejeitar os efeitos parciais.

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, grupo 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.

Capital: Este grupo engloba 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 se incluem 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, há os indicadores de *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.

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 do risco 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 período¹² 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

¹²A 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.

**Tabela 2.** Variáveis Independentes (explicativas).

Grupo	Variável	Descrição	Impacto esperado na probabilidade de falência
C	<i>IBS</i>	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	<i>Capitalização</i>	Patrimônio Líquido sobre Ativo Total	(-)
R	<i>ROA</i>	Lucro Líquido Anualizado sobre Ativo Total	(-)
R	<i>RDE</i>	Lucro Líquido Anualizado sobre Patrimônio Líquido	(-)
E	<i>NIM</i>	Resultado Líquido de Intermediação Financeira Anualizado sobre Ativo Total	(-)
E	<i>NOM</i>	Resultado Operacional Líquido Anualizado sobre Ativo Total	(-)
L	<i>Liquidez</i>	Ativos Líquidos (Disponibilidades; Aplicações Interfinanceiras de Liquidez e Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Financeiros Derivativos) sobre Ativo Total	(-)
L	<i>Liquidez_2</i>	Ativos Líquidos (Disponibilidades; Aplicações Interfinanceiras de Liquidez e Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Financeiros Derivativos) sobre, Ativo Total menos Patrimônio Líquido	(-)
A	<i>Emp_Ext</i>	Empréstimos no Exterior sobre Ativo Total	(+)
A	<i>Emp_Ext_2</i>	Empréstimos no Exterior sobre, Ativo Total menos Patrimônio Líquido	(+)
A	<i>Exposic_Credito</i>	Operações de Crédito sobre Ativo Total	(+)
E	<i>Financiamento_Credito</i>	Operações de Crédito sobre Depósitos Totais	(-)
A	<i>PDD_prop</i>	Montante Existente Provisionado em Balanço sobre Operações de Crédito	(+)
A	<i>Provisionamento_prop</i>	Provisionamento Anualizado sobre Ativo Total	(+)
A	<i>Prop_Emp_Comercial</i>	Empréstimos e Títulos Descontados mais Financiamentos, sobre Operações de Crédito	(+)
A	<i>Prop_Emp_Rural</i>	Financiamentos Rurais e Agroindustriais sobre Operações de Crédito	(-)
C	<i>Mix_Depositos_Vista</i>	Depósitos à Vista sobre Depósitos Totais	(+)
C	<i>Mix_Depositos_Prazo</i>	Depósitos à Prazo sobre Depósitos Totais	(-)
L	<i>TVM_Livre_Risco</i>	Vinculados ao Banco Central sobre Títulos e Valores Mobiliários e Instrumentos Financeiros Derivativos	(-)
A	<i>Ln_ativo_tot</i>	Logaritmo Natural do Ativo Total	(-)

Tabela 3. Estatísticas descritivas das variáveis independentes da amostra.

Nome das Variáveis	Mediana	Média	Mínimo	Máximo	Desvio Padrão
<i>IBS</i>	0,151	0,302	-10,023	157,223	2,073
<i>Capitalização</i>	0,167	0,235	-7,144	1,000	0,325
<i>ROA</i>	0,012	0,008	-1,856	1,826	0,116
<i>ROE</i>	0,081	0,095	-2,883	11,703	0,459
<i>NIM</i>	0,067	0,092	-10,817	1,196	0,198
<i>NOM</i>	-0,026	-0,022	-1,544	5,573	0,242
<i>Liquidez</i>	0,374	0,405	0,000	1,000	0,260
<i>Liquidez_2</i>	0,476	8,214	0,000	38085,212	491,673
<i>Emp_Ext</i>	0,000	0,050	0,000	1,208	0,107
<i>Emp_Ext_2</i>	0,000	0,395	0,000	1335,604	19,036
<i>Exposic_Credito</i>	0,300	0,321	0,000	0,972	0,257
<i>Financiamento_Credito</i>	0,982	37,844	0,000	27774,000	591,482
<i>PDD_prop</i>	0,027	0,198	0,000	385,627	5,848
<i>Provisionamento_prop</i>	0,018	0,044	0,000	5,803	0,15
<i>Prop_Emp_Comercial</i>	0,941	0,196	0,000	1,000	30,672
<i>Prop_Emp_Rural</i>	0,000	0,065	0,000	1,000	0,185
<i>Mix_Depositos_Vista</i>	0,026	0,119	0,000	1,000	0,231
<i>Mix_Depositos_Prazo</i>	0,805	0,646	0,000	1,000	0,758
<i>TVM_Livre_Risco</i>	0,000	0,085	0,000	1,000	0,200
<i>Ln_ativo_tot</i>	20,337	20,366	0,000	27,884	2,414

variável, assim como por seu desvio-padrão.¹³ 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 revelam *ROA* e *ROE* anualizados. Apesar de altos quando comparados com países desenvolvidos, seu desempenho não é tão satisfatório ao levar em consideração as altas taxas de juros.¹⁴ 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”.

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*,¹⁵ nota-se que nos últimos anos (a partir de 2010), as instituições estudadas

¹³Os valores mínimo e máximos de magnitude muito alta (que ocorrem, por exemplo, para os índices de *Liquidez_2* e *Financiamento_Credito* 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.

¹⁴De 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.

¹⁵Vide nota de rodapé 11. Novamente o efeito de alguns bancos fica aparente, observando-se para níveis máximos de *IBS* fora do padrão, como o observado em 2010, e mínimo em 1999. Apesar da maioria desses efeitos advirem de bancos que estavam

**Tabela 4.** *IBS*: Estatísticas descritivas (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

vêm 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.

5. METODOLOGIA

Dois tipos de modelos são empregados na análise empírica deste trabalho: (i) um modelo *logit* com dados em painel para avaliar o desempenho do *IBS* como variável preditora de falências de intermediários financeiros (adequado para previsões de prazo mais curto); (ii) um modelo de análise de sobrevivência (*survival analysis*), que permite tratar o mesmo problema sob a perspectiva da sobrevivência de longo prazo de uma instituição, isto é, que avalia a capacidade do *IBS* de projetar a longevidade de uma instituição.

5.1. Modelo Logit

Modelos não lineares de resposta binária têm como objetivo estimar a probabilidade de ocorrência de um evento, dada uma série de valores para variáveis explicativas. Eles possuem o seguinte formato geral (Wooldridge, 2010):

$$P(y_{it} = 1 | \mathbf{x}_{it}) = G(\mathbf{x}_{it}\boldsymbol{\beta}) \equiv p(\mathbf{x}_{it}). \quad (1)$$

A ocorrência de um determinado evento para um indivíduo i da amostra, em um determinado instante t (e.g., falência de um banco) é descrita fazendo-se $y_{it} = 1$. A não ocorrência desse evento equivaleria, então, a escrever $y_{it} = 0$ (não falência). Na equação (1), \mathbf{x} é um vetor de variáveis explicativas de ordem

passando por algum momento operacionalmente destoante, optou-se por mantê-los na amostra considerando que o objetivo era justamente o de identificar a influência de indicador sobre as falências bancárias.

$1 \times K$, com o seu primeiro elemento equivalendo a 1; β é um vetor de parâmetros de ordem $K \times 1$. A função $G(\cdot)$ assume valores no intervalo aberto $0 < G(z) < 1$, para todo $z \in \mathbb{R}$. O modelo descrito pela equação (1) é comumente chamado de *modelo de índice*, pois ele restringe a forma como a probabilidade de resposta $p(x)$ depende de \mathbf{x} , uma vez que essa dependência ocorre apenas por meio do índice dado por

$$\mathbf{x}_{it}\beta = \beta_1 + \beta_2 x_{2it} + \dots + \beta_k x_{kit}. \quad (2)$$

Assim sendo, a função G é uma função acumulativa de distribuição (cdf) que mapeia a correspondência entre o índice e a probabilidade de resposta (Wooldridge, 2010, pp.565–567).

O modelo *logit* é um caso especial da equação (1), na qual

$$G(z) = \Lambda(z) \equiv \frac{\exp(z)}{1 + \exp(z)}. \quad (3)$$

Como argumenta Maddala (1983), 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 β_j das variáveis, tem-se que, no caso de x_j ser contínuo,

$$\frac{\partial p(x)}{\partial x_j} = g(\mathbf{x}\beta)\beta_j, \quad (4)$$

na qual

$$g(z) \equiv \frac{dG}{dz}(z), \quad (5)$$

ou seja, o efeito parcial de x_j em $p(\mathbf{x})$ depende de \mathbf{x} por meio de $g(\mathbf{x}\beta)$. No modelo *logit*, $G(\cdot)$ é uma cdf estritamente crescente e, portanto, sua derivada $g(z) > 0$ para todo z . Como consequência, o sinal do coeficiente β_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

$$G(\beta_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_{k-1} x_{k-1} + \beta_k) - G(\beta_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_{k-1} x_{k-1}). \quad (6)$$

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). Assume-se N observações independentes identicamente distribuídas conforme o modelo dado na equação (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

$$f(y | \mathbf{x}_{it}; \beta) = [G(\mathbf{x}_{it}\beta)]^y [1 - G(\mathbf{x}_{it}\beta)]^{1-y}, \quad (7)$$

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) :

$$l_{it}(\beta) = y_{it} \log[G(\mathbf{x}_{it}\beta)] + (1 - y_{it}) \log[1 - G(\mathbf{x}_{it}\beta)]. \quad (8)$$

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

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^N l_{it}(\beta), \quad (9)$$

e o MLE de β , denominado $\hat{\beta}$, maximiza essa log-verossimilhança. Sendo $G(\cdot)$ a cdf logística então, $\hat{\beta}$ é o estimador *logit*. Dos resultados gerais da máxima verossimilhança segue que $\hat{\beta}$ é consistente e assintoticamente normal (Wooldridge, 2010, pp.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 β . O *OR* dá o efeito na equação $G(\cdot)$ da mudança de x_i para $x_i + 1$. Tomando as equações *logit*

$$g(x) = \beta_1 + \beta_2 x_2, \quad (10)$$

e

$$g(x_2 + 1) = \beta_1 + \beta_2(x_2 + 1), \quad (11)$$

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

$$\hat{g}(x_2 + 1) - \hat{g}(x_2) = \hat{\beta}_2, \quad (12)$$

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 (12) em

$$\hat{g}(x_2 + h) - \hat{g}(x_2) = h\hat{\beta}_2, \quad (13)$$

do que segue que o estimador da razão de chances é (Hosmer, Lemeshow & Sturdivant, 2013, pp. 50–51 e 62–64)

$$\widehat{OR}(x_2 + h, x_2) = \exp(h\hat{\beta}_2). \quad (14)$$

5.2. Modelo de Análise de Sobrevida

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 θ é o vetor de parâmetros desconhecidos. No caso do banco de dados utilizado nesse estudo, existe a possibilidade de os 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 de aquisições ou fusões, ou de encerramento de operações por decisão voluntária ou ainda, pela troca da licença de operação bancária por outra de algum tipo de instituição não observada nesta 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 um critério tal que o período em que o indivíduo i é observado, t_i , é obtido por:

$$t_i = \min \{t_i^*, c_i\}, \quad (15)$$

em que c_i é o tempo de censura para o indivíduo i . A probabilidade de t_i ser censurado é

$$P(t_i^* \geq c_i | x_i) = 1 - F(c_i | x_i; \theta), \quad (16)$$

sendo $F(\cdot)$ a cdf condicional de t_i^* dado x_i (Wooldridge, 2010, pp.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

$$f(t_i | x_i; \theta)^{d_i} [1 - F(t_i | x_i; \theta)]^{1-d_i}. \quad (17)$$

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 θ é obtido maximizando

$$\sum_{i=1}^N \{d_i \log[f(t_i | \mathbf{x}_i; \theta)] + (1 - d_i) \log[1 - F(t_i | \mathbf{x}_i; \theta)]\}. \quad (18)$$

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

$$\lambda(t; \mathbf{x}) = \frac{\exp(\mathbf{x}\beta)\alpha t^{\alpha-1}}{1 + \exp(\mathbf{x}\beta)t^\alpha}, \quad (19)$$

na qual $x_1 \equiv 1$ e α é um parâmetro positivo. A cdf é, então, dada por

$$F(t | \mathbf{x}; \theta) = 1 - [1 + \exp(\mathbf{x}\beta)t^\alpha]^{-1}, \quad t \geq 0. \quad (20)$$

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

6. PRINCIPAIS RESULTADOS

O presente estudo foca essencialmente em uma variável independente de interesse sendo as outras usadas meramente como controles. Assim sendo, antes de apresentar os resultados propriamente ditos de cada modelo realizou-se um teste baseado na estatística G para se verificar se de fato a variável *IBS* acrescenta poder explanatório ao modelo. Como sugerem Hosmer et al. (2013), a estatística G é um teste que justifica a inclusão de uma variável ao saber se ela melhora o poder preditivo do modelo como um todo, diferente do coeficiente β , que mostra o efeito dessa variável sobre a variável dependente (falência). 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 das log-verossimilhanças 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.

Uma vez testada a significância do coeficiente β da variável *IBS*, segue-se agora para a apresentação dos resultados (seções 6.1 e 6.2). 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 sobrevivência com distribuição log-logística para analisar como a variável *IBS* afeta o tempo de sobrevivência das mesmas instituições.

6.1. Resultados obtidos via modelo Logit

A Tabela A-1 do Apêndice A traz os resultados de oito modelos estimados usando uma distribuição discreta *logit*, com diferentes combinações das variáveis de controle já previamente elencadas (Tabela 2). Atentando para o controle de possíveis problemas em razão de heterogeneidade não observável entre instituições financeiras que pode estar presente no painel de dados, as estimativas foram conduzidas usando tanto especificações com efeitos fixos quanto aleatórios, sendo que esta última prevaleceu no teste de Hausman, e os resultados apresentados nas tabelas A-1 e A-2 dizem respeito a ela. As estimações foram conduzidas usando o software Stata.

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 Hausman 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. Esse teste foi aplicado no modelo com mais covariantes (modelo 8), resultando em $\chi^2(15) = 14,19$ e $\text{Prob} > \chi^2 = 0,5113$. Dessa forma, não se rejeita a hipótese nula H_0 : a 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.

Os modelos passaram pelo teste do índice de verossimilhança, sendo possível observar que todos eles são significativos para um nível de significância de 0,01, como pode ser visto pela linha $\text{Prob} > \chi^2$ na Tabela A-1.

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 esses modelos, respectivamente (ou seja, mais próximos de 0,01 que de 0,05). Portanto, 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 termo de erro.

Nos modelos *logit* os coeficientes β não são de fácil interpretação. Analisar simplesmente a magnitude dos coeficientes estimados não permite inferir de maneira imediata o impacto das variáveis explicativas sobre a variável dependente. Ainda assim, é tarefa fácil atentar para o sinal deles. O sinal positivo indica uma relação na mesma direção para a variável dependente, ou seja, um aumento na variável sob escrutínio 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-se os oito diferentes modelos, nota-se coerência entre o sinal das covariadas escolhidas: não há casos em que uma variável independente aparece com um β de 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 β positivo nos modelos em que foi usada (modelos 7 e 8). Isso é uma provável consequência da presença do *IBS* simultaneamente no modelo. Apesar de não medirem exatamente a mesma coisa, ambas as variáveis são medidas de quanto as instituições bancárias estão protegidas pelo seu capital. O fato de a variável *IBS* 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 vezes 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 β da variável *Provisionamento* possui sinal positivo, o que é coerente com a literatura, pois se trata de variável que atua como uma *proxy* para o *default*. Quanto maior o provisionamento, maior o montante que a instituição credora espera não receber de seus tomadores e, portanto, maior a chance da instituição não reaver a totalidade de seus ativos cedidos em crédito e, por consequência, de não cumprir com suas próprias obrigações e falir.

Outra variável significativa em todos os modelos em que apareceu (exceto no modelo 2), foi o *ROE*. Trata-se de um resultado que contradiz a hipótese inicialmente levantada para esse indicador, o que leva a uma indagação sobre a possível presença de efeitos ambíguos. Como apontado por Sales & Tannuri-Pianto (2007), por um lado poderia esperar-se que um retorno mais alto trouxesse condições mais favoráveis para uma instituição prosperar e, portanto, perdurar (não falir). No entanto, instituições com *spreads* maiores e, por consequência, lucros maiores, podem estar incorrendo em maiores riscos, o

que pode ser sustentável ao longo do tempo. Isso é o que ocorreu nos modelos 3 a 8, em que ROE se mostrou significativo ao menos com $p < 0,10$ e com coeficiente β de sinal positivo.

Como esperado, o indicador de eficiência NOM (Resultado Operacional Líquido / Ativo) apresentou coeficiente negativo em todos os modelos, em que pese tenha se revelado significativo apenas nos modelos 5 e 8. Isso mostra, intuitivamente, que instituições mais eficientes têm menores possibilidades de falência. Por fim, o sinal do coeficiente do índice de liquidez também se revelou negativo e significativo no modelo 5, com $p < 0,10$. O fato de não haver uma evidência forte de sua importância no presente estudo pode se dever tanto à presença simultânea do próprio IBS (que, por si só, já considera como menos arriscados ativos mais líquidos), quanto à 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. Com efeito, o fato de classificar um ativo como “Título e Valor Mobiliário” ou “Aplicação Interfinanceira de Liquidez” pouco informa sobre a facilidade que a instituição teria em se desfazer dele.

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 β , conforme explicado na seção 5. Esses resultados são apresentados no Apêndice A, Tabela A-2.

Para a facilidade de interpretação, uma pequena transformação é necessária nos valores. Tomando o modelo 4 como exemplo, vê-se que o IBS possui *odds ratio* $OR = 0,016$. *Odds ratios* permitem 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 foi 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 $\exp[0,01 * \ln(0,016)] = 0,96$.¹⁶ 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 foram produzidas as curvas ROC¹⁷ para cada um dos oito modelos analisados que são apresentadas no Apêndice C, Figuras C-1(a) a C-1(h). 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 $y = 0$ (não faliram), 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 as áreas abaixo da curva ROC variam entre 0,7043 (modelo 1) e 0,8491 (modelo 8), o que indica, de acordo com Hosmer et al. (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.

¹⁶Ou, de forma equivalente, $\exp[0,01 * (-4,161)] = 0,96$, usando-se o valor direto do coeficiente para o IBS exposto na Tabela A-1 e não o valor em *times ratio* da Tabela A-2.

¹⁷Do inglês: *receiver operating characteristic curve*. Trata-se de um *plot* da sensibilidade (proporção de verdadeiros positivos) contra o complementar da especificidade (i.é, 1 menos a proporção de verdadeiros negativos). Definindo: VP = Verdadeiro Positivo; FN = Falso Negativo; VN = Verdadeiro Negativo; FP = Falso Positivo. Sensibilidade = $VP/(VP + FN)$; Especificidade = $VN/(VN + FP)$; e 1-Especificidade = $FP/(VN + FP)$. Um classificador perfeito corresponderia a uma linha horizontal em 1,00 no topo do gráfico. A linha diagonal por sua vez equivale a um sistema aleatório que tanto pode classificar como positivo ou negativo o resultado, com 50%-50% de chances para cada.



6.2. Resultados do Modelo de Sobrevivência

Modelos *logit* são muito usados na análise de falências de empresas, inclusive no setor financeiro, mas, conforme argumentado anteriormente, apresentam a limitação de oferecer previsões para curtos espaços de tempo: avalia-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 falências também no longo prazo, escolheu-se a técnica dos modelos de sobrevivência (*survival analysis*).

Com base na análise feita anteriormente, optou-se por estimar modelos do tipo *survival* com as mesmas variáveis explicativas utilizadas nos modelos *logit* 1 e 4. Os modelos usados aqui são do tipo *accelerated failure-time*, em que as covariadas empregadas na especificação funcionam como fontes de efeitos que podem contribuir para atrasar ou acelerar a trajetória sobre a curva de sobrevivência subjacente à amostra, estimada no âmbito do modelo. Ou seja, cada variável pode contribuir para aumentar ou reduzir o tempo de vida de uma instituição financeira.

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*.

Ambos os modelos foram estimados com suposição de uma distribuição log-logística.¹⁸ Novamente, utiliza-se o teste de log-verossimilhança para testar a significância dos modelos, e pela Prob. > *chi2* no Apêndice A, Tabela A-3, vê-se que ambos são significativos. O interessante de trabalhar com esse tipo de modelo é o fato dele permitir uma ideia temporal da falência, ou seja, avaliar não apenas a expectativa de sobrevivência ou não de uma instituição financeira, mas também qual o impacto sobre o tempo dessa sobrevivência.

Como pode ser observado, reporta-se o *times-ratio* (*TR*) no lugar dos coeficientes β , conceito semelhante à razão de chances do modelo *logit*. Conforme mencionado anteriormente, como o *IBS* é reportado em decimais, procede-se o ajuste para identificar o impacto da variação de um ponto percentual sobre o tempo de sobrevivência. Dado o coeficiente de valor 2.627,187 do *IBS*, calcula-se então $TR = \exp[0,01 * \ln(2.627,187)] = 1,08$. 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 em Koehn & Santomero (1980), Kim & Santomero (1998) e Vanhoose (2007), como também com nosso modelo *logit*. Um aumento na capitalização das instituições financeiras em relação aos seus ativos ponderados pelo risco não apenas diminui sua possibilidade de falência, como faz com que, caso ela efetivamente ocorra, demore mais tempo para acontecer.

7. ROBUSTEZ

Alguns testes e modelos adicionais foram levados a cabo em razão da necessidade de testar a robustez dos nossos resultados com relação a: (i) possibilidade de se usar hipóteses de distribuição alternativas no modelo de sobrevivência (e compará-las aos resultados obtidos sob a log-logística); (ii) as dificuldades causadas pela assimetria temporal dos eventos de falência bancária no país, que se concentram de forma intensa nos anos logo após o Plano Real, o que sugere fortemente um papel importante das mudanças institucionais e de ambiente econômico que vieram no bojo desse plano de estabilização; (iii) a

¹⁸Na seção 7 são apresentados resultados de testes comparativos efetuados usando o modelo 4 tomando-se hipóteses alternativas para a distribuição.

necessidade de se avaliar o impacto dos ciclos macroeconômicos nos resultados. Esses três assuntos são tratados nas subseções a seguir, nessa ordem.^{19,20}

7.1. Distribuições alternativas para o modelo de sobrevivência

Como mencionado anteriormente, o modelo de sobrevivência utilizado foi construído sobre o pressuposto de uma distribuição log-logística. Apesar dos resultados serem consistentes e em linha com o esperado, reproduziu-se a estimação do modelo 4 sob outros critérios de distribuição. Por questão de concisão, e por não ser o escopo do presente estudo, não serão apresentados aqui os resultados completos das estimativas do modelo sob outras hipóteses de distribuição. Contudo, para justificar o porquê do emprego da distribuição log-logística neste trabalho produziu-se a [Tabela 5](#), que traz resultados de testes de comparação entre os resultados obtidos com cinco diferentes distribuições.

Tabela 5. Testes AIC e BIC para o Modelo 4 de sobrevivência (*survival*).

Distribuição	Critério	
	AIC	BIC
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

Utilizando duas técnicas distintas, como fazem [Sales & 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](#), os números para os critérios de informação de Akaike e Bayesiano revelam que a distribuição log-logística é aquela que apresenta a melhor especificação. Além disso, o modelo que emprega essa distribuição é aquele que tem a melhor capacidade preditiva. Daí, portanto, a sua escolha.

7.2. Efeitos do Plano Real

Dois tipos distintos de estimativas adicionais foram feitas a título de testar a robustez dos resultados com relação ao período de tempo da amostra. A razão para tanto é a suspeita de que o Plano Real tenha influenciado de forma importante o grande número de falências bancárias ocorridas nos anos logo após a sua implantação (1995 a 1997). Em primeiro lugar, foram feitas novas estimativas dos modelos já apresentados excluindo-se os anos de 1995 a 1997. Alternativamente a esse descarte puro e simples,

¹⁹ Agradecemos a um parecerista independente pela sugestão de testes adicionais de robustez para tratamento das questões (ii) e (iii).

²⁰ De forma complementar, para se demonstrar a relevância do *IBS* na explicação do comportamento das variáveis utilizadas nesse artigo, foi utilizada a Análise de Componentes Principais (PCA). Para tanto, através de tal análise, é importante mostrar que o *IBS* é uma das variáveis que possuem o maior grau de correlação (auto-vetor) com a dimensão que melhor explica a variabilidade dos dados (primeiro componente). Ao realizar a análise de componentes principais para as 15 variáveis explicativas do modelo 7 em 15 componentes ortogonais, obteve-se que o *IBS* possui o segundo maior autor-vetor do primeiro componente. De forma similar, foi realizada a análise de componentes principais para as 17 variáveis explicativas do modelo 8 em 17 componentes ortogonais e novamente obteve-se que *IBS* possui o segundo maior autor-vetor do primeiro componente. Tais resultados mostram que *IBS* é uma das variáveis com o maior grau de correlação com a dimensão que melhor explica a variabilidade dos dados.



também se realizou a estimação desses mesmos modelos incluindo-se uma variável *dummy* de controle para o período 1995–1997.

As estimativas de modelos *logit* realizadas descartando-se as observações relativas aos anos de 1995, 1996 e 1997 aparecem na **Tabela B-4**. Elas corroboram em larga medida os resultados obtidos anteriormente. O *IBS* permanece com sinal negativo e significativo — a 10% no modelo 2, a 5% no modelo 1 e a 1% nos demais modelos com estimativas válidas. Deve-se ressaltar que também nos modelos 5 e 7 o *IBS* aparece negativo e significativo, mas como as estimativas deles não chegaram efetivamente a atingir a convergência na maximização da log-verossimilhança, os resultados não são confiáveis. Com efeito, os modelos 5 e 7 sequer chegaram a produzir uma estimativa do erro-padrão para a variável *Público*.

Na especificação referente ao modelo 4 os resultados e o teste LR indicam que ele continua sendo um dos melhores (apenas a LR do modelo 8 é superior). Nesse modelo, além do *IBS*, as variáveis significativas na determinação das falências bancárias são: *NOM*, *Mix de Depósitos à Prazo* e *TVM Livre de Risco* (todas a 5%) e *Liquidez* (10%). Os resultados do modelo 8 também mostram o *IBS* negativo e significativo a 1%, mas encontramos novamente o problema já mencionado da variável *Capitalização* aparecer como estatisticamente significativa, mas com o sinal contrário ao esperado. Fazendo um cálculo análogo aos anteriores, de impacto do *IBS*, chega-se à conclusão de que, com um ponto percentual a mais nesse indicador, a probabilidade de falência é reduzida de 1,109 vez (usando o coeficiente do modelo 4) ou de 1,261 vez (usando o coeficiente do modelo 8). No modelo base, com todo período amostral, o número era de 1,042 vez (usando o coeficiente da especificação do modelo 4). Esses novos números sugerem, portanto, um efeito ainda mais elevado do *IBS*.

As estimativas dos modelos de sobrevivência feitas excluindo o período 1995–1997 (i.e., usando-se o período 1998–2014) revelam resultados distintos para o impacto do *IBS*, conforme a especificação utilizada. Em primeiro lugar, há que se esclarecer que nossa especificação principal, o modelo 4, não permite atingir a convergência na maximização da função de máxima verossimilhança (em razão de se atingir regiões não côncavas) e, dessa forma, a comparação com a situação base fica prejudicada. Ainda assim, há quatro especificações alternativas nas quais o *IBS* permanece estatisticamente significativo, nomeadamente os modelos 5 (a 10%), 6 (a 5%), 7 e 8 (em ambos a 1%).²¹ Os cálculos de impacto para esses modelos continuam indicando $TR > 1$. Em vez de ampliar o tempo de sobrevivência em 1,082 vez, a sobrevida é aumentada agora em 1,170 vez (usando o modelo 6), 1,196 vez (com o modelo 7) ou 1,181 vez (com o modelo 8). Na **Tabela B-7** relata-se todos os coeficientes para as variáveis do modelo 8, que foi o que apresentou a maior razão de verossimilhança dentre as especificações usadas.

As estimativas *logit* feitas adicionando-se a *Dummy 95–97* mostraram-se bastante interessantes. Os resultados aparecem na **Tabela B-5**. Essa variável binária resultou significativa a 1% em todas as especificações e aparece com coeficiente de sinal positivo, indicando claramente que uma observação do período 1995–1997 tem maior chance de apresentar o evento falência. Os sinais dos demais coeficientes permaneceram os mesmos após a introdução da *Dummy 95–97*. A escolha de variáveis explicativas do modelo 4 continua pertinente (apresenta maior LR na comparação com os demais).

O coeficiente de efeito parcial do *IBS* permaneceu significativo a 1% e com sinal negativo em todas as distintas especificações. O seu valor caiu, contudo, o que era esperado. Ainda assim, o efeito do *IBS* se mantém bastante relevante: em vez de reduzir a probabilidade de falência em 1,042 vez, um ponto percentual a mais no *IBS* reduziria agora tal probabilidade de 1,028 vez.

O resultado contra intuitivo da variável *capitalização* se repetiu, mantendo-se o sinal positivo e a significância (a 10%) nos dois modelos em que aparece. A variável de *Provisionamento* também continua com coeficientes positivos e significativos em todos os sete modelos em que figura. O *ROE*, por sua vez, deixa de ser estatisticamente relevante.

²¹Nos modelos 1 e 2 o coeficiente não se revelou significativo. O Modelo 3 não completou o processo de estimação.

A variável *NOM*, do grupo eficiência, continua com o sinal negativo, o que denotaria uma tendência a reduzir a probabilidade de falência. Contudo, é significativa apenas nos modelos 4 e 5, quando o era antes no 5 e no 8.

Uma parte das especificações (modelos 4, 6 e 8) passou a apresentar significância para o coeficiente da variável *Público* (que também é binária e controla para tipo de instituição, pública ou privada). Anteriormente ela só havia mostrado significância no modelo 6. É interessante frisar que essa variável apresentou sinal negativo: o fato de ser instituição pública parece contribuir, portanto, para reduzir a probabilidade de falência, ainda que a magnitude do impacto seja modesta.

Nas estimativas do modelo de sobrevivência, a introdução da *Dummy* 95–97 também reduz o efeito do *IBS*, mas este continua significativo a 1% em todos os modelos (exceto os modelos 3 e 7, que não convergiram) e operando no sentido de retardar uma possível falência ($TR > 1$). Os coeficientes novos permitem calcular que a sobrevida acrescentada pelo *IBS* seria de 1,034 vez em vez do valor de 1,082 do modelo base (considerando-se a especificação do modelo 4).

7.3. Ciclos econômicos

Um possível problema para os resultados conseguidos no modelo base é a falta de controle para efeitos comuns a todas as instituições que tenham origem em oscilações macroeconômicas. Uma forma ainda que imperfeita de se controlar o efeito dos ciclos econômicos sobre as estimativas feitas é introduzir *dummies* de ano. Realizaram-se então estimativas similares às do modelo base, porém introduzindo esse tipo de controle. Os resultados, de maneira geral mostraram robustez do impacto do *IBS* na probabilidade de falência apurada anteriormente.

Nos modelos *logit*, o coeficiente de efeito parcial do *IBS* permaneceu significativo e com sinal negativo em todas as distintas especificações: a 10% em dois modelos, 1 e 5; a 5% em outros três, 2, 4 e 6 e a 1% nos três modelos restantes. Esse coeficiente caiu, contudo, a aproximadamente $\frac{3}{4}$ do valor anterior em seis modelos e à metade em dois outros. Isso tem uma implicação importante para a magnitude do impacto sobre a probabilidade de falência: para a escolha de variáveis explicativas do modelo *logit* 4, que continua adequada, a introdução das *dummies* anuais diminui a importância do *IBS* tal que, em vez de se reduzir a probabilidade de falência em 1,042 vez, um ponto percentual a mais no *IBS* reduziria tal probabilidade de 1,032 vez.

Cabe registrar que as *dummies* anuais nunca se mostraram significativas em qualquer que fosse a especificação testada. Com efeito, *p*-valores = 1 foram a regra nas estimativas para seus coeficientes. Ademais, deve-se ressaltar que o modelo 3 não convergiu.

A variável *Provisionamento* também teve sua significância preservada nos modelos em que figura, apenas tendo reduzido o seu nível de significância em alguns casos.

As estimativas feitas dos modelos de sobrevivência alterados para introduzir *dummies* anuais mostraram que o *IBS* se mantém significativo para as especificações que redundaram em estimativas válidas, isto é, aquelas em que houve convergência com maximização efetiva da função de verossimilhança (modelos 1, 2, 4, 5 e 6). Para a especificação de número 3 não foi possível obter estimativas dos coeficientes (a maximização atinge uma região descontínua e é abortada). Tampouco os modelos 7 e 8 convergiram, em que pese tenham produzido resultados para os coeficientes (que não são confiáveis, contudo).²²

O aspecto principal a destacar no caso das estimativas válidas do coeficiente do *IBS* é que o efeito sobre o tempo de sobrevivência cai substancialmente, ainda que se continue com $TR > 1$. Com efeito, em vez de um impacto de ampliação de 1,082 vez no modelo base, ou de 1,034 vez, como no modelo com a *Dummy* 95–97, agora o efeito é de apenas 1,004 vez, muito pequeno.

²²A estimação do Modelo 3 recai rapidamente em uma região descontínua e os Modelos 7 e 8 atingem regiões não côncavas, mesmo com otimização baseada em gradiente.



8. CONCLUSÕES

A exigência de reservas de capital é um dos instrumentos de regulação característicos dos acordos de Basileia I, II e III, aliada a outras regras que dizem respeito à liquidez das instituições financeiras. Uma das regras introduzidas por esses acordos foi a do ajuste das exigências de capital que uma instituição deve manter ao risco dos ativos detidos por ela.

Não há consenso na literatura sobre a eficácia dessa medida, contudo. De um lado, argumenta-se que a elevação das exigências de capital com base nos riscos dos ativos detidos tem um efeito direto de proteger a instituição financeira contra os riscos, por outro, destaca-se que um segundo efeito, decorrente de comportamento estratégico da instituição pode ter o efeito inverso, de exposição ao risco. Isso porque as instituições podem priorizar a aquisição de ativos cujos pesos de risco julguem mal avaliados pelo regulador. O resultado final dessas duas tendências precisa ser avaliado, então, empiricamente.

Outra questão importante diz respeito à capacidade de se prever falências bancárias usando esse tipo de indicador ponderado por riscos. Seria ele mais eficiente que um indicador mais simples, em que os riscos idiossincráticos de cada ativo não são levados em conta?

O objetivo deste estudo foi o de avaliar empiricamente, para o Brasil, a capacidade de prever falências bancárias que tem o Índice de Basileia, construído com base em ativos ponderados pelo risco. Adicionalmente, busca-se comparar o desempenho desse indicador nessa tarefa com o desempenho do indicador mais simples de capitalização, que se baseia nos ativos totais, sem ponderação por risco.

O tema é relevante à luz das crises financeiras, incluindo a mais recente em 2008, em que o papel dos intermediários financeiros foi questionado, discutindo-se bastante sobre o fato de serem considerados 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 levantada.

A avaliação proposta no trabalho foi levada a cabo por meio do uso de modelos do tipo *logit* e de análise de sobrevivência e utilizou índices de Basileia construídos a partir de informações contábeis e institucionais, para o período de dezembro de 1995 a dezembro de 2014.

As estimativas feitas levaram em consideração, também, controles para outros indicadores contábeis e os resultados mostraram uma relação inversa entre o Índice de Basileia Sintético computado com base em ativos ponderados pelo risco e a possibilidade de falências bancárias. Essa relação resulta estatisticamente significativa em todas as variantes de modelo *logit* que foram estimadas. Nas estimativas do *logit*, o teste de Hausmann recomendou o uso de efeitos aleatórios, mas deve-se apontar que o resultado permaneceu consistente tanto com efeitos aleatórios, como com efeitos fixos.

Por sua vez, a análise de sobrevivência permitiu avaliar o acréscimo de tempo de vida para um banco, dado um incremento no *IBS*.

A partir do modelo que apresentou os melhores resultados (modelo 4, [Tabela A-2](#)), foi possível calcular que uma elevação de um ponto percentual no *IBS* aumenta a probabilidade de uma instituição não falir em 1,04 vez. Já uma elevação de cinco pontos percentuais no *IBS* resultaria em uma probabilidade de não falir 1,23 vez maior.

Por sua vez, o resultado do modelo de análise de sobrevivência com distribuição log-logística associado ao modelo 4 básico revelou que uma elevação de um ponto percentual no *IBS* aumenta o tempo de vida de uma instituição bancária em 1,08 vez.

Esses resultados se mostraram robustos à introdução de outras variáveis que captam efeitos semelhantes, nomeadamente o índice de *Capitalização* sem ponderação de risco e também o *Ativo Total* (em logaritmo natural). Nessas condições o *IBS* continuou significativo e com impacto de redução da probabilidade de falência, enquanto as duas outras variáveis ou tiveram desempenho estatístico pobre (*Ativo*) ou apresentaram um impacto contra intuitivo de aumentar a probabilidade de falência bancária (*Capitalização* sem ponderação).

Um problema enfrentado neste trabalho consiste no fato de haver uma concentração considerável dos eventos de falência bancária num subperíodo da amostra. Como se sabe, o Brasil experimentou problemas no sistema financeiro no período logo após a estabilização, na época dos efeitos do Plano Real. Em função disso foram realizadas estimativas adicionais, que buscaram controlar para esse problema. Com efeito, foram produzidas estimativas de dois tipos para tanto: (i) descartando da amostra o período 1995–1997, e (ii) introduzindo uma dummy para o período 1995–1997. Nelas o *IBS* continuou apresentando impacto estatisticamente significativo de redução da probabilidade de falência de instituições bancárias ou de ampliação do tempo de sobrevivência para uma ampla maioria das especificações testadas.

Outra limitação relevante dos modelos básicos apresentados aqui diz respeito à falta de controle para oscilações macroeconômicas cíclicas. Isso levou à estimação de modelos adicionais com a introdução de *dummies* anuais que pudessem controlar, ainda que imperfeitamente, esse tipo de problema (assim como outros possíveis efeitos ou choques comuns a todas instituições no tempo). Dessa forma, testou-se a robustez dos resultados e percebeu-se que a relevância estatística do *IBS* para redução (ou atraso) de falências perseverou na grande maioria dos modelos.

Uma questão relevante não discutida em detalhe no trabalho, mas que pode representar uma limitação aos resultados diz respeito à adequação ou não da ponderação adotada para o risco de cada ativo individual. Isso pode e deve ser abordado em pesquisas futuras, fazendo-se exercícios com ponderações alternativas. Adicionalmente, outros possíveis assuntos a desenvolver com mais atenção são as diferenças de resultados entre instituições públicas e privadas, que poderia ser o foco de exercícios empíricos adicionais, o mesmo valendo para uma distinção entre capital majoritário nacional ou estrangeiro, que também poderia ser introduzida e quiçá suscitar resultados interessantes.

Por fim deve-se destacar que a continuidade da divulgação pelo BACEN do Índice de Basileia das instituições permitirá construir uma base de dados com um número suficiente de falências bancárias coincidente com a disponibilidade de informação do indicador e isso deve facilitar a o tipo de análise aqui realizada. Há, contudo, chances razoáveis de que a metodologia do índice venha a ser alterada, tornando necessária a produção de indicadores retroativos, refazendo-se as séries ao estilo deste trabalho.



REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Albuquerque, J., Jr., & Ribeiro, E. P. (2001, 11–14 de dezembro). Avaliação dos indicadores de predição de insolvência bancária no Brasil para os períodos de 1994/95 e 1997/98: Uma análise de robustez. In *XXIX Encontro Nacional de Economia da ANPEC*, Salvador, Ba. Disponível em: <http://www.anpec.org.br/encontro2001/artigos/200104241.pdf>
- Alencar, L. S. (2011, agosto). *Um exame sobre como os bancos ajustam seu Índice de Basileia no Brasil* (Trabalhos para Discussão Nº 251). Brasília, DF: Banco Central do Brasil. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/pec/wps/port/TD251.pdf>
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609. doi: 10.2307/2978933
- Avery, R. B., & Berger, A. N. (1991). Risk-based capital and deposit insurance reform. *Journal of Banking and Finance*, 15(4-5), 847–874. doi: 10.1016/0378-4266(91)90103-S
- Baer, W., & Nazmi, N. (2000). Privatization and restructuring of banks in Brazil. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 40(1), 3–24. doi: 10.1016/S1062-9769(99)00042-3
- Banco Mundial – World Bank. (2016). *World Bank Open Data*. The World Bank Group. Acessado em 31 de janeiro de 2016: <https://data.worldbank.org/>
- Barth, J. R., Caprio, G., Jr. & Levine, R. (2004). Bank regulation and supervision: What works best? *Journal of Financial Intermediation*, 13(2), 205–248. doi: 10.1016/j.jfi.2003.06.002
- BCB – Banco Central do Brasil. (1987, 29 de dezembro). *Circular 1.273* [Institui o Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional – COSIF, com implantação no primeiro semestre de 1988]. Brasília, DF. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/normativo.asp?numero=1273&tipo=Circular&data=29/12/1987>
- BCB – Banco Central do Brasil. (1994, 18 de agosto). *Resolução 2.099*. Brasília, DF. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/normativo.asp?numero=2099&tipo=Resolução&data=17/8/1994>
- BCB – Banco Central do Brasil. (2004, 29 de outubro). *Comunicado 12.746, de 09/12/2004* [Comunica os procedimentos para a implementação da nova estrutura de capital – Basileia II]. Brasília, DF. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/normativo.asp?numero=12746&tipo=Comunicado&data=9/12/2004>
- BCB – Banco Central do Brasil. (2015, outubro). *Relatório de estabilidade financeira* (Vol. 14; Nº 2). Brasília, DF: Banco Central do Brasil. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/?relestab201510>
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/2490171>
- Besanko, D., & Kanatas, G. (1993). Credit market equilibrium with bank monitoring and moral hazard. *The Review of Financial Studies*, 6(1), 213–232. doi: 10.1093/rfs/6.1.213
- BIS – Bank for International Settlements. (2015). *A brief history of the Basel Committee*. Acessado em 28 de fevereiro de 2016: <http://www.bis.org/bcbs/history.htm>
- Blum, J. (1999). Do capital adequacy requirements reduce risks in banking? *Journal of Banking & Finance*, 23(5), 755–771. doi: 10.1016/S0378-4266(98)00113-7
- Calomiris, C. W., & Litan, R. E. (2000). Financial regulation in a global marketplace. *Brookings-Wharton Papers on Financial Services*, 2000(1), 283–323. doi: 10.1353/pfs.2000.0003
- Chesser, D. L. (1974). Predicting loan noncompliance. *The Journal of Commercial Bank Lending*, 28–38.
- Cole, R. A., & Wu, Q. (2009, 16–18 de dezembro). Predicting bank failures using a simple hazard model. In *Proceedings of the 22nd Australasian Finance and Banking Conference 2009*. Sydney, Australia. Disponível em: <http://researchdirect.westernsydney.edu.au/islandora/object/uws:26523>

- Costa, A. C. A., & Mello, J. M. P. d. (2006, maio). *Judicial risk and credit market performance: Micro evidence from Brazilian payroll loans* (Working Paper N° 12252). National Bureau of Economic Research (NBER). doi: [10.3386/w12252](https://doi.org/10.3386/w12252)
- Davis, E. P., & Karim, D. (2008). Comparing early warning systems for banking crises. *Journal of Financial Stability*, 4(2), 89–120. doi: [10.1016/j.jfs.2007.12.004](https://doi.org/10.1016/j.jfs.2007.12.004)
- Demirgüç-Kunt, A., & Detragiache, E. (1998). The determinants of banking crises in developed and developing countries. *IMF Staff Papers*, 45(1). Disponível em: <http://www.imf.org/external/pubs/ft/staffp/1998/03-98/demirguc.htm>
- Dewatripont, M., & Tirole, J. (1994). *The prudential regulation of banks*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Ferreira, R. A., Noronha, A. C., Tabak, B. M. & Cajueiro, D. O. (2010, novembro). *O comportamento cíclico do capital dos bancos brasileiros* (Trabalhos para Discussão N° 222). Brasília, DF: Banco Central do Brasil. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/pec/wps/port/TD222.pdf>
- Friedman, J. (2011). Capitalism and the crisis: Bankers, bonuses, ideology, and ignorance. In J. Friedman (Ed.), *What caused the financial crisis* (pp. 1–66). Berlin, Boston: University of Pennsylvania Press.
- Giammarino, R. M., Lewis, T. R. & Sappington, D. E. M. (1993). An incentive approach to banking regulation. *The Journal of Finance*, 48(4), 1523–1542. doi: [10.1111/j.1540-6261.1993.tb04766.x](https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb04766.x)
- Gorton, G., & Winton, A. (2003). Financial intermediation. In G. M. Constantinides, M. Harris & R. M. Stulz (Eds.), *Handbook of the economics of finance* (pp. 431–552). Amsterdam: Elsevier.
- Gurný, P., & Gurný, M. (2013). Comparison of credit scoring models on probability of default estimation for US banks. *Prague Economic Papers*, 22(2), 163–181. doi: [10.18267/j.pep.446](https://doi.org/10.18267/j.pep.446)
- Halling, M., & Hayden, E. (2006, maio). *Bank failure prediction: A two-step survival time approach*. doi: [10.2139/ssrn.904255](https://doi.org/10.2139/ssrn.904255)
- Hogan, T. L. (2015). Capital and risk in commercial banking: A comparison of capital and risk-based capital ratios. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 57, 32–45. doi: [10.1016/j.qref.2014.11.003](https://doi.org/10.1016/j.qref.2014.11.003)
- Hogan, T. L., Meredith, N. R. & Pan, X. H. (2015). Risk-based capital regulation revisited: Evidence from the early 2000s. *Journal of Financial Regulation and Compliance*, 23(2), 115–134. doi: [10.1108/JFRC-02-2014-0006](https://doi.org/10.1108/JFRC-02-2014-0006)
- Horvitz, P. M. (1984). Deposit insurance after deregulation: A residual role for regulation. In *Proceedings of the Ninth Annual Conference*. San Francisco: Federal Home Loan Bank of San Francisco.
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S. & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (3ª ed.). Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Jabecki, J. (2009). 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(1), 16–35.
- Jacques, K., & Nigro, P. (1997). Risk-based capital, portfolio risk, and bank capital: A simultaneous equations approach. *Journal of Economics and Business*, 49(6), 533–547.
- Kim, D., & Santomero, A. M. (1998). Risk in banking and capital regulation. *Journal of Finance*, 43(5), 1219–1233.
- Koehn, M., & Santomero, A. M. (1980). Regulation of bank capital and portfolio risk. *Journal of Finance*, 35(5), 1235–1244.
- Maddala, G. S. (1983). *Limited-dependent and qualitative variables in econometrics*. New York, NY: Cambridge University Press.
- Martin, D. (1977). Early warning of bank failure: A logit regression approach. *Journal of Banking & Finance*, 1(3), 249–276.
- Ness, W., Jr. (2000). Reducing government bank presence in the Brazilian financial system: Why and how. *Quarterly Review of Economics and Finance*, 40(1), 71–84.



- Ploeg, S. v. d. (2010). *Bank default prediction models: A comparison and an application to credit rating transitions* (Master Thesis, Erasmus University Rotterdam). Disponível em: <https://thesis.eur.nl/pub/6470/>
- Rochet, J. C. (1992). Capital requirements and the behaviour of commercial banks. *European Economic Review*, 36(5), 1137–1178.
- Sales, A. S., & Tannuri-Pianto, M. E. (2007). *Explaining banking failures in Brazil: Micro, macro and contagion effects (1994–1998)* (Working Paper N° 147). Banco Central do Brasil. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/pec/wps/ingl/wps147.pdf>
- Santos, J. A. C. (2001). Bank capital regulation in contemporary banking theory: A review of the literature. *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 10(2), 41–84.
- Sanvicente, A. Z., & Minardi, A. M. A. F. (1998). *Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordata de empresas* (Financelab Working Paper N° 3). São Paulo: IBMEC.
- Schaeck, K., & Cihák, M. (2007, setembro). *Banking competition and capital ratios* (Working Paper N° 07/216). International Monetary Fund. Disponível em: <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2016/12/31/Banking-Competition-and-Capital-Ratios-21299>
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *Journal of Business*, 74(1), 01–124.
- Thakor, A. V. (1996). Capital requirements, monetary policy, and aggregate bank lending: Theory and evidence. *Journal of Finance*, 51(1), 279–324.
- Vanhoose, D. (2007). Theories of bank behavior under capital regulation. *Journal of Banking and Finance*, 31(12), 3680–3697.
- Vilén, M. (2010). *Predicting failures of large U.S. commercial banks* (Master's Thesis, Aalto University, Helsinki, Finland). Disponível em: http://epub.lib.aalto.fi/en/ethesis/pdf/12401/hse_ethesis_12401.pdf
- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data* (2ª ed.). Cambridge, MA: MIT Press.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82.

APÊNDICE A. RESULTADOS DOS MODELOS BÁSICOS

Tabela A-1. Resultados das estimativas dos modelos *logit*.

Variáveis explicativas	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>IBS</i>	-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)
<i>Capitalização</i>	-	-	-	-	-	-	3,110* (1,850)	3,300* (1,874)
<i>Mix_Depositos_Vista</i>	-	-	-	-	-	-	-1,907 (2,415)	-1,177 (2,511)
<i>Mix_Depositos_Prazo</i>	-	-0,001 (0,010)	-0,001 (0,016)	-0,001 (0,013)	-	-0,001 (0,010)	0,000 (0,009)	0,000 (0,009)
<i>Liquidez</i>	-	-1,529 (1,452)	-1,748 (1,318)	-1,403 (1,459)	-	-	-	-
<i>Liquidez_2</i>	-	-	-	-	-0,272* (0,151)	-0,353 (0,281)	-0,470 (0,441)	-0,455 (0,374)
<i>TVM_Livre_Risco</i>	-	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	-	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)	0,000 (0,000)
<i>ROA</i>	-	-	-	-	-	-	-	0,000 (0,000)
<i>ROE</i>	-	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)
<i>Ln_Ativo_Tot</i>	-	-0,184 (0,142)	-0,263** (0,125)	-0,167 (0,148)	-	-0,241* (0,138)	-0,206 (0,139)	-0,202 (0,139)
<i>Emp_Ext</i>	-	-	-	-	-	-1,699 (2,931)	-1,417 (3,039)	-1,409 (3,062)
<i>Emp_Ext_2</i>	-	0,022 (0,046)	0,942** (0,399)	0,021 (0,043)	-	-	-	-
<i>Exposic_Credito</i>	-	-1,490 (1,447)	-1,469 (1,310)	-1,419 (1,450)	-	-	-	-
<i>PDD_prop</i>	-	-	0,014 (0,030)	-	-	-	-	-
<i>Provisionamento</i>	-	1,627** (0,805)	-	1,625* (0,832)	1,287*** (0,380)	1,669** (0,671)	1,661** (0,776)	1,882** (0,899)
<i>Prop_Emp_Comercial</i>	-	-	-	-	-	-	0,022 (0,045)	0,021 (0,043)
<i>Prop_Emp_Rural</i>	-	-1,817 (2,143)	-1,591 (1,884)	-1,164 (2,069)	-	-0,253 (1,907)	-0,040 (2,051)	-0,187 (2,085)
<i>NIM</i>	-	-	1,251 (1,578)	-	-	-	-	-0,947 (1,739)
<i>NOM</i>	-	-2,592 (1,768)	-	-3,225 (2,018)	-0,473** (0,227)	-2,687 (1,739)	-2,850 (1,767)	-2,952* (1,771)
<i>Financiamento_Credito</i>	-	-	-	-	-	-0,175 (0,163)	-0,192 (0,169)	-0,188 (0,168)
<i>Publico</i>	-	-	-1,341 (1,085)	-2,159 (1,354)	-0,652 (0,982)	-2,220* (1,255)	-1,810 (1,306)	-2,003 (1,341)
<i>Cons</i>	-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)
<i>Log verossimilhança</i>	-218,246	-163,798	-167,450	-161,946	-200,187	-164,516	-162,283	-161,966
<i>LR chi2</i>	6,77	60,17	52,87	63,88	31,01	58,74	63,20	63,84
<i>Prob. > chi2</i>	0,009	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
<i>Pseudo R²</i>	0,015	0,155	0,136	0,165	0,072	0,152	0,163	0,165
<i>Instituições</i>	306	269	269	269	306	269	269	269
<i>Observações</i>	6147	4857	4857	4857	6126	4857	4857	4857

Notas: * $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$.

Tabela A-2. Resultados das estimativas dos modelos *logit* em *odds ratio*.

Variáveis explicativas	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>IBS</i>	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)
<i>Capitalização</i>	-	-	-	-	-	-	22,430* (41,516)	27,124* (50,833)
<i>Mia_Depositos_Vista</i>	-	-	-	-	-	-	0,149 (0,359)	0,308 (0,774)
<i>Mia_Depositos_Prazo</i>	-	0,999 (0,010)	0,999 (0,016)	0,999 (0,013)	-	0,999 (0,010)	1,000 (0,009)	1,000 (0,009)
<i>Liquidez</i>	-	0,217 (0,315)	0,174 (0,230)	0,246 (0,359)	-	-	-	-
<i>Liquidez_2</i>	-	-	-	-	0,762* (0,115)	0,703 (0,197)	0,625 (0,276)	0,634 (0,237)
<i>TVM_Livre_Risco</i>	-	1 (0,000)	1 (0,000)	1 (0,000)	-	1 (0,000)	1 (0,000)	1 (0,000)
<i>ROA</i>	-	-	-	-	-	-	-	0,999 (0,000)
<i>ROE</i>	-	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)
<i>Ln_Ativo_Tot</i>	-	0,832 (0,118)	0,769** (0,096)	0,817 (0,114)	-	0,786* (0,109)	0,813 (0,113)	0,817 (0,114)
<i>Emp_Ext</i>	-	-	-	-	-	0,183 (0,536)	0,242 (0,737)	0,244 (0,749)
<i>Emp_Ext_2</i>	-	1,022 (0,047)	2,565** (1,023)	1,021 (0,044)	-	-	-	-
<i>Exposic_Credito</i>	-	0,225 (0,326)	0,230 (0,302)	0,242 (0,351)	-	-	-	-
<i>PDD_prop</i>	-	-	1,014 (0,031)	-	-	-	-	-
<i>Provisionamento</i>	-	5,091** (4,099)	-	5,079* (4,226)	3,623*** (1,377)	5,305** (3,558)	5,265** (4,087)	6,567** (5,902)
<i>Prop_Emp_Comercial</i>	-	-	-	-	-	-	1,022 (0,046)	1,021 (0,044)
<i>Prop_Emp_Rural</i>	-	0,162 (0,348)	0,204 (0,384)	0,312 (0,646)	-	0,777 (1,481)	0,961 (1,971)	0,829 (1,729)
<i>NIM</i>	-	-	3,494 (5,514)	-	-	-	-	0,388 (0,674)
<i>NOM</i>	-	0,075 (0,132)	-	0,040 (0,080)	0,623** (0,141)	0,068 (0,118)	0,058 (0,102)	0,052* (0,092)
<i>Financiamento_Credito</i>	-	-	-	-	-	0,839 (0,137)	0,825 (0,139)	0,829 (0,139)
<i>Publico</i>	-	-	0,262 (0,284)	0,115 (0,156)	0,521 (0,512)	0,109* (0,136)	0,164 (0,214)	0,135 (0,181)
<i>Cons</i>	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)
<i>Log verossimilhança</i>	-218,246	-163,798	-167,450	-161,946	-200,187	-164,516	-162,283	-161,966
<i>LR chi2</i>	6,77	60,17	52,87	63,88	31,01	58,74	63,20	63,84
<i>Prob. > chi2</i>	0,009	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
<i>Pseudo R²</i>	0,015	0,155	0,136	0,165	0,072	0,152	0,163	0,165
<i>Instituições</i>	306	269	269	269	306	269	269	269
<i>Observações</i>	6147	4857	4857	4857	6126	4857	4857	4857

Notas: * $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$.

Tabela A-3. Resultados das estimativas dos modelos de sobrevivência com distribuição log-logística (*times ratios*).

Variáveis explicativas	(1)	(4)
<i>IBS</i>	16,312*** (13,950)	2627,186*** (5011,504)
<i>Mix_Depositos_Prazo</i>	-	1,002 (0,049)
<i>Liquidez</i>	-	3,547 (4,168)
<i>TVM_Livre_Risco</i>	-	1 (0,000)
<i>ROE</i>	-	0,978 (0,031)
<i>Ln_Ativo_Tot</i>	-	1,518*** (0,201)
<i>Emp_Ext_2</i>	-	0,991 (0,036)
<i>Exposic_Credito</i>	-	8,955* (10,949)
<i>Provisionamento</i>	-	0,235* (0,183)
<i>Prop_Emp_Rural</i>	-	2,939 (5,484)
<i>NOM</i>	-	11,896* (15,943)
<i>Cons</i>	140,976*** (52,621)	0,003** (0,008)
<i>Log likelihood</i>	-145,669	-99,991
<i>LR chi2</i>	16,89	66,96
<i>Prob. > chi2</i>	0,0000	0,0000
<i>Pseudo R²</i>	0,0548	0,2508
<i>Instituições</i>	306	269
<i>Falências</i>	37	33
<i>Observações</i>	6122	4857

Notas: * $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$. Valores em *times ratios* (TR), com erro padrão em parêntesis.



APÊNDICE B. AVALIAÇÃO DA ROBUSTEZ DOS RESULTADOS

Tabela B-4. Estimativas dos modelos *logit*, para o período 1998–2014.

Variáveis explicativas	(1)	(2)	(3)	(4)	(5) ^a	(6)	(7) ^a	(8)
<i>IBS</i>	-0,436** (0,218)	-3,266* (1,981)	-10,215*** (3,083)	-10,379*** (3,091)	-1,669* (0,978)	-9,794*** (2,626)	-21,020** (8,972)	-23,192*** (8,411)
<i>Capitalização</i>	-	-	-	-	-	-	7,406* (4,162)	9,004** (4,002)
<i>Mia_Depositos_Vista</i>	-	-	-	-	-	-	-8,276 (9,097)	-2,266 (9,534)
<i>Mia_Depositos_Prazo</i>	-	2,629 (1,851)	2,890* (1,758)	3,204* (1,753)	-	1,444 (1,438)	2,140 (2,181)	3,151 (2,462)
<i>Liquidez</i>	-	-4,011* (2,409)	-2,938 (2,394)	-4,083* (2,438)	-	-	-	-
<i>Liquidez_2</i>	-	-	-	-	-0,314 (0,296)	-0,776** (0,319)	-1,649* (0,852)	-1,519** (0,709)
<i>TVM_Livre_Risco</i>	-	8,77e-08 (5,72e-08)	9,08e-08 (5,56e-08)	9,89e-08* (5,12e-08)	-	9,94e-08** (4,8e-08)	1,75e-07* (1,00e-07)	2,40e-07* (1,33e-07)
<i>ROA</i>	-	-	-	-	-	-	-	-5,886 (6,205)
<i>ROE</i>	-	0,066 (0,045)	0,051 (0,038)	0,049 (0,038)	0,117* (0,060)	0,056 (0,037)	0,076 (0,069)	0,014 (0,078)
<i>Ln_AtivoTot</i>	-	-0,089 (0,192)	-0,310 (0,218)	-0,197 (0,201)	-	-0,393* (0,203)	-0,261 (0,344)	-0,297 (0,319)
<i>Emp_Ext</i>	-	-	-	-	-	-	1,203 (2,926)	-0,158 (5,758)
<i>Emp_Ext_2</i>	-	0,055 (1,854)	1,299*** (0,439)	0,019* (0,094)	-	-	-	-
<i>Exposic_Credito</i>	-	-1,303 (1,820)	0,044 (1,859)	-1,567 (1,862)	-	-	-	-
<i>PDD_prop</i>	-	-	0,041 (0,054)	-	-	-	-	-
<i>Provisionamento</i>	-	1,291 (1,691)	-	1,352 (1,103)	1,374** (0,558)	1,344* (0,705)	4,143 (3,947)	1,101 (7,030)
<i>Prop_Emp_Comercial</i>	-	-	-	-	-	-	0,080 (0,233)	-0,002 (0,040)
<i>Prop_Emp_Rural</i>	-	-0,740 (2,391)	-0,220 (1,594)	1,092 (1,508)	-	0,267 (1,795)	-0,105 (3,845)	-0,168 (3,476)
<i>NIM</i>	-	-	-4,023 (4,097)	-	-	-	-	-10,740 (7,331)
<i>NOM</i>	-	-2,241 (2,498)	-	-5,283 (2,999)	-4,377* (2,456)	-4,526 (3,272)	-8,983* (5,136)	-6,265 (6,578)
<i>Financiamento Credito</i>	-	-	-	-	-	-0,023 (0,090)	-0,060 (0,189)	-0,047 (0,172)
<i>Cons</i>	-5,753*** (0,270)	-4,398 (5,272)	0,615 (4,504)	-1,589 (4,267)	-10,030*** (1,186)	2,383 (4,311)	-3,486 (9,095)	-2,669 (7,839)
<i>Log verossimilhança</i>	-94,751	-59,013	-53,951	-52,394	-74,072 ^a	-57,031	-54,452 ^a	-49,930
<i>LR chi2</i>	2,04	54,91	65,04	68,15	31,04 ^a	58,88	64,03 ^a	73,08
<i>Prob. > chi2</i>	0,1531	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000 ^a	0,0000	0,0000 ^a	0,0000
<i>Pseudo R²</i>	0,0107	0,3175	0,3761	0,3941	0,1732 ^a	0,3404	0,3703 ^a	0,4226
<i>Instituições</i>	250	219	219	219	250	219	219	219
<i>Observações</i>	4824	3737	3737	3737	4803	3737	3737	3737

Notas: * $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$. Resultados em valores diretos, comparáveis aos resultados da Tabela A-1 (não estão em *odds ratios*). ^a Denota modelos cujas maximizações da verossimilhança não convergiram. Os resultados dos coeficientes para a variável *Público* foram omitidos em razão de não serem estatisticamente significativos em qualquer dos modelos.

Tabela B-5. Estimativas dos modelos *logit* com *dummy* 1995–97.

Variáveis explicativas	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>IBS</i>	-0,4199*** (0,1482)	-2,5140*** (0,8451)	-2,9884*** (0,8997)	-2,7204*** (0,8971)	-0,4443** (0,1774)	-2,8767*** (0,8908)	-5,4982*** (1,7556)	-5,3758*** (1,7561)
<i>Capitalização</i>	-	-	-	-	-	-	2,7480* (1,5473)	2,8766* (1,5286)
<i>Mix_Depo-sitos_Vista</i>	-	-	-	-	-	-	-0,6335 (1,9856)	0,1989 (2,0933)
<i>Mix_Depositos_Prazo</i>	-	-0,0011 (0,0093)	-0,0013 (0,0139)	-0,0013 (0,0127)	-	-0,0012 (0,0094)	-0,0003 (0,088)	-0,0003 (0,087)
<i>Liquidez</i>	-	-1,7117 (1,2443)	-1,8371 (1,1587)	-1,7440 (1,2509)	-	-	-	-
<i>Liquidez_2</i>	-	-	-	-	-0,2208 (0,0872)	-0,3233* (0,1896)	-0,4193 (0,2529)	-0,3922 (0,2224)
<i>TVM_Livre_Risco</i>	-	4,5e-08 (4,1e-08)	2,4e-09 (3,9e-08)	4,0e-08 (4,0e-08)	-	4,5e-08 (3,5e-08)	5,1e-08 (4,3e-08)	6,1e-08 (4,5e-08)
<i>ROA</i>	-	-	-	-	-	-	-	-6,9e-07 (0,0004)
<i>ROE</i>	-	0,0098 (0,0092)	0,1080 (0,0079)	0,0125 (0,0090)	0,0106 (0,0074)	0,0132 (0,0094)	0,0128 (0,0090)	0,01252 (0,0089)
<i>Ln_AtivoTot</i>	-	-0,10212 (0,1123)	-0,1513 (0,1043)	-0,0713 (0,1129)	-	-0,1428 (0,1170)	0,1139 (0,1164)	-0,1086 (0,1152)
<i>Emp_Ext</i>	-	-	-	-	-	-1,1766 (2,2707)	-0,9861 (2,3106)	-1,1686 (2,3560)
<i>Emp_Ext_2</i>	-	0,0183 (0,0452)	0,7756*** (0,2694)	0,01723 (0,03898)	-	-	-	-
<i>Exposic_Credito</i>	-	-1,24736 (1,21964)	-0,8850 (1,0810)	-1,10851 (1,17615)	-	-	-	-
<i>PDD_prop</i>	-	-	0,0147 (0,0203)	-	-	-	-	-
<i>Provisionamento</i>	-	1,1483*** (0,5297)	-	1,07359** (0,52852)	0,9506*** (0,2143)	1,2609*** (0,4876)	1,1452** (0,5459)	1,2670* (0,6680)
<i>Prop_Emp_Comercial</i>	-	-	-	-	-	-	0,0193 (0,0266)	0,0172 (0,0263)
<i>Prop_Emp_Rural</i>	-	-1,1336 (1,6861)	-0,6128 (1,3963)	-0,3669 (1,4985)	-	-0,1453 (1,5107)	-0,0670 (1,6177)	-0,1612 (1,6339)
<i>NIM</i>	-	-	0,8372 (1,305)	-	-	-	-	-0,9867 (1,4036)
<i>NOM</i>	-	-1,9512 (1,3636)	-	-2,5155* (1,470)	-0,2709** (0,1250)	-2,1871 (1,4396)	-2,2449 (1,4513)	-2,4669 (1,5368)
<i>Financiamento Credito</i>	-	-	-	-	-	-0,1274 (0,1326)	-0,1431 (0,1387)	-0,1383 (0,1359)
<i>Publico</i>	-	-	-1,3728 (0,8713)	-1,8538* (0,9796)	-0,6693 (0,6060)	-1,9804** (1,0135)	-1,7468 (1,0774)	-1,9941* (1,1555)
<i>Dummy 95-97</i>	1,7869*** (0,3412)	1,3512*** (0,4553)	1,4786*** (0,4141)	1,5138*** (0,4478)	1,9622*** (0,3663)	1,2927*** (0,4651)	1,3074*** (0,4789)	1,3393*** (0,4797)
<i>Cons</i>	-5,7528*** (0,2826)	-2,8463 (2,5230)	-1,2316 (2,2537)	-3,2555 (2,5523)	-5,8325*** (0,3044)	-2,3323 (2,5006)	-2,9124 (2,4955)	-3,0013 (2,4821)
<i>Log verossimilhança</i>	-209,41	-160,51	-162,42	-157,98	-191,56	-161,74	-159,75	-159,34
<i>LR chi2</i>	24,27	66,75	62,92	71,80	48,27	64,30	68,27	69,09
<i>Prob. > chi2</i>	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
<i>Pseudo R²</i>	0,0548	0,1721	0,1623	0,1852	0,1119	0,1658	0,1761	0,1782
<i>Instituições</i>	306	269	269	269	306	269	269	269
<i>Observações</i>	6147	4857	4857	4857	6126	4857	4857	4857

Notas: * $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$. Resultados em valores diretos, comparáveis aos resultados da Tabela A-1 (não estão em *odds ratios*).

**Tabela B-6.** Estimativas dos modelos *logit* com *dummies* anuais.

Variáveis explicativas	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>IBS</i>	-0,403* (0,233)	-3,045** (1,547)	-3,161*** (0,965)	-3,148*** (1,394)	-0,396* (0,240)	-3,006** (1,200)	-5,291*** (1,887)	-5,287*** (1,915)
<i>Capitalização</i>	-	-	-	-	-	-	2,491 (1,600)	2,705* (1,628)
<i>Mix_Depo-sitos_Vista</i>	-	-	-	-	-	-	-0,727 (2,135)	0,453 (2,209)
<i>Mix_Depositos_Prazo</i>	-	-0,001 (0,0105)	-0,002 (0,016)	-0,001 (0,014)	-	-0,001 (0,008)	0,000 (0,008)	0,000 (0,007)
<i>Liquidez</i>	-	-1,502 (1,436)	-1,739 (1,183)	-1,535 (1,378)	-	-	-	-
<i>Liquidez_2</i>	-	-	-	-	-2,900** (0,125)	-0,444* (0,264)	-0,524* (0,301)	-0,540* (0,301)
<i>TVM_Livre_Risco</i>	-	7,0e-08 (6,1e-08)	4,5e-09 (4,4e-08)	6,1e-08 (5,4e-08)	-	5,1e-08 (4,4e-08)	6,4e-08 (4,7e-08)	6,7e-08 (4,8e-08)
<i>ROA</i>	-	-	-	-	-	-	-	-7,5e-08 (0,000)
<i>ROE</i>	-	0,014 (0,012)	0,012 (0,008)	0,015 (0,011)	0,010 (0,008)	0,015 (0,011)	0,014 (0,010)	0,138 (0,009)
<i>Ln_AtivoTot</i>	-	-0,102 (0,140)	-0,150 (0,111)	-0,058 (0,134)	-	-0,118 (0,131)	-0,077 (0,125)	-0,067 (0,121)
<i>Emp_Ext</i>	-	-	-	-	-	-1,493 (2,528)	-1,630 (2,515)	-1,573 (2,450)
<i>Emp_Ext_2</i>	-	0,022 (0,056)	0,903** (0,362)	0,019 (0,046)	-	-	-	-
<i>Exposic_Credito</i>	-	-1,218 (1,420)	-0,880 (1,132)	-1,012 (1,336)	-	-	-	-
<i>PDD_prop</i>	-	-	0,015 (0,020)	-	-	-	-	-
<i>Provisionamento</i>	-	1,606* (0,825)	-	1,508 (0,732)	1,070*** (0,276)	1,647*** (0,629)	1,488** (0,627)	1,660** (0,708)
<i>Prop_Emp_Comercial</i>	-	-	-	-	-	-	0,019 (0,027)	0,016 (0,026)
<i>Prop_Emp_Rural</i>	-	-0,959 (1,982)	-0,378 (1,393)	-0,095 (1,687)	-	0,448 (1,552)	0,222 (1,616)	0,071 (1,627)
<i>NIM</i>	-	-	1,163 (1,441)	-	-	-	-	-0,749 (1,539)
<i>NOM</i>	-	-2,460 (1,808)	-	-2,869 (1,760)	-0,338** (0,144)	-2,525 (1,584)	-2,445* (1,443)	-2,426 (1,372)
<i>Financiamento Credito</i>	-	-	-	-	-	-0,138 (0,136)	-0,146 (0,135)	-0,147 (0,130)
<i>Publico</i>	-	-	-1,356 (0,875)	-2,104* (1,160)	-0,674 (0,607)	-2,255 (1,133)	-1,985 (1,114)	-2,320* (1,198)
<i>Dummies anuais</i>	ñ. sig.	ñ. sig.	ñ. sig.	ñ. sig.	ñ. sig.	ñ. sig.	ñ. sig.	ñ. sig.
<i>Cons</i>	-27,065 (48455,4)	-26,734 (166223,6)	-19,870 n.d.	-24,534 (40130,6)	-26,900 (48129,2)	-22,641 (25251,6)	-24,109 (36660,5)	-24,445 (40024,5)
<i>Log verossimilhança</i>	197,61	-149,12	-151,81	-146,54	-180,24	-149,39	-147,63	-147,10
<i>LR chi2</i>	47,86	89,54	84,15	94,69	70,91	88,99	92,52	93,56
<i>Prob. > chi2</i>	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
<i>Pseudo R²</i>	0,1080	0,2309	0,2170	0,2442	0,1644	0,2295	0,2386	0,2413
<i>Instituições</i>	306	269	269	569	306	269	269	269
<i>Observações</i>	6147	4857	4857	4857	6126	4857	4857	4857

Notas: * $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$. Resultados em valores diretos, comparáveis aos da Tabela A-1 (não estão em odds ratios). Os resultados dos coeficientes das dummies anuais foram omitidos por não apresentarem significância estatística ou porque a estimação não permitiu sequer o cálculo dos erros-padrão para os seus coeficientes, como no caso do modelo 3 (o mesmo valendo para a constante deste último).

Tabela B-7. Estimativas dos modelos de sobrevivência sob hipótese de distribuição log-logística; período 1998–2014, *dummy* 1995–97 e *dummies* anuais; *times ratios*.

Variáveis explicativas	(8) Período 1998–2014	(4) Dummy 95–97	(4) Dummies Anuais
<i>IBS</i>	17152264,2*** (2,87)	27,9844*** (3,32)	1,4397* (1,65)
<i>Capitalização</i>	0,0316 (-1,59)	-	-
<i>Mix_Depositos_Vista</i>	0,2475 (-0,59)	-	-
<i>Mix_Depositos_Prazo</i>	0,5142 (-0,81)	1,0160 (0,14)	1,0008 (0,02)
<i>Liquidez</i>	-	1,7460 (0,90)	1,2186 (1,34)
<i>Liquidez_2</i>	2,4300 (0,92)	-	-
<i>TVM_Livre_Risco</i>	1 (-0,97)	1 (-0,67)	1 (-1,20)
<i>ROA</i>	19,04237 (0,76)	-	-
<i>ROE</i>	1,0288 (0,44)	0,9863 (-0,85)	0,9938 (-1,29)
<i>Ln_Ativo_Tot</i>	1,4072** (2,35)	1,1566** (2,01)	1,0157 (0,97)
<i>Emp_Est_</i>	4,9687 (0,56)	-	-
<i>Emp_Est_2</i>	-	0,9941 (-0,30)	0,9997 (-1,13)
<i>Exposic_Credito</i>	-	2,2404 (1,21)	1,2372 (1,53)
<i>Provisionamento</i>	0,5643 (-0,15)	0,5318 (-1,61)	0,8788 (-1,20)
<i>Prop_Emp_Comercial</i>	1,0009 (0,01)	-	-
<i>Prop_Emp_Rural</i>	1,5647 (0,29)	0,9866 (-0,02)	0,9125 (-0,59)
<i>NIM</i>	24,6425 (1,02)	-	-
<i>NOM</i>	4,6398 (0,43)	4,2236* (1,72)	1,4000* (1,92)
<i>Financiamento Crédito</i>	1,0168 (0,22)	-	-
<i>Público</i>	9,39e+18 (0,00)	2,3641* (1,74)	1,1709* (1,67)
<i>Dummies Anuais</i>	-	-	ñ. sig.
<i>Dummy 95--97</i>	-	0,1940*** (-6,96)	-
<i>Log likelihood</i>	-18,37	-88,19	-66,26
<i>LR chi2</i>	64,57	90,57	134,42
<i>Prob. > chi2</i>	0,0000	0,0000	0,0000
<i>Pseudo R²</i>	0,6373	0,3393	0,5036
<i>Instituições</i>	219	269	269
<i>Falências</i>	13	33	33
<i>Observações</i>	3729	4849	4849

Notas: * $p < 0,10$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$. Resultados em *times ratios*, com estatística z entre parêntesis (comparáveis aos da Tabela A-3). Os coeficientes das *dummies* anuais foram omitidos por não apresentarem significância estatística. A frequência das observações é semestral e o período de estimação é de 1995.02 a 2014.02, exceto para o Modelo 8, em que o período amostral é de 1998.01 a 2014.02.



APÊNDICE C.

Figura C-1. Curvas ROC – Modelos base 1 a 8 (logit).

