UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ADMINISTRAÇÃO, ECONOMIA E CONTABILIDADE
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDADE E ATUÁRIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CONTABILIDADE E CONTROLADORIA

Andressa Soreira

**Mudanças geradas pela IFRS 9 e operacionalização do provisionamento de perdas de
crédito esperadas**

SÃO PAULO
2018

Prof. Dr. Vahan Agopyan
Reitor da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Adalberto Américo Fischmann
Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade

Prof. Dr. Ariovaldo dos Santos
Chefe do Departamento de Contabilidade e Atuária

Prof. Dr. Lucas Ayres Barreira de Campos Barros
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade

ANDRESSA SOREIRA

Mudanças geradas pela IFRS9 e operacionalização do provisionamento de perdas de crédito esperadas

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade do Departamento de Contabilidade da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Orientador: Prof. Dr. Luiz Paulo Lopes Fávero

Versão corrigida

São Paulo

2018

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada pela Seção de Processamento Técnico do SBD/FEA/USP

Soreira, Andressa

Mudanças geradas pela IFRS9 e operacionalização do provisionamento de perdas de crédito esperadas / Andressa Soreira. – São Paulo, 2017.
86 p.

Dissertação (Mestrado) – Universidade de São Paulo, 2018.
Orientador: Luiz Paulo Lopes Fávero.

1. Padrões e normas contábeis 2. Perda esperada 3. Provisionamento
4. Análise de sobrevivência 5. IFRS 9 6. IAS 39 I. Universidade de São
Paulo. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. II. Título.

CDD – 657.0218

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais, Verônica e Gildo, e à minha irmã, Vanessa, pelo apoio que sempre me deram em todas as etapas e desafios da minha vida, tanto pessoal quanto profissional.

Aos meus colegas de mestrado, que, com muita paciência, me ajudaram a construir os pensamentos contábeis dentro do meu cérebro estatístico.

Aos meus gestores e colegas de trabalho, que me permitiram conciliar o trabalho e os estudos da melhor maneira possível.

Aos membros da banca, pelas significativas contribuições e ao meu orientador, por todo o auxílio e colaboração durante todo o período do curso.

RESUMO

Soreira, A. (2017). *Mudanças geradas pela IFRS9 e operacionalização do provisionamento de perdas de crédito esperadas* (Dissertação de Mestrado). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo.

Instrumentos financeiros ativos estão diretamente expostos ao risco de inadimplência - nesse cenário, as instituições financeiras, a fim de manterem sua solvência, são obrigadas a estimarem certo montante capaz de suprir as perdas de crédito esperadas. Na crise financeira mundial de 2007-2008 os incumprimentos dos contratos imobiliários geraram grandes perdas de crédito - o tardio reconhecimento dessas perdas creditícias criou um cenário de insegurança e o questionamento por parte das instituições financeiras, que passaram a cobrar dos reguladores e emitentes das normas contábeis uma forma de provisionamento que melhor se adequasse ao mercado de crédito e que, de certa forma, proporcionasse melhores condições de preparação para as instituições financeiras, minimizando as perdas em épocas de crise. Nesse contexto, ocorre a emissão da norma internacional *Financial Instruments* do *International Financial Reporting Standards* (IFRS 9) que passa a vigorar, com adoção obrigatória a partir de 1º de janeiro de 2018. Esta norma prevê um provisionamento desde o início do contrato, ponderado pelo risco de crédito associado e uma revisão desse montante durante toda a vida do contrato, quando necessário. Essa nova dinâmica de cálculo requer tratamentos estatísticos específicos para que sejam corretamente tratadas as probabilidades de *default*, bem como os valores expostos passíveis de perda e suas variações no tempo. Dessa forma, tendo em mente os objetivos propostos, indica-se que: **a)** este trabalho abordou a nova dinâmica citada com o intuito de entender a relação da norma com os parâmetros de risco necessários para o cálculo do montante a ser provisionado, **b)** visando satisfazer a abordagem *forward-looking* e a incorporação de informações macroeconômicas, a partir da aplicação em dados simulados e através do tratamento estatístico da Análise de Sobrevivência e de modelos de *stress testing*, ofereceu tratamento para os parâmetros EAD e PD, respectivamente e **c)** como resultado dessas aplicações, observou-se que as estimações das perdas sob a IFRS9 são mais tempestivas quando comparadas à norma vigente, no sentido de que minimizam as perdas em épocas de crise dada a sua característica oportuna. Além disso, a abordagem sugerida através da Análise de Sobrevivência vai ao encontro do conceito de estágios pelo qual a nova norma é caracterizada. Para as análises realizadas foram utilizados dados simulados a partir de distribuições teóricas conhecidas dos parâmetros envolvidos no cálculo, a partir dos quais foram obtidos resultados que fornecem uma prévia do que se pode esperar na aplicação prática da IFRS9.

Palavras-chave: Padrões e normas contábeis. Perda esperada. Provisionamento. Análise de sobrevivência. IFRS 9. IAS 39.

ABSTRACT

Soreira, A. (2017). *Mudanças geradas pela IFRS9 e operacionalização do provisionamento de perdas de crédito esperadas* (Dissertação de Mestrado). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo.

Active financial instruments are directly exposed to the risk of default - in this scenario, financial institutions, in order to maintain their solvency, are obliged to estimate a certain amount capable of supplying the expected credit losses. In the global financial crisis of 2007-2008, defaults on real estate contracts generated large losses of credit - the late recognition of these credit losses created a scenario of insecurity and the questioning of financial institutions, which started to charge regulators and issuers of accounting standards a form of provision that best suited the credit market and that, to a certain extent, provide better preparedness for financial institutions, minimizing losses in times of crisis. In this context, the Financial Instruments International Financial Reporting Standards (IFRS 9) will be issued, which will become effective, with mandatory adoption as of January 1, 2018. This provision provides for a provisioning from the beginning of the contract, weighted by the associated credit risk and a revision of that amount over the life of the contract, when necessary. This new dynamics of calculation requires specific statistical treatments so that the probability of default, as well as the exposed values of loss and its variations in time, are correctly treated. In this way, considering the proposed objectives, it is indicated that: a) this work addressed the new dynamics mentioned in order to understand the relation of the standard with the necessary risk parameters for the calculation of the amount to be provisioned, b) aiming to satisfy the forward-looking approach and the incorporation of macroeconomic information, from the application in simulated data and through the statistical treatment of Survival Analysis and stress testing models, offered treatment for the parameters EAD and PD, respectively, and c) as a result of these applications, it was observed that the estimates of the losses under IFRS9 are more timely when compared to the current norm as they minimize losses in times of crisis given its characteristics of anticipating losses. In addition, the approach suggested through Survival Analysis meets the concept of stages by which the new standard is characterized. For analyzes, simulated data from known theoretical distributions (of the parameters involved in the calculation) were used - the obtained results provides a preview of what can be expected in the practical application of IFRS9.

Keywords: Accounting norms and standards. Expected loss. Provisioning. Survival analysis. IFRS 9. IAS 39.

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - LGD simuladas – combinações de parâmetros 1 a 4.	35
Gráfico 2 - LGD simuladas – combinações de parâmetros 5 a 4.	36
Gráfico 3 - Série de inadimplência – 21149 BACEN.	38
Gráfico 4 - Série observada e valores ajustados pelo modelo de regressão linear – PD.	39
Gráfico 6 - Curva de Kaplan-Meier – variável Gênero.	43
Gráfico 7 - Curva de Kaplan-Meier (<i>zoom</i>) – variável Gênero.	43
Gráfico 8 - Risco acumulado – variável Gênero.	43
Gráfico 9 - Curva de Kaplan-Meier – variável Escolaridade.	44
Gráfico 10 - Curva de Kaplan-Meier (<i>zoom</i>) – variável Escolaridade.	45
Gráfico 11 - Risco acumulado – variável Escolaridade.	45
Gráfico 12 - Curva de Kaplan-Meier – variável Renda.	46
Gráfico 13 - Curva de Kaplan-Meier (<i>zoom</i>) – variável Renda.	46
Gráfico 14 - Risco acumulado – variável Renda.	47
Gráfico 16 - Probabilidades de sobrevivência e eventos de <i>defaults</i> associados.	60
Gráfico 17 - Histogramas do prazo simulado por Estado.	83

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Ilustração da distribuição bimodal da LGD	22
Figura 2 - Esquematização dos cenários para o cálculo do montante de provisionamento.....	25
Figura 3 - Contextualização do projeto de pesquisa.....	27
Figura 4 - Exemplificação da PD <i>point in time</i> e da PD <i>through the cycle</i>	40
Figura 5 - Resíduos padronizados de Schoenfeld do modelo de Cox – Modelo 1.....	49
Figura 6 - Resíduos padronizados de Schoenfeld do modelo de Cox – Modelo 2.....	50
Figura 7 - Histograma da variável simulada de <i>prazo</i>	55

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Valores dos parâmetros α e β para simulação da LGD.	35
Tabela 2 - Estimativas e estatísticas do modelo de regressão linear – PD.	39
Tabela 3 - Coeficientes e estatísticas do ajuste do modelo de Cox – Modelo 1.....	42
Tabela 4 - Coeficientes e estatísticas do ajuste do modelo de Cox – Modelo 2.....	47
Tabela 5 - Testes da proporcionalidade das taxas de falha no modelo de Cox – Modelo 1.....	48
Tabela 6 - Testes da proporcionalidade das taxas de falha no modelo de Cox – Modelo 2.....	49
Tabela 7 - Dados sobre as concessões de crédito no Brasil – Março/2011 – Bacen.	52
Tabela 8: Estimções das probabilidades de sobrevivência em cada tempo por combinação das variáveis explicativas.	72

LISTA DE SIGLAS

BACEN	Banco Central do Brasil
BCBS	<i>Basel Committee on Banking Supervision</i>
BIS	<i>Bank for International Settlements</i>
EAD	<i>Exposure at default</i>
EL	<i>Expected losses</i>
IAS	<i>International Accounting Standards</i>
IASB	<i>International Accounting Standards Board</i>
IFRS	<i>International Financial Reporting Standards</i>
IRB	<i>Internal Ratings-Based</i>
LEL	<i>Lifetime expected losses</i>
LGD	<i>Loss given default</i>
PD	<i>Probability of default</i>
SR	<i>Survival Rate</i>
UL	<i>Unexpected losses</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Contexto Geral	14
1.2	Contexto nacional	16
1.3	Justificativa	16
1.4	O problema de pesquisa	17
1.5	Objetivos	17
1.6	Estrutura do trabalho	18
2	REFERENCIAL TEÓRICO	19
2.1	Componentes de risco	20
2.1.1	<i>PD – Probability of Default</i>	21
2.1.2	<i>LGD – Loss Given Default</i>	21
2.1.3	<i>EAD – Exposure at Default</i>	22
2.2	O modelo de provisionamento vigente	22
2.3	Abordagem de provisionamento sugerida	23
2.4	Contextualização do projeto de pesquisa	26
2.5	A adversidade de uma comparação	28
3	MÉTODO	29
3.1	Análise de Sobrevivência	29
3.1.1	<i>Suposição das taxas de falhas proporcionais</i>	31
3.1.2	<i>Extensões da Análise de Sobrevivência</i>	31
4	RESULTADOS	33
4.1	LGD – Loss given default	33
4.1.1	<i>Simulação da LGD</i>	34
4.2	PD – Probability of default	36
4.2.1	<i>Modelo de stress testing</i>	37
4.3	EAD – Exposure at default	40
4.3.1	<i>A proposta para o saldo exposto</i>	41
4.3.2	<i>Diagnóstico do modelo de Sobrevivência</i>	48
4.4.2	<i>A distribuição da provisão</i>	57
4.4.3	<i>Demais considerações</i>	60
5	CONCLUSÕES E OUTRAS POSSÍVEIS EXTENSÕES	62
	REFERÊNCIAS	64
	APÊNDICE 1 – Código para simulação da LGD via Monte Carlo	69
	APÊNDICE 2 - Código modelo de sobrevivência	70
	APÊNDICE 3 - Tabelas de probabilidade de sobrevivência	72

APÊNDICE 4 - Histogramas do saldo simulado por Estado.....	83
ANEXO 1 - Perfil de inadimplência do consumidor brasileiro.....	86

1 INTRODUÇÃO

As grandes instituições financeiras no Brasil, considerando os balanços consolidados, estão submetidas, por ordem de seus reguladores, às normas internacionais de contabilidade emitidas pelo *International Accounting Standards Board* (IASB). Portanto, tais instituições devem apresentar seus relatórios financeiros, bem como adotar as metodologias de cálculos contidas nas regras estabelecidas por este órgão de normatização contábil. Um destes cálculos se refere ao provisionamento de valores monetários com o intuito de antecipar possíveis perdas financeiras decorrentes do não recebimento de empréstimos realizados por clientes - inadimplência dos contratos de empréstimos financeiros.

Segundo Kim e Santomero (1993), o risco de não recebimento na integralidade é inerente ao processo de fazer empréstimos, assim, na medida em que as perdas de empréstimos associados à carteira são esperadas, os bancos reservam fundos proporcionalmente a essas perdas.

Atualmente, para o cálculo deste tipo de perda vigora a norma contábil internacional *Financial Instruments: Recognition and Measurement* do *International Accounting Standards* (IAS 39). Ela indica que o cálculo de provisionamento do montante relacionado aos empréstimos inadimplentes deve ser fundamentado em um modelo estatístico baseado em perdas incorridas, isto é, uma *proxy* que considere apenas as perdas de crédito que, de fato, ocorreram. Esta forma de cálculo tem como finalidade determinar os valores a serem provisionados pela instituição para fins societários.

A partir de 1º de janeiro de 2018, entretanto, os bancos passarão a adotar, por determinação dos reguladores, a nova norma contábil *Financial Instruments* do *International Financial Reporting Standards* (IFRS 9). Esta substituirá a IAS 39, alterando fundamentalmente a classificação e mensuração de instrumentos financeiros, promovendo a adoção de novos requisitos contábeis para o *hedge accounting* e, ainda, modificando o método de cálculo das perdas estimadas para os instrumentos financeiros. Neste sentido, a IFRS 9 indica que, além do valor provisionado calculado com base nas perdas incorridas, também deverá ser provisionado um montante para as perdas esperadas, ponderadas por suas probabilidades de ocorrência.

Nesse novo cenário, entende-se que além de se estimar o valor que será perdido por meio da inadimplência dos clientes, também será necessário determinar a probabilidade de clientes adimplentes virem a atrasar o pagamento de suas respectivas dívidas, bem como, o valor intrínseco a ser considerado nessa possível perda. Devido a isso, entende-se que este

tratamento complementar de reconhecimento de perdas estimadas gerará valores de provisionamento mais elevados quando comparados aos provisionados no modelo atual (IAS 39).

Ainda em se tratando de IFRS 9, há a indicação de que as perdas esperadas, a partir de um reconhecimento inicial, deverão ter seus valores revistos quando detectados aumentos significativos no risco do crédito concedido - IASB (2014). Com relação a estas diferenças significativas, a partir dos estudos das informações disponíveis, as instituições financeiras, considerando com as definições da norma, determinarão os critérios de cálculo para as perdas estimadas.

1.1 Contexto Geral

A alteração designada para determinar o valor de provisionamento surge, essencialmente, para evitar situações como as que ocorreram após a crise financeira mundial de 2007-2008, em que as perdas de crédito das hipotecas de alto risco (*subprime*), que poderiam ser adequadamente previstas e antecipadas, tiveram que apresentar efetivo atraso para que fossem reconhecidas nos balanços dos bancos, dado o procedimento em vigência na época.

Após esse episódio, especialistas da área financeira, inclusive aqueles ligados ao IASB, passaram a questionar as condições nas quais o método de perda incorrida se estabelece e identificaram algumas falhas nele contidas, como o tardio reconhecimento de determinadas perdas de crédito advindas de empréstimos e outros instrumentos financeiros, conforme apontado acima. Sendo assim, constatou-se a necessidade de adaptações e a adição de novas imposições ao processo de provisionamento até então estabelecido.

Essas modificações encontram-se, sucintamente, vinculadas às seguintes vertentes: i) informações necessárias para avaliar as perdas de crédito esperadas, bem como suas visões temporais, isto é, a adição de informações capazes de predizer acontecimentos futuros além das informações históricas observadas de comportamento do cliente já utilizadas no modelo de perda incorrida e ii) ao método a ser utilizado para determinar quando esta perda esperada deve ser reconhecida, dada a sua probabilidade de acontecimento.

Neste contexto, embora a metodologia atual do IAS 39 não, necessariamente, indique que o reconhecimento da perda apenas deva ser feito após a sua ocorrência, observa-se que é isso que ocorre na aplicação prática desta norma - entretanto, para essa aplicação, ainda é necessária uma indicação de evento externo à instituição para o reconhecimento da perda creditícia - como o atraso no pagamento do contrato, por exemplo. Além disso, no método

utilizado do IAS 39, o provisionamento apenas considera eventos passados e condições atuais em sua determinação, não sendo possível avaliar as possíveis perdas futuras.

A prática financeira adotada na época, dentro das circunstâncias da crise¹, agravou as drásticas consequências deste cenário a partir do momento em que tal prática não transmitia aos investidores a real situação financeira através de uma das principais fontes de informação deste grupo, que são as demonstrações financeiras (Barth & Landsman, 2010) – as informações disponíveis eram insuficientes para a correta tomada de decisão.

Nas indicações do IFRS 9, contudo, observa-se que não é mais necessário um evento externo para que a perda seja reconhecida, promovendo, dessa forma, um melhor controle interno perante o provisionamento. Apesar do IFRS 9 indicar que não deve haver custos e esforços indevidos, esta última situação implica, porém, em uma maior demanda informacional.

A nova norma contábil para o cálculo do provisionamento encontra-se fundamentada em três estágios: o primeiro refere-se à mensuração inicial da perda considerando o risco de crédito associado ao empréstimo no momento de sua concessão - nesse estágio o risco é avaliado considerando informações associadas ao endividamento do cliente e ao próprio risco inerente à operação, e a provisão é calculada em função da perda esperada ponderada pela probabilidade que um evento de inadimplência ocorra no prazo de 12 meses. O segundo estágio refere-se à reavaliação do risco de crédito após esses 12 meses iniciais - entende-se que, geralmente, antes de um instrumento financeiro apresentar deficiência em seu cumprimento, ocorre um aumento significativo no risco a ele associado, assim, nessa etapa, para os empréstimos nos quais seja verificado um aumento significativo do risco (deterioração da qualidade de crédito do cliente), o montante provisionado no primeiro estágio é ajustado ao valor presente esperado de perda considerando o prazo total do contrato (conceito do IFRS 9 de *lifetime expected credit losses*). O terceiro estágio caracteriza-se, a partir do critério de impairment do ativo, pela mudança na forma de reconhecimento dos juros, que passa a ser contabilizado pelo custo amortizado.

Ainda, considerando esta dinâmica de provisionamento da norma contábil IFRS 9, imagina-se que possa haver um aumento substancial no montante a ser provisionado e possíveis volatilidades oriundas do método e das informações a serem utilizadas, já que, por exemplo, mudanças de cenário econômicos impactarão diretamente nos cálculos desses montantes.

¹ Indicada no primeiro parágrafo deste tópico - **1.1 Contexto Geral** e mundialmente conhecida como bolha imobiliária - tradução livre do termo *housing bubble*.

1.2 Contexto nacional

Filho, Kroenke e Söthe (2009) estudaram o impacto da crise do *subprime* na provisão do risco de crédito em contexto nacional ao avaliar os valores provisionados dos dez maiores bancos nacionais em período antecedente à crise de 2007 e no ano em questão.

Através desse estudo, concluiu-se que, apesar de um aumento observado nos valores provisionados entre 2005, 2006 e 2007, no geral, “ocorreu pouca influência da crise do *subprime* no tratamento dos créditos dos bancos analisados”. Ainda segundo os autores, “essa pouca influência reflete o baixo impacto da crise pela confiança do mercado na estabilidade econômica do país e na capacidade do Brasil de mitigar os efeitos em nossa economia de crises que se originam no ambiente internacional” (p. 258).

Os bancos que operam no território brasileiro (independentemente de serem ou não nacionais) estão sob regulação do Banco Central do Brasil (BACEN) e, no que tange a questão de provisionamento de crédito, sujeitos à Resolução Nº 2682 definida em 21 de dezembro de 1999, que “dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa” (Banco Central do Brasil, 1999, p. 1).

Tal resolução indica que os bancos devem classificar as operações de crédito conforme níveis de risco atribuídos a essas operações concedidas pelo banco ao devedor – seja este caracterizado como Pessoa Física (PF) ou Pessoa Jurídica. A resolução também aponta algumas características mínimas, peculiares a cada operação, que devem ser consideradas para a classificação do risco atribuído.

Em conjunto com a Resolução Nº 2682, destaca-se a Resolução Nº 3786, de 24 de Setembro de 2009, que indica em seu Art. 1º que as companhias abertas, como são as principais instituições financeiras com atividade no Brasil, devem “elaborar e divulgar anualmente demonstrações contábeis consolidadas adotando o padrão contábil internacional, de acordo com os pronunciamentos emitidos pelo **International Accounting Standards Board (IASB)**” (Banco Central do Brasil, 2009, p. 1).

1.3 Justificativa

A adoção obrigatória da nova norma contábil para o cálculo da provisão impactará os modelos estatísticos utilizados atualmente nas instituições financeiras e, tendo em vista que, por parte da norma, não houve indicação exata de como esse novo cálculo deve ser realizado, demandará novos estudos para entender as informações que devem ser consideradas na nova

metodologia de cálculo, já que além de provisionar o montante esperado para contratos em atraso, há que se calcular a probabilidade de que carteiras em dia entrem em atraso e seu valor de perda associado. Além disso, nesse novo cenário, espera-se que o montante a ser provisionado aumente consideravelmente quando comparado com os montantes provisionados pelo método atual.

Nesse aspecto o trabalho pretende auxiliar as instituições, melhorando e otimizando as estimativas, cujo parâmetro de interesse (montante de provisão) impacta diretamente na conta de resultados das companhias e, conseqüentemente, é de grande valor para as partes relacionadas, como os investidores e colaboradores.

1.4 O problema de pesquisa

Diante da inexistência de metodologia apropriada para o cálculo estatístico das perdas de crédito na visão da norma IFRS 9, visão *forward looking*, surgiu a seguinte pergunta de pesquisa: **EXISTE RELAÇÃO ENTRE AS MUDANÇAS GERADAS PELA IFRS9 E A OPERACIONALIZAÇÃO DO PROVISIONAMENTO DE PERDAS DE CRÉDITO ESPERADAS?**

O problema de pesquisa propõe sugerir, através da técnica estatística de Análise de Sobrevivência, uma forma de cálculo que, condizente com a norma IFRS 9, consiga incluir a visão de probabilidade de inadimplência futura, estimando o momento de *default* do contrato. Complementarmente, nesse trabalho se planeja entender a relação desse novo modo de cálculo, adicionando a taxa de sobrevivência do contrato até o momento de inadimplência, com os demais parâmetros de risco atualmente utilizados no cálculo do montante da perda esperada.

1.5 Objetivos

Dentro das circunstâncias citadas, o objetivo geral desta proposta de pesquisa é analisar a influência da adoção da IFRS 9 sobre o provisionamento de perdas esperadas a partir de um modelo teórico de cálculo.

Adicionalmente, os objetivos específicos deste projeto de dissertação são:

- a) elaborar um modelo teórico de cálculo para perdas estimadas tendo como base as mensurações das perdas de crédito esperadas provenientes da IFRS 9;
- b) desenvolver um framework para incorporar a Análise de Sobrevivência na estimação do provisionamento monetário;

- c) comparar o método atual de provisionamento para perdas estimadas (IAS 39) com o método proposto pela IFRS 9;

1.6 Estrutura do trabalho

Na primeira parte deste trabalho, tópico 1, é apresentada a motivação, bem como os objetivos e o cenário no qual este trabalho está inserido. Na parte 2, se apresenta o referencial teórico utilizado, que faz referência aos componentes de risco de crédito e ao modelo de provisionamento atual e o proposto. Na seção seguinte, tópico 3, é possível consultar a metodologia aplicada e as indicações das limitações desse trabalho. O tópico 4 apresenta os resultados a partir das simulações já com as conclusões encontradas. No último tópico, seção 5, por sua vez, se apresentam as conclusões finais e possíveis extensões da metodologia apresentada.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Na atualidade, a supervisão bancária internacional se encontra fundamentalmente sob gestão do *Bank for International Settlements* (BIS) que é, segundo definição própria, *the world's oldest international financial organisation*. Essa organização possui² 60 bancos centrais como membros e que representam os países ao redor do mundo que, em conjunto, são responsáveis por 95% do PIB mundial – entre os países membros está o Brasil, representado pelo BACEN.

O BIS, através do *Basel Committee on Banking Supervision* (BCBS), é dirigente de debates que visam a cooperação monetária e financeira internacional. Frutos desses debates se encontram os Acordos de Basiléia, que foram criados de modo a indicar as exigências mínimas de capital visando proteger os bancos e seus clientes de uma possível quebra, mantendo sólido todo o setor bancário mundial.

Nesse mesmo âmbito, em contrapartida, temos os órgãos responsáveis pelas regras que serão consideradas na construção das demonstrações financeiras – FASB e IASB³. Apesar de tratarem do mesmo assunto, no que dizem respeito aos indicadores, os tratamentos oriundos dos órgãos responsáveis pela regulação bancária e os tratamentos propostos pelos órgãos responsáveis pelos padrões contábeis diferem consideravelmente.

Conforme levantado por Barth e Landsman (2010), apesar de observarmos essa e algumas outras divergências na prática, a abordagem adequada deveria, na verdade, fazer com que as duas visões (regulatória e financeira) apresentassem, em sua maioria, pontos em comum. Os seguintes pontos levantados pelos autores enfatizam essa ideia:

Bank regulators use information provided in bank financial statements as inputs to the calculation of regulatory capital measures and rely on capital markets that trade on the information to discipline bank behavior. (p. 400)

In addition, because the objectives of bank regulation differ from the objective of financial reporting, changes in financial reporting requirements to improve transparency of information provided to the capital markets likely will not be identical to the changes in bank regulations needed to strengthen the stability of the banking sector. (p. 401)

Sob a visão de perdas incorridas, conforme já indicado, além de uma atrelada perda, há uma demora na divulgação das informações pelo fato dessa visão não ser pró-cíclica, já que, ainda segundo os autores acima citados, na medida em que os mercados financeiros dependem

² Conforme consulta ao site oficial da organização em Setembro de 2016.

³ Neste trabalho, o FASB e o IASB também são referenciados como os órgãos responsáveis pelos **padrões internacionais contábeis** e suas normas denominadas como **normas financeiras**.

de informações de relatórios financeiros ao tomar decisões de alocação de capital, o atraso e a assimetria na divulgação de potenciais perdas priva o mercado de informações oportunas quanto ao valor dos ativos bancários.

Tendo em mente esses e outros pontos levantados por Barth e Landsman (2010), de fato, a norma vigente na época (perdas incorridas) utilizada para o cálculo de perdas de crédito não era ideal para todas as partes envolvidas e por isso, a necessidade de revisar a norma para que, também, a eficácia da disciplina de mercado voltasse a vigorar.

No Brasil, como já indicado no tópico **1.2 Contexto nacional**, os bancos praticam a regulação bancária para perdas de crédito através da Resolução N° 2682/99 do BACEN. Tal resolução, que indica a estimação mínima para tais perdas, será complementada pelo montante calculado através da IFRS9 pelas instituições financeiras brasileiras.

Ainda sob o aspecto nacional, o Comitê de Pronunciamentos Contábeis (CPC) divulgou em 22 de dezembro de 2016 o CPC 48 – Instrumentos Financeiros, que trata da conciliação dos padrões contábeis brasileiros com a nova norma internacional proposta do IFRS.

Apesar de haver a intenção, há certo tempo e por diversas vezes, por parte do BACEN, de convergir as normas brasileiras com aquelas adotadas internacionalmente (IFRS), sabe-se que a Resolução N° 2682/99 ainda irá vigorar por certo tempo (Souza, 2017).

Independentemente da abordagem adotada, os parâmetros utilizados na estimação das perdas de crédito (sejam elas incorridas ou esperadas) são os mesmos, tratados a seguir.

2.1 Componentes de risco

O Acordo de Basiléia II (neste trabalho denominado Basiléia II) apresenta em sua publicação o conceito de *Internal Ratings-Based* (IRB), conceito este que permite aos bancos utilizarem modelos e parâmetros próprios para avaliar seus riscos de crédito. Ainda de acordo com a Basiléia II, esses parâmetros estão relacionados aos seguintes componentes: (1) PD (*Probability of Default*) – probabilidade de incumprimento do contrato de empréstimo, (2) LGD (*Loss Given Default*) – montante perdido devido ao incumprimento e (3) EAD (*Exposure at Default*) – montante exposto no momento do incumprimento.

A abordagem do IRB, conforme definição do Acordo, é baseada em medidas de perdas inesperadas (*unexpected losses* UL) e perdas esperadas (*expected losses* EL). Neste trabalho, conforme já mencionado, será tratado o conceito de perda esperada (EL) que se refere, justamente, à perda esperada estimada que é determinante do montante de provisionamento tratado pela IFRS 9.

2.1.1 PD – Probability of Default

O termo *default*⁴ se refere, no mercado de crédito, ao evento no qual um cliente deixa de cumprir com as obrigações do contrato de crédito estipulado. Esse evento se caracteriza dentro de algumas situações, entre elas: i) atraso no pagamento superior a 90 dias⁵ e ii) renegociação das dívidas ou acordo entre o cliente e a instituição financeira. Dessa forma, a PD indica a probabilidade de o evento de *default* ocorrer.

No mercado de crédito de pessoa física, as instituições financeiras têm por hábito avaliar essa probabilidade através de um Score definido na faixa de 1-1000 pontos e que é gerado através de regressões logísticas. No mercado de crédito de pessoa jurídica essa mesma abordagem é aplicada – nesse cenário específico, podemos destacar o modelo Z-score de Altman (1968), que estima a probabilidade de falência de uma empresa em dois anos.

2.1.2 LGD – Loss Given Default

O parâmetro *loss given default*, largamente conhecido no âmbito financeiro apenas como LGD, representa o percentual perdido da dívida em função do *default*. Alguns autores, como Schuermann (2004) e Querci (2005), através de estudos empíricos indicam que a distribuição teórica da LGD se caracteriza por ser uma bimodal⁶, ou seja, com concentração de frequência em dois valores, sendo eles: o zero (0) e o um (1). Isso indica que um contrato de empréstimo, após um incumprimento, tende a apresentar, em geral, uma taxa de recuperação nula – perda total da dívida, ou uma taxa de recuperação de 100%, quando todo o montante devido é recuperado pela instituição.

Em casos extremos ainda, conforme indicam Baesens, Rösch e Scheule (2016) e Scandizzo (2016), é possível observar para alguns contratos um valor de LGD inferior a zero ou um valor superior a 100%, isto é, fora do intervalo [0, 1]. A primeira situação nos indica que houve uma recuperação maior do que a dívida registrada no momento do *default* – geralmente proveniente de juros adicionais cobrados. Já a segunda situação, por sua vez, ocorre quando a instituição perde um montante superior àquele que o cliente devia – comumente tal situação

⁴ Nesse contexto, o termo citado será utilizado, nesse trabalho, como sinônimo da palavra inadimplência.

⁵ Para a maioria dos produtos de crédito tem se o hábito de estipular 90 dias de atraso, conforme indicação do BACEN e da Basiléia II. Um produto diferenciado, onde se considera um atraso superior a 180 dias para classificar o cliente em *default* é o Imobiliário – dada as características peculiares do produto, como o contrato de longo prazo quando comparado aos demais.

⁶ A **Figura 1** ilustra a distribuição bimodal da LGD.

está relacionada com custos específicos da operação de crédito, como aqueles relacionados às ações de cobrança feitas a fim de recuperar pelo menos parte do empréstimo, porém, onde não foi possível recuperar nada da dívida registrada, bem como nada do custo adicional da cobrança que foi gasto pelo banco.

Figura 1 - Ilustração da distribuição bimodal da LGD

Fonte: adaptado de Querci (2005).

2.1.3 EAD – *Exposure at Default*

Em termos práticos, o componente EAD se refere ao montante de dívida exposto observado no momento do *default*. Na abordagem avançada IRB, a Basiléia II indica que os bancos devem especificar as estimativas para cada tipo de produto, assim como incluir a possibilidade de saques adicionais até o momento e depois da ocorrência da inadimplência.

O conceito da EAD é simples, conforme apresentado acima, mas a metodologia apresentada neste projeto tem este parâmetro como centro da abordagem indicada – dessa forma, maiores detalhes relacionados se encontram no decorrer deste trabalho.

2.2 O modelo de provisionamento vigente

Dados os componentes de risco indicados acima, conforme a Basiléia II, o montante da EL pode ser encontrado com a seguinte equação:

$$EL = PD * LGD * EAD \quad (1)$$

Dessa forma, para um portfólio específico p^7 , o interesse de se estimar a perda em um dado momento, considerando todos os n contratos de crédito que o compõe, é dado por:

$$EL_p = \sum_{i=1}^n PD_i * LGD_i * EAD_i \quad (2)$$

A equação (2) indica que a perda esperada para uma carteira de crédito específica considera a soma da multiplicação simples, para cada contrato, dos parâmetros de risco apresentados anteriormente.

2.3 Abordagem de provisionamento sugerida

No novo método indicado pela norma IFRS9, o provisionamento deve ser baseado nos conceitos *12-month expected credit losses* e de *Lifetime Expected Losses* (LEL), este último definido como “The **expected credit losses** that result from all possible default events over the expected life of a financial instrument” (International Financial Reporting Standard, 2014, p. 56). Em outras palavras, entende-se que é razoável, além dos componentes de risco já analisados, considerar quando um determinado contrato entrará em *default*, ou seja, em qual momento t de vida do contrato espera-se que o cliente se torne inadimplente. Nessa abordagem se espera, portanto, que o reconhecimento das perdas seja conhecido em tempo hábil e com uma melhor mensuração de seu montante, já que a indicação do tempo t de início de inadimplência permite à instituição financeira, conhecendo o tempo de contrato, estimar até qual o valor que ainda não foi pago e está passível de não ser recuperado.

A nova regra de *impairment* da IFRS 9 se relaciona fortemente com a abordagem denominada *forward-looking* – essa abordagem indica que informações que, de certa forma, são utilizadas para explicar eventos futuros que possam interferir no cumprimento dos contratos financeiros devem ser utilizadas em detrimento daquelas que refletem eventos que já ocorreram no passado⁸. No novo cenário, a IFRS 9 espera que as instituições financeiras sejam capazes

⁷ Composto por $i = 1, \dots, n$

⁸ Modelos de concessão de crédito são adeptos da utilização de informações do passado para tentar explicar o comportamento do cliente no futuro, onde, geralmente, este comportamento está relacionado com a possível inadimplência que o cliente pode vir a apresentar. Diniz e Louzada (2013) indicam que:

Informações cadastrais dos clientes no momento da concessão do crédito, levantadas no passado mais distante, são utilizadas como variáveis de entrada para o desenvolvimento do modelo e os dados do passado mais recente, as observações dos desempenhos de crédito dos clientes, default ou não default, inadimplentes ou adimplentes, são utilizados para a determinação da variável resposta.

de, após estressar possíveis cenários econômicos, terem atitudes proativas e verificarem/reconhecerem antecipadamente as possíveis perdas futuras.

No âmbito de crédito para pessoa física, um evento que torna simples o entendimento de sua relação com a perda futura é o óbito do cliente devedor. Se até um instante t_i do contrato o cliente apresentava os pagamentos em dia, é possível inferir que após sua morte tais pagamentos serão interrompidos e, portanto, a instituição financeira deve reconhecer a perda do montante exposto na ocasião do evento.

Para exemplificar a visão *forward-looking*, considere um contrato em dois instantes diferentes de tempo⁹. No tempo $t = 1$ o cenário econômico em que a instituição financeira e o cliente estão inseridos apresenta condições melhores do que o cenário econômico no tempo $t = 2$. Dessa forma, assim como se observou na crise do *subprime*, espera-se que no cenário 2 o cliente apresente maiores dificuldades para cumprir com o contrato e, possivelmente, se torne inadimplente em um tempo menor do que aconteceria se a economia continuasse favorável. Nesse contexto, a instituição financeira consegue reconhecer a perda em um instante mais oportuno, minimizando os riscos, e, além disso, reconhecendo um montante de perda que melhor represente o esperado, já que se espera estimar com confiança o instante t em que o contrato se tornará *default*.

Dessa forma, é de interesse considerar uma ponderação da perda esperada¹⁰ (EL) pela estimativa da taxa de sobrevivência do contrato durante seu tempo de vida. A equação abaixo reflete essa ideia:

$$LEL_p = \sum_{i=1}^n SR_{t-1} PD_{ti} * LGD_{ti} * EAD_{ti} \quad (3)$$

Onde os elementos da fórmula referem-se a:

- LEL_p é a perda esperada na visão *lifetime* do portfólio p
- SR_{t-1} É a taxa de sobrevivência do contrato e representa a probabilidade de o contrato permanecer no portfólio até o instante de tempo t sem apresentar inadimplência

⁹ O contrato apresenta as mesmas características (montantes e garantias) nos dois instantes considerados.

¹⁰ A perda esperada (EL), por construção, não considera nenhuma variante no tempo.

- PD_{ti} é a probabilidade de que, o contrato i tendo sobrevivido, ele irá se tornar inadimplente no instante t
- LGD_{ti} é a perda esperada para o contrato i se a inadimplência ocorreu no tempo t
- EAD_{ti} é o montante exposto no tempo t condicional ao contrato i ter sobrevivido até esse instante e não ter apresentado inadimplência em tempos anteriores.

Figura 2 - Esquematisação dos cenários para o cálculo do montante de provisionamento.

Fonte: Produção própria.

A **Figura 2** ilustra a mudança na dinâmica para o cálculo do montante de provisionamento sob a ótica da IFRS 9 (cenário esperado). A nova componente de risco SR (*Survival Rate*) permite, no início do contrato de crédito, estimar probabilisticamente quando o evento de perda é (estatisticamente) esperado e, dessa forma, permite à instituição antecipar com maior detalhamento tal perda de crédito.

Para reforçar o contexto do novo método de provisionamento, considere os seguintes apontamentos da KPMG (2014) com relação às mudanças nas normas:

“Operationalising the new IFRS 9 impairment methodology may be challenging. The methodology is likely to have a particularly significant impact on the systems and processes of banks, insurers and other financial services entities. Extended data and calculating requirements will include:

- estimates of 12-month expected credit losses;
- estimates of lifetime expected credit losses;

- tracking information and data to determine whether a significant increase in credit risk has occurred or reversed.” (KPMG, 2014, p. 63).

Como o tempo do contrato do instrumento financeiro é necessário para o cálculo do montante de perda a ser provisionado, é válido indicar que a Análise de Sobrevivência também pode ser utilizada para auxiliar no cálculo do tempo médio de vida para contratos com vida útil não definida, como, por exemplo, para contratos de cartão de crédito. Nesse produto, salvo em condições específicas, não está determinado o fim do contrato, como em um empréstimo pessoal, por exemplo, e, portanto, o cliente pode utilizá-lo por tempo indeterminado. Dessa forma, a técnica sugerida pode ser estendida para resolver outros problemas presentes nessa estimação de perdas de crédito.

Em resumo, é válido destacar que a proposta feita concorda com o conceito de estágio existente na norma, já que a técnica estatística presente no modelo sugerido permite avaliar o contrato durante todo o seu tempo de vida, logo, em todos os seus estágios de acordo com a IFRS9.

2.4 Contextualização do projeto de pesquisa

O Acordo de Basiléia II se encontra apoiado em três pilares, sendo que cada pilar está relacionado com uma vertente específica relacionada ao ramo financeiro. Dentro do pilar 1, que trata das exigências de Capital mínimo para as instituições financeiras, encontramos o **Risco de Crédito** aos quais as instituições financeiras estão sujeitas.

Na abordagem avançada IRB, a instituição determina os métodos para determinação dos parâmetros de risco - necessários para o cálculo de diversas componentes/exigências dos reguladores. Dentre tais cálculos, encontramos o montante provisionado que é determinado a fim de garantir os padrões societários presentes nas normas.

Sob a norma internacional IAS39 e, no Brasil, sob a Resolução Nº 2682/99 do BACEN, esse cálculo considera na modelagem da perda esperada (Pazzoto, 2012), os parâmetros de risco PD (Iqbal & Ali, 2012), LGD (Macedo, 2014) e EAD (Flores, Basualdo & Sordo, 2010), no momento de observação da inadimplência, para determinar o montante a ser provisionado.

Sob a nova norma internacional IFRS9 (Klefsvenberg & Nordlander, 2015), o cálculo deve passar a considerar um novo parâmetro de risco – taxa de sobrevivência do contrato (Narain, 1992 e Stepanova & Thomas, 2002), que, juntamente com os demais já citados, se espera um reconhecimento antecipado das perdas de crédito e um melhor ajuste do montante

provisionado quando comparado com às perdas reais. É nesse contexto e, em específico, na abordagem dessa nova dinâmica de cálculo que o trabalho está inserido.

A ilustra o contexto indicada acima e a alteração do cenário de cálculo de provisão dada a nova norma contábil.

Figura 3 - Contextualização do projeto de pesquisa.

Fonte: Produção própria.

2.5 A adversidade de uma comparação

O ato de fazer analogias, conforme destaca Mozzer (2008), permite ao ser humano adquirir novos conhecimentos ou modificar aqueles já existentes. A comparação entre duas condições, situações, métodos, etc., implica, entretanto, em considerar todos os aspectos que cada condição envolve para que, de fato, a comparação se torne um ato viável e sólido.

Este tópico serve, para tanto, indicar ao leitor que o objetivo deste trabalho é fornecer um método de cálculo para a perda esperada sob as condições da norma IFRS9. Comparações com a norma em vigor – IAS 39 – são inevitáveis, mas não cabe nesse contexto comparar os demais aspectos que rodeiam esse cálculo.

Diversos autores da área contábil, como Siller e Podda (2015), levantam as demais possíveis implicações de se estimar a perda creditícia de um contrato logo no seu início de vigência, como uma possível redução no valor do lucro, redução dos dividendos a serem pagos, entre outros aspectos, entretanto, conforme mencionado acima, essa discussão não faz parte do contexto deste trabalho.

3 MÉTODO

O procedimento de pesquisa adotado foi o empírico-teórico, pois foram utilizados dados simulados para auxiliar no desenvolvimento e validação do modelo teórico. O método de simulação de dados foi feito a partir de distribuições estatísticas teóricas processadas no *software R*. Adicionalmente, foram utilizados também dados de crédito disponibilizados pelo BACEN.

Os dados simulados serviram de base para compreender a dinâmica entre o risco do crédito concedido, através das informações dos clientes e das operações, e seu valor de provisionamento associado. Nesse âmbito encontra-se a principal limitação do trabalho, já que o cenário ideal seria a disponibilidade de uma base de dados com operações reais de uma instituição financeira, porém, entende-se que o estudo do cenário econômico, juntamente com o conhecimento teórico do funcionamento das operações creditícias e com os dados disponibilizados pelo BACEN, a utilização dos dados simulados é adequada para sistematizar a teoria apresentada.

O método escolhido para as simulações é o Monte Carlo. De acordo com Aziz e Charupat (1998), “Monte Carlo simulation is a comprehensive method for estimating credit exposures and losses for derivate portfolios” (p. 35). Ainda, segundo os autores, durante a simulação por *Monte Carlo*, um grande número de cenários é gerado com base nos seguintes fatores (i) os riscos de mercado que afetam o valor do portfólio, (ii), eventos de crédito, como *default* ou migração de crédito e (iii) taxas de recuperação para cada contrato em *default* – tipicamente, a simulação é performada para a vida inteira do contrato no portfólio.

O contexto acima abordado por Aziz e Charupat (1998) e reforçado por Ieda, Marumo e Yoshida (2000) é o que foi aplicado para a geração dos dados neste trabalho e posterior avaliação da técnica estatística escolhida (Análise de Sobrevida).

3.1 Análise de Sobrevida

A Análise de Sobrevida, segundo Colosimo e Giolo (2006), é uma técnica estatística utilizada para analisar a duração de tempo esperada até a ocorrência de um determinado evento de interesse.

Amplamente utilizada na área médica e na detecção de falhas em sistemas mecânicos, no cenário financeiro, a revisão da literatura, Stepanova e Thomas (2002), indica que este tipo de análise foi abordado pela primeira vez por Narain (1992) ao apontar que a técnica poderia

ser utilizada para estimar o tempo de *default* ou o tempo de um pagamento antecipado – ambos eventos de interesse no mercado financeiro. No contexto da nova norma IFRS 9, a técnica será utilizada de forma a agregar a visão *forward-looking* requerida.

Um dos maiores contribuidores desta técnica é o estatístico britânico David Roxbee Cox. Em seu trabalho intitulado *Regression Models and Life-Tables* – (Cox, 1972), o estatístico apresenta toda a abordagem teórica necessária para a aplicação da técnica. A princípio, há algumas principais relações que devem ser feitas na aplicação da técnica para o cenário desejado, de modo a identificar que a técnica escolhida é aplicável ao problema de pesquisa: (1) conforme já comentado anteriormente, o evento que se deseja estimar no tempo é a inadimplência do contrato financeiro durante o seu tempo de vida (desde o início da vigência) – conhecido na literatura e indicado por Cox (1972) como *failure*, (2) o tempo indicado até o evento de interesse é conhecido como *failure time* – tempo de falha, (3) a técnica de sobrevivência também permite trabalhar com observações censuradas, ou seja, observações que durante o período de acompanhamento, a partir de um determinado momento, deixam de pertencer à população de estudo sem terem apresentado *falha* (evento de interesse) até o momento em questão – fazendo um paralelo ao contexto de aplicação deste trabalho, um contrato financeiro pode deixar de pertencer à carteira avaliada, por exemplo, se o cliente liquidou o empréstimo antes do tempo estabelecido.

A função definida por Cox indica que: seja T uma variável aleatória representando o tempo de falha – que pode ser discreto ou contínuo, a função de sobrevivência do contrato será dada por:

$$\mathcal{F}(t) = \mathbb{Pr}(T \geq t) \quad (4)$$

E a função de taxa de falha de T , que descreve a forma em que a taxa instantânea de falha muda com o tempo é, então, definida como:

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0+} \frac{\mathbb{Pr}(t \leq T < t + \Delta t | t \leq T)}{\Delta t} \quad (5)$$

Onde, t é o tempo de falha do evento.

Desse modo, a principal vantagem e auxílio da abordagem utilizando Análise de Sobrevivência e o modelo de Cox, é que é possível modelar o tempo esperado de falha, sendo que, no cenário estudado, a falha é a inadimplência observada no contrato de crédito.

3.1.1 Suposição das taxas de falhas proporcionais

O trabalho apresentado fez uso, conforme já indicado, do modelo mais conhecido, simples e aplicado em dados de sobrevivência (Hu, Tsiatis & Davidian, 1998), entretanto, há outras abordagens paramétricas que também podem ser facilmente aplicadas nesta situação.

Independentemente da abordagem escolhida, assim como diversas outras estimações estatísticas, algumas suposições são necessárias. No caso do modelo de Cox, conforme indicam Colosimo e Giolo (2006), este modelo é chamado de *modelo de taxas de falha proporcionais*, já que a razão das taxas de falha de dois indivíduos diferentes é constante no tempo, tornando-se esta a suposição básica do modelo. O Gráfico 6 apresentado neste projeto exemplifica bem a situação onde se observa taxas de falha proporcionais – não há cruzamento entre as categorias das variáveis. Especificamente para esta variável, a categoria ‘H’ sempre se encontra com um risco maior do que a categoria ‘M’ ao longo do tempo observado.

Outras vantagens da abordagem da Análise de Sobrevivência que suprem situações específicas para o problema do projeto são o suporte para a presença de censuras, isto é, observações (no caso em questão, clientes) que saem do estudo antes do fim avaliado e ainda assim, é possível considerar as características e comportamento desses clientes (Colosimo & Giolo, 2006). A censura, no caso abordado, pode representar um cliente com uma característica de interesse, que seria o pré-pagamento parcial ou total (liquidação do contrato) antes do tempo previsto e a possibilidade apresentada pela Análise de Sobrevivência de considerar as informações desses clientes enriquece consideravelmente o modelo.

3.1.2 Extensões da Análise de Sobrevivência

Conforme citado anteriormente, apesar de ter sido escolhido o modelo não-paramétrico de Cox para auxiliar na estimação do parâmetro EAD, as distribuições a seguir, entre outras, para estimação de modelos paramétricos, também poderiam ter sido utilizadas: Exponencial, Weibull, Log-normal, Log-logística, Gama e Gama Generalizada e o modelo de Tempo de Vida Acelerado. Associados a estas estimações, destacam-se as seguintes análises de ajuste dos modelos (resíduos): Cox-Snell, Padronizados, Martingal e Deviance.

Outra possibilidade que pode ser de extrema importância dado o problema de interesse refere-se à inclusão de variáveis dependentes no tempo – Thomas e Reyes (2014). As variáveis dependentes no tempo podem ser discretas ou contínuas (Colosimo & Giolo, 2006).

No evento em questão, pode-se, por ventura, criar uma estimação viciada na direção dos clientes bons (aqueles que não atingiram o *default*), pelo fato deles terem sobrevivido mais tempo no estudo. Para minimização deste problema, a possibilidade de inclusão de variáveis dependentes no tempo é, dessa forma, bastante favorável.

Ampliando a utilização deste tratamento para o evento em questão (*default*), uma interessante aplicação desse recurso poderia ser uma variável indicadora que reflete se o cliente fez uma renegociação dos seus produtos em atraso (atraso < 90 dias) antes de alcançar o *default*. Essa informação não está disponível no momento da estimação, mas pode ser observada no decorrer do tempo de estudo. Espera-se que a inclusão de variável deste tipo para o tipo de problema que se deseja resolver deve, na prática, agregar um relevante poder explicativo ao modelo. Com essa abordagem, entretanto, o modelo de Cox não se caracteriza mais por ser de taxas de falhas proporcionais, pois a razão das funções de taxa de falha no tempo t passa a depender do tempo em análise.

4 RESULTADOS

As seções seguintes apresentam os resultados encontrados após a estimação, através da abordagem sugerida, de cada um dos parâmetros estudados, assim como do montante final de provisionamento sob a norma IFRS9.

4.1 LGD – *Loss given default*

O parâmetro LGD utilizado neste trabalho foi simulado no *software* R, partindo de algumas premissas procedentes de toda a caracterização deste parâmetro já indicada no tópico **2.1 Componentes de risco** e reforçadas abaixo. Sendo tais premissas as seguintes apresentadas:

- A distribuição da LGD se caracteriza por uma distribuição bimodal, sendo suas modas presentes em torno dos valores zero e um;
- Apesar de ser possível observar na prática valores de LGD fora do intervalo fechado $[0, 1]$, a série simulada apresenta apenas valores dentro deste intervalo, em concordância com a prática aplicada pelas instituições no cálculo real deste parâmetro – isto é, há, em geral, o truncamento das perdas nos extremos 0% e 100%.

Dada a característica bimodal do parâmetro, para a simulação da série de LGD, utilizou-se como ponto de partida a distribuição de probabilidade Beta. Inicialmente, a escolha por essa distribuição está relacionada com o fato de que esta função indica a probabilidade de um determinado valor x no intervalo $(0, 1)$ (Johnson & Beverlin, 2013) – intervalo coincidente com os valores de LGD geralmente observados.

A justificativa pela distribuição Beta é reforçada, pois, escolhendo os dois parâmetros da distribuição menores que um ($\alpha < 1$, $\beta < 1$), temos que a função apresenta uma forma de U (*U-shaped*), indicando que há um valor anti-modal (Gupta & Nadarajah, 2004) e, consequentemente, dois picos são observados em sua forma. Ainda, tal distribuição de probabilidade é indicada em situações onde há o interesse de se estimar taxas e proporções (Ferrari & Cribari-Neto, 2004), que também é o caso do nosso parâmetro de interesse, neste tópico do projeto.

Pelo fato de o objetivo principal do estudo não estar relacionado com a indicação de variáveis significativas para a explicação da perda esperada e sim a indicação de uma abordagem metodológica, não é necessário representar rigorosamente o cenário real, por isso,

a simulação é aplicável nesta simulação e, nesse caso, a escolha dos parâmetros α e β para a distribuição Beta não é tão relevante para o objetivo final, desde que tenhamos uma distribuição graficamente semelhante com a distribuição de uma série de LGD.

4.1.1 Simulação da LGD

O código apresentado no **APÊNDICE 1** foi utilizado na geração das séries de LGD. Para a parametrização da distribuição simulada, utilizaram-se como base os resultados encontrados e levantados no estudo de (Silva, Marins & Neves, 2009) para a LGD mínima de operações de crédito prefixadas no mercado brasileiro, isto é, um valor médio em torno de 47%. Valor este que, conforme indicam os autores, é bem próximo do percentual estabelecido pela abordagem IRB-Básica de Basileia II ($LGD = 45\%$).

Dessa forma, sabendo que a média de uma distribuição Beta é dada pela seguinte razão:

$$\mu = E[X] = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \quad (6)$$

E, conseqüentemente, que o valor de α varia da seguinte forma para um determinado valor de β e um valor de LGD de interesse:

$$\alpha = \frac{\beta * LGD}{100\% - LGD} \quad (7)$$

Foram calculados alguns valores da combinação dos parâmetros, indicados na tabela abaixo, onde a média observada da LGD giraria em torno dos parâmetros de referência 45%-47%.

Tabela 1 - Valores dos parâmetros α e β para simulação da LGD.

LGD (%)	Combinação	Alfa (α)	Beta (β)
45%	1	0,15	0,18
	2	0,16	0,19
	3	0,16	0,2
	4	0,17	0,21
47%	5	0,16	0,18
	6	0,17	0,19
	7	0,18	0,20
	8	0,19	0,21

Fonte: Produção própria.

Para cada uma das sequências aleatórias geradas, calculou-se a LGD observada. As distribuições, bem como as médias encontradas estão indicadas nos **Gráfico 1** e **Gráfico 2**.

Gráfico 1 - LGD simuladas – combinações de parâmetros 1 a 4.

Fonte: Produção própria.

Gráfico 2 - LGD simuladas – combinações de parâmetros 5 a 4.

Fonte: Produção própria.

Apesar de o cenário trabalhado ser uma situação simulada, onde os valores encontrados não impactam em nenhuma aplicação real, optou-se pela LGD de 47% para simular o montante de final de provisão, já que um valor mais alto para esse parâmetro indica uma escolha conservadora por se tratar de uma avaliação de risco de crédito.

4.2 PD – *Probability of default*

Entende-se que o parâmetro PD é, dentro do contexto da nova norma IFRS9, um dos parâmetros de crédito que mais está passível de sofrer influências das condições requeridas da norma em questão. Isto porque, a condição mais particular desta norma – que é a utilização de informações *forward-looking*, em geral, informações macroeconômicas – é altamente associada à probabilidade de *default* de uma região/grupo específico.

Essa associação é amplamente conhecida através dos modelos de *stress testing* e tem como objetivo relacionar os fatores macroeconômicos de uma região/país e suas volatilidades intrínsecas com o risco de crédito através da avaliação da probabilidade de *default* – Bangia, Diebold e Kronimus (2002) exemplificam bem esse recurso metodológico. Por sua vez, Arellano (2008) avalia essa relação em países emergentes, como é o caso do Brasil, e Mian e

Sufi (2009) fazem relação semelhante entre esses dois fatores¹¹ dentro do contexto da crise do subprime.

Dessa forma, entende-se que uma adoção adequada da visão *forward-looking* requerida pela IFRS9 é através da incorporação de fatores macroeconômicos na estimação da PD.

Para isso, se fez uso de algumas séries macroeconômicas disponíveis no site de instituições Financeiras com operações no Brasil¹², bem como de séries de inadimplência por produtos de crédito destinados às pessoas físicas disponíveis no site do BACEN. A série macroeconômica utilizada foi consultada no site¹³ do Banco Santander em 05 de Julho de 2017, com data de publicação das informações referentes ao dia 30 de Junho de 2016.

Em posse dessas informações, através da técnica estatística Regressão Linear, gerou-se no *software* R alguns modelos que utilizassem as informações macroeconômicas como variáveis explicativas para a série de inadimplência, de modo que fossem incorporadas à probabilidade de *default* as condições econômicas previstas para os próximos anos.

4.2.1 Modelo de stress testing

A série de informações macroeconômicas contempla o período desde 1994 até 2016 para as informações já realizadas e a partir de 2017 até 2040 para as informações projetadas – as projeções estão disponíveis em valores mensais, trimestrais e anuais. Apesar de se tratarem de projeções não tão consistentes quanto uma previsão do tempo, por dependerem de fatores humanos e não tanto físicos, conforme ressaltam Bhoola e Giannaros (2016), as projeções macroeconômicas, ainda assim, fornecem uma boa base para estimativas futuras e, por isso, sua aplicação é bastante válida nesse contexto, ainda mais quando não desejamos ultrapassar sua aplicação para mais do que 3-4 anos de série projetada.

Dentre as informações macroeconômicas disponíveis, destacam-se aquelas referentes às taxas de juros e de câmbio, inflação, PIB e mercado de trabalho.

A série de inadimplência selecionada para este estudo foi a série **21149 - Inadimplência da carteira de crédito com recursos direcionados - Pessoas físicas - Financiamento imobiliário com taxas de mercado - %**.

¹¹ Variáveis macroeconômicas e a probabilidade de inadimplência.

¹² As instituições financeiras consultadas foram o Banco Santander e o Banco Itaú que disponibilizam em seus sites análises econômicas para seus clientes. Como a essência deste trabalho está na abordagem metodológica e não na significância de variáveis explicativas, optou-se por utilizar apenas uma fonte de informação e a escolha foi pela série do banco Santander, sem demais justificativas pela escolha.

¹³ Fonte da informação: <https://www.santander.com.br/br/o-santander/analise-economica/destaques-semanais-e-projecoes-macroeconomicas>.

Para o desenvolvimento do modelo, considerando as referências disponíveis, optou-se por utilizar os dados mais recentes para desenvolvimento – isto contempla os anos de 2012-2017 e o ano de 2011 como validação.

O **Gráfico 3** abaixo representa o comportamento dessa série no período escolhido para modelagem (2011-2017). De sua análise, observamos que a taxa de inadimplência para a série escolhida apresenta queda desde Março/2012, onde se manteve num patamar em torno de 3.0% entre Novembro/2013 e Julho/2016 e apresentou nova queda para cerca de 2.5% a partir dessa data.

Gráfico 3 - Série de inadimplência – 21149 BACEN.

Fonte: Produção própria.

O resultado da regressão linear gerado no *software* R indicou como variáveis explicativas estatisticamente significantes as seguintes séries:

- INPC: Índice de inflação brasileiro
- US\$/€: Razão entre as duas principais moedas internacionais – Dólar/Euro

A **Tabela 2** indica as estimativas para as variáveis do modelo, sendo que ambas são significantes a um nível de 1%. O coeficiente positivo para as duas variáveis explicativas (0,6341 para o INPC e 6,4748 para a razão US\$/€) aponta que quanto maior o valor observado para essas duas variáveis, maior será o valor da inadimplência – o que condiz com o comportamento real esperado.

O R^2 do modelo é de 75.72%.

Tabela 2 - Estimativas e estatísticas do modelo de regressão linear – PD.

Variável	Estimativa	Erro padrão	Valor t	Nível de significância	
Intercepto	-4,5585	1,6563	-2,752	0,01086	*
INPC	0,6341	0,0886	7,157	< 0,001	***
US\$/€	6,4748	1,5122	4,282	< 0,001	***

Fonte: Produção própria.

No **Gráfico 4** abaixo observamos que o modelo ajustado apresenta uma boa predição, principalmente, claro, para o período utilizado no desenvolvimento (anos 2015-2017) e no período denominado OOT1 (2011). Para o período intermediário, 2012-2014 o modelo superestima, em média, em cerca de 1 ponto percentual o valor da taxa de inadimplência, entretanto, o bom ajuste no período mais recente favorece sua aplicação para estimar a PD impactada por informações *forward-looking* no exercício de cálculo da perda esperada de crédito futura.

Para o próximo ano, 2018, o modelo revela leve tendência de aumento no valor da PD, girando em torno de 3.0%, dadas as condições econômicas projetadas.

Gráfico 4 - Série observada e valores ajustados pelo modelo de regressão linear – PD.

Fonte: Produção própria.

Com essa abordagem se ajusta o valor da PD para as condições econômicas esperadas, para as quais se acredita que se têm disponíveis as melhores estimativas possíveis. Tal abordagem *point in time* aqui adotada se difere daquela aplicada nas estimações de IRB, da

Basiléia II, onde há um ajuste a um determinado ciclo econômico e a PD estimada reflete, em resumo, a média de *defaults* observada durante o ciclo econômico utilizado. A **Figura 4** abaixo exemplifica a diferença na distribuição ao longo do tempo entre a PD *point in time* e a PD *through the cycle*.

Figura 4 - Exemplificação da PD *point in time* e da PD *through the cycle*.

Fonte: Kumar (2016).

Em termos de provisão de dinheiro para cobrir as perdas de crédito esperadas, é interessante ter uma visão mais específica (*point in time*) de modo que se possa ajustar a provisão à necessidade da época, onde há momentos em que se terá que provisionar mais ou menos dinheiro. O procedimento sugerido para o parâmetro PD supre essa característica.

4.3 EAD – *Exposure at default*

O tratamento sugerido para o cálculo do EAD, assim como aquele apresentado anteriormente para a PD, engloba a visão *forward-looking* solicitada pela norma IFRS9. Na PD é possível avaliar o risco do cliente antecipadamente, entretanto, pelo fato de que o interesse final deste trabalho está relacionado com um montante de dinheiro a ser provisionado, o parâmetro EAD ganha destaque na fórmula para a perda esperada, pois é a partir do valor indicado neste parâmetro que todos os demais serão aplicados.

É nesse parâmetro também, em conjunto com a abordagem a ser explicada detalhadamente a seguir, que mudamos a visão de *perda incorrida*, visão até então aplicada na norma IAS39, para *perda esperada*.

Assim como levantado por Siller (2015), o método utilizado no IAS39 não tinha como prática o reconhecimento de uma perda de crédito no momento inicial de vigência do contrato, isto é, no momento da concessão. Entretanto, ainda conforme levantado pelo autor, a abordagem do IFRS9 vai de encontro a esta, onde não só é permitido o reconhecimento de perda no momento inicial, como é a prática requerida pela nova norma.

4.3.1 A proposta para o saldo exposto

Com o auxílio de estudos divulgados pelos *bureaus* de crédito com atividade no Brasil¹⁴ (ANEXO 1), foi possível gerar uma base de dados de clientes com o intuito de utilizá-la para desenvolver o modelo de Análise de Sobrevivência sugerido. A base foi simulada a partir dessas informações apenas para facilitar a interpretação dos resultados do modelo, entretanto, as variáveis em si não serão relevantes no resultado final deste trabalho.

Conforme já levantado no tópico **3.1 Análise de Sobrevivência** o modelo de Cox foi escolhido para simular o tempo de falha dos clientes. No contexto aqui abordado, a falha é o evento de inadimplência do cliente, isto é, quando ele ultrapassa 90 dias de atraso no produto contratado.

Baseando-se nas características da série utilizada para estimar a PD (série 21149), a base simulada apresenta, portanto, uma taxa de inadimplência de 5.0% (taxa observada para o primeiro mês da série estudada – Março/2011). É de amplo conhecimento no mercado de crédito, Vasconcellos (2004) e Pazzoto (2012), que as informações cadastrais (como idade, escolaridade, estado civil, renda, etc.) em conjunto com o comportamento do cliente no mercado são as principais e mais valiosas fontes de informação para avaliar e segmentar os clientes e seus riscos de crédito associados.

Dessa forma, considerando as condições expostas acima, a base para o desenvolvimento do modelo de sobrevivência dispôs das seguintes variáveis, candidatas como explicativas da equação:

- Gênero
- Faixa etária
- Estado civil
- Escolaridade
- Renda

¹⁴ Boa Vista Serviços e Serasa Experian.

- Consultas de crédito

A estimação do modelo (Modelo 1) foi feita no *software* R¹⁵ e a equação encontrada inicialmente está indicada a seguir:

Tabela 3 - Coeficientes e estatísticas do ajuste do modelo de Cox – Modelo 1.

Variáveis	Categorias	Coeficiente	exp(coef)	se(coef)	z	Pr(> z)
Gênero	factor(Genero)M	-0,519	0,595	0,288	-1,804	0,071 .
Escolaridade	EscolaridadeMedio	-0,493	0,611	0,401	-1,229	0,219
	EscolaridadePos	-1,346	0,26	1,057	-1,273	0,203
	EscolaridadeSuperior	-0,992	0,371	0,407	-2,436	0,015 *
Renda	RendaRenda2	-0,053	0,948	0,357	-0,149	0,881
	RendaRenda3	-0,079	0,924	0,351	-0,224	0,823
	RendaRenda4	-1,831	0,16	1,028	-1,781	0,075 .
	RendaRenda5	-1,048	0,351	0,749	-1,4	0,162

Fonte: Produção própria.

Da **Tabela 3** observamos que a categoria *M* (mulher) da variável gênero, a categoria *Superior* da variável que mede a escolaridade do indivíduo e a categoria de *Renda 4* da variável renda são estatisticamente diferentes das categorias de referência – respectivamente sendo: gênero *homem*, escolaridade *fundamental* e renda *1*.

Com o modelo determinado acima, é possível então estimar a probabilidade de sobrevivência¹⁶ dos clientes dadas as suas características cadastrais e, com isso, analisar o seu tempo esperado até o momento de observação do *default*. Assim, ajustamos o montante de dinheiro realmente exposto de cada cliente na fórmula da perda esperada – **equação (3)**.

Os **Gráfico 5** até **Gráfico 13** representam as curvas de Kaplan-Meier e as curvas de risco acumulada para cada uma das variáveis que compõem o modelo. Para a variável Gênero é possível observar, claramente, através do **Gráfico 6** (que teve suas dimensões alteradas para melhor visualização dos dados), que as curvas são proporcionais ao longo do tempo. Para as outras duas variáveis há alguns cruzamentos entre as categorias da variável, entretanto, este cruzamento pode ser oriundo da amostra simulada. Como o objetivo do trabalho, novamente reforçando, não é encontrar variáveis estatisticamente significantes e seus respectivos

¹⁵ Para maiores detalhes, veja o **APÊNDICE 2**, onde é possível consultar o código utilizado nessa estimação.

¹⁶ Neste contexto, conforme já indicado, a sobrevivência será o tempo até o cliente entrar em *default*.

coeficientes para a aplicação em situações reais, prosseguiu-se com os dados simulados, que servem satisfatoriamente para elucidar a abordagem metodológica deste projeto.

Gráfico 5 - Curva de Kaplan-Meier – variável Gênero.

Fonte: Produção própria.

Gráfico 6 - Curva de Kaplan-Meier (zoom) – variável Gênero.

Fonte: Produção própria.

Gráfico 7 - Risco acumulado – variável Gênero.

Fonte: Produção própria.

Gráfico 8 - Curva de Kaplan-Meier – variável Escolaridade.

Fonte: Produção própria.

Gráfico 9 - Curva de Kaplan-Meier (*zoom*) – variável Escolaridade.

Fonte: Produção própria.

Gráfico 10 - Risco acumulado – variável Escolaridade.

Fonte: Produção própria.

Gráfico 11 - Curva de Kaplan-Meier – variável Renda.

Fonte: Produção própria.

Gráfico 12 - Curva de Kaplan-Meier (zoom) – variável Renda.

Fonte: Produção própria.

Gráfico 13 - Risco acumulado – variável Renda.

Fonte: Produção própria.

Apesar das análises expostas acima, em uma situação real para implantação de modelo, o interessante seria manter apenas as categorias estatisticamente significantes no modelo final. Dessa forma, a partir dos resultados da **Tabela 3**, foram agrupadas as categorias *Renda1*, *Renda2* e *Renda3* entre si (sendo transformadas na categoria *Renda123*) e as categorias *Renda4* e *Renda5* (nova categoria *Renda45*) da variável *Renda* e as categorias *Fundamental* e *Médio* (categoria *FundMed*) e as categorias *Superior* e *Pós* (nova categoria *SupPos*). Esses agrupamentos foram feitos de modo a manter a ordenação das variáveis categóricas – quanto maior a renda menor a taxa de inadimplência e quanto mais alta a escolaridade, também menor é a taxa de inadimplência observada.

Com isso, chega-se ao seguinte modelo (Modelo 2) estimado:

Tabela 4 - Coeficientes e estatísticas do ajuste do modelo de Cox – Modelo 2.

Variáveis	Categorias	Coeficiente	exp(coef)	se(coef)	z	Pr(> z)	
Gênero	GeneroM	-0.5160	0.5969	0.2866	-1.801	0.0718	.
Escolaridade	EscolaridadeSupPos	-0.6479	0.5231	0.2889	-2.242	0.0249	*
Renda	RendaRenda45	-13.022	0.2719	0.5960	-2.185	0.0289	*

Fonte: Produção própria.

Para o Modelo 2 estimado observa-se, **Tabela 4**, que todas os níveis das categorias agrupadas são estatisticamente significantes ao nível de significância de 10%.

O tópico a seguir trata da avaliação de ajuste dos modelos estimados e serve de auxílio para a escolha do modelo final.

4.3.2 Diagnóstico do modelo de Sobrevida

Após as estimações dos modelos de Cox, apresenta-se a seguir uma avaliação desses ajustes utilizando os resíduos padronizados de Schoenfeld. Observa-se para o Modelo 1, **Tabela 5**, que os valores dos coeficientes de correlação de Pearson (ρ), para a maioria dos níveis das covariáveis, são todos próximos de zero. Ainda, tanto o teste global quanto os testes para cada covariável, exceto para o nível *superior* da variável Escolaridade¹⁷, apresentaram evidências que não permitem a rejeição da hipótese nula de taxas de falha proporcionais (valores p superiores a 0.15). Em conjunto com os gráficos apresentados na

Figura 5, pode-se visualmente, confirmar este fato, uma vez que tendências ao longo do tempo não são evidentes.

Tabela 5 - Testes da proporcionalidade das taxas de falha no modelo de Cox – Modelo 1.

Covariável	rho (ρ)	chisq	valor p
GeneroM	0.0295	0.0441	0.8336
EscolaridadeMedio	-0.1805	16.282	0.2020
EscolaridadePos	-0.2010	20.285	0.1544
EscolaridadeSuperior	-0.2809	40.309	0.0447
RendaRenda2	-0.0366	0.0697	0.7918
RendaRenda3	-0.0324	0.0526	0.8187
RendaRenda4	0.0621	0.1927	0.6607
RendaRenda5	-0.1046	0.5330	0.4653
GLOBAL	-	57.115	0.6795

Fonte: Produção própria.

¹⁷ Sugerindo uma possível violação da suposição de taxas de falha proporcionais para este nível da covariável.

Figura 5 - Resíduos padronizados de Schoenfeld do modelo de Cox – Modelo 1.

Fonte: Produção própria.

As mesmas análises foram feitas para o Modelo 2 e estão apresentadas na **Tabela 6 e**

Figura 6. Observamos que o ajuste do modelo parece satisfatório, já que não há evidência estatística de que a hipótese de taxas de falha proporcionais é violada – valores p maiores que 5% e ausência de tendência ao longo do tempo.

Tabela 6 - Testes da proporcionalidade das taxas de falha no modelo de Cox – Modelo 2.

Covariável	rho (ρ)	chisq	valor p
GeneroM	0.0372	0.0689	0.7929
EscolaridadeSupPos	-0.2404	28.946	0.0889

RendaRenda45	-0.0238	0.0284	0.8661
GLOBAL	-	29.605	0.3978

Fonte: Produção própria.

Figura 6 - Resíduos padronizados de Schoenfeld do modelo de Cox – Modelo 2.

Fonte: Produção própria.

Dessa forma, como ambos os modelos parecem satisfatórias para a análise dos dados da base de interesse e novamente corroborando que o objetivo é apresentar a abordagem metodológica e não encontrar variáveis explicativas estatisticamente significantes, optou-se por trabalhar com o Modelo 1, que contém todas as categorias originais simuladas.

4.4 Estimação da perda esperada

Os tópicos a seguir utilizaram os parâmetros indicados anteriormente, que incorporam os requisitos principais da norma IFRS9, para o cálculo da perda esperada. Em conjunto com a aplicação desses parâmetros sob o cenário da nova norma, também será apresentada uma sucinta comparação de aplicação prática entre calcular a perda de crédito sob o aspecto de perda esperada contra a perda incorrida.

4.4.1 Os cenários possíveis

Para o cálculo da perda esperada utilizando os parâmetros estimados previamente, foi necessária a utilização de valores simulados para os contratos de crédito que comporão a carteira de portfólio a ser impactada pela regra contábil de provisão da IFRS9.

Para essa simulação, utilizaram-se algumas estatísticas de mercado disponíveis no site do BACEN que se referem às concessões de crédito praticadas pelas instituições financeiras.

A primeira referência¹⁸ é o volume total financiado relativo às concessões de contratos imobiliários realizadas em Março/2011 no Brasil e segunda referência¹⁹ é a quantidade total de concessões que gerou esses empréstimos.

Analisando as informações indicadas acima e desconsiderando àquelas referentes ao Estado do Amapá, que apresenta um valor discrepante quando comparado aos demais estados – média por concessão de R\$ 18.055.091, observa-se que foi reportado um total de 37.115 concessões no mês de Março/2011 e que a média de empréstimo por concessão dentro do Brasil é de R\$ 165.857, sendo o Estado de São Paulo responsável por 39.48% de todas as concessões, com uma média de R\$ 178.265 por concessão, seguido pelo Estado do Rio de Janeiro, que gerou 5.37% de todas as concessões registradas, com uma média de R\$ 276.050 por concessão

-

¹⁸ A referida informação está disponível no site do Bacen e pode ser consultada através do tópico 2.9.1 - *Total por Unidade da Federação - Unidades*, utilizando o seguinte link: <http://www.bcb.gov.br/FIS/SFH/PORT/est2011/03/SFHFINANC.asp>.

¹⁹ Tópico 2.9 - *Total por Unidade da Federação* – disponível no mesmo link indicado na nota de rodapé 14.

Tabela 7.

Para auxiliar, portanto, a situação a ser considerada para o cálculo, simularam-se séries para os contratos firmados nesse período, considerando as características de cada Estado – a simulação partiu da média observada dos contratos e de um desvio-padrão determinado, baseando-se nos dados extraídos na

Tabela 7 anteriormente citada.

Tabela 7 - Dados sobre as concessões de crédito no Brasil – Março/2011 – Bacen.

Estado	Quantidade de empréstimos (#)	Percentual (%)	Total dos empréstimos	Média dos empréstimos
Acre	14	0,04%	R\$ 1.970.300	R\$ 140.736
Amazonas	576	1,55%	R\$ 66.570.741	R\$ 115.574
Pará	171	0,46%	R\$ 41.781.859	R\$ 244.338
Rondônia	69	0,19%	R\$ 9.428.560	R\$ 136.646
Roraima	2	0,01%	R\$ 543.565	R\$ 271.783
Tocantins	75	0,20%	R\$ 9.999.921	R\$ 133.332
Alagoas	118	0,32%	R\$ 15.126.511	R\$ 128.191
Bahia	2.159	5,82%	R\$ 341.735.051	R\$ 158.284
Ceará	577	1,55%	R\$ 94.035.758	R\$ 162.974
Maranhão	899	2,42%	R\$ 166.167.848	R\$ 184.836
Paraíba	147	0,40%	R\$ 22.218.931	R\$ 151.149
Pernambuco	567	1,53%	R\$ 97.967.136	R\$ 172.782
Piauí	69	0,19%	R\$ 9.038.126	R\$ 130.987
Rio Grande do Norte	497	1,34%	R\$ 50.775.845	R\$ 102.165
Sergipe	183	0,49%	R\$ 23.815.964	R\$ 130.142
Espírito Santo	1.304	3,51%	R\$ 126.004.771	R\$ 96.629
Minas Gerais	2.486	6,70%	R\$ 383.664.676	R\$ 154.330
Rio de Janeiro	1.992	5,37%	R\$ 549.891.152	R\$ 276.050
São Paulo	14.654	39,48%	R\$ 2.612.294.691	R\$ 178.265
Paraná	2.834	7,64%	R\$ 371.964.796	R\$ 131.251
Rio Grande do Sul	1.741	4,69%	R\$ 215.945.475	R\$ 124.035
Santa Catarina	978	2,64%	R\$ 122.660.393	R\$ 125.420
Distrito Federal	3.401	9,16%	R\$ 484.260.096	R\$ 142.388
Goiás	1.011	2,72%	R\$ 150.159.299	R\$ 148.526
Mato Grosso	225	0,61%	R\$ 51.397.537	R\$ 228.433
Mato Grosso do Sul	366	0,99%	R\$ 136.352.864	R\$ 372.549
Total	37.115	100%	R\$ 6.155.771.866	R\$ 165.857

Fonte: Produção própria.

Dispondo de todas as informações até então apresentadas, suponha que uma instituição financeira passará a efetuar operações imobiliárias pela primeira vez e será responsável por si só por todas essas concessões que aconteceram nesse período – 37.115 no total. Estando esta

instituição sob as normas e regras contábeis do IFRS, deve, portanto, provisionar a sua carteira de Imobiliário desde o momento de sua concessão.

Para isso, de modo que o valor do montante provisionado seja o mais próximo possível daquele que será observado para os contratos que gerarão perdas para a instituição, utiliza-se o recurso da Análise de Sobrevivência para estimar o valor do saldo exposto que será imputado na fórmula proposta da perda esperada.

As tabelas com a probabilidade de sobrevivência para cada uma das 40 combinações²⁰ possíveis das variáveis explicativas do modelo de EAD estão apresentadas no **APÊNDICE 3**. A análise das probabilidades oriundas do modelo nos permite avaliar que, conforme esperado, a combinação entre as categorias *H* da variável Gênero, *Fundamental* da variável Escolaridade e *Renda 1* da variável Renda é a que apresenta menor probabilidade de sobrevivência para cada um dos tempos avaliados – isto porque, essas categorias representam, para cada uma das variáveis consideradas, o perfil mais arriscado de cliente. Em contrapartida, quando combinamos as categorias menos arriscadas dessas variáveis, encontramos o perfil de público com maior probabilidade de sobrevivência no modelo desenvolvido – isto é, a combinação entre as categorias *M* da variável Gênero, *Pós* da variável Escolaridade e *Renda 5* da variável Renda.

Pelo fato de que o interesse, a princípio, está na estimação da provisão para os próximos 12 meses (contratos do Estágio 1), devemos tomar em conta a probabilidade de os indivíduos sobreviverem a partir do décimo segundo mês – para os casos indicados acima, temos que essa probabilidade é, respectivamente, de 85.6% e 99.2% para o perfil mais e menos arriscado. A probabilidade em questão é calculada com base na **equação (4)**. Abaixo o exemplo para o perfil mais arriscado:

$$\mathcal{F}(12) = \mathbb{Pr}(T \geq 12) = 85.6\% \quad (8)$$

Adicionalmente, para que fosse possível aplicar e exemplificar corretamente a abordagem sugerida para o cálculo da perda esperada, também foi necessário simular os prazos para os contratos que compõem a carteira de interesse.

Para isso, considerou-se a série **20991** do Bacen²¹ - *Prazo médio da carteira de crédito com recursos direcionados - Pessoas físicas - Financiamento imobiliário com taxas de*

²⁰ Categorias das variáveis explicativas: Gênero (H, M), Escolaridade (Fundamental, Médio, Superior, Pós) e faixas de Renda (Renda 1, Renda 2, Renda 3, Renda 4, Renda 5). Combinando as categorias possíveis das três variáveis, chegamos a 40 combinações possíveis: $2 \times 4 \times 5 = 40$.

²¹ A série está disponível no seguinte link: <http://dadosabertos.bcb.gov.br/dataset/20991-prazo-medio-da-carteira-de-credito-com-recursos-direcionados---pessoas-fisicas---financiament>.

mercado. Da série em questão observamos o valor de 53,07 meses para o mês de nossa referência – Março/2011.

O histograma da **Figura 7** abaixo representa graficamente a série simulada para esta variável. É possível visualizar que a média está concentrada em torno do valor 50, já que se utilizou o valor de 53,07 meses como o parâmetro de média para simular essa série – o desvio padrão considerado foi de um ano, isto é, doze meses²².

Figura 7 - Histograma da variável simulada de *prazo*.

Fonte: Produção própria.

Dessa forma, considerando as probabilidades de sobrevivência estimadas para cada um dos 37.115 clientes, supõe-se então o seguinte cenário para essa carteira:

- LGD média: **47%**
- PD predita para Março/2012 com impacto das informações macroeconômicas: **4.17%**
- EAD total no início do período²³: **R\$ 6.158.470.851**

²² No **APÊNDICE 4** é possível consultar os gráficos com a distribuição simulada da variável *prazo* para cada um dos Estados brasileiros considerados no estudo.

²³ Nota-se que o valor da EAD apresentado é um pouco diferente daquele que observamos no total da

- SR: As probabilidades de sobrevivência variam no intervalo [85.6%; 99.2%].

A sugestão elementar para utilizar os parâmetros acima considera o saldo exposto do cliente no 12º mês em conjunto com a sua probabilidade de sobrevivência. Essa situação supõe que, em média, os clientes terão amortizado as 12 primeiras parcelas e, dessa forma, toda a provisão para o primeiro ano (próximos 12 meses) da carteira mencionada será calculada em cima do saldo exposto inicial subtraídas as 12 primeiras parcelas de todos os clientes.

Abaixo se exemplifica a situação indicada para um cliente do sexo masculino que concluiu o Ensino Médio e cuja renda está associada à faixa 3 – logo, sua probabilidade de sobrevivência é definida como: $P(12) = \mathbb{Pr}(T \geq 12) = 91.6\%$. O cliente é do Estado de Rondônia e apresentou um contrato inicial no valor de R\$ 121.116,57, parcelado em 64 vezes (parcela de R\$ 1.892,45). No cenário sugerido acima, tal cliente terá pagado R\$ 22.709,36 até o décimo segundo mês e o saldo exposto com o qual esse cliente irá contribuir para o saldo total é R\$ 98.407,21 (denominado *Saldo(12)*).

Considerando sua probabilidade de sobrevivência no décimo segundo mês, temos que o montante sob risco ao final desse período, conhecida essa probabilidade, será dado por $M(12) = 100\% - P(12) * Saldo(12) = 100\% - 91.6\% * R\$ 98.407,21 = R\$ 8.266,21$.

Tabela 7 (R\$ 6.155.771.866) – isto ocorre porque o valor da tabela é o valor realizado na prática e o total apresentado de R\$ 6.158.470.851 é o valor calculado a partir das simulações indicadas. Conclui-se, porém, que a simulação é extremamente válida, já que os valores são bem próximos entre si.

Considerando, para esta carteira, a probabilidade de *default*, $PD = 4.17\%$, e a perda dado o *default*, isto é, $LGD = 47\%$, temos então que a perda esperada para o primeiro ano para este contrato é de: $LEL_{IFRS9} = R\$ 8.266,21 * 47\% * 4.17\% = R\$ 161,90$.

Dessa forma, dadas as considerações acima, se encontrou que o montante a ser provisionado para toda esta carteira de portfólio, dada a situação de cada contrato, para os primeiros 12 meses será de:

$$LEL_p = \sum_{i=1}^{37115} SR_{t-1} PD_{ti} * LGD_{ti} * EAD_{ti} = R\$ 6.565.394,30 \quad (9)$$

O valor encontrado representa cerca de 0,11% do valor total que a instituição emprestou inicialmente e uma média de R\$ 176,89 de provisão por cliente. A princípio, pode-se pensar que o valor provisionado por cliente é baixo, mas deve-se ter em mente que as probabilidades calculadas são oriundas de simulações, entretanto, ainda, o valor provisionado total, pode ser condizente com a taxa de inadimplência de uma carteira de Imobiliário, que apresenta uma das menores taxas de *default* (em situações econômicas regulares, isto é, não em época de crise financeira), além de ser um empréstimo com garantia, onde o imóvel financiado pode ser tomado pela instituição para cobrir parte da dívida.

Apesar do exemplo de cálculo citado acima considerar a situação do contrato no estágio 1, considera-se que a metodologia sugerida pode ser extrapolada para os demais estágios, entretanto, é válido ressaltar que a comparação fiel entre a norma vigente e a nova norma não seria tão fácil de interpretar, já que a entrada do contrato nos demais estágios envolve a aplicação de taxas de desconto que podem variar entre a taxa efetiva do contrato, taxas de mercado ou alguma outra medida escolhida, que impactará diretamente o valor exposto a ser avaliado na estimação da perda.

4.4.2 A distribuição da provisão

Conforme já indicado e reforçado recentemente por Terrance, Shipilov e O'Donnell (2017), as maiores preocupações ao se implantar as novas regras de provisionamento da IFRS9 estão relacionadas à volatilidade e ao aumento do montante provisionado e reportado.

Fazendo um paralelo com a regra contábil vigente – IAS39, e tendo em vista as práticas de cálculo e divulgações aplicadas, considera-se que a instituição financeira exemplificada não

divulgaria nenhum montante de provisionamento para esta carteira no momento de sua concessão, já que nenhum cliente está em situação de inadimplência no instante inicial.

Neste sentido, de fato, se compararmos as provisões encontradas sob cada uma das regras analisadas para os primeiros doze meses de atividade, teríamos uma diferença de cerca de R\$ 6.5 milhões no montante provisionado.

Entretanto, entende-se, sob a IAS39, que quando um cliente nesta carteira apresentar a situação de *default*²⁴, a instituição irá provisionar sob todo o montante exposto no momento de observação da inadimplência. Tomemos como exemplo novamente o cliente com as características expostas no tópico anterior – contrato de 64 meses com parcelas no valor de R\$ 1.892,45 – supondo que este cliente apresente a situação de *default* no 25º mês de contrato, seu saldo exposto para cálculo da provisão, sem considerar a contabilização de juros, seria de R\$ 81.375,20²⁵.

Para esta situação, teríamos que o montante calculado sob a IAS39 seria o seguinte:

$$\begin{aligned} EL_{IAS39} &= PD_{ti} * LGD_{ti} * EAD_{ti} = 4.17\% * 47\% * R\$ 81.375,20 \\ EL_{IAS39} &= R\$ 1.593,80 \end{aligned} \quad (10)$$

Tal valor seria lançado direta e unicamente na provisão, sem considerar que o cliente possa vir a regularizar sua situação e, portanto, o montante a ser, de fato, perdido ser menor do que o provisionado. Ainda, considerando essa prática, poderiam ser observados picos de provisão, já que inicialmente a instituição não teria provisionado nada para este cliente/carteira.

Sob a IFRS9, por sua vez, de modo a agregar outro requerimento da norma, vamos considerar novamente a probabilidade de sobrevivência. Através desta técnica é possível determinar pontos de corte específicos na probabilidade de sobrevivência para determinar quando o cliente apresentou deterioro significativo no seu risco e que, portanto, a provisão para toda a vida do contrato desse cliente deve ser calculada (*lifetime expected losses*).

Utilizando novamente o cliente tomado como exemplo, vamos supor que a probabilidade de sobrevivência associada a este cliente seja de 42% a partir do 25º mês – isto é, $P(25) = \mathbb{Pr}(T \geq 25) = 42\%$.

²⁴ Isto é, atraso superior a 90 dias no seu contrato Imobiliário.

²⁵ Para apresentar a situação de *default* no 25º mês, o cliente parou de pagar o contrato na 21ª parcela. Dessa forma, ele abateu do seu saldo inicial (R\$ 121.116,57) um total de R\$ 39.741,37.

Este valor estaria, por sua vez, abaixo do *trigger* considerado em determinações internas da instituição, onde seria necessário então, provisionar este contrato por toda a sua vida. Nestas condições, no início do terceiro ano de vida deste contrato, seria calculado o seguinte montante:

$$\begin{aligned} LEL_{IFRS9} &= PD_{ti} * LGD_{ti} * EAD_{ti} = 4.17\% * 47\% * R\$ 81.375,20 \\ LEL_{IFRS9} &= R\$1.593,80 \end{aligned} \quad (11)$$

Observa-se que o valor encontrado para a perda esperada *lifetime* é exatamente o mesmo para a perda no momento sob a visão do IAS39 (**equação (10)**), isto porque se trata do mesmo cliente sob as mesmas condições e sob o mesmo instante, entretanto, sob a IFRS9 já foi considerada uma provisão no valor de $R\$_{ano1} 161,90 + R\$_{ano2} 124,54 = R\$ 286,44$ nos dois primeiros anos deste contrato. Assim, complementarmente, o novo valor provisionado seria de apenas $LEL_{IF} = R\$1.307,36 - 82\%$ do valor total lançado sob as condições da IAS39.

Em contrapartida, baseando-se nas condições de um contrato que foi pago corretamente durante toda a sua vigência, isto é, o cliente manteve-se em dia com as parcelas e não apresentou deterioro significativo de risco, não haveria a necessidade de provisionar nenhum montante para este contrato. Tal situação seria observada sob as condições da IAS39, entretanto, sabe-se que sob a abordagem sugerida para o IFRS9 já teria sido provisionado montante respectivo, pelo menos, para os primeiros 12 meses de vida do contrato.

Neste cenário, é válido considerar a visão carteira e entender que o provisionamento, de certa forma, equivocado para determinados contratos pode e deve ser alocado para cobrir as perdas esperadas em outros contratos cujo risco de inadimplência é grande e o evento de *default* se mostra inerente ao passar do tempo. Em outras palavras, é válida uma realocação do montante provisionado para toda a carteira, de modo que a provisão total feita durante o período de vigência desta carteira se aproxime da perda total a ser observada na data de vencimento desta carteira.

Dadas as considerações acima, espera-se que as provisões totais, sob a IAS39 e sob a IFRS9, associadas a uma carteira específica de crédito (se as condições e variáveis utilizadas na estimação estiverem bem ajustadas à realidade), sejam bem próximas entre si. A diferença, entretanto, é que a provisão encontrada sob a nova norma será melhor adequada no tempo – de modo mais tempestivo – já que a cada revisão anual (ou em outra periodicidade) serão ajustados os valores provisionados dadas as características de risco do cliente e as condições econômicas observadas/esperadas. Essa situação de distribuição da perda mais oportuno no tempo já era levantada por Barth e Landsman (2010) em seu estudo sobre a crise financeira mundial de 2007-

2008, quando os autores citam o seguinte a respeito da utilização do modelo de perdas esperadas para empréstimos: “A beneficial effect of the model is more timely and symmetric loss recognition” (p. 415).

4.4.3 Demais considerações

De modo a satisfazer os novos requerimentos para estimação da provisão de crédito, além da abordagem macro que foi apresentada até esta parte do trabalho, indica-se a seguir algumas abordagens complementares ou detalha-se algumas já apresentadas na abordagem macro.

Conforme indica Mester (1997), as instituições que fazem uso dos escores de créditos para avaliar os perfis de seus possíveis clientes geralmente determinam um ponto de corte (*cutoff*) condizente com o seu apetite de risco. Da mesma forma, é possível utilizar a técnica e os resultados da Análise de Sobrevivência para determinar pontos específicos na probabilidade que determinarão uma situação de incremento significativo no risco, onde se passa a provisionar, portanto, para toda a vida do contrato e não mais se calcula a provisão para os próximos 12 meses. Dispondo de dados reais é possível saber, para segmentos específicos de clientes, um valor da probabilidade de sobrevivência a partir da qual, geralmente, se observa que os clientes, em sua maioria, tendem a convergir para o evento de inadimplência.

No **Gráfico 14** se exemplifica a situação onde para os clientes do segmento 1, em sua maioria, quando atingem a probabilidade de sobrevivência de 42% se observa o evento de *default* logo em seguida²⁶, já para os clientes do segmento 2, essa probabilidade está no patamar dos 47%.

Gráfico 14 - Probabilidades de sobrevivência e eventos de *defaults* associados.

²⁶ Os eventos de *default* estão representados pelos pontos no gráfico analisado.

Fonte: Produção própria.

Ainda considerando a Análise de Sobrevivência, apesar de todos os resultados aqui apresentados terem considerados variáveis cadastrais – a maioria delas estática no tempo, conforme comentado no tópico 3.1.2 *Extensões da Análise de Sobrevivência*, é possível a utilização de variáveis dependentes do tempo para gerar uma melhor aderência da probabilidade de sobrevivência à situação do contrato. Ainda, seria possível, se tomado certos cuidados, a incorporação de variáveis do contrato para melhorar a estimação da probabilidade de interesse.

Outra abordagem também que poderia gerar uma estimação da provisão ainda mais aderente à observada, seria a utilização de modelos na visão cliente para os outros dois parâmetros utilizados no cálculo, PD e LGD – tal abordagem vai ao encontro com as estimações avançadas de Basiléia.

Independentemente de a abordagem ser visão cliente ou visão carteira, quando se tiver como objetivo a incorporação de variáveis macroeconômicas para aderir ao aspecto *forward-looking*, indica-se a projeção dessas informações em diferentes cenários estressados. De modo sucinto, indica-se projetar, por exemplo, um cenário otimista, um cenário pessimista e um cenário neutro, visando abordar três distintas possibilidades econômicas a serem enfrentadas.

5 CONCLUSÕES E OUTRAS POSSÍVEIS EXTENSÕES

Acredita-se que, na prática, ao se adicionar a taxa de sobrevivência para ajustar o saldo exposto do cliente somada à consideração de projeções macroeconômicas nos modelos de PD (informações *forward-looking*), as provisões para perda esperada de crédito melhor se adequarão a real perda de crédito a ser observada para os contratos concedidos.

Para o modelo de sobrevivência, de forma a agregar mais informações relacionadas com a situação financeira atual do cliente (possivelmente impactada pela economia), sugere-se a utilização de informações de curto prazo oriundas dos *bureaus*, isto é, do comportamento recente do cliente no mercado de crédito – por exemplo, a quantidade de consultas em bancos/financeiras nos últimos 6 meses. Se um cliente apresenta uma elevada busca por crédito no mercado nesse período (situação refletida na quantidade alta de consultas nesse segmento), há indícios que a situação financeira desse cliente sofreu uma mudança e, por consequência, sua probabilidade de inadimplência – o que seria refletido na probabilidade de sobrevivência do modelo construído para a EAD.

Ainda, a avaliação individual de cada cliente, assim como na concessão de crédito no varejo, ao contrário da avaliação massiva de diversos ativos dentro de um mesmo portfólio, irá retornar uma estimativa de perda esperada mais próxima ao observado após a baixa do contrato.

Já em fase de testes nas principais instituições financeiras em atividade no Brasil - até mesmo bem antes de 2017, a adoção da nova norma já gerou diversas tomadas de decisão e, uma delas, refere-se justamente ao saldo a ser considerado no cálculo da provisão. De modo bem simplista, vem sendo observada a aplicação de um fator de correção no saldo exposto total de uma determinada carteira, simulando a liquidação esperada entre a data do cálculo e a data de referência para a estimativa. Entretanto, este tratamento pode estar super ou subestimando além do esperado e, ao contrário do sugerido neste trabalho, não leva em conta a especificidade de risco de crédito de cada contrato.

Tendo em mente as demais etapas do processo de provisão dentro da IFRS9, uma possível extensão da Análise de Sobrevivência seria sua aplicação, no Estágio 3, para determinar quando um contrato ou uma carteira em situação de *default* não gera mais recuperação para a instituição. Um contrato que entrou em *default* e foi classificado, portanto, no Estágio 3, ainda é passível de gerar recuperações para o banco – com a abordagem indicada é possível, assim, determinar com certa probabilidade a partir de quanto tempo após sua deterioração de risco o contrato não gera mais recuperações satisfatórias, indicando para a instituição financeira um momento adequado para praticar um ato comum no meio creditício, que é a venda de carteiras para as empresas especializadas em cobrança. O evento de interesse, nesse caso, sob a ótica da sobrevivência, poderia ser o momento em que os gastos com o cliente superam a recuperação oriunda desse contrato. Ainda, apesar de toda a pesquisa estar baseada no setor de pessoa física, é possível extrapolar a técnica sugerida para a área de pessoa jurídica, sem perda de generalidade.

Sobretudo, destaca-se a relevância deste trabalho por abordar um tema que impacta diretamente a situação financeira das instituições e, conseqüentemente, impacta também todos os envolvidos – o gerador da informação que agregará aptidão para melhor avaliar seus empréstimos, os investidores que demandam informações mais verazes e, de modo geral, todo o setor bancário e financeiro, que trabalhará com informações e situações mais concretas e genuínas.

Em adição, a principal contribuição deste projeto de pesquisa está voltada para a instrução dos envolvidos e responsáveis por um caminho consistente e fundamentado, a partir da sugestão de metodologia para abordar uma norma que vem gerando muitos estudos, já que,

nem mesmo, os próprios emissores desta regra ofereceram caminhos concretos de como abordar um tema tão complexo.

A sugestão, dentro deste assunto e diante de tantos testes e simulações feitas atualmente, é um diferencial no meio acadêmico e no mercado e considera-se que a aplicação de toda a metodologia aqui apresentada parece ser satisfatória para gerarem montantes de provisão mais adequados para a nova norma contábil, entretanto, o exercício dessa abordagem em dados reais indicará, de fato, sua viabilidade e suas possíveis vantagens/desvantagens.

REFERÊNCIAS²⁷

- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, Vol. 23 (No. 4), pp. 589-609.
- Arellano, C. (2008). *Default risk and income fluctuations in emerging economies*. University of Minnesota, Federal Reserve Bank of Minneapolis. Paper No. 7867.
- Aziz, J., & Charupat, N. (1998). Calculating Credit Exposure and Credit Loss: A Case Study. *Algo Research Quarterly*, Vol. 1 (No 1), pp. 31-46.
- Baesens, B., Rösch, D., & Scheule, H. (2016). *Credit Risk Analytics: Measurement Techniques, Applications, and Examples in SAS*. Wiley. doi: 10.1002/9781119449560.
- Banco Central do Brasil. (1999, 21 de dezembro). RESOLUÇÃO N° 2.682. Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Recuperado em http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/1999/pdf/res_2682_v2_L.pdf.

²⁷ De acordo com o estilo APA (*American Psychological Association*).

- Banco Central do Brasil. (2009, 27 de maio). RESOLUÇÃO Nº 3.786. Dispõe sobre a elaboração e a divulgação de demonstrações contábeis consolidadas com base no padrão contábil internacional emitido pelo International Accounting Standards Board (IASB). Recuperado em https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=/Lists/Normativos/Attachments/47513/Res_3786_v1_O.pdf.
- Bangia, A., Diebold, F. X., & Kronimus, A. (2002). Ratings migration and the business cycle, with application to credit portfolio stress testing. *Journal of Banking & Finance*, Vol. 26, pp. 445–474.
- Barth, M. E., & Landsman, W. R. (2010). How did Financial Reporting Contribute to the Financial Crisis?. *European Accounting Review*, Vol. 19 (No. 3), pp. 399-423. doi: 10.1080/09638180.2010.498619.
- Bhoola, F., & Giannaros, M. (2016). Economic forecasting: why it matters and why it's so often wrong. *The Conversation*. Recuperado de <https://theconversation.com/economic-forecasting-why-it-matters-and-why-its-so-often-wrong-53829>.
- Colosimo, E. A., & Giolo, S. R. (2006). *Análise de Sobrevivência Aplicada*. São Paulo, SP: Blucher.
- Cox, D. R. (1972). Regression Models and Life-Tables. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, Vol. 34 (No. 2), pp. 187-220.
- Diniz, C., & Louzada, F. (2013). *Métodos Estatísticos para Análise de Dados de Crédito*. 6th Brazilian Conference on Statistical Modelling in Insurance and Finance. Maresias, SP.
- Ferrari, S. L. P. & Cribari-Neto, F. (2004). Beta Regression For Modelling Rates And Proportions. *Journal of Applied Statistics*, Vol. 31 (No. 7), pp. 799-815. doi: 10.1080/0266476042000214501.
- Filho, J. R. T., Kroenke, A., & Söthe, A. (2009). Impacto da Crise do *Subprime* na Provisão do Risco de Crédito dos Maiores Bancos Nacionais. *Revista Brasileira de Gestão de Negócios*, Vol. 11 (No 32), pp. 248-259. doi: 10.7819/rbgn.v11i32.372.
- Flores, J. A. E., Basualdo, T. L., & Sordo, A. R. Q. (2010). Regulatory use of system-wide estimations of PD, LGD and EAD. *Financial Stability Institute*. Switzerland.
- Gupta, A. K., & Nadarajah, S. (2004). *Handbook of Beta Distribution and Its Applications*. New York, NY: Marcel Dekker.
- Hu, P., Tsiatis, A. A., & Davidian, M. (1998). Estimating the Parameters in the Cox Model When Covariate Variables are Measured With Error. *Biometrics*, Vol. 54 (No. 4), pp. 1407-1419.
- IAS 39 - International Accounting Standard 39. (2014). Recuperado de: [http://www.kasb.or.kr/upload/constancy/InternationalFinancialReportingStandards\(IFRSs\)2010/BV2010_IAS39_PART%20B.pdf](http://www.kasb.or.kr/upload/constancy/InternationalFinancialReportingStandards(IFRSs)2010/BV2010_IAS39_PART%20B.pdf).

- IASB - International Accounting Standards Board. (2014). IFRS 9 Financial Instruments – Project Summary. Recuperado de <http://www.ifrs.org/current-projects/iasb-projects/financial-instruments-a-replacement-of-ias-39-financial-instruments-recognition/documents/ifrs-9-project-summary-july-2014.pdf>.
- Ieda, A., Marumo, K., & Yoshiba, T. (2000). A Simplified Method for Calculating the Credit Risk of Lending Portfolios. *Monetary and Economic Studies*, Vol. 18 (No. 2), pp. 49-82.
- International Financial Reporting Standard. (2014). IFRS 9 *Financial Instruments*. London, UK: IASB.
- Iqbal, N. & Ali, S. A., (2012). Estimation on Probability of Defaults (PD) for Low Default Portfolios: An Actuarial Approach. Paper apresentado no *Enterprise Risk Management Symposium*. Washington, DC. Recuperado de <http://www.ermssymposium.org/2012/otherpapers/iqbal-ali-paper-03-20-12.pdf>.
- Johnson, P., & Beverlin, M. (2013). Beta Distribution. Recuperado de <http://pj.freefaculty.org/guides/stat/Distributions/DistributionWriteups/Beta/Beta.pdf>.
- Kim, D., & Santomero, A. M. (1993). Forecasting Required Loan Loss Reserves. *Journal of Economics and Business*, Vol. 45, pp. 315-329.
- Klefvenberg, L., & Nordlander, V. (2015). *IFRS 9 replacing IAS 39 - A study about how the implementation of the Expected Credit Loss Model in IFRS 9 is believed to impact comparability in accounting*. (Bachelor's Thesis). Department of Business Studies, Uppsala University, Suécia.
- KPMG. (2014). *First Impressions: IFRS 9 Financial Instruments*. UK. Recuperado de <https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/pdf/2015/06/first-impressions-IFRS9-O-201409.pdf>.
- Kumar, H. M. (2016). Cyclical Factor In Probability Of Default - An Illustration. Recuperado de: <https://www.linkedin.com/pulse/cyclical-factor-probability-default-illustration/>.
- Macedo, C. G. (2014). *Determinação da perda de crédito por meio de modelos estruturais: Aplicação da abordagem de Implied Market Loss Given Default*. (Dissertação de Mestrado, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo). Recuperado de www.teses.usp.br.
- Mester, L. J. (1997) What's the Point of Credit Scoring. *Business Review - Federal Reserve Bank of Philadelphia*, pp. 3–16.
- Mian, A. & Sufo, A. (2009). The consequences of mortgage credit expansion: evidence from the U.S. mortgage default crisis. *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 124 (No. 4), pp. 1449–1496. doi: 10.1162/qjec.2009.124.4.1449.
- Mozzer, N. B. (2008). *O ato criativo de comparar: Um estudo das analogias elaboradas por alunos e professores de ciências*. (Dissertação de Mestrado, Faculdade de Educação da Universidade Federal de Minas Gerais, Minas Gerais). Recuperado de <http://www.bibliotecadigital.ufmg.br>.

- Narain, B. (1992). Survival Analysis and the Credit Granting Decision. *Credit Scoring and Credit Control* (pp 109-121). Oxford: Oxford University Press.
- Pazzoto, B. B. (2012). *Modelagem da]~; Perda Esperada Uma Alternativa para tratar o efeito da correlação entre a PD e LGD*. (Dissertação de Mestrado, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo). Recuperado de <http://bibliotecadigital.fgv.br>.
- Querci, F. (2005). Loss given default on a medium-sized Italian bank's loans: an empirical exercise. European Financial Management Association, 2005 Annual Meetings, Milan, Italy.
- Scandizzo, S. (2016). Loss Given Default Models. In: The Validation of Risk Models. *Applied Quantitative Finance series* (pp 78-92). London: Palgrave Macmillan.
- Schuermann, T. (2004). What do we know about loss given default? *Credit Risk Models and Management* (2nd ed.). London: Risk Books.
- Siller, H. & Podda, P. A. (2015). IFRS Conference at AAU: Incurred Losses vs. Expected Losses. Recuperado de <https://www.linkedin.com/pulse/ifrs-conference-aau-incurred-losses-vs-expected-pietro-andrea-podda/>.
- Silva, A. C. M., Marins, J. T. M. & Neves, M. B. E. (2009). Loss Given Default: um estudo sobre perdas em operações prefixadas no mercado brasileiro. (Trabalhos para Discussão nº 193). Banco Central do Brasil.
- Souza, G. (2017). Adaptação a IFRS 9 impacta de maneira profunda as estruturas de controle de diversas áreas das organizações. Recuperado de: <http://www.migalhas.com.br/dePeso/16,MI258733,11049-Adaptacao+a+IFRS+9+impacta+de+maneira+profunda+as+estruturas+de>.
- Stepanova, M., & Thomas, L. (2002). Survival analysis methods for personal loan data. *Operations Research*, Vol 50 (No. 2), pp. 277–289.
- Terrance, C., Shipilov, A., & O'Donnell, B. (2017). The Challenges of Implementing IFRS 9-Impairment. Global Risk Institute. Toronto, Canadá. Recuperado de <https://globalriskinstitute.org/publications/challenges-implementing-ifrs-9-part-2/>.
- Thomas, L., & Reyes, M. E. (2014). Tutorial: Survival Estimation for Cox Regression Models with Time-Varying Coefficients Using SAS and R. *Journal of Statistical Software*, Vol. 61. doi: 10.18637/jss.v061.c01.
- Vasconcellos, R. S. (2004). *Modelos de Escoragem de Crédito Aplicados a Empréstimo Pessoal com Cheque*. (Dissertação de Mestrado, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo). Recuperado de <http://bibliotecadigital.fgv.br>.

APÊNDICE 1 – Código para simulação da *LGD* via Monte Carlo

O código apresentado a seguir foi desenvolvido no *software* R e utilizado para a simulação das séries de LGD.

Os pacotes que compõe o código são, brevemente, descritos a seguir:

- Randtoolbox: pacote para geração de amostras *Quasi-Monte Carlo*
- Plyr: pacote para combinação de base de dados
- Reshape: pacote para reestruturação de base de dados

```
# Pacotes do R necessários para gerar uma sequência "quase- aleatória" e auxiliares
require(randtoolbox)
require(plyr)
require(reshape)

# Função para gerar uma amostra da distribuição Beta através do método de Monte Carlo
MCSample <- function(n, alfa, beta) { # parâmetros de entrada da função:
  # n: total da amostra
  # Gerar uma sequência Sobol          # alfa: parâmetro alfa
  sob <- sobol(n, 2)                   # beta: parâmetro beta

  # Criar a matriz com os valores simulados
  # Valores de uma sequência aleatória uniforme para a distribuição Beta
  simul <- matrix(rep(0,n), nrow=n)
  simul[,1] <- eval(call("qbeta",sob[,1],alfa,beta))

  # Converter a matriz para uma base de dados
  simul <- as.data.frame(simul)
  names(simul) <- c("Beta")
  return(simul)
}

# Chamar a função para os parâmetros de interesse
simul <- MCSample(10000,0.17,0.20)
```

APÊNDICE 2 - Código modelo de sobrevivência

O código abaixo foi processado no *software* R e representa a estimação de um modelo de Análise de Sobrevivência através do ajuste por um modelo de regressão de riscos proporcionais de Cox.

O pacote necessário para rodar o modelo é o *Survival*, que contém as rotinas para as análises com abordagem de sobrevivência.

Além da função *coxph*, que é a responsável pela estimação do modelo, também se indicam as funções *survdiff*, que permite avaliar a diferença estatística entre curvas de sobrevivência para grupos/categorias de interesse e *survfit*, que plota as curvas de sobrevivência por categorias da variável analisada.

Na parte final do código destacam-se as funções utilizadas para avaliar o ajuste dos modelos previamente estimados, que são a *resid* e a *cox.zph* que geram a análise de resíduos dado o método escolhido (nesse caso, Schoenfeld).

```
##Libraries
library(survival)

##Set diretório
setwd("C:/Users/Andressa Soreira/Desktop/Dissertation/PD/IMOB")

##Ler carteira simulado (v20170729)
sim <- read.table("C:/Users/Andressa
Soreira/Desktop/Dissertation/PD/IMOB/Amostra_Final_Imob_v20170729.csv",
sep=";", dec=".", quote="\"", header = TRUE)

#Curva de Sobrevivência por variável explicativa
fit = survfit(Surv(Time,Censura) ~ Genero, data=sim)
plot(fit)

#Teste Log-rank
survdiff(Surv(Time,Censura)~Genero, data=sim,rho=0)
survdiff(Surv(Time,Censura)~Idade, data=sim,rho=0)
survdiff(Surv(Time,Censura)~Civil, data=sim,rho=0)
survdiff(Surv(Time,Censura)~Consultas, data=sim,rho=0)
survdiff(Surv(Time,Censura)~Renda, data=sim,rho=0)
survdiff(Surv(Time,Censura)~Escolaridade, data=sim,rho=0)
#A categorização até o momento indica que apenas as variáveis Genero e Escolaridade
apresentam correlação diferente de 0

#Teste Gehan-Wilcoxon
survdiff(Surv(Time,Censura)~Genero, data=sim,rho=1)
```



```

survdifff(Surv(Time,Censura)~Idade, data=sim,rho=1)
survdifff(Surv(Time,Censura)~Civil, data=sim,rho=1)
survdifff(Surv(Time,Censura)~Consultas, data=sim,rho=1)
survdifff(Surv(Time,Censura)~Renda, data=sim,rho=1)
survdifff(Surv(Time,Censura)~Escolaridade, data=sim,rho=1)

##Ajuste do Modelo de Cox
mcox = coxph(Surv(Time,Censura) ~ Genero + Escolaridade + Renda, sim)
summary(mcox)

##Análise de Resíduos
mcox = coxph(Surv(Time,Censura) ~ Genero + Escolaridade + Renda,
sim,model=TRUE)

resid(mcox,type=c("martingale", "deviance", "score", "schoenfeld",
"dfbeta", "dfbetas", "scaledsch","partial"))

coxsnellres=sim$Censura-resid(mcox,type="martingale")

## Then using NA method to estimate the cumulative hazard function for residuals;
resid(mcox,type="scaledsch")
cox.zph(mcox, transform="identity")
par(mfrow=c(1,3))
plot(cox.zph(mcox),main='Resíduo de Schoenfeld')

```

APÊNDICE 3 - Tabelas de probabilidade de sobrevivência

Tabela 8: Estimções das probabilidades de sobrevivência em cada tempo por combinação das variáveis explicativas.

<i>Combinação 1: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Fundamental', Renda = 'Renda1'</i>					<i>Combinação 2: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Fundamental', Renda = 'Renda1'</i>				
Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro- padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior	Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro- padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,955	0,020	0,917	0,996	4	0,973	0,013	0,949	0,998
5	0,938	0,027	0,887	0,991	5	0,962	0,017	0,930	0,996
6	0,923	0,032	0,863	0,988	6	0,954	0,020	0,915	0,994
7	0,900	0,040	0,826	0,982	7	0,939	0,025	0,891	0,990
8	0,886	0,045	0,803	0,978	8	0,931	0,029	0,876	0,988
9	0,881	0,046	0,794	0,976	9	0,927	0,030	0,870	0,988
10	0,867	0,051	0,772	0,973	10	0,918	0,033	0,856	0,986
11	0,864	0,052	0,768	0,972	11	0,917	0,034	0,853	0,985
12	0,856	0,055	0,755	0,970	12	0,911	0,036	0,844	0,984

Combinação 3: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Medio', Renda = 'Renda1'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,972	0,010	0,953	0,993
5	0,961	0,013	0,936	0,988
6	0,952	0,016	0,922	0,983
7	0,938	0,019	0,901	0,977
8	0,929	0,022	0,887	0,972
9	0,925	0,023	0,882	0,971
10	0,916	0,025	0,869	0,966
11	0,915	0,025	0,866	0,965
12	0,909	0,027	0,859	0,963

Combinação 5: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Superior', Renda = 'Renda1'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,983	0,007	0,970	0,996
5	0,976	0,009	0,960	0,993
6	0,971	0,010	0,951	0,991
7	0,962	0,013	0,937	0,987
8	0,956	0,014	0,929	0,985
9	0,954	0,015	0,925	0,984
10	0,948	0,017	0,916	0,981
11	0,947	0,017	0,915	0,981
12	0,944	0,018	0,910	0,979

Combinação 4: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Medio', Renda = 'Renda1'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,984	0,006	0,971	0,996
5	0,977	0,008	0,960	0,994
6	0,971	0,010	0,952	0,991
7	0,963	0,013	0,938	0,988
8	0,957	0,014	0,930	0,985
9	0,955	0,015	0,926	0,984
10	0,949	0,016	0,918	0,982
11	0,948	0,017	0,916	0,982
12	0,945	0,018	0,911	0,980

Combinação 6: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Superior', Renda = 'Renda1'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,990	0,004	0,982	0,998
5	0,986	0,005	0,976	0,996
6	0,983	0,006	0,970	0,995
7	0,977	0,008	0,961	0,993
8	0,974	0,009	0,956	0,992
9	0,972	0,010	0,954	0,991
10	0,969	0,011	0,948	0,990
11	0,968	0,011	0,947	0,990
12	0,966	0,011	0,944	0,989

Combinação 7: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Pos', Renda = 'Renda1'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,988	0,012	0,965	1,000
5	0,983	0,017	0,951	1,000
6	0,979	0,021	0,939	1,000
7	0,973	0,027	0,921	1,000
8	0,969	0,031	0,910	1,000
9	0,967	0,033	0,906	1,000
10	0,963	0,036	0,895	1,000
11	0,963	0,037	0,892	1,000
12	0,960	0,040	0,886	1,000

Combinação 9: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Fundamental', Renda = 'Renda2'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,958	0,020	0,919	0,998
5	0,941	0,027	0,889	0,995
6	0,927	0,032	0,866	0,993
7	0,905	0,041	0,829	0,989
8	0,892	0,046	0,807	0,986
9	0,887	0,048	0,798	0,985
10	0,873	0,052	0,776	0,982
11	0,871	0,053	0,772	0,982
12	0,863	0,056	0,759	0,980

Combinação 8: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Pos', Renda = 'Renda1'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,993	0,007	0,979	1,000
5	0,990	0,010	0,970	1,000
6	0,988	0,013	0,963	1,000
7	0,984	0,017	0,952	1,000
8	0,981	0,019	0,945	1,000
9	0,981	0,020	0,942	1,000
10	0,978	0,022	0,935	1,000
11	0,978	0,023	0,934	1,000
12	0,976	0,024	0,930	1,000

Combinação 10: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Fundamental', Renda = 'Renda2'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,975	0,012	0,951	0,999
5	0,964	0,017	0,932	0,997
6	0,956	0,020	0,918	0,996
7	0,943	0,025	0,894	0,993
8	0,934	0,029	0,880	0,992
9	0,931	0,030	0,874	0,991
10	0,922	0,033	0,860	0,990
11	0,921	0,034	0,857	0,989
12	0,916	0,036	0,848	0,989

Combinação 11: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Medio', Renda = 'Renda2'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,974	0,010	0,954	0,994
5	0,963	0,014	0,937	0,990
6	0,955	0,016	0,924	0,987
7	0,941	0,020	0,902	0,982
8	0,932	0,023	0,889	0,978
9	0,929	0,024	0,884	0,977
10	0,921	0,026	0,871	0,973
11	0,919	0,027	0,868	0,972
12	0,914	0,028	0,860	0,970

Combinação 13: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Superior', Renda = 'Renda2'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,984	0,006	0,971	0,997
5	0,978	0,008	0,961	0,994
6	0,972	0,010	0,953	0,992
7	0,964	0,013	0,939	0,989
8	0,958	0,014	0,931	0,987
9	0,956	0,015	0,927	0,986
10	0,951	0,017	0,919	0,984
11	0,950	0,017	0,917	0,984
12	0,947	0,018	0,912	0,983

Combinação 12: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Medio', Renda = 'Renda2'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,984	0,006	0,972	0,997
5	0,978	0,008	0,962	0,995
6	0,973	0,010	0,953	0,993
7	0,964	0,013	0,940	0,990
8	0,959	0,014	0,932	0,988
9	0,957	0,015	0,928	0,987
10	0,952	0,017	0,920	0,985
11	0,951	0,017	0,918	0,985
12	0,948	0,018	0,913	0,983

Combinação 14: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Superior', Renda = 'Renda2'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,990	0,004	0,983	0,998
5	0,987	0,005	0,977	0,997
6	0,983	0,006	0,971	0,996
7	0,978	0,008	0,963	0,994
8	0,975	0,009	0,958	0,992
9	0,974	0,009	0,956	0,992
10	0,971	0,010	0,951	0,991
11	0,970	0,010	0,950	0,991
12	0,968	0,011	0,946	0,990

Combinação 15: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Pos', Renda = 'Renda2'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,989	0,012	0,966	1,000
5	0,984	0,016	0,953	1,000
6	0,981	0,020	0,942	1,000
7	0,974	0,026	0,924	1,000
8	0,971	0,030	0,914	1,000
9	0,969	0,031	0,909	1,000
10	0,965	0,035	0,899	1,000
11	0,965	0,036	0,897	1,000
12	0,962	0,038	0,890	1,000

Combinação 17: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Fundamental', Renda = 'Renda3'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,959	0,019	0,923	0,996
5	0,942	0,024	0,896	0,991
6	0,929	0,029	0,873	0,988
7	0,908	0,037	0,839	0,982
8	0,894	0,041	0,818	0,978
9	0,889	0,043	0,809	0,977
10	0,876	0,047	0,789	0,973
11	0,874	0,048	0,785	0,973
12	0,866	0,050	0,772	0,970

Combinação 16: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Pos', Renda = 'Renda2'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,993	0,007	0,980	1,000
5	0,991	0,010	0,971	1,000
6	0,988	0,012	0,965	1,000
7	0,985	0,016	0,954	1,000
8	0,982	0,018	0,947	1,000
9	0,982	0,019	0,945	1,000
10	0,979	0,021	0,938	1,000
11	0,979	0,022	0,937	1,000
12	0,977	0,023	0,933	1,000

Combinação 18: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Fundamental', Renda = 'Renda3'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,975	0,012	0,953	0,998
5	0,965	0,016	0,935	0,996
6	0,957	0,019	0,921	0,995
7	0,944	0,024	0,898	0,992
8	0,936	0,027	0,885	0,990
9	0,932	0,028	0,879	0,989
10	0,924	0,031	0,865	0,987
11	0,923	0,032	0,863	0,987
12	0,918	0,033	0,854	0,986

Combinação 19: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Medio', Renda = 'Renda3'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,975	0,010	0,955	0,994
5	0,964	0,013	0,939	0,990
6	0,956	0,015	0,926	0,987
7	0,943	0,019	0,906	0,981
8	0,934	0,022	0,893	0,977
9	0,931	0,022	0,888	0,976
10	0,922	0,025	0,875	0,972
11	0,921	0,025	0,873	0,972
12	0,916	0,027	0,865	0,969

Combinação 21: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Superior', Renda = 'Renda3'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,984	0,006	0,972	0,997
5	0,978	0,008	0,963	0,994
6	0,973	0,010	0,954	0,992
7	0,965	0,012	0,941	0,989
8	0,959	0,014	0,933	0,986
9	0,957	0,014	0,930	0,986
10	0,952	0,016	0,922	0,983
11	0,951	0,016	0,920	0,983
12	0,948	0,017	0,915	0,982

Combinação 20: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Medio', Renda = 'Renda3'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,985	0,006	0,972	0,997
5	0,979	0,008	0,962	0,995
6	0,974	0,010	0,954	0,994
7	0,965	0,013	0,941	0,991
8	0,960	0,014	0,932	0,989
9	0,958	0,015	0,929	0,988
10	0,953	0,017	0,921	0,987
11	0,952	0,017	0,919	0,986
12	0,949	0,018	0,914	0,985

Combinação 22: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Superior', Renda = 'Renda3'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,991	0,004	0,983	0,998
5	0,987	0,005	0,977	0,997
6	0,984	0,006	0,972	0,996
7	0,979	0,008	0,964	0,994
8	0,976	0,009	0,958	0,993
9	0,974	0,009	0,956	0,993
10	0,971	0,010	0,951	0,992
11	0,971	0,011	0,950	0,991
12	0,969	0,011	0,947	0,991

Combinação 23: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Pos', Renda = 'Renda3'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,989	0,011	0,967	1,000
5	0,985	0,016	0,954	1,000
6	0,981	0,020	0,943	1,000
7	0,975	0,026	0,926	1,000
8	0,971	0,029	0,916	1,000
9	0,970	0,031	0,912	1,000
10	0,966	0,034	0,901	1,000
11	0,965	0,035	0,899	1,000
12	0,963	0,037	0,893	1,000

Combinação 25: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Fundamental', Renda = 'Renda4'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,993	0,008	0,978	1,000
5	0,990	0,011	0,969	1,000
6	0,987	0,013	0,961	1,000
7	0,983	0,017	0,950	1,000
8	0,981	0,020	0,942	1,000
9	0,980	0,021	0,940	1,000
10	0,977	0,024	0,932	1,000
11	0,977	0,024	0,931	1,000
12	0,975	0,026	0,926	1,000

Combinação 24: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Pos', Renda = 'Renda3'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,993	0,007	0,980	1,000
5	0,991	0,010	0,972	1,000
6	0,989	0,012	0,966	1,000
7	0,985	0,016	0,955	1,000
8	0,983	0,018	0,949	1,000
9	0,982	0,019	0,946	1,000
10	0,980	0,021	0,939	1,000
11	0,979	0,022	0,938	1,000
12	0,978	0,023	0,934	1,000

Combinação 26: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Fundamental', Renda = 'Renda4'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,996	0,005	0,987	1,000
5	0,994	0,006	0,981	1,000
6	0,992	0,008	0,977	1,000
7	0,990	0,010	0,970	1,000
8	0,989	0,012	0,965	1,000
9	0,988	0,013	0,964	1,000
10	0,986	0,014	0,959	1,000
11	0,986	0,014	0,958	1,000
12	0,985	0,015	0,955	1,000

Combinação 27: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Medio', Renda = 'Renda4'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,996	0,005	0,986	1,000
5	0,994	0,006	0,981	1,000
6	0,992	0,008	0,977	1,000
7	0,990	0,010	0,970	1,000
8	0,988	0,012	0,965	1,000
9	0,988	0,013	0,963	1,000
10	0,986	0,014	0,959	1,000
11	0,986	0,014	0,958	1,000
12	0,985	0,015	0,955	1,000

Combinação 29: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Superior', Renda = 'Renda4'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,997	0,003	0,992	1,000
5	0,996	0,004	0,988	1,000
6	0,995	0,005	0,986	1,000
7	0,994	0,006	0,981	1,000
8	0,993	0,007	0,979	1,000
9	0,992	0,008	0,977	1,000
10	0,992	0,009	0,975	1,000
11	0,991	0,009	0,974	1,000
12	0,991	0,009	0,972	1,000

Combinação 28: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Medio', Renda = 'Renda4'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,997	0,003	0,992	1,000
5	0,996	0,004	0,989	1,000
6	0,995	0,005	0,986	1,000
7	0,994	0,006	0,982	1,000
8	0,993	0,007	0,979	1,000
9	0,993	0,008	0,978	1,000
10	0,992	0,008	0,975	1,000
11	0,992	0,009	0,975	1,000
12	0,991	0,009	0,973	1,000

Combinação 30: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Superior', Renda = 'Renda4'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,998	0,002	0,995	1,000
5	0,998	0,002	0,993	1,000
6	0,997	0,003	0,991	1,000
7	0,996	0,004	0,989	1,000
8	0,996	0,004	0,987	1,000
9	0,996	0,005	0,987	1,000
10	0,995	0,005	0,985	1,000
11	0,995	0,005	0,985	1,000
12	0,994	0,006	0,983	1,000

Combinação 31: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Pos', Renda = 'Renda4'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,998	0,003	0,993	1,000
5	0,997	0,004	0,990	1,000
6	0,997	0,005	0,987	1,000
7	0,996	0,006	0,984	1,000
8	0,995	0,007	0,981	1,000
9	0,995	0,008	0,980	1,000
10	0,994	0,008	0,978	1,000
11	0,994	0,009	0,977	1,000
12	0,994	0,009	0,976	1,000

Combinação 33: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Fundamental', Renda = 'Renda5'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,984	0,012	0,960	1,000
5	0,978	0,017	0,945	1,000
6	0,972	0,021	0,932	1,000
7	0,964	0,027	0,912	1,000
8	0,959	0,031	0,900	1,000
9	0,956	0,032	0,895	1,000
10	0,951	0,036	0,883	1,000
11	0,950	0,037	0,880	1,000
12	0,947	0,039	0,873	1,000

Combinação 32: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Pos', Renda = 'Renda4'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,999	0,002	0,996	1,000
5	0,998	0,002	0,994	1,000
6	0,998	0,003	0,992	1,000
7	0,997	0,004	0,990	1,000
8	0,997	0,004	0,989	1,000
9	0,997	0,005	0,988	1,000
10	0,996	0,005	0,987	1,000
11	0,996	0,005	0,986	1,000
12	0,996	0,006	0,985	1,000

Combinação 34: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Fundamental', Renda = 'Renda5'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,991	0,008	0,976	1,000
5	0,987	0,010	0,966	1,000
6	0,983	0,013	0,959	1,000
7	0,978	0,017	0,946	1,000
8	0,975	0,019	0,938	1,000
9	0,974	0,020	0,935	1,000
10	0,971	0,022	0,928	1,000
11	0,970	0,023	0,926	1,000
12	0,968	0,024	0,921	1,000

Combinação 35: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Medio', Renda = 'Renda5'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,990	0,007	0,976	1,000
5	0,986	0,010	0,966	1,000
6	0,983	0,013	0,959	1,000
7	0,978	0,016	0,946	1,000
8	0,974	0,019	0,939	1,000
9	0,973	0,020	0,935	1,000
10	0,970	0,022	0,928	1,000
11	0,969	0,022	0,926	1,000
12	0,967	0,024	0,922	1,000

Combinação 37: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Superior', Renda = 'Renda5'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,994	0,005	0,985	1,000
5	0,992	0,006	0,979	1,000
6	0,990	0,008	0,974	1,000
7	0,986	0,010	0,967	1,000
8	0,984	0,012	0,962	1,000
9	0,984	0,012	0,960	1,000
10	0,982	0,014	0,955	1,000
11	0,981	0,014	0,954	1,000
12	0,980	0,015	0,951	1,000

Combinação 36: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Medio', Renda = 'Renda5'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,994	0,005	0,985	1,000
5	0,992	0,006	0,980	1,000
6	0,990	0,008	0,975	1,000
7	0,987	0,010	0,967	1,000
8	0,985	0,012	0,962	1,000
9	0,984	0,012	0,960	1,000
10	0,982	0,014	0,956	1,000
11	0,982	0,014	0,955	1,000
12	0,980	0,015	0,952	1,000

Combinação 38: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Superior', Renda = 'Renda5'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro-padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,996	0,003	0,991	1,000
5	0,995	0,004	0,987	1,000
6	0,994	0,005	0,985	1,000
7	0,992	0,006	0,980	1,000
8	0,991	0,007	0,977	1,000
9	0,990	0,007	0,976	1,000
10	0,989	0,008	0,973	1,000
11	0,989	0,009	0,972	1,000
12	0,988	0,009	0,970	1,000

Combinação 39: Gênero = 'H', Escolaridade = 'Pos', Renda = 'Renda5'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro- padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,996	0,005	0,986	1,000
5	0,994	0,007	0,980	1,000
6	0,993	0,009	0,975	1,000
7	0,990	0,012	0,968	1,000
8	0,989	0,013	0,963	1,000
9	0,988	0,014	0,961	1,000
10	0,987	0,016	0,956	1,000
11	0,987	0,016	0,955	1,000
12	0,986	0,017	0,953	1,000

Combinação 40: Gênero = 'M', Escolaridade = 'Pos', Renda = 'Renda5'

Tempo (meses)	P(sobrevivência)	Erro- padrão	IC (95%) inferior	IC (95%) superior
4	0,998	0,003	0,991	1,000
5	0,997	0,004	0,988	1,000
6	0,996	0,005	0,985	1,000
7	0,994	0,007	0,981	1,000
8	0,993	0,008	0,978	1,000
9	0,993	0,009	0,976	1,000
10	0,992	0,010	0,974	1,000
11	0,992	0,010	0,973	1,000
12	0,992	0,010	0,971	1,000

Fonte: Produção própria.

APÊNDICE 4 - Histogramas do saldo simulado por Estado

Gráfico 15 - Histogramas do prazo simulado por Estado.

Fonte: Produção própria.

ANEXO 1 - Perfil de inadimplência do consumidor brasileiro

Os estudos apresentados nesse tópico retratam o perfil do consumidor inadimplente. O levantamento da Boa Vista Serviços é referente ao 1º trimestre de 2016 e o da Serasa Experian a Maio/2017. Independentemente do período de referência, entende-se que os estudos podem ser extrapolados para outros períodos, já que sua utilização tem intuito meramente ilustrativo para a metodologia.

- Estudo da Boa Vista Serviços – Recuperado em:
<http://www.boavistaservicos.com.br/wp-content/uploads/2016/04/perfil-consumidor-inadimplente-1otrim16.pdf>

Anexo_2A_Perfil-consumidor-inadimplente

- Estudo da Serasa Experian – Recuperado em:
<http://noticias.serasaexperian.com.br/blog/2017/07/06/estudo-da-serasa-experian-mostra-perfil-do-consumidor-inadimplente-brasileiro/>