

PERDAS DE CRÉDITO ESPERADAS E IFRS 9: UMA ANÁLISE COM SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO E RISCOS PROPORCIONAIS DE COX

EXPECTED CREDIT LOSSES AND IFRS 9: AN ANALYSIS WITH MONTE CARLO SIMULATION AND COX PROPORTIONAL HAZARDS

Andressa Soreira

Mestre em Controladoria e Contabilidade (FEA-USP)

e-mail: dessasoreira@gmail.com

Luiz Paulo Fávero

Professor Titular

Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da (FEA-USP)

e-mail: lpfaver@usp.br

Ricardo Goulart Serra

Doutor em Adm. e Pós-Doutor em Controladoria e Contabilidade (FECAP e INSPER)

e-mail: ricardo.serra@usp.br

Nuno Manoel Martins Dias Fouto

Doutor em Administração (FEA-USP)

e-mail: nfouto@usp.br

Resumo:

A 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, prevê um provisionamento de perdas de crédito esperadas desde o início do contrato com ponderação pelo risco de crédito associado e uma revisão desse montante durante toda a vida daquele contrato. 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. Este trabalho aborda esta nova dinâmica, com o intuito de oferecer subsídios à compreensão da relação entre a norma e os parâmetros de risco necessários para o cálculo do montante a ser provisionado, visando satisfazer a abordagem *forward-looking* e a incorporação de informações macroeconômicas, a partir de simulação de Monte Carlo e por meio da estimação de modelos de riscos proporcionais de Cox, que consistem em uma abordagem semiparamétrica que leva em consideração a existência de dados censurados para a elaboração de cálculos de probabilidades e curvas de sobrevivência e para a definição da função da taxa de risco de ocorrência do evento em questão. Como resultado, observa-se que as estimções das perdas sob a IFRS 9 são mais tempestivas quando comparadas à norma anterior, já que minimizam as perdas em épocas de crise. Além disso, a abordagem sugerida por meio da modelagem de riscos proporcionais de Cox é adequada ao conceito de estágios pelo qual a nova norma é caracterizada. Para as análises propostas, foram utilizados dados simulados a partir de distribuições teóricas conhecidas dos parâmetros envolvidos, a partir dos quais foram

- a) Submissão em: 03/09/2018.
- b) Envio para avaliação em: 31/01/2019.
- c) Término da avaliação em: 05/02/2019.
- d) Correções solicitadas em: 05/02/2019.
- e) Recebimento da versão ajustada em: 06/02/2019.
- f) Aprovação final em: 08/02/2019.

obtidos resultados que fornecem uma prévia do que se pode esperar da aplicação prática da IFRS 9.

Palavras-Chave: Perdas de Crédito Esperadas. IFRS 9. Riscos Proporcionais de Cox.

Abstract:

The International Financial Instruments Standard of the International Financial Reporting Standards (IFRS 9), which becomes effective as of January 1st, 2018, provides for a provision for expected credit losses from the beginning of the contract, weighted by the associated credit risk and a revision of that amount over the life of that contract. 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, can be correctly treated. This work addresses this new dynamics, aiming to provide insights into the relationship between the standard and the risk parameters required to calculate the amount to be provisioned, aiming to satisfy the forward-looking approach and the incorporation of macroeconomic information, through Monte Carlo simulation and through the estimation of Cox proportional hazards models, which consists of a semiparametric approach that takes into account the existence of censored data for the calculation of probabilities and survival curves and for the definition of the risk rate function of the event occurrence. As a result, one can verify that the estimations of the losses under IFRS 9 are more timely when compared to the previous norm, since they minimize the losses in times of crisis. In addition, the approach suggested by Cox proportional hazards modeling is appropriate to the concept of stages by which the new standard is characterized. For the proposed analyzes, simulated data were used from known theoretical distributions of the parameters involved, from which obtained results provide a preview of what can be expected from the practical application of IFRS 9.

Keywords: Expected Credit Losses. IFRS 9. Cox Proportional Hazards.

1 Introdução

As grandes instituições financeiras operando no Brasil estão submetidas às normas internacionais de contabilidade emitidas pelo *International Accounting Standards Board* (IASB). Portanto, devem apresentar, entre outras obrigações, 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 (SANTOS; FÁVERO; DISTADIO, 2015). 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.

Até 1º de janeiro de 2018, vigorava, no Brasil, a norma contábil internacional *Financial Instruments: Recognition and Measurement* do *International Accounting Standards* (IAS 39), que indica que o cálculo do provisionamento deve ser fundamentado em um modelo estatístico baseado em perdas incorridas. Embora o 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, por exemplo, o atraso no pagamento do contrato.

Tal prática (necessidade do efetivo atraso) ficou evidente durante a crise financeira global de 2007-2008, pois impôs às instituições financeiras mundiais o tardio reconhecimento das perdas decorrentes dos créditos das hipotecas de alto risco (*subprime*), embora pudessem ser adequadamente previstas e antecipadas. Como consequência, as demonstrações financeiras destas mesmas instituições não transmitia aos investidores a real situação financeira (BARTH; LANDSMAN, 2010) – as informações disponíveis eram insuficientes para a correta tomada de decisão. O reconhecimento desta falha no IAS 39 gerou a percepção da necessidade de adaptações e adições de novas imposições ao processo de provisionamento.

Surge a norma contábil *Financial Instruments* do *International Financial Reporting Standards* (IFRS 9), em vigor para as instituições financeiras operando no Brasil a partir de 1º de janeiro de 2018. Tal norma indica que o provisionamento deve basear-se nas perdas incorridas e nas perdas esperadas, ponderadas por suas probabilidades de ocorrência. 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. Além disto, os valores inicialmente provisionados devem ser revistos quando detectados aumentos significativos no risco do crédito concedido – IASB (2014).

A adoção obrigatória da nova norma contábil para o cálculo da provisão impacta os modelos estatísticos utilizados atualmente nas instituições financeiras e, tendo em vista, por parte da norma, que não houve indicação exata de como esse novo cálculo deve ser realizado, novos estudos passam a ser demandados para o entendimento das 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, bem como o 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 anterior.

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

Diante da inexistência de metodologia apropriada para o cálculo estatístico das perdas de crédito na visão *forward looking*, o presente trabalho tem por intenção contribuir com a discussão sobre as mudanças geradas pela IFRS 9 na operacionalização do provisionamento destas perdas de crédito esperadas, visto que montantes de provisão impactam diretamente as contas de resultado das instituições financeiras e, consequentemente, as informações para investidores e demais *stakeholders* (SOREIRA, 2018, p. 17).

O método aqui proposto, a partir da análise de sobrevivência, propõe uma forma de cálculo condizente com a IFRS 9 e que consegue incluir a visão de probabilidade de inadimplência futura, estimando o momento de *default* do contrato. Complementarmente, este trabalho oferece meios para a compreensão da relação entre o novo modo de cálculo, a taxa de sobrevivência do contrato até o momento de inadimplência e os demais parâmetros de risco atualmente utilizados no cálculo do montante da perda esperada.

2 Referencial Teórico

As seções seguintes apresentam os conceitos pertinentes aos componentes de risco de crédito que permitem que bancos estimem modelos de avaliação, bem como discutem o

modelo de provisionamento vigente até 31 de Dezembro de 2017 e o modelo sugerido de provisionamento. Ao final, é apresentada a contextualização do presente trabalho.

2.1 Componentes de Risco

O Acordo de Basiléia II, segundo Soreira (2018), 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. 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 da Basileia II, é baseada em medidas de perdas inesperadas (*unexpected losses* ou UL) e perdas esperadas (*expected losses* ou EL). Neste trabalho, conforme já mencionado, será tratado o conceito de perda esperada 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* refere-se, no mercado de crédito, ao evento no qual um cliente deixa de cumprir com as obrigações do contrato de crédito estipulado. Esse evento caracteriza-se por algumas situações, entre elas: i) atraso no pagamento superior a 90 dias¹ 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 a probabilidade de *default* por meio de um *Score* definido na faixa de 1-1000 pontos e que é gerado por meio de regressões logísticas. No mercado de crédito de pessoa jurídica essa mesma abordagem é aplicada por meio do 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*

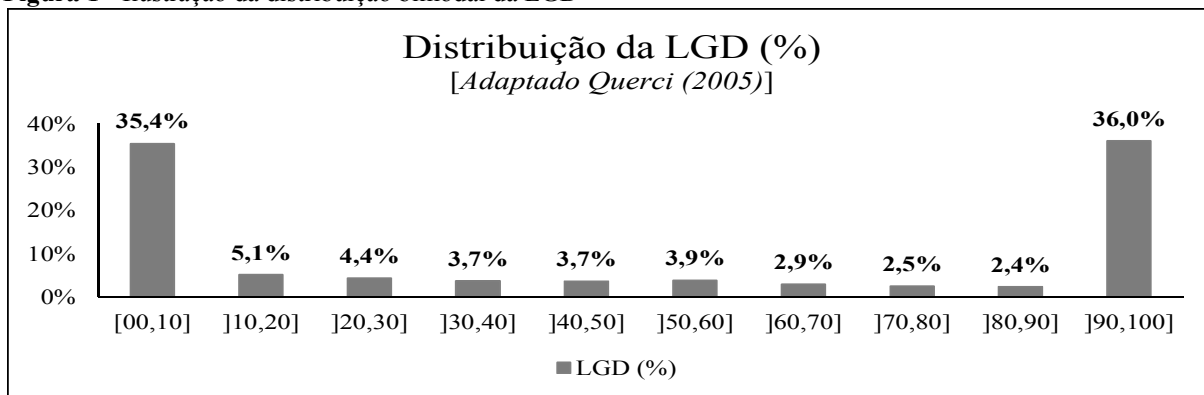
O parâmetro *loss given default* (LGD) representa o percentual perdido da dívida em função do *default*. Schuermann (2004) e Querci (2007) indicam que a distribuição teórica da LGD se caracteriza por ser uma bimodal, ou seja, com concentração de frequência em dois valores, sendo eles: o zero e o um (Figura 1). Isso indica que um contrato de empréstimo, após 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, 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 ocorre quando a instituição perde, além do montante devido pelo cliente, os custos relativos à cobrança realizada a fim de recuperar pelo menos parte do empréstimo. Já a segunda situação indica

¹ Para a maioria dos produtos de crédito, existe o hábito de estipular 90 dias de atraso, conforme indicação do BACEN e do Acordo de Basiléia II. Um produto diferenciado, em que 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.

que houve uma recuperação maior do que a dívida registrada no momento do *default* – geralmente proveniente de juros adicionais cobrados.

Figura 1 - Ilustração da distribuição bimodal da LGD



Fonte: adaptada de Querci (2007).

2.1.3 EAD – *Exposure at Default*

Em termos práticos, o componente EAD refere-se ao montante de dívida exposto observado no momento do *default*. Na abordagem avançada IRB, o Acordo de Basileia II, segundo Soreira (2018), 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.

Apesar de conceitualmente simples, a metodologia apresentada no presente trabalho tem este parâmetro (EAD) como centro da abordagem indicada – dessa forma, maiores detalhes relacionados encontram-se no decorrer deste trabalho.

2.2 O Modelo de Provisionamento Vigente até 31 de Dezembro de 2017

Dados os componentes de risco indicados anteriormente, o montante da perda esperada (EL) pode ser obtido pela Equação 1.

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

Em que PD é a probabilidade de *default*, LGD é a *loss given default* e EAD é a *exposure at default*.

Dessa forma, para um portfólio específico p composto por n contratos de crédito, a perda esperada pode ser obtida pela Equação 2.

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

Em que i é o contrato de crédito (de 1 a n).

A Equação 2 indica que a perda esperada para uma carteira de crédito específica considera a soma da perda esperada de cada contrato de crédito.

2.3 O Modelo de Provisionamento Sugerido

No novo método indicado pela norma IFRS 9, o provisionamento deve ser baseado nos conceitos *12-month expected credit losses* e de *Lifetime Expected Losses* (LEL), este último definido como “as perdas de crédito esperadas que resultam de todos os possíveis eventos de inadimplência durante a vida esperada de um instrumento financeiro” (IFRS, p. 7, 2014). Em outras palavras, entende-se que é necessário considerar, além dos componentes de risco já analisados na seção 2.2, em qual momento t de vida de um determinado contrato espera-se que o cliente se torne inadimplente. Esta abordagem permite à instituição financeira, conhecendo o tempo de contrato e o momento t de *default*, estimar o valor remanescente do contrato e que está passível de não ser recuperado.

Nota-se, portanto, que a nova regra de *impairment* da IFRS 9 relaciona-se fortemente com a abordagem denominada *forward-looking* – essa abordagem indica que informações que refletem eventos futuros que possam interferir no cumprimento dos contratos financeiros devem ser utilizadas em detrimento daquelas que refletem eventos passados². Por exemplo, para pessoa física, pode-se pensar no momento futuro do óbito do cliente devedor, quando os pagamentos podem ser interrompidos não obstante o seu pagamento em dia durante a vida do mesmo cliente. Pode-se pensar, mais genericamente, que o ingresso em um período de crise antevê maiores problemas do que aqueles estimados pelo passado, anterior à crise. Portanto, com a abordagem *forward-looking* espera-se que as instituições financeiras tenham maior capacidade de serem proativas na antecipação de possíveis perdas futuras.

Dessa forma, é de interesse considerar uma ponderação da perda esperada³ (EL) pela estimativa da taxa de sobrevivência do contrato durante seu tempo de vida, conforme a Equação 3.

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

Em que, 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 ocorrência de inadimplência, PD_{ti} é a probabilidade de que o contrato i , tendo sobrevivido, tornar-se-á 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.

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 estimar probabilisticamente quando o evento de perda é estatisticamente esperado e, dessa forma, possibilita à instituição antecipar tal perda de crédito.

² Modelos de concessão de crédito são adeptos da utilização de informações do passado para tentar explicar o comportamento do cliente no futuro, em que, 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”.

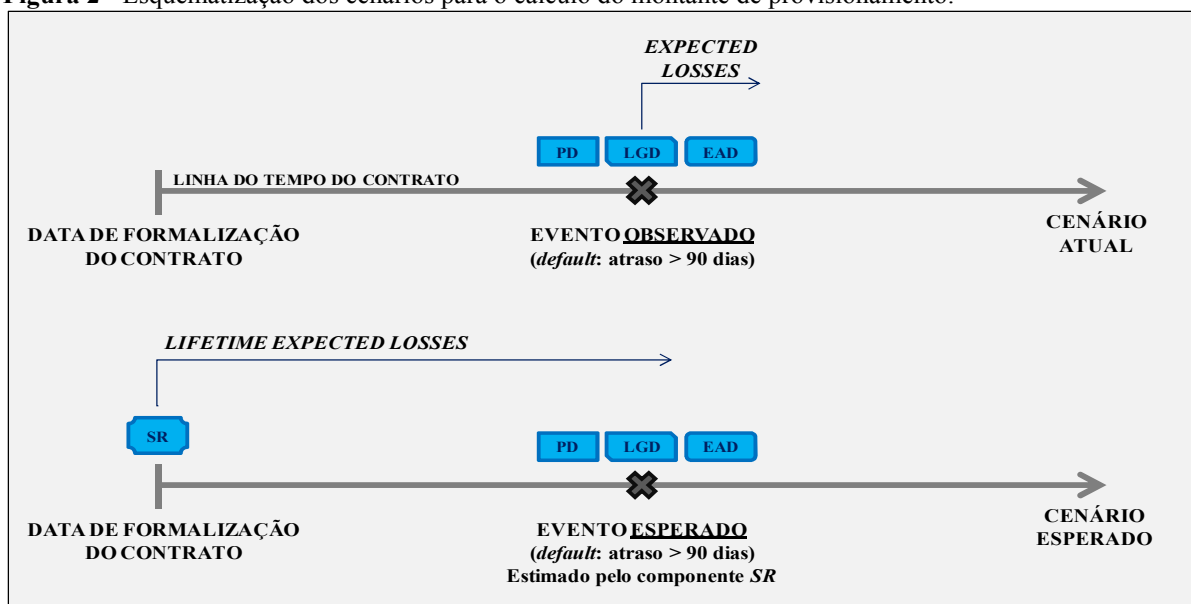
³ A perda esperada (EL), por construção, não considera nenhuma variante no tempo.

Para reforçar o contexto do novo método de provisionamento, são feitos apontamentos sobre as 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 calculation 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. 2)

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



Fonte: elaborada pelos autores.

2.4 Contextualização do Presente Trabalho

Conforme discutido por Soreira (2018), o Acordo de Basiléia II encontra-se 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, encontra-se o Risco de Crédito aos quais as instituições financeiras estão sujeitas.

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

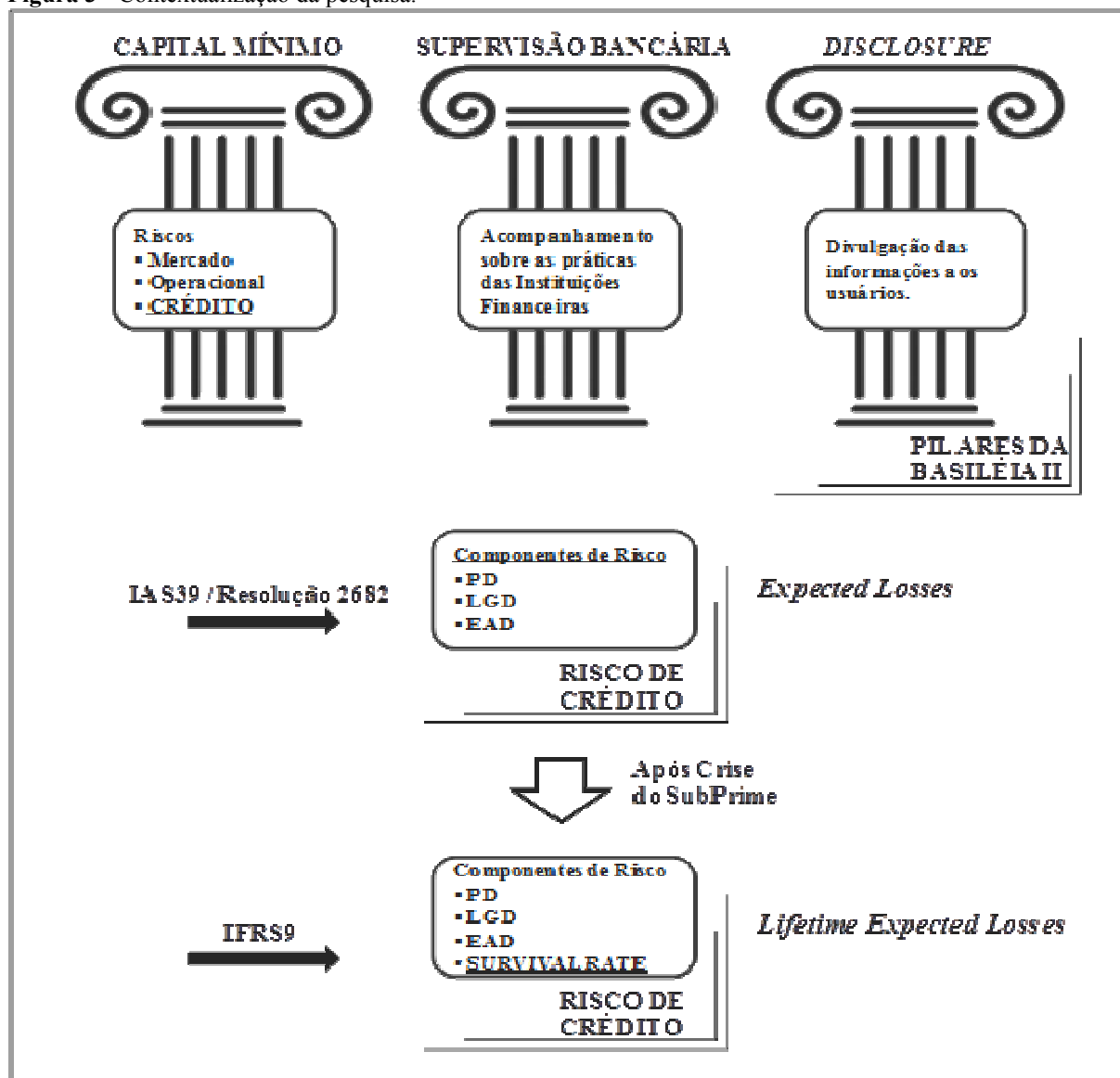
Sob a norma internacional IAS 39 e, no Brasil, sob a Resolução N° 2682/99 do Banco Central do Brasil (BACEN), esse cálculo considera, na modelagem da perda esperada (PAZZOTO, 2012), os parâmetros de risco PD (IQBAL; ALI, 2012), LGD (MACEDO, 2014) e EAD (FLORES; BASUALDO; SORDO, 2010), no momento de observação da inadimplência, para determinar o montante a ser provisionado.

Sob a nova norma internacional IFRS 9, segundo Klefvenberg e Nordlander (2015), o cálculo deve passar a considerar um novo parâmetro de risco – taxa de sobrevivência do contrato (NARAIN, 1992; STEPANOVA; THOMAS, 2002), que, juntamente com os demais

já citados, espera-se 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 presente trabalho está inserido.

A Figura 3 ilustra o contexto indicada acima e a alteração do cenário de cálculo de provisão, dada a nova norma contábil.

Figura 3 - Contextualização da pesquisa.



Fonte: elaborada pelos autores.

3 Método

As duas próximas seções são destinadas à discussão sobre o procedimento de simulação e à estimação dos modelos de análise de sobrevivência e de riscos proporcionais de Cox, respectivamente.

3.1 Procedimento de Simulação

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, a partir 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, em que 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 elaborada para a vida inteira do contrato no portfólio.

O contexto exposto, elaborado por Aziz e Charupat (1998) e reforçado por Ieda, Marumo e Yoshida (2000), é o que foi aplicado para a geração dos dados no presente trabalho e posterior avaliação da técnica estatística escolhida (análise de sobrevivência).

3.2 Análise de Sobrevivência e Modelo de Riscos Proporcionais de Cox

Embora amplamente utilizada na área médica e na detecção de falhas em sistemas mecânicos, Stepanova e Thomas (2002) indicam que a análise de sobrevivência foi abordada pela primeira vez, na área financeira, por Narain (1992) ao apontar que a técnica poderia ser utilizada para estimar o tempo de *default* ou o tempo de um pagamento antecipado. Portanto, no presente trabalho, a técnica será utilizada no contexto da abordagem *forward-looking* requerida pela norma IFRS 9.

A análise de sobrevivência, segundo Colosimo e Giolo (2006) e Fávero e Belfiore (2017), é uma técnica estatística utilizada para analisar a duração de tempo esperada até a ocorrência de um determinado evento de interesse. Segundo Cox (1972), sendo T uma variável aleatória representando o tempo de falha, que pode ser discreta ou contínua, a função de sobrevivência do contrato é dada pela Equação 4.

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

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 pela Equação 5, sendo t o tempo de falha do evento.

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

Desse modo, a principal vantagem e auxílio da abordagem utilizando análise de sobrevivência e modelagem de riscos proporcionais de Cox é que é possível modelar o tempo

esperado de falha, sendo que, no cenário estudado, a falha é a inadimplência no contrato de crédito.

4 Resultados

As seções seguintes apresentam os resultados encontrados após a estimação, por meio da abordagem sugerida, de cada um dos parâmetros estudados, assim como do montante final de provisionamento sob a norma IFRS 9.

4.1 LGD – *Loss Given Default*

O parâmetro LGD utilizado neste trabalho foi simulado no *software R*, partindo-se das seguintes premissas:

- a) a distribuição da LGD caracteriza-se por uma distribuição bimodal, sendo suas modas presentes em torno dos valores zero e um;
- b) apesar de ser possível observar na prática valores de LGD fora do intervalo $[0, 1]$, a série simulada apresenta apenas valores dentro deste intervalo, em concordância com a prática aplicada pelas instituições no cálculo real deste parâmetro.

Dada a característica bimodal do parâmetro, para a simulação da série de LGD, utilizou-se como ponto de partida a distribuição de probabilidade Beta que, coincidentemente com os valores LGD geralmente observados, indica a probabilidade de um determinado valor x no intervalo $[0, 1]$. A justificativa pela distribuição Beta é reforçada, pois, escolhendo os dois parâmetros da distribuição menores que um ($\alpha < 1$ e $\beta < 1$), tem-se uma função que apresenta a forma de U (*U-shaped*), indicando que há um valor anti-modal e, conseqüentemente, dois picos são observados em sua forma. Por fim, tal distribuição de probabilidade é indicada em situações em que há o interesse de se estimar taxas e proporções (FERRARI; CRIBARI-NETO, 2004), que também é o caso do parâmetro de interesse deste trabalho.

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

4.1.1 Simulação da LGD

Para a parametrização da distribuição simulada, utilizaram-se, como base, os resultados encontrados e levantados por Silva, Marins e 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 Equação 6.

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

E, conseqüentemente, que o valor de α varia, para um determinado valor de β e um valor de LGD de interesse, conforme a Equação 7.

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

Foram calculados alguns valores da combinação dos parâmetros, indicados na Tabela 1, em que a média observada da LGD giraria em torno dos parâmetros de referência 45% e 47%.

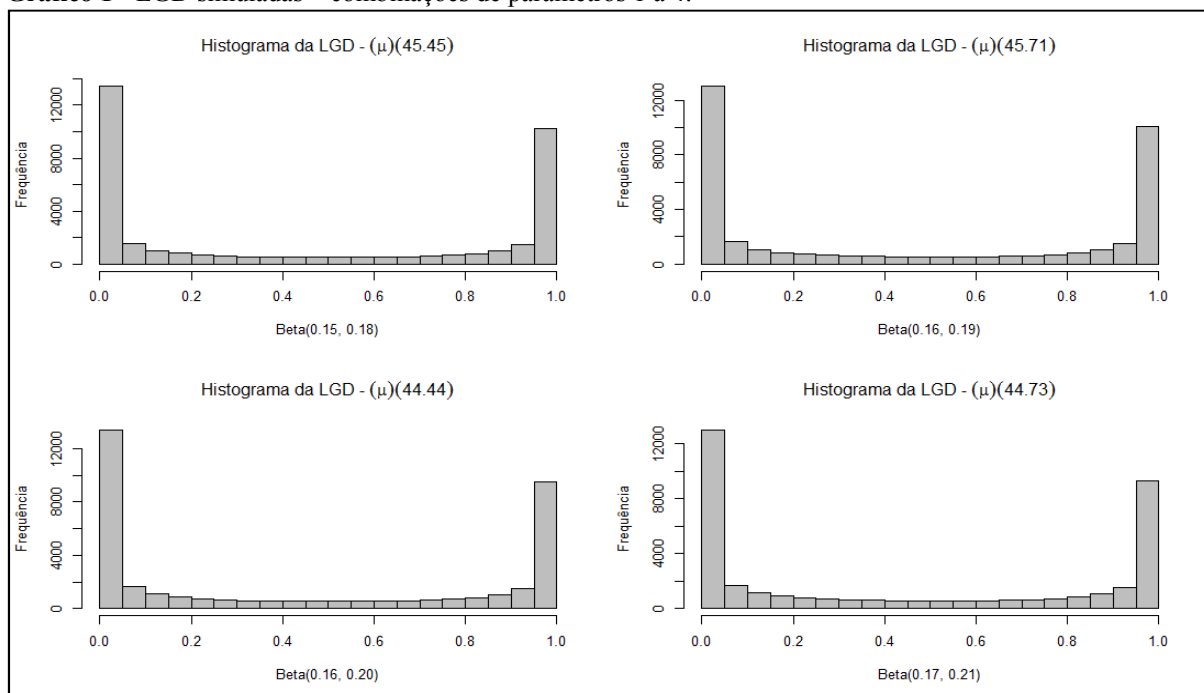
Tabela 1 - Valores dos parâmetros α e β para simulação da LGD.

LGD (%)	Combinação	Alfa (α)	Beta (β)
45%	1	0,15	0,18
	2	0,16	0,19
	3	0,16	0,20
	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: elaborada pelos autores, com base nos dados da pesquisa.

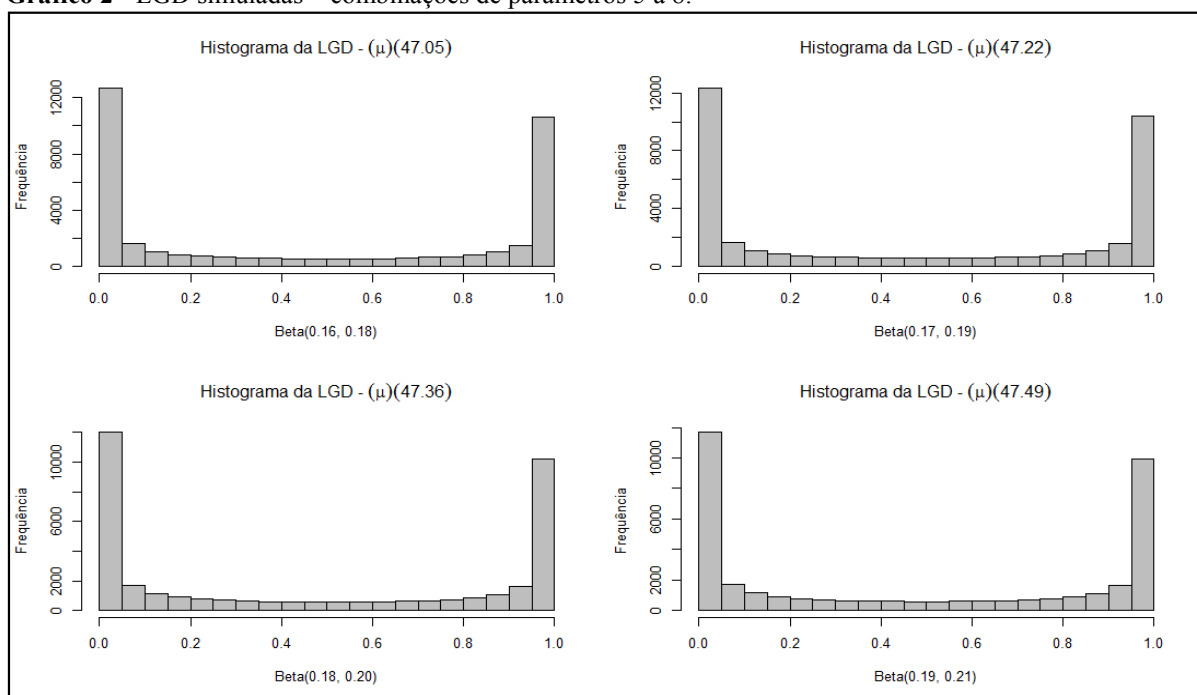
Para cada uma das sequências aleatórias geradas, calculou-se a LGD observada. As distribuições, bem como as médias encontradas estão indicadas nos Gráficos 1 e 2.

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



Fonte: elaborado pelos autores, com base nos dados da pesquisa.

Gráfico 2 - LGD simuladas – combinações de parâmetros 5 a 8.



Fonte: elaborado pelos autores, com base nos dados da pesquisa.

Apesar de o cenário trabalhado ser uma situação simulada, optou-se pela LGD de 47% para simular o montante 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 IFRS 9, um dos parâmetros de crédito mais 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 um grupo específico.

Essa associação é amplamente conhecida por meio dos modelos de *stress testing* e tem como objetivo relacionar os fatores macroeconômicos de uma região ou país e suas volatilidades intrínsecas com o risco de crédito por meio 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 variáveis macroeconômicas e probabilidade de inadimplência dentro do contexto da crise do *subprime*. Dessa forma, entende-se que a incorporação de fatores macroeconômicos na estimação da PD seja adequada na abordagem *forward-looking* requerida pela IFRS 9.

Para isso, fez-se uso de séries macroeconômicas disponíveis nos *sites* de instituições financeiras com operações no Brasil, bem como de séries de inadimplência por produtos de crédito destinados às pessoas físicas disponíveis no *site* do BACEN. Em posse dessas informações, foram estimados no *software R* modelos de regressão linear 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*

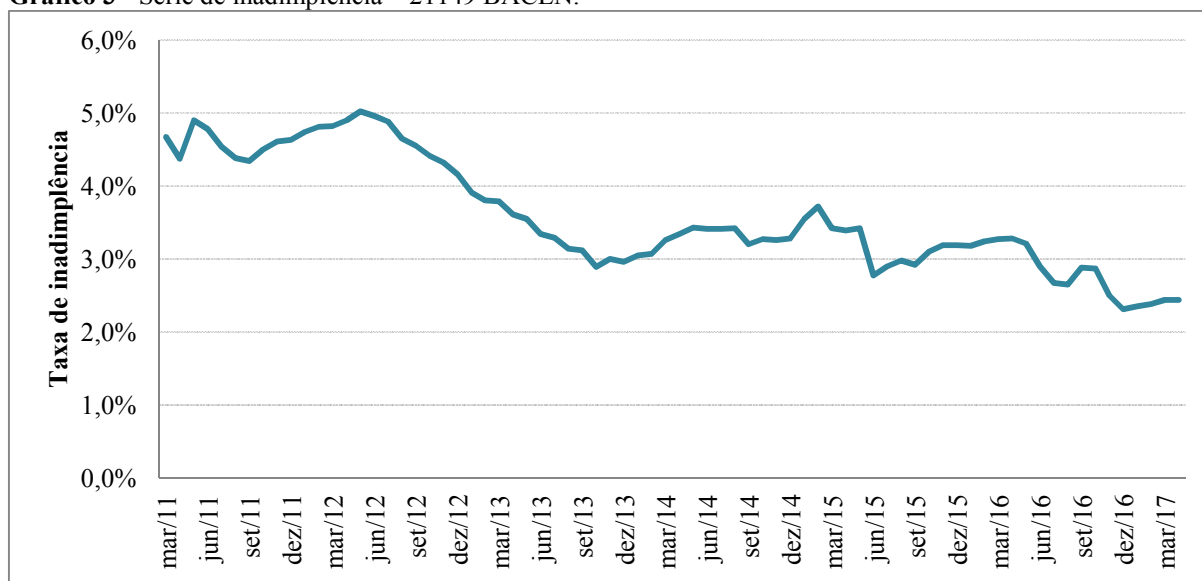
A série de informações macroeconômicas contempla o período de 1994 a Março/2017 para informações realizadas e de Abril/2017 a 2040 para informações projetadas – as projeções estão disponíveis em valores mensais, trimestrais e anuais. Dentre as informações macroeconômicas disponíveis, destacam-se aquelas referentes a juros câmbio, inflação, variação do 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 em %.

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 (Março) e o ano de 2011 (a partir de Março) como validação.

O Gráfico 3 apresenta o comportamento dessa série no período escolhido para modelagem (Março/2011-Março/2017). De sua análise, observa-se que a taxa de inadimplência para a série escolhida apresenta queda desde Março/2012, em que se manteve num patamar em torno de 3,0% entre Novembro/2013 e Julho/2016 e apresentou nova queda para aproximadamente 2,5% a partir dessa data.

Gráfico 3 - Série de inadimplência – 21149 BACEN.



Fonte: Banco Central do Brasil.

O resultado do modelo de 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 1%. O coeficiente positivo para as duas variáveis explicativas indica 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.

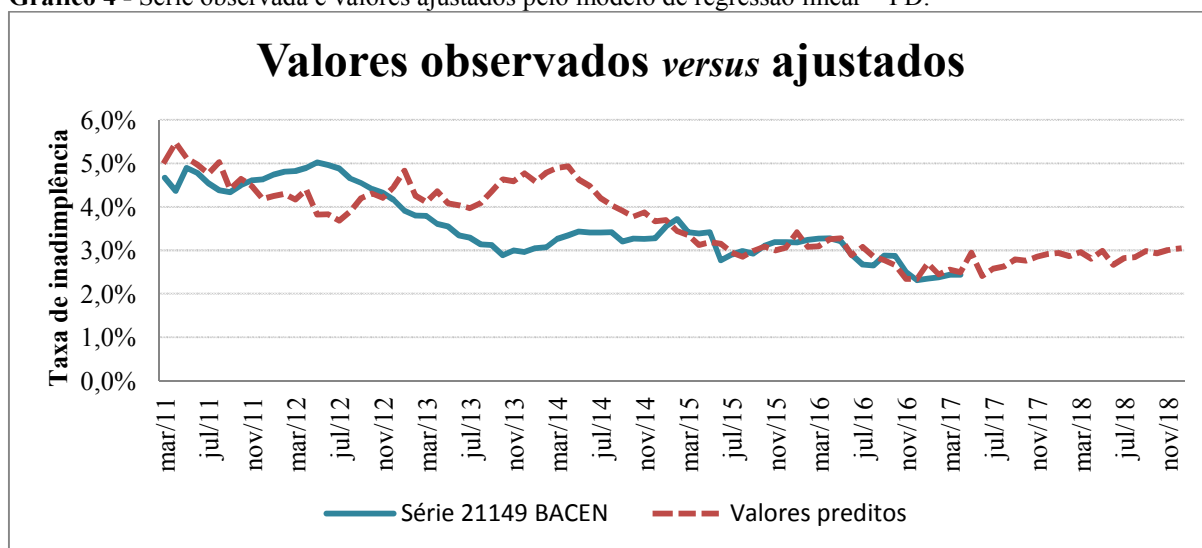
Variável	Estimativa	Erro padrão	Valor t	Nível de significância
INPC	0,6341	0,0886	7,157	< 0,001
US\$/€	6,4748	1,5122	4,282	< 0,001
Intercepto	-4,5585	1,6563	-2,752	0,01086

Fonte: elaborada pelos autores, com base nos dados da pesquisa.

Observa-se, no Gráfico 4, que o modelo ajustado apresenta uma boa predição, principalmente para o intervalo 2015-Março/2017) e para o período de validação (a partir de Março/2011). Para o período intermediário, Março/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 período de projeção, a partir de Abril/2018, o modelo revela leve tendência de aumento no valor da PD, girando em torno de 3,0%, dadas as condições econômicas projetadas.

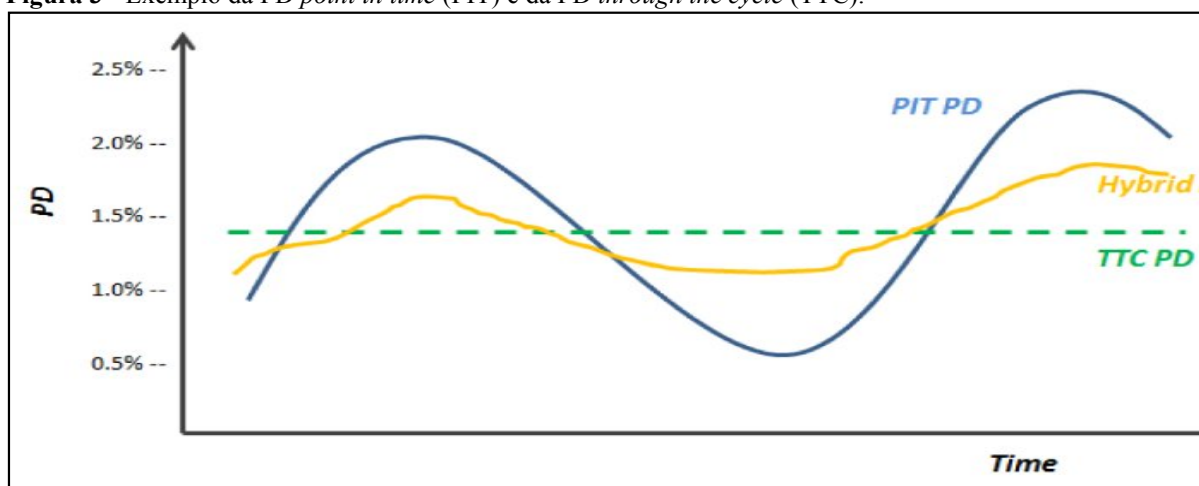
Gráfico 4 - Série observada e valores ajustados pelo modelo de regressão linear – PD.



Fonte: elaborado pelos autores, com base nos dados da pesquisa.

Com essa abordagem, ajusta-se 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, em que 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 exemplifica a diferença na distribuição ao longo do tempo entre a PD *point in time* e a PD *through the cycle*.

Figura 3 - Exemplo da PD *point in time* (PIT) e da PD *through the cycle* (TTC).



Fonte: Kumar (2016).

Em termos de provisão monetária 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, em que há momentos em que se terá que se fazer maior ou menor provisionamento. 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 IFRS 9. O parâmetro EAD ganha destaque na formulação para a perda esperada, pois é a partir de sua determinação que todos os demais valores são estimados.

Assim como levantado por Siller (2015), o método utilizado no IAS 39 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 IFRS 9 vai de encontro a esta, em que não só é permitido o reconhecimento de perda no momento inicial, como é a prática requerida pela nova norma. Portanto, na EAD muda-se a visão de *perda incorrida*, visão até então aplicada na norma IAS 39, para *perda esperada*.

4.3.1 Proposta para o Saldo Exposto

Com o auxílio de estudos divulgados pelos *bureaus* de crédito com atividade no Brasil, 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 discutido na seção 3.1, o modelo de riscos proporcionais 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 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 (VASCONCELLOS, 2004; PAZZOTO, 2012).

Dessa forma, a base para o desenvolvimento do modelo de sobrevivência dispôs das seguintes variáveis, candidatas como explicativas do modelo: sexo, faixa etária, estado civil, escolaridade, renda e consultas de crédito.

Os resultados da estimação do modelo (Modelo 1) encontram-se na Tabela 3.

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

Variáveis	Categorias	Coeficiente	exp(coef)	se(coef)	z	Pr(> z)
Sexo	Feminino	-0,519	0,595	0,288	-1,804	0,071
	Médio	-0,493	0,611	0,401	-1,229	0,219
Escolaridade	Superior	-0,992	0,371	0,407	-2,436	0,015
	Pós	-1,346	0,260	1,057	-1,273	0,203
Renda	Renda2	-0,053	0,948	0,357	-0,149	0,881
	Renda3	-0,079	0,924	0,351	-0,224	0,823
	Renda4	-1,831	0,16	1,028	-1,781	0,075
	Renda5	-1,048	0,351	0,749	-1,400	0,162

Obs.: Renda 2: Até 4 salários mínimos (SM);
Renda 3: Até 6 salários mínimos (SM);
Renda 4: Até 10 salários mínimos (SM);
Renda 5: Acima de 10 salários mínimos (SM).

Fonte: elaborada pelos autores, com base nos dados da pesquisa.

Pode-se observar que o sexo *Feminino*, a escolaridade *Superior* e o nível de *Renda4* são estatisticamente diferentes das categorias de referência (respectivamente sexo *Masculino*, escolaridade *Fundamental* e nível de *Renda1*).

Portanto, é possível estimar a probabilidade de sobrevivência dos clientes dadas suas características cadastrais e, com isso, analisar o tempo esperado até o momento do *default*. Assim, ajusta-se o montante de dinheiro realmente exposto de cada cliente na fórmula da perda esperada, conforme apresentado na Equação (3).

Com a finalidade de manter apenas as categorias estatisticamente significantes no modelo final, agruparam-se as categorias não significantes em uma única categoria: a) para Escolaridade: *Fundamental* e *Médio* foram agrupadas em *FundMed*, e *Superior* e *Pós* foram agrupadas em *SupPos*, e b) para Renda: *Renda1*, *Renda2* e *Renda3* foram agrupadas em *Renda123*, e *Renda4* e *Renda5* foram agrupadas em *Renda45*. Esses agrupamentos foram feitos de modo a manter a ordenação das variáveis categóricas, ou seja, quanto mais alta a escolaridade, menor é a taxa de inadimplência observada e, quanto maior a renda, menor a taxa de inadimplência.

Com isso, chega-se ao modelo (Modelo 2) estimado apresentado na Tabela 4.

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

Variáveis	Categorias	Coeficiente	exp(coef)	se(coef)	z	Pr(> z)
Sexo	Feminino	-0,5160	0,5969	0,2866	-1,801	0,0718
Escolaridade	SupPos	-0,6479	0,5231	0,2889	-2,242	0,0249
Renda	Renda45	-13,022	0,2719	0,5960	-2,185	0,0289

Fonte: elaborada pelos autores, com base nos dados da pesquisa.

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

4.3.2 Diagnóstico do Modelo de Sobrevida

Após as estimações dos modelos de riscos proporcionais de Cox, apresenta-se a seguir uma avaliação desses ajustes utilizando os resíduos padronizados de Schoenfeld. Observa-se para o Modelo 1, por meio da 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 Escolaridade⁴, 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 confirmar este fato, uma vez que tendências ao longo do tempo não são evidentes.

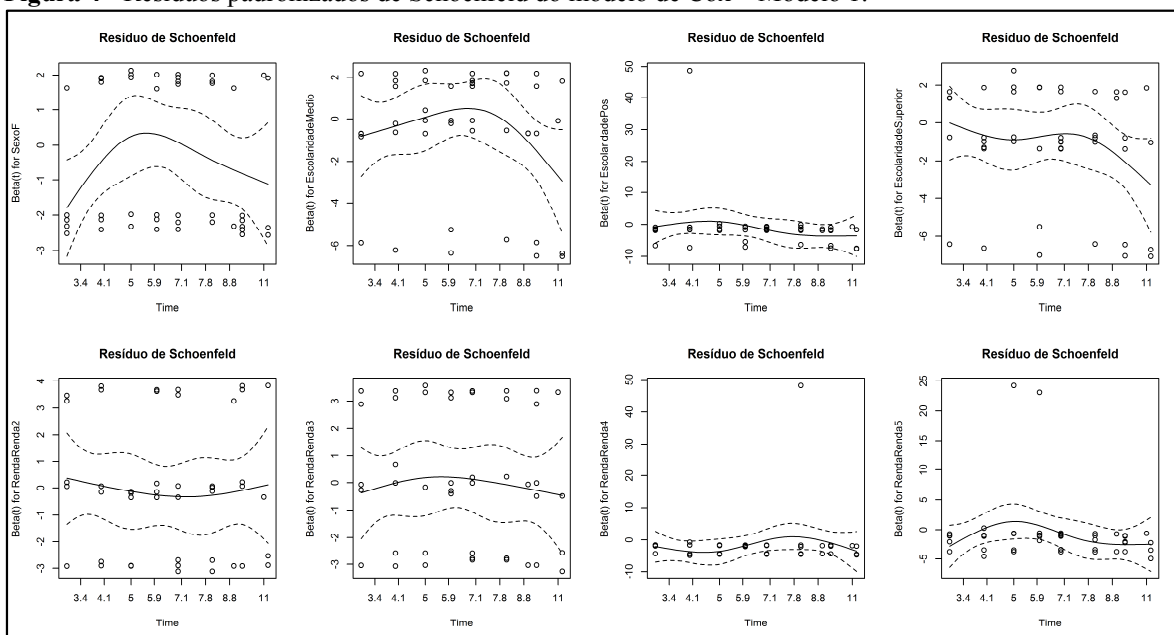
Tabela 5 - Testes da proporcionalidade das taxas de falha no modelo de Cox – Modelo 1.

Covariável	rho (ρ)	chisq	valor p
Sexo Feminino	0,0295	0,0441	0,8336
Escolaridade Médio	-0,1805	16,282	0,2020
Escolaridade Pós	-0,2010	20,285	0,1544
Escolaridade Superior	-0,2809	40,309	0,0447
Renda2	-0,0366	0,0697	0,7918
Renda3	-0,0324	0,0526	0,8187
Renda4	0,0621	0,1927	0,6607
Renda5	-0,1046	0,5330	0,4653
GLOBAL	-	57,115	0,6795

Fonte: elaborada pelos autores, com base nos dados da pesquisa.

⁴ Sugerindo uma possível violação da suposição de taxas de falha proporcionais para este nível da covariável.

Figura 4 - Resíduos padronizados de Schoenfeld do modelo de Cox – Modelo 1.



Fonte: elaborada pelos autores, com base nos dados da pesquisa.

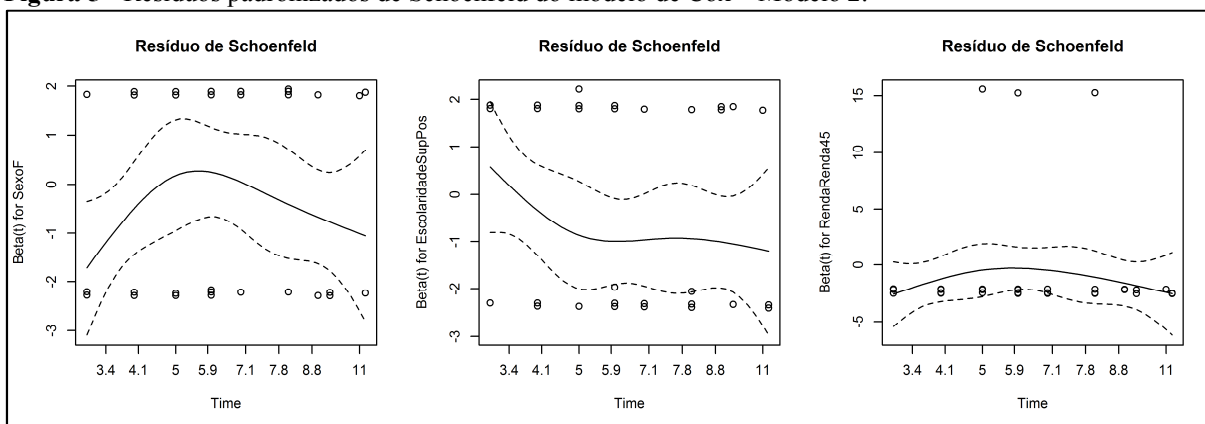
As mesmas análises foram feitas para o Modelo 2 e estão apresentadas na Tabela 6 e na Figura 6. Observa-se que não há evidência estatística de que a hipótese de taxas de falha proporcionais é violada – valores p maiores que 5% e ausência de tendência ao longo do tempo.

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

Covariável	rho (ρ)	chisq	valor p
Sexo Feminino	0,0372	0,0689	0,7929
Escolaridade SupPos	-0,2404	28,946	0,0889
Renda45	-0,0238	0,0284	0,8661
GLOBAL	-	29,605	0,3978

Fonte: elaborada pelos autores, com base nos dados da pesquisa.

Figura 5 - Resíduos padronizados de Schoenfeld do modelo de Cox – Modelo 2.



Fonte: elaborada pelos autores, com base nos dados da pesquisa.

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

Nas seções seguintes, os parâmetros anteriormente estimados, que incorporam os requisitos principais da norma IFRS 9, são utilizados para o cálculo, em uma aplicação prática, da perda esperada. A perda esperada é posteriormente comparada com o cálculo, na mesma aplicação prática, da perda incorrida – sob o cenário da norma IAS 39.

4.4.1 Cenários Possíveis

Para o cálculo da perda esperada utilizando os parâmetros estimados previamente, utilizaram-se valores simulados para os contratos de crédito componentes de uma carteira fictícia a ser impactada pela regra contábil de provisão da IFRS 9.

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 referência⁵ é o volume total financiado relativo às concessões de contratos imobiliários realizadas em Março/2011 no Brasil e segunda referência⁶ é a quantidade total de concessões que gerou esses empréstimos.

Analizando as informações indicadas acima e desconsiderando àquelas referentes ao Estado do Amapá, que apresenta um valor discrepante de média por concessão (R\$ 18.055.091) quando comparado aos demais estados, observa-se que foi reportado um total de 37.115 concessões no mês de Março/2011 e que a média brasileira de empréstimo por concessão é de R\$ 165.857. O Estado de São Paulo foi 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 (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 da Tabela 7.

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 internacionais de contabilidade, deve, portanto, provisionar a sua carteira de Imobiliário desde o momento de sua concessão.

A análise de sobrevivência é utilizada para estimar o valor da perda esperada, visando um provisionamento o mais próximo possível daquele que será observado para os contratos que gerarão perdas para a instituição. O modelo indica que (i) a combinação entre as categorias *H* da variável Sexo, *Fundamental* da variável *Escolaridade* e *Renda1* da variável *Renda* é a que apresenta menor probabilidade de sobrevivência (são as categorias mais arriscadas de cada variável) e (ii) a combinação entre as categorias *M* da variável Sexo, *Pós*

⁵ A referida informação está disponível no site do BACEN e pode ser consultada no 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>.

⁶ Tópico 2.9 - Total por Unidade da Federação – disponível no mesmo link indicado na Nota de Rodapé 5.

da variável *Escolaridade* e *Renda5* da variável *Renda* é a que apresenta menor probabilidade de sobrevivência.

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

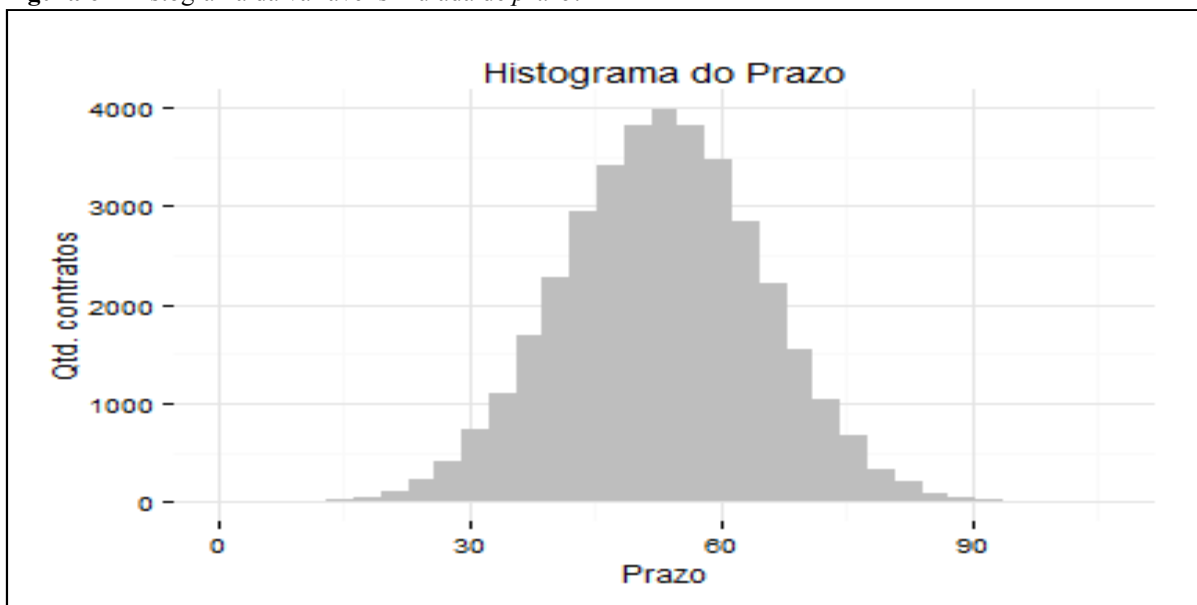
Estado	Quantidade de empréstimos (Quantidade)	Percentual (%)	Total dos empréstimos (R\$)	Média dos empréstimos (R\$)
Acre	14	0,04%	R\$ 1.970.300	R\$ 140.736
Amazonas	576	1,55%	R\$ 66.570.741	R\$ 115.574
Pará	171	0,46%	R\$ 41.781.859	R\$ 244.338
Rondônia	69	0,19%	R\$ 9.428.560	R\$ 136.646
Roraima	2	0,01%	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: BACEN.

Pelo fato de que o interesse, a princípio, está na estimação da provisão para os próximos 12 meses (contratos do Estágio 1), deve-se tomar em conta a probabilidade de os indivíduos sobreviverem a partir do décimo segundo mês – para os casos indicados acima, tem-se que essa probabilidade é de 85,6% e 99,2% respectivamente para o perfis mais e menos arriscados. Para o perfil mais arriscado, com base na Equação (4), a probabilidade é dada por: $\mathcal{F}(12) = \mathbb{Pr}(T \geq 12) = 85,6\%$.

Adicionalmente, a aplicação da metodologia sugerida para o cálculo da perda esperada envolve simular os prazos para os contratos que compõem a carteira de interesse. Para isso, considerou-se a série 20991 do BACEN – *Prazo médio da carteira de crédito com recursos direcionados - Pessoas físicas - Financiamento imobiliário com taxas de mercado*. A série em questão apresenta média de 53,07 meses para o mês de referência – Março/2011, a partir do qual simulou-se os prazos do contrato do presente exemplo (Figura 7). O desvio padrão considerado foi de doze meses.

Figura 6 - Histograma da variável simulada de *prazo*.



Fonte: elaborada pelos autores, com base nos dados da pesquisa.

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

- a) LGD média: 47% (seção 4.1.1);
- b) PD predita para Março/2012 com impacto das informações macroeconômicas: 4,17% (seção 4.2.1);
- c) EAD total no início do período: R\$ 6.158.470.851;
- d) 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 de Renda 3 – logo, sua probabilidade de sobrevivência é definida como: $P(12) = \mathbb{P}(T \geq 12) = 91,6\%$. 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 pago R\$ 22.709,36 até o décimo segundo mês e o saldo exposto com o qual esse cliente contribuirá para o saldo total é R\$ 98.407,21 (denominado *Saldo(12)*).

Considerando sua probabilidade de sobrevivência no décimo segundo mês, tem-se que o montante sob risco ao final desse período, conhecida essa probabilidade, será dado por $M(12) = (100\% - P(12)) * Saldo(12) = (100\% - 91,6\%) * R\$ 98.407,21 = R\$ 8.266,21$.

Considerando, para esta carteira, a probabilidade de *default*, $PD = 4,17\%$, e a perda dado o *default*, $LGD = 47\%$, tem-se que a perda esperada para o primeiro ano para este contrato é de: $LEL_{IFRS9} = R\$ 8.266,21 * 47\% * 4,17\% = R\$ 161,90$.

Aplicando-se a metodologia para cada contrato individualmente, encontrou-se que o montante a ser provisionado para toda a carteira para os primeiros 12 meses é de R\$ 6.565.394,30, conforme demonstra a Equação 8.

$$LEL_{carteira} = \sum_{i=1}^{37115} SR_{t-1} PD_{ti} * LGD_{ti} * EAD_{ti} = R\$ 6.565.394,30 \quad (8)$$

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.

Apesar de o presente exemplo considerar a situação do contrato no Estágio 1, considera-se que a metodologia sugerida pode ser extrapolada para os demais estágios (reavaliação após os 12 meses iniciais e mudança na forma de reconhecimento dos juros). Entretanto, é válido ressaltar que a comparação fiel entre a norma IAS 39 e a nova norma IFRS 9 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, taxa de mercado ou alguma outra taxa 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 e O'Donnell (2017), as maiores preocupações ao se implantar as novas regras de provisionamento da IFRS 9 estão relacionadas à volatilidade e ao aumento do montante provisionado e reportado.

Fazendo um paralelo com a regra contábil IAS 39 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, comparando-se 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 IAS 39, que quando um cliente nesta carteira apresentar a situação de *default*, a instituição provisionará sob todo o montante exposto no momento de observação da inadimplência. Tomemos como exemplo novamente o cliente com as características expostas na seção anterior – contrato de 64 meses com parcelas no valor de R\$ 1.892,45 – supondo que este cliente apresente a situação de *default* no 21º mês de contrato, seu saldo exposto para cálculo da provisão, sem considerar a contabilização de juros, seria de R\$ 81.375,20. Para esta situação, tem-se que o montante calculado sob a IAS 39 seria o calculado pela Equação 9.

$$EL_{IAS39} = PD_{ti} * LGD_{ti} * EAD_{ti} = 4,17\% * 47\% * R\$ 81.375,20$$

$$EL_{IAS39} = R\$ 1.593,80 \quad (9)$$

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 contrato/carteira.

Sob a IFRS 9, por sua vez, de modo a agregar outro requerimento da norma, pode-se considerar novamente a probabilidade de sobrevivência. Por meio desta técnica, é possível determinar períodos específicos de corte na probabilidade de sobrevivência para determinar quando o cliente apresentou deterioração significativa 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, supondo que a probabilidade de sobrevivência associada a este cliente seja de 42% a partir do 25º mês – isto é, $P(25) = \Pr(T \geq 25) = 42\%$.

Este valor estaria, por sua vez, abaixo do *trigger* considerado em determinações internas da instituição, em que 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 montante de R\$ 1.593,80, conforme demonstra a Equação 10.

$$\begin{aligned} LEL_{IFRS9} &= PD_{ti} * LGD_{ti} * EAD_{ti} = 4,17\% * 47\% * R\$ 81.375,20 \\ LEL_{IFRS9} &= R\$ 1.593,80 \end{aligned} \quad (10)$$

Observa-se que o valor encontrado para a perda esperada *lifetime* é exatamente o mesmo para a perda no momento sob a visão do IAS 39 (Equação (9)), visto que se trata do mesmo cliente sob as mesmas condições e sob o mesmo instante. Entretanto, sob a IFRS 9 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, de maneira complementar, o novo valor provisionado seria de apenas $LEL_{IFRS9} = R\$1.307,36$ – equivalente a 82% do valor total lançado sob as condições da IAS 39.

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 deterioração significativa de risco, não haveria a necessidade de provisionar nenhum montante para este contrato. Tal situação seria observada sob as condições da IAS 39, entretanto, sabe-se que sob a abordagem sugerida para o IFRS 9 já teria sido provisionado montante respectivo, pelo menos, para os primeiros 12 meses de vida do contrato.

Neste cenário, é válido considerar a visão da carteira e entender que o provisionamento, de certa forma, individualmente 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 IAS 39 e sob a IFRS 9, 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 mais bem distribuída 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 oportuna no tempo já era levantada por Barth e Landsman (2010, p. 415) 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”.

5 Considerações Finais

Na prática, ao se adicionar a taxa de sobrevivência para ajustar o saldo exposto do cliente às projeções macroeconômicas dos modelos de PD (informações *forward-looking*), as provisões para perda esperada de crédito passam a se adequar melhor à 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 vem gerando diversos processos de tomada de decisão, e um deles corresponde justamente ao saldo a ser considerado no cálculo da provisão. De maneira simplificada, 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 IFRS 9, 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 entra em *default* e é classificado, portanto, no Estágio 3, ainda é passível de gerar recuperações para o banco. Com a abordagem indicada, é possível determinar, com certa probabilidade, a partir de quanto tempo após sua deterioração de risco o contrato não gera mais recuperações satisfatórias, o que indica, para a instituição financeira, um momento adequado para a venda de carteiras para as empresas especializadas em cobrança, prática comum no meio creditício. 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.

Este trabalho aborda um tema que impacta diretamente a situação financeira das instituições e, conseqüentemente, impacta também todos os envolvidos – o gerador da informação que agrega aptidão para melhor avaliar seus empréstimos, os investidores que

demandam informações mais tempestivas e, de modo geral, todo o setor bancário e financeiro, que opera com informações mais concretas e genuínas.

Em adição, este trabalho contribui com a literatura ao sugerir um método de abordagem para uma nova norma em que nem os próprios emissores têm oferecido caminhos concretos sobre como tratar tema tão complexo. Além disso, ressalta-se que, embora o método proposto baseia-se no setor de pessoa física, é possível extrapolar a técnica sugerida para o setor de pessoa jurídica, sem perda alguma de generalidade.

Referências

ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. **Journal of Finance**, New York, v. 23, n. 4, p. 589-609, 1968.

ARELLANO, C. Default risk and income fluctuations in emerging economies. **American Economic Review**, Pittsburgh, v. 98, n. 3, p. 690-712, 2008.

AZIZ, J.; CHARUPAT, N. Calculating credit exposure and credit loss: a case study. **Algo Research Quarterly**, Toronto, v. 1, n. 1, p. 31-46, 1998.

BAESENS, B.; RÖSCH, D.; SCHEULE, H. **Credit risk analytics: measurement techniques, applications, and examples in SAS**. New York: John Wiley & Sons, 2016.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Resolução no 2.682, de 21 de dezembro de 1999**. Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Brasília, DF. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/1999/pdf/res_2682_v2_L.pdf>. Acesso em: 03 set. 2018.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Resolução no 3.786, de 24 de setembro de 2009**. Dispõe sobre a elaboração e a divulgação de demonstrações contábeis consolidadas com base no padrão contábil internacional emitido pelo International Accounting Standards Board (IASB). Brasília, DF. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=/Lists/Normativos/Attachments/47513/Res_3786_v1_O.pdf>. Acesso em: 03 set. 2018.

BANGIA, A.; DIEBOLD, F. X.; KRONIMUS, A. Ratings migration and the business cycle, with application to credit portfolio stress testing. **Journal of Banking & Finance**, New York, v. 26, n. 2-3, p. 445-474, 2002.

BARTH, M. E.; LANDSMAN, W. R. How did financial reporting contribute to the financial crisis? **European Accounting Review**, Brussels, v. 19, n. 3, p. 399-423, 2010.

COLOSIMO, E. A.; GIOLO, S. R. **Análise de sobrevivência aplicada**. São Paulo: Blucher, 2006.

COX, D. R. Regression models and life-tables. **Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)**, London, v. 34, n. 2, p. 187-220, 1972.

DINIZ, C.; LOUZADA, F. Métodos estatísticos para análise de dados de crédito. In: BRAZILIAN CONFERENCE ON STATISTICAL MODELLING IN INSURANCE AND FINANCE, 6., 2013, Maresias, SP. **Anais...** São Paulo: USP, 2013, p. 1-124.

FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P. **Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com Excel[®], SPSS[®] e Stata[®]**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017.

FERRARI, S. L. P.; CRIBARI-NETO, F. Beta regression for modelling rates And proportions. **Journal of Applied Statistics**, London, v. 31, n. 7, p. 799-815, 2004.

FLORES, J. A. E.; BASUALDO, T. L.; SORDO, A. R. Q. Regulatory use of system-wide estimations of PD, LGD and EAD. **Financial Stability Institute**. Switzerland, 2010.

HU, P.; TSIATIS, A. A.; DAVIDIAN, M. Estimating the parameters in the Cox model when covariate variables are measured with error. **Biometrics**, New York, v. 54, n. 4, p. 1407-1419, 1998.

IAS - INTERNATIONAL ACCOUNTING STANDARD. **IAS 39**. 24 jul. 2014. Disponível em: <[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)>. Acesso em: 03 set. 2018.

IASB - INTERNATIONAL ACCOUNTING STANDARDS BOARD. **IFRS 9 Financial Instruments – Project Summary**. 24 jul. 2014. Disponível em: <<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>>. Acesso em: 03 set. 2018.

IEDA, A.; MARUMO, K.; YOSHIBA, T. A. Simplified method for calculating the credit risk of lending portfolios. **Monetary and Economic Studies**, Tokyo, v. 18, n. 2, p. 49-82, 2000.

INTERNATIONAL FINANCIAL REPORTING STANDARD. **IFRS 9 Financial Instruments, de 24 de julho de 2014**. Dispõe sobre os requerimentos para classificação e mensuração, impairment, hedge accounting e reconhecimento, substituindo o IAS 39. London. Disponível em: <<https://www.iasplus.com/en/standards/ifrs/ifrs9>>. Acesso em 06 fev. 2019.

IQBAL, N.; ALI, S. A. Estimation on probability of defaults (PD) for low default portfolios: an actuarial approach. In: ENTERPRISE RISK MANAGEMENT SYMPOSIUM, 4., 2012, Washington, DC. **Anais eletrônicos...** Washington: Canadian Institute of Actuaries, Casualty Actuarial Society and Society of Actuaries, 2012. Disponível em: <<http://www.ermsymposium.org/2012/otherpapers/iqbal-ali-paper-03-20-12.pdf>>. Acesso em: 03 set. 2018.

KIM, D.; SANTOMERO, A. M. Forecasting required loan loss reserves. **Journal of Economics and Business**, Amsterdam, v. 45, n. 3-4, p. 315-329, 1993.

KLEFVENBERG, L.; NORDLANDER, V. **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**. 2015. 36 f. Bachelor's Thesis (Department of Business Studies). Uppsala University, Suécia, 2015.

KPMG. **First impressions: IFRS 9 financial instruments**, New York, set. 2014. Disponível em: <<https://assets.kpmg.com/content/dam/kpmg/pdf/2015/06/first-impressions-IFRS9-O-201409.pdf>>. Acesso em 03 set. 2018.

KUMAR, H. M. **Cyclical factor in probability of default: an illustration**. LinkedIn, 30 ago. 2016. Disponível em: <<https://www.linkedin.com/pulse/cyclical-factor-probability-default-illustration/>>. Acesso em: 03 set. 2018.

MACEDO, C. G. **Determinação da perda de crédito por meio de modelos estruturais: aplicação da abordagem de Implied Market Loss Given Default**. 2014. 88 f. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2014.

MESTER, L. J. What's the point of credit scoring? **Business Review - Federal Reserve Bank of Philadelphia**, Philadelphia, n. 5, p. 3-16, 1997.

MIAN, A.; SUFI, A. The consequences of mortgage credit expansion: evidence from the U.S. mortgage default crisis. **The Quarterly Journal of Economics**, Oxford, v. 124, n. 4, p. 1449-1496, 2009.

NARAIN, B. **Survival analysis and the credit granting decision: credit scoring and credit control**. Oxford: Oxford University Press, 1992.

PAZZOTO, B. B. **Modelagem da perda esperada: uma alternativa para tratar o efeito da correlação entre a PD e LGD**. 2012. 70 f. Dissertação (Mestrado em Finanças e Economia de Empresas) - Escola de Economia da Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2012.

QUERCI, F. Loss given default on a medium-sized Italian bank's loans: an empirical exercise. In: EUROPEAN FINANCIAL MANAGEMENT ASSOCIATION ANNUAL MEETING, 3., 2007, Milan, Italy. **Anais eletrônicos...** Milan: European Financial Management Association, 2007. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/265106756_Loss_Given_Default_on_a_medium-sized_Italian_bank's_loans_an_empirical_exercise>. Acesso em: 06 fev. 2019.

SANTOS, M. A.; FÁVERO, L. P.; DISTADIO, L. F. Adoption of the International Financial Reporting Standards (IFRS) on companies' financing structure in emerging economies. **Finance Research Letters**, Amsterdam, v. 16, n. 1, pp. 179-189, 2015.

SCANDIZZO, S. **Loss given default models. In: The validation of risk models. Applied Quantitative Finance Series**. London: Palgrave Macmillan, 2016.

SCHUERMANN, T. **What do we know about loss given default? Credit risk models and management**. London: Risk Books, 2004.

SILVA, A. C. M.; MARINS, J. T. M.; NEVES, M. B. E. Loss Given Default: um estudo sobre perdas em operações prefixadas no mercado brasileiro. **Banco Central do Brasil**, Trabalhos para Discussão nº 193, 2009.

SOREIRA, A. **Mudanças geradas pela IFRS 9 e operacionalização do provisionamento de perdas de crédito esperadas**. 2018. 86 f. Dissertação (Mestrado em Controladoria e Contabilidade) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018.

STEPANOVA, M.; THOMAS, L. Survival analysis methods for personal loan data. **Operations Research**, Catonsville, v. 50, n. 2, p. 277-289, 2002.

TERRANCE, C.; O'DONNELL, B. **Regulatory compliance and financial stability: the challenges of implementing IFRS 9 - Part 2**, Toronto, 07 set. 2017. Disponível em: <<https://globalriskinstitute.org/publications/challenges-implementing-ifs-9-part-2/>>. Acesso em: 06 fev. 2019.

TOLEDO FILHO, J. R. T.; KROENKE, A.; SÖTHER, A. Impacto da crise do subprime na provisão do risco de crédito dos maiores bancos nacionais. **Revista Brasileira de Gestão de Negócios**, São Paulo, v. 11, n 32, p. 248-259, 2009.

VASCONCELLOS, R. S. **Modelos de escoragem de crédito aplicados a empréstimo pessoal com cheque**. 2004. 44 f. Dissertação (Mestrado em Finanças e Economia de Empresas) - Escola de Economia da Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2004.