

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
DENISE BENETTI RAMIREZ

COM UMA LUPA E UM BINÓCULO: Uma
investigação sobre a inadimplência de um Banco de
Desenvolvimento através de Análise de
Sobrevivência

Florianópolis

2016

DENISE BENETTI RAMIREZ

COM UMA LUPA E UM BINÓCULO: Uma
investigação sobre a inadimplência de um Banco de
Desenvolvimento através de Análise de
Sobrevivência

Dissertação submetida ao
Programa de Pós-Graduação em
Economia da Universidade
Federal de Santa Catarina, como
parte dos requisitos para obtenção
do título de Mestre em Economia.

Orientador: Prof. Dr. Francis Carlo
Petterini

Florianópolis

2016

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Ramirez, Denise Benetti
COM UMA LUFA E UM RIRÓCULO; : Uma investigação sobre a
inadimplância de um Banco de Desenvolvimento através de
Análise de Sobrevivência / Denise Benetti Ramirez ;
orientador, Francis Carlo Petterini - Florianópolis, SC,
2016.
123 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, Centro Sócio-Econômico. Programa de Pós-Graduação em
Economia.

Inclui referências

1. Economia. 2. Inadimplância. 3. Banco de
desenvolvimento. 4. Análise de sobrevivência. 5. Risco de
Crédito. I. Petterini, Francis Carlo. II. Universidade
Federal de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em
Economia. III. Título.

DENISE BENETTI RAMIREZ

COM UMA LUPA E UM BINÓCULO: Uma investigação sobre a inadimplência de um Banco de Desenvolvimento através de Análise de Sobrevivência

Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de Mestre em Economia, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Economia

Florianópolis, 01 de março, de 2016.

Prof. Jaylson Jair da Silveira, Dr.

Coordenador do Curso

Banca Examinadora:

Orientador: Prof. Dr. Francis Carlo Petterini, Dr.

Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Hoyêdo Nunes Lins, Dr.

Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Roberto Meurer, Dr.

Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Dr. Guilherme Diniz Irffi, Dr.

Universidade Federal do Ceará

AGRADECIMENTOS

A oportunidade de chegar até o estágio da Dissertação de Mestrado é em si, uma grande razão para agradecer. Para aqui chegar, uma série de exigências devem ser atendidas e nesse processo, ressalto a dedicação dos professores do PPGECO aos seus alunos, em especial, agradeço ao então coordenador do programa, o professor Roberto Meurer e aos colegas Alexandre R. Ferreira, Daniele e Daiane de Bortoli, Wallace Pereira, Ludmilla N. Custódio, Dinorah Baldo, Max Cardoso, Verônica Vilarinho e Marcos Castaneda, que solidariamente emprestaram conhecimento e tempo para com minhas dificuldades.

O momento de produzir a dissertação é talvez o melhor exemplo de auto aprendizado, concentração, planejamento e controle da ansiedade que tenho na lembrança, mas sem que houvesse a provocação inicial do incrível arsenal de técnicas e ideias do meu orientador, o Prof. Francis Carlo Petterini, esse momento não teria sido possível. Sua orientação instigou-me a curiosidade, forçou-me buscar respostas, sem tolher minha liberdade ao perseguir os objetivos do trabalho, com toda a paciência e dedicação possíveis para uma orientação que se deu à distância.

Os colaboradores do banco de desenvolvimento estudado foram fundamentais na disponibilidade dos dados e especialmente agradeço aos senhores Alberto, Arlinton, Fernando, Fabiana, Tarcísio, Omar e Roni.

À Professora Tarciana Liberal que me auxiliou com muitas dúvidas acerca da Análise de Sobrevivência, disciplina que ela ministra na Universidade Federal da Paraíba.

À parcimônia e amor dos meus pais, irmão, familiares e amigos, que compreendem com carinho minhas prioridades.

E sempre atento, sempre presente, sempre disposto a ajudar e opinar, seja com sua experiência acadêmica, seja pelo amor que me dedica, o Rodrigo.

RESUMO

O objetivo desse trabalho foi investigar os condicionantes da inadimplência de um banco de desenvolvimento, através da Análise de Sobrevida. Em virtude da disponibilidade dos dados dessa instituição, que atua na Região Sul do Brasil, bem como às suas peculiaridades no mercado de crédito e sua relevância para a região, tomou-se-a como objeto de estudo. A Análise de Sobrevida foi empregada em função de sua capacidade de incorporar o tempo à análise de risco de inadimplência, além de ser uma técnica relativamente recente em estudos como esse. A partir da literatura consultada sobre crédito de longo-prazo, bancos de desenvolvimento, risco de crédito e análise de sobrevivência, constituiu-se 3 modelos e 3 ensaios, a partir de 11.251 observações entre outubro de 2013 e abril de 2015. Os modelos estimados foram o Exponencial, o Weibull e o Cox, apresentando resultados favoráveis quanto à significância. No principal ensaio, o ensaio 1, as variáveis explicativas significantes e que colaboraram para a redução da probabilidade de falha foram: pertencer à agência 1; pertencer à agência 2; o aumento dos juros do contrato; ser um pequeno produtor rural; provir da região metropolitana de Porto Alegre; provir da região Nordeste e Noroeste do Rio Grande do Sul; o aumento do PIB; o aumento do índice de emprego; o aumento da TJLP; o aumento das expectativas de inflação e aumento da desvalorização cambial. Colaborando para o aumento da probabilidade de inadimplência estavam: provir do Oeste de Santa Catarina e provir do Oeste e do Centro paranaense. No teste de razão de verossimilhança, verificou-se que os modelos irrestritos tiveram um desempenho superior comparado aos modelos restritos. Isso indica que para a investigação proposta, tanto variáveis macroeconômicas como microeconômicas colaboraram no diagnóstico da inadimplência desse banco. Propõe-se para um próximo trabalho que ferramentas de seleção de variáveis sejam aplicadas, como o método Stepwise, assim como o diagnóstico evolua para um problema de Credit Scoring.

Palavras-chave: risco de crédito, inadimplência, banco de desenvolvimento, Análise de Sobrevida.

ABSTRACT

Investigating the determinants of default of a development bank, through Survival Analysis was the aim of this study. Because of the availability of data in this institution, which operates in southern Brazil, as well as its peculiarities in the credit market and its relevance to the region, it took up it as an object of study. Survival analysis was used because of its ability to embody time to the analysis of default risk as well as being a relatively new technique in studies like this. From the literature revisited on long-term credit, development banks, credit risk and survival analysis, it had run up 3 models and 3 essays, from 11.251 observations between October 2013 and April 2015. The estimated models were the Exponential, Weibull and Cox, with favorable results in terms of significance. In the main essay, or essay 1, the significant covariates and that helped to reduce the probability of failure were: belonging to the agency 1; belonging to the agency 2; the rise in contract interest; being a small farmer; come from the metropolitan area of Porto Alegre; come from the Northeast and North West Rio Grande do Sul state region ; GDP growth; increasing the employment rate; the increase in TJLP; the increase in inflation expectations and an increase in currency devaluation. Collaborating with the increase in the default probability were: come from the West of Santa Catarina state and come from the West and Center of the Paraná state. In the likelihood ratio test, it was found that the unrestricted models have higher performance compared to the restricted models. This indicates that for the proposed research, both macroeconomic and microeconomic variables cooperated with the diagnosis of the default. It is proposed for further studies the application of covariate selection, as the Stepwise method, as well as the evolving of this diagnosis to a problem of credit scoring.

Keywords: credit risk, default, development bank, Survival Analysis.

LISTRA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Participação dos desembolsos do BNDES em relação ao PIB.....	24
Figura 2: Volume de concessões de crédito por parte do BD	25
Figura 3: Participação dos setores econômicos na carteira de crédito do BD.....	26
Figura 4: Estimativa da Função Sobrevivência Kaplan-Meier:	47
Figura 5: Estimativa do Risco acumulado:	47
Figura 6: Função de sobrevivência Kaplan-Meier	73
Figura 7: Histograma da duração da adimplência	76
Figura 8: Função de risco Nelson Aalen.....	77
Figura 9: Estimativa da função sobrevivência de acordo com a Agência responsável pelo financiamento	83
Figura 10: Estimativa da função sobrevivência conforme a região de atuação do cliente – Centro PR.....	85
Figura 11: Estimativa da função sobrevivência conforme o sinal da variação cambial.....	89
Figura 12: Variação cambial observada no período amostrado	90
Figura 13: Participação das principais ocupações econômicas entre os indivíduos da amostra	90
Figura 14: Índice de emprego formal ao longo do período amostrado	91
Figura 15: Variação do PIB no período amostrado:	92

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Distribuição da carteira de financiamentos do BD por mutuário (em %)	26
Tabela 2: Quadro-resumo dos trabalhos consultados.	39
Tabela 3 Quadro de Definições dos principais conceitos na Análise de Sobrevida.....	51
Tabela 4: Quadro das Distribuições Exponencial e Weibull e suas funções	54
Tabela 5: Variáveis usadas no trabalho.	68
Tabela 6: Exemplo da base de dados.	70
Tabela 7: Exemplo da base de dados no trabalho, somente indivíduos censurados.	70
Tabela 8: Quadro de Ensaios e etapas percorridas no trabalho.	71
Tabela 9: Duração da adimplência: estimativas da função Kaplan-Meier.....	75
Tabela 10: Primeiro resultado para as estimativas a partir dos modelos Exponencial, Weibull e Cox	78
Tabela 11: Variáveis significativas a 95% em pelo menos um dos modelos (Exponencial, Weibull e Cox)	80
Tabela 12: Resultado das estimativas após a retirada das variáveis não significativas:	81
Tabela 13: Área, população e PIB per capita da região central paranaense:	86
Tabela 14: Estimativas do ensaio 1- modelo restrito	94
Tabela 15: Comparação entre os modelos do ensaio 1.....	94
Tabela 16: Resultado das estimativas após a retirada das variáveis não significativas – ensaio 2:.....	96
Tabela 17: Comparação entre os modelo restrito e irrestrito do ensaio 2.....	97
Tabela 18: Resultado das estimativas após a retirada das variáveis não significativas – ensaio 3.....	98
Tabela 19: Comparação entre os modelos restrito e irrestrito do ensaio 3.....	100
Tabela 20: Variáveis comuns aos 3 ensaios: Coeficientes e Razão de Risco.....	100
Tabela 21: Variáveis comuns a pelo menos 2 dos ensaios.	101
Tabela 22: Variáveis exclusivas de cada ensaio.....	101

SUMÁRIO

1..... INTRODUÇÃO:	13
2..... REVISÃO DE LITERATURA	17
2.1 Bancos de Desenvolvimento: breve histórico e características	17
2.2 Abordagens sobre inadimplência e risco de crédito em bancos de desenvolvimento.....	27
2.3 Análise de Sobrevivência e sua aplicação no mercado de crédito	42
3. METODOLOGIA	49
3.1 Conceitos básicos sobre a Análise de Sobrevivência.	49
3.2 Estimação de modelos em Análise de Sobrevivência	51
3.2.1 Ajuste de modelos em Análise de Sobrevivência.....	58
4. DESCRIÇÃO DA BASE DE DADOS	63
4.1 Variáveis Utilizadas	64
4.2 Procedimentos adotados	70
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	73
5.1 Ensaio 1.....	73
5.1.1 Critérios de informação e Teste razão de verossimilhança do Ensaio 1	93
5.2 Ensaio 2.....	95
5.2.1 Critérios de informação e Teste razão de verossimilhança do ensaio 2.	97
5.3 Ensaio 3.....	97
5.3.1 Critérios de informação e Teste razão de verossimilhança do ensaio 3.	99
5.4 Comparação dos resultados dos ensaios.....	100
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	103

1. INTRODUÇÃO:

Esse trabalho se propõe a fazer uma investigação da inadimplência a partir dos micro dados de um banco de desenvolvimento usando a análise de sobrevivência como método e variáveis do âmbito micro e macroeconômico.

Estudos sobre os condicionantes da inadimplência da carteira de crédito dos bancos de desenvolvimento são relativamente escassos na literatura, em parte pela implicação indireta que essas instituições exercem no sistema financeiro, em parte pelo restrito acesso à suas bases de dados.

Apesar dos bancos de desenvolvimento atuarem especificamente no mercado de crédito para investimentos de longo-prazo, não atuando como bancos de varejo, não significa que o acompanhamento dos condicionantes e níveis de inadimplência de suas carteiras possa ser negligenciado, na medida em que o agravamento desses níveis acarreta problemas no financiamento de setores inteiros. De tal forma que uma eventual redução de recursos e até mesmo interrupção de financiamentos compromete de forma significativa o desenvolvimento dos setores afetados desencadeando a partir deles, efeitos sobre os demais que se localizam à montante e à jusante da cadeia de negócios.

A análise de risco de carteiras de crédito pode ser feita a partir de uma gama diversificada de metodologias e modelos econométricos, da qual a análise de sobrevivência faz parte e foi a metodologia adotada por este trabalho.

A análise de sobrevivência é uma técnica proveniente dos estudos de tempo da mortalidade humana, no século XVII. Sua aplicação foi se ampliando para outros campos de estudo como o risco de crédito, cujo primeiro estudo surgiu na década de 1990. A abordagem do risco de crédito através da análise de sobrevivência permite atacar dois objetivos ao mesmo tempo: identificar os condicionantes do risco e seus respectivos tempos de duração, isto é, a partir de um conjunto de características de tomadores de crédito e do comportamento desses clientes face às suas obrigações financeiras, saber quais dessas características ajudam a explicar o comportamento do tomador de crédito e o tempo que ele eventualmente levou para se tornar

inadimplente, chegando-se a conclusão que determinadas características favorecem a inadimplência acelerando-a ou retardando-a.

Para chegar a essas conclusões, todavia, é necessário o conhecimento das características individuais de cada tomador de crédito, bem como o tempo que cada um levou para se tornar inadimplente a partir do momento em que firmou um contrato de financiamento com o banco de desenvolvimento em questão, requisito este atendido pela disponibilidade dos dados oferecido pela instituição.

O banco de desenvolvimento objeto de estudo desse trabalho é uma instituição pública que atua com o financiamento de longo-prazo a partir de recursos próprios advindos dos governos dos três estados da região sul do Brasil, proprietários de seu capital e do BNDES. Atuando somente nessa região, esse banco é um dos seis maiores bancos brasileiros a operar com recursos do BNDES e o maior da região em questão, atuando desde a década de 1960.

A partir da análise sobre o tempo de adimplência da carteira de clientes desse banco, espera-se encontrar explicações, através das variáveis explicativas selecionadas, para o fato de que alguns clientes incorrem em inadimplência precocemente. Isso implica em investigar se o ambiente econômico afeta esses clientes de forma mais intensa do que aqueles que não incorreram em inadimplência ou que incorreram depois de pelo menos 1 ano de contrato, por exemplo.

Na hipótese de que o ambiente econômico não seja um bom indicador do tempo de falha desses clientes, verificar-se-á se suas características pessoais e de seus negócios ajudam a torná-los mais propícios às referidas falhas.

Para tanto, a estrutura da dissertação compreende: esta Introdução, bem como um capítulo de Revisão de Literatura, subdividido em 3 subcapítulos. No primeiro, uma abordagem generalista sobre crédito de longo-prazo e bancos de desenvolvimento foi sendo sucessivamente particularizada até chegar ao caso ora estudado. Nos dois outros subcapítulos explora-se pesquisas de natureza similar, bem como o uso do método proposto para esta dissertação, que é a Análise de Sobrevivência.

As formulações e conceitos fundamentais para a compreensão dessa técnica compõem o terceiro capítulo, a Metodologia. A fim de separar os conceitos, das técnicas de estimativa e dos ajustes, criou-se 3 subcapítulos.

A descrição da base de dados está no capítulo 4, que enumera as variáveis utilizadas bem como os procedimentos adotados para as estimativas. Elas são apresentadas e discutidas no capítulo 5.

Finalmente, as considerações finais estão no último capítulo.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Bancos de Desenvolvimento: breve histórico e características

Num momento tão conturbado da história brasileira, em meio a sucessivos episódios de corrupção, após um polarizado resultado eleitoral e sobretudo face a um ambiente econômico adverso, o debate nacional acerca do financiamento público do desenvolvimento, dos bancos públicos e em especial dos bancos de desenvolvimento, suscita opiniões profundamente divididas.

A discussão sobre os bancos de desenvolvimento passa pelo debate acerca dos mecanismos de financiamento do desenvolvimento das economias. Até a Grande Depressão, em 1929, a disseminação do uso da moeda bancária, fez com que se acreditasse que o sistema monetário, apoiado nos bancos comerciais, seria capaz de incentivar a aceleração do investimento através da simples expansão da quantidade de moeda-crédito, ainda que por essa lógica fosse impossível explicar o atraso histórico de vários países de capitalismo tardio.

A abrupta contração econômica por ocasião da Grande Depressão forçou o abandono das doutrinas liberais pelas economias ocidentais afetadas e fez com que elas constituíssem instituições financeiras públicas com o objetivo de sustentar o investimento privado em longo-prazo, como foi o caso do governo Hoover nos Estados Unidos.

Para reconstruir as economias afetadas pela crise e depois pelos conflitos bélicos, não seria possível depender do mercado financeiro privado e suas oscilações inesperadas, de modo que a opção pela intervenção do governo no financiamento de longo-prazo parecia ser a alternativa existente para aquele contexto.

O direcionamento do crédito promovido pelos governos dessas economias era visto por alguns estudiosos como Mckinnon (1973) como uma prática negativa na medida em que prejudicava o mercado de crédito de longo-prazo muito em função das taxas de juros reais de longo prazo negativas ou excessivamente baixas – fenômeno conhecido como *crowding out* - e para quem a canalização da poupança ao investimento

deveria ser via mercado e especificamente através de bancos privados.

A réplica a esses apontamentos costuma argumentar que o Estado deve atuar com a intenção de corrigir a lógica do mercado, realocando recursos para setores prioritários, mas não tão lucrativos e atraentes à iniciativa privada.

Resta saber se a atuação do Estado teria lugar nas economias que já superaram o estágio inicial de desenvolvimento e alcançaram o grau de investimento. Torres Filho e Costa, (2012), acreditam que sim, pois corre-se o risco nesse debate, de se perder de vista a dimensão social do desenvolvimento, cuja referência mais atual que se tem no caso brasileiro é a reconhecida atuação anticíclica dos bancos públicos federais na recessão de 2009.

No que diz respeito às taxas de juros praticadas nos financiamentos públicos, existe uma forte crítica sobre a Taxa de Juros de Longo Prazo (TJLP) - seu indexador do custo financeiro, que até o final de 2014 manteve-se num patamar de 6% ao ano -. Críticos como Pinheiro e Oliveira Filho (2007) apontam que o lastro na TJLP faz com que esses créditos tenham eficácia mínima, isto é, projetos com baixa rentabilidade e que seriam refutados num mercado de livre concorrência conseguem financiamento, ao que se une outra recorrente crítica: a de que a atuação dos bancos de desenvolvimento é pautada sobre a concessão de subsídios e no favorecimento de empreendimentos sem exigências de contrapartida.

Opondo-se a isso está a ideia já referida, de que os bancos de desenvolvimento devem realocar recursos para setores e regiões prioritários e que os bancos públicos quando geram lucros, retornam-nos à União por meio de dividendos, tributos e lucros retidos. Nesse processo existe um ganho fiscal de curto prazo decorrente da expansão do produto e da renda na economia e de longo prazo diante do fato de que a capacidade produtiva da economia se expande para aportar o crescimento da demanda sem pressão inflacionária e com aumento de arrecadação fiscal consequentemente. (TORRES FILHO; COSTA, 2012).

De toda maneira, poderíamos questionar se a atuação dos bancos de desenvolvimento por si só é uma atuação dedicada ao desenvolvimento.

Torres Filho e Costa (2012) consideram que a atuação do Banco Nacional de Desenvolvimento (BNDES) foi efetivamente desenvolvimentista quando esteve amparada sobre uma vasta base de projetos e que isso se deu durante o Plano de Metas (anos 1950), o II PND (anos 1970) e o PAC (anos 2000). Em outros momentos, o BNDES atuou para manter a estabilidade macroeconômica ou até mesmo como financiador do processo de privatizações e auxiliou o Governo a carregar títulos da dívida pública.

A atuação dos bancos de desenvolvimento, todavia, encontra alguns pontos convergentes entre seus críticos e estudiosos. O primeiro deles é sobre a forma de intermediação do crédito de longo-prazo. No plano internacional, já é uma realidade que os mercados de capitais e suas inovações financeiras façam a intermediação financeira de fundos de longo-prazo através da securitização de carteiras, de modo que os bancos podem se abster de mantê-los em seus balanços. Essa realidade, no entanto, não é compartilhada por toda a América Latina, com exceção do Chile.

No Brasil, o controle da inflação e a queda das taxas de juros proporcionaram maior liquidez nos mercados, tal como o controle da dívida pública permitiu a formação de uma estrutura a termo da taxa de juros relativamente confiável ainda que a participação nesse mercado seja bastante restrita aos fundos de pensão.

O mercado de títulos de dívida¹ é um mecanismo importante e que poderia suportar o mercado bancário no financiamento de longo prazo. Aqui, entretanto, ele tem um desenvolvimento limitado, na medida em que a presença do governo lançando títulos da dívida pública drena os recursos dos investidores e mesmo entre os papéis privados, existe grande concentração das letras financeiras por parte dos bancos.

Um segundo ponto coincidente entre as opiniões acerca do financiamento público de longo-prazo repousa sobre a tímida evolução do mercado de títulos corporativos em função da persistência de altas taxas de juros em nossa economia, o que reduz a atratividade desse mercado às empresas interessadas no financiamento de longo-prazo, uma vez que elas teriam de oferecer condições demasiado onerosas.

¹ Debêntures

Depreende-se disso que a sustentação do crescimento de longo-prazo precisa se apoiar na coexistência de um mercado bancário e um mercado de capitais líquidos e eficientes em que de um lado estejam os bancos, que através de recursos de seus correntistas emprestam capital aos empreendedores, e expõem-se a riscos² e de outro o mercado de capitais com seus mecanismos de securitização que permitem que os tomadores de recursos lancem debêntures aos seus potenciais credores e em contrapartida ofereçam garantias do capital emprestado³.

A capacidade de financiar ou de securitizar dívidas é uma das importantes contribuições dos mercados de capitais para o desenvolvimento das economias, pois evita discrepâncias entre a maturidade dos passivos e ativos, mitigando risco para as partes, ainda que este esquema não ocorra sem vulnerabilidades e sem riscos de mudanças abruptas nos fundamentos da economia. (STUDART, 2000).

Eis que o terceiro ponto de convergência das ideias sobre financiamento do desenvolvimento surge: em cenário de estabilidade macroeconômica a TJLP deve se aproximar da taxa básica de juros da economia (Selic) e os financiamentos de longo-prazo poderão ser indexados a índices de preços, o que ampliará não só a liquidez dos bancos de desenvolvimento como o *funding* do mercado de capitais. Nessas circunstâncias, o BNDES poderia passar a depender paulatinamente menos do Tesouro Nacional e o governo participaria como garantidor das taxas de juros das operações que considerasse relevante do que como provedor de recursos, tal como vem ocorrendo nos dias atuais.

O panorama atual, no entanto, tem muitos desafios a enfrentar, pois o mercado de debêntures ainda se encontra pouco desenvolvido e os bancos comerciais ainda estão muito mais propensos a operar com recursos de curto-prazo. A oferta de recursos de longo-prazo é portanto, bastante restrita e isso, conseqüentemente, compromete o crescimento da economia, sem contar que a dependência exclusiva do sistema de crédito bancário tem o efeito perverso de levar a uma

² pois precisam fazer coincidir as demandas de seus correntistas com as necessidades de seus tomadores de crédito, submetendo-se, portanto, a um descasamento de tempo.

³ Ao que se dá o nome de *funding*

fragilidade financeira como resultado do alto endividamento do setor corporativo (STUDART, 2000).

Entre contradições e constatações, a estrutura de financiamento da economia brasileira e de muitos países depende da participação preponderante do setor público via sistema de crédito.

Essa participação se deu recorrentemente, por meio dos bancos de desenvolvimento, que tinham, dentre outras funções, um importante papel de mitigação e algumas vezes de absorção dos riscos implícitos no descasamento da maturidade associada ao processo de investimento do crescimento, que depende de fontes estáveis de recursos de longo-prazo. Embora existam diferentes estruturas de propriedades entre os bancos de desenvolvimento em todo o mundo, é mais frequente encontrar o Estado como controlador ou sócio. Alguns desses bancos atuam de forma regional e outros em todo o território brasileiro emprestando recursos direta ou indiretamente através de agentes financeiros. Podem contemplar operações a clientes de diversos portes ou serem especializados num determinado nicho de clientes como micro e pequenas empresas.

No que diz respeito às fontes de recursos dos bancos de desenvolvimento, elas podem surgir da captação no mercado, provirem de fundos que contam com o aporte inicial da União ou de governos locais e organismos multilaterais, além do próprio retorno de suas operações como fontes de *funding*. Isso porque os bancos de desenvolvimento em geral, não captam depósitos à vista ou a prazo (CASTRO, 2011).

O foco de atuação dessas instituições é prover recursos para investimentos em áreas consideradas como prioritárias pelos seguintes critérios:

- Investimentos que exigem maior prazo de maturação e conseqüentemente, maior retorno do capital investido;
- Exigência de elevado volume de capital e
- Dificuldade de avaliar o risco do crédito, sem contar o fato

estilizado presente em muitos países em desenvolvimento de elevada preferência pela liquidez, onde os recursos de longo-prazo não existem ou são escassos e dificultam assim o desenvolvimento da economia.

Diante de limitações como essas os bancos de desenvolvimento acabaram se voltando para segmentos de crédito pouco desenvolvidos pelo mercado privado, fornecendo recursos de longo-prazo e submetendo-se às prioridades de fomento definidas pelo governo. (CASTRO, 2011).

A origem dos bancos de desenvolvimento ainda segundo a autora, ocorreu no século XIX, na Europa, primeiramente na França, Alemanha e Itália, mas conforme já mencionado, foi na década de 1950 que eles ganharam importância a partir da abrangência de políticas tipicamente keynesianas.

De tal forma que os primeiros bancos de desenvolvimento atuaram na criação de setores base dessas economias, como o de infraestrutura apoiando a siderurgia, ou na implantação de novos ramos de negócios. As mais recentes configurações do panorama econômico trouxeram novas atribuições aos bancos de desenvolvimento, por exemplo, o apoio ao desenvolvimento social e ambiental; às pequenas empresas e à promoção das exportações.

O BNDES se enquadra nesse retrospecto. Sua instituição se deu em 1952 com o objetivo primordial de criar condições para que o Brasil superasse a situação de subdesenvolvimento através do financiamento de longo-prazo com o uso de recursos públicos. Os investimentos a que se destinavam esses recursos eram aqueles provenientes de setores carentes ou potencialmente multiplicadores de renda. (TORRES FILHO, 2007).

A atuação do BNDES passou do financiamento da infraestrutura e indústria de insumos básicos (de 1952 a 1964) ao financiamento da indústria de base e socorro às empresas em fragilidade (de 1964 a 1984), em seguida o financiamento das exportações e privatizações (1985-2002) e o financiamento da retomada do crescimento e atuação anticrise (2003-2011). (TORRES FILHO; COSTA, 2012).

Na crise da dívida externa da década de 1980, quando o Brasil passou por maxidesvalorizações cambiais, aumentos substanciais da taxa de inflação e desorganização das finanças públicas, o sistema de financiamento público passou a enfrentar grandes dificuldades. Concomitante a esse cenário adverso, no plano internacional, aumentava-se a pressão para que as

economias adotassem medidas liberais, em linha com o Consenso de Washington⁴.

Uma dessas medidas consistia em privatizar os bancos públicos brasileiros, tendo sido inclusive, parte de um processo condicionante à aprovação de empréstimos junto a organismos multilaterais como o Banco Mundial.

O Plano Real, em 1994 e o controle da inflação determinou ainda mais severamente mudanças no sistema bancário brasileiro com a privatização de diversos bancos públicos e o encerramento das operações de alguns bancos de desenvolvimento⁵. A incorporação de alguns bancos por outros e a liquidação de outros tantos foi um dos resultados do fim do processo inflacionário, que encerrou uma lucrativa forma de financiamento dessas organizações, que era a inflação. Houve ainda inovações de caráter regulatório advindos em parte do primeiro Comitê de Basileia, em 1988.

O BNDES e o banco de desenvolvimento de que trata este trabalho foram dois sobreviventes desse período de profunda alteração do cenário bancário brasileiro.

A criação do banco de desenvolvimento explorado por esse trabalho - ora tratado como BD, em 1961, decorre do surgimento do BNDES. Trata-se de uma instituição financeira

⁴ O Consenso de Washington foi uma definição que surgiu a partir de um artigo de John Williamson, em 1990, que tratava da natureza da crise latino-americana e as reformas necessárias para enfrenta-la. O consenso era de que essa crise advinha do excesso de participação do Estado na economia e da incapacidade de controlar o déficit público. Para enfrenta-las, 10 reformas foram propostas: a) disciplina fiscal; b) alteração das prioridades focando em saúde e educação ao invés de subsídios; c) reforma tributária; d) taxas de juros positivas e determinadas pelo mercado; e) taxa de câmbio determinada pelo mercado; f) o comércio deveria ser liberalizado e orientado para o exterior; g) Retirar restrições dos investimentos diretos; h) privatização das empresas públicas; i) desregulamentação das atividades econômicas e j) assegurar o direito de propriedade. (PEREIRA, 1991).

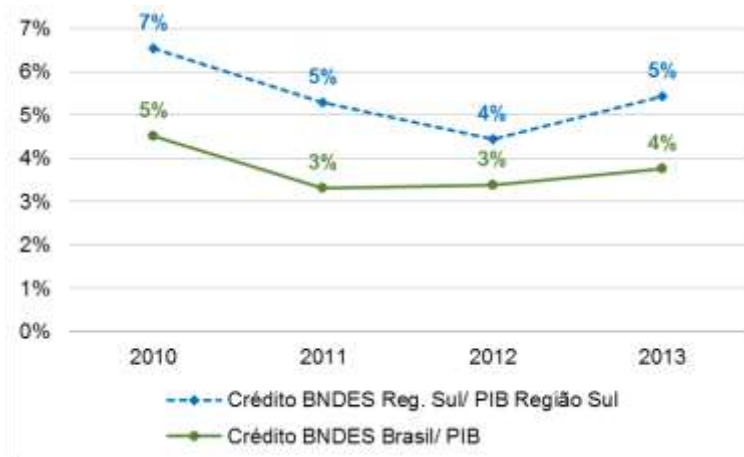
⁵ Esse processo ficou conhecido como PROES: Programa de Incentivo à Redução da Presença do Estado na Atividade Bancária, em que o governo federal oferecia instrumentos aos estados no sentido de extinguir (liquidar) instituições; privatizar; transformar em instituições não financeira (agências de fomento); saneamento e aquisição do controle pelo governo federal. (SALVIANO JUNIOR, 2004).

pública de fomento estabelecida através de um convênio firmado entre os estados da Regiões Sul. Até maio de 2015 figurou entre os 6 maiores bancos que operam com recursos do BNDES e o primeiro entre os bancos públicos da sua região de atuação, emprestando recursos para setores diversos da economia e para diferentes portes de negócios (BNDES, 2015).

Diante de sua expressividade e importância regional, bem como a disponibilidade de suas informações, esse estudo terá tal instituição como objeto de análise e não pretende que seja uma análise dedicada a uma instituição específica, mas que sirva, com aplicação dos métodos propostos e dos resultados obtidos, às demais instituições financeiras brasileiras, sobretudo aos bancos de desenvolvimento e agências de fomento.

O gráfico 1 apresenta a magnitude dos desembolsos do BNDES em relação ao PIB e os desembolsos do BNDES apenas com a Região Sul em relação ao PIB dessa Região.

Figura 1: Participação dos desembolsos do BNDES em relação ao PIB

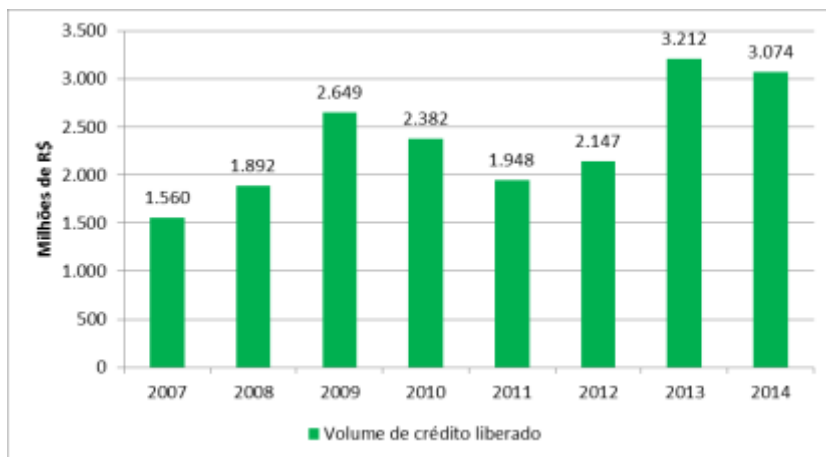


Fonte: BNDES (2015), IBGE (2015) e IPEADATA (2015).
Elaboração própria.

O gráfico evidencia a importância da Região Sul nos créditos concedidos pelo BNDES, cujos percentuais em relação ao PIB da Região foram ligeiramente superiores quando comparados aos valores nacionais.

A magnitude dos montantes concedidos pelo BD⁶ está apresentada no gráfico 2.

Figura 2: Volume de concessões de crédito por parte do BD



Fonte: Elaboração própria.

Chama a atenção o salto da ordem de mais de R\$ 1 bilhão em concessões por parte do BD entre 2012 e 2013, mantendo em 2014 um patamar de R\$ 3 bilhões em concessões no ano. Esse salto acompanha a expansão econômica da Região Sul, que em 2013 foi de 6% enquanto a média nacional ficou em 2,5%, além disso, houve uma forte expansão do crédito no sistema BNDES de cerca de 15,2% em relação ao ano anterior. Esse período também coincide com a instalação de investimentos de grande porte na Região como a planta da BMW e a ampliação das instalações da Aurora em Santa Catarina⁷.

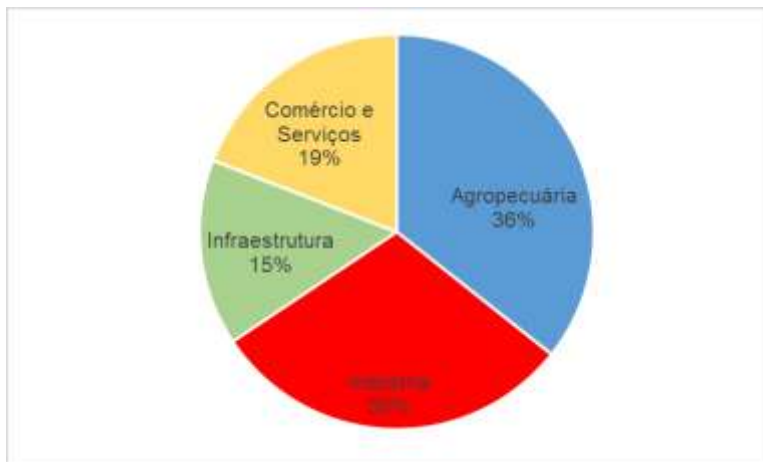
⁶ Dados fornecidos pelo BD objeto de estudo desse trabalho. Valores deflacionados pelo IGP-M índice geral, de maio de 2015.

⁷ O financiamento à aquisição do terreno no município de Araquari-SC e da construção de infraestrutura para a instalação da montadora BMW foi o maior contrato já realizado pelo BD, cuja soma foi de R\$ 240 milhões.

As operações da Cooperativa Central Aurora vêm sendo financiadas pelo BD há alguns anos, entre 2012 e 2013 os contratos de financiamento da empresa com o banco somavam R\$ 101,2 milhões (dados de abril/2015).

Os seguintes setores econômicos compõem a carteira de crédito do BD até dezembro de 2014:

Figura 3: Participação dos setores econômicos na carteira de crédito do BD



Fonte: Elaboração própria.

A produção de lavouras temporárias é o setor mais representativo na Agropecuária com 15% do destino do crédito, posição ocupada pelo setor de produtos alimentícios na Indústria com 15,7%. O setor de eletricidade e gás responde por 7,6% da carteira, metade de todos os investimentos em infraestrutura.

Com aproximadamente 35 mil mutuários entre pessoas físicas e jurídicas, a carteira do Banco é relativamente concentrada conforme observamos sua distribuição:

Tabela 1: Distribuição da carteira de financiamentos do BD por mutuário (em %)

Exposição dos maiores mutuários nos últimos 4 trimestres de 2014 (em %)	
maior mutuário	2%
10 maiores mutuários	16%
20 maiores mutuários	23%
50 maiores mutuários	34%
100 maiores mutuários	44%

Fonte: Elaboração própria.

Enquanto o maior cliente do BD concentra 2% da carteira de crédito, cerca de 20 mil clientes dividem 56% da carteira, o

que revela o grau de concentração dos financiamentos desse banco.

A carteira do BD destina 45% de seus recursos para grandes empresas e 23% para grandes e médios produtores rurais, enquanto os pequenos negócios e pequenos produtores representam 15% da carteira.

Esse aspecto está relacionado ao fato de que a exigência de garantias e a comprovação de regularidade fiscal, tributária e ambiental feita pelo BD são alguns dos critérios que costumam ser atendidos normalmente por grandes empresas e empresas com uma gestão profissional, que requer mais capital.

2.2 Abordagens sobre inadimplência e risco de crédito em bancos de desenvolvimento

Há pouca literatura concernente à gestão de riscos em bancos de desenvolvimento. Na inauguração do Acordo da Basileia, em 1988, no máximo se reconhecia que os bancos de desenvolvimento teriam um papel a desempenhar nas falhas de mercado. Todavia, a década de 1980 trouxe à tona crises de solvência enfrentadas também por alguns desses bancos, que fez aumentar a percepção da importância de uma boa gestão de riscos, sobretudo em momentos de redução de recursos públicos, quando os bancos de desenvolvimento tiveram que sair ao mercado para realizar captações, e assim, provocaram mudanças estruturais nas condições de seu passivo.

A participação desses bancos em grandes projetos, projetos de inovação, entre outros, aumenta seus prazos médios ampliando o potencial de risco de crédito da instituição, caso não existam instrumentos mitigadores. Por isso, não é impossível que bancos de desenvolvimento que não captem depósitos à vista, mas que sejam grandes repassadores de recursos para outros bancos se tornem fonte de risco sistêmico, ainda que somente de forma indireta, pois seu comportamento imprudente pode implicar risco fiscal ou crise de crédito, com alguns setores sendo mais afetados que outros. (CASTRO, 2011).

Dentre os trabalhos que se voltaram aos bancos de desenvolvimento, em geral eles tratam do impacto dessas instituições na geração de emprego e renda local, bem como o desenvolvimento das regiões e negócios onde atuam; os determinantes da disponibilidade de recursos de longo-prazo; a

influência que exercem sobre a governança e os controles internos dos tomadores de crédito; o impacto na recuperação econômica ou ainda, estudam a gestão financeira, a qualidade dos ativos, a eficiência operacional e a lucratividade de um determinado banco de desenvolvimento a fim de compará-lo com outros.

Trabalhos que versem sobre as peculiaridades dos bancos de desenvolvimento e seu risco de crédito são menos frequentes na literatura consultada.

Um desses estudos é o de Townsend e Yaron, (2001) que analisaram o sistema de contingenciamento de riscos do Banco para Agricultura e Cooperativas Agrícolas da Tailândia (BAAC). O BAAC é um banco de desenvolvimento governamental que empresta recursos subsidiados aos pequenos agricultores tailandeses e cujo sistema de contingenciamento de risco os autores perceberam ser inapropriado, na medida em que não conseguia registrar com fidedignidade os eventos idiossincráticos e os eventos específicos que ocasionavam inadimplência por parte dos agricultores. Os autores entendem que o registro desses eventos seja essencial para analisar a frequência dos mesmos permitindo que o banco provisione com mais acurácia seus custos e perdas.

Os fatores condicionantes de inadimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas de Minas Gerais foi o estudo desenvolvido por Camargos et al, (2010). Os autores analisaram os empréstimos feitos pelo Banco de Desenvolvimento de Minas Gerais (BDMG) no âmbito do Programa Geraminas e testaram algumas variáveis do universo microeconômico como condicionantes à ocorrência do evento inadimplência, através de um modelo Logit.

Algumas das variáveis condicionantes à inadimplência observada da amostra estavam:

- o tamanho das empresas: as empresas com faturamento anual entre R\$ 288,5 mil e R\$ 2.309 mil apresentaram 29% mais chances de se tornar inadimplentes do que outros portes, incluindo empresas ainda menores, as microempresas, com faturamento abaixo de R\$ 288,5 mil.
- fazer parte de um mercado com baixo potencial: a percepção de mercado levantada pelos

pesquisadores indicou que empresas atuantes em mercados estáveis com possibilidades de crescimento são mais aptas a honrar os compromissos creditícios do que aquelas atuantes em mercados decrescentes.

- ser do setor industrial: as empresas desse setor apresentaram cerca de 29% mais chances de serem inadimplentes quando comparadas às do setor comercial. Aspecto que de acordo com os autores, pode estar relacionado à maior complexidade dos processos produtivos; custos mais elevados e limitação do escopo corporativo, sofrendo com isso, de sazonalidades.
- ter pouco tempo de atividade: empresas com mais de 5 anos de existência apresentaram 50% menos chances de se tornarem inadimplentes do que aquelas com menos tempo de atuação, em vista de já terem passado pelo período crítico do início da atuação, quando enfrentam incertezas quanto à vendas, adequação produtiva, competência gerencial, dentre outros.
- uso do recurso como capital de giro: quanto maior sua participação (acima de 20%) no projeto de financiamento, maiores as chances de inadimplência. Os autores acreditam que isso se deve a aplicação do capital de giro em dívidas cotidianas das empresas que não estão relacionadas à sua modernização, o que em tese poderia garantir seu crescimento.

Sem passar pela inadimplência isoladamente, Junqueira e Abramovay, (2005) analisaram a sustentabilidade do Sistema Cresol de Cooperativas de Crédito Rural, que apesar de não ser sinônimo de Banco de Desenvolvimento, oferta alguns dos serviços financeiros comuns a essas instituições. Os autores investigaram a estrutura e o funcionamento do Sistema e concluíram que a rede social em que se estabelecem as relações entre os indivíduos e as organizações que formam o sistema, bem como a arquitetura dos programas que atendem às reais necessidades dos beneficiários foram os fatores mais relevantes

para a sustentabilidade desse sistema de microfinanças de proximidade.

Já a inadimplência é um tema amplamente estudado na literatura, aplicando-se sobre empresas, bancos ou mesmo Estados e Países. Geralmente estudos que tratam de inadimplência buscam encontrar um padrão de conduta ou de fatores que tenham levado à sua incidência apoiando-se normalmente sobre métodos econométricos.

Um dos estudos mais aplicados para o escopo desse trabalho é o de Linardi, (2008) que fez uma avaliação dos determinantes macroeconômicos da inadimplência bancária (compreendendo os bancos públicos e os bancos privados) no Brasil, no período entre 2000 e 2007. O autor analisou a relação da inadimplência com o nível de atividade econômica, da taxa de juros, do rendimento médio do pessoal ocupado e da expectativa de inflação e para tanto, utilizou um modelo de vetores autorregressivos (VAR) com o objetivo de medir o impacto das variações das variáveis explicativas testadas sobre a inadimplência.

Conforme os testes conduzidos pelo autor, choques no hiato do produto, variações no índice de rendimento médio dos ocupados e na taxa de juros nominal mostraram-se relevantes na determinação da variação da inadimplência e as previsões fora da amostra para seis meses à frente mostraram-se robustas.

Com o objetivo de mensurar o risco de inadimplência no mercado de crédito ao consumo dos quatro maiores bancos brasileiros, entre 2003 e 2008, Schechtman, (2009) adotou uma abordagem da taxa de inadimplência menos frequente na literatura: a abordagem fluxo.

Conforme explica o autor, existe duas formas de se mensurar a taxa de inadimplência, pelo conceito estoque e pelo conceito fluxo. Pelo conceito estoque, a taxa de inadimplência é a razão entre os saldos em atraso sobre todo o montante emprestado em um determinado ponto do tempo. Já o conceito fluxo não tem o tempo como parâmetro de mensuração, mas sim um grupo de clientes ou contratos e através de matrizes de transição, analisa-se a probabilidade dos contratos passar de uma condição a outra, por exemplo, de adimplência para inadimplência, vice-versa, ou permanecer no mesmo estado. O

autor sugere no entanto, a inclusão de variáveis macroeconômicas para aprimorar sua análise.

Essas variáveis foram usadas no estudo sobre o efeito do ambiente econômico e as perdas por inadimplência dos bancos italianos por Caselli; Gatti e Querci, (2008). Atentos aos direcionamentos do Comitê de Basileia de 2004, os autores verificaram que havia muitos estudos sobre a influência do ambiente econômico sobre os títulos de dívida, mas não sobre o mercado de crédito, sobre o qual o Comitê de Basileia chamava atenção.

Em um dos parágrafos do Comitê havia o alerta para que os provisionamentos de perdas em decorrência de inadimplência por parte dos bancos fossem ajustados conforme o ritmo da economia a fim de gerenciar o risco sistêmico de forma mais acurada. O provisionamento de perdas num determinado ponto do tempo não deveria ser menor do que a média de perdas de longo-prazo, embora o Comitê não detalhasse sobre a forma como cada instituição financeira devesse fazê-lo.

Assim, os autores verificaram a possível existência de relação entre o ambiente econômico e as perdas bancárias resultantes dos 11.649 empréstimos inadimplentes no período entre 1990 e 2004; quais eram essas variáveis macroeconômicas e como elas poderiam determinar as perdas bancárias.

Os resultados foram obtidos através de regressões lineares e a primeira evidência encontrada pelos autores foi que os empréstimos para consumo e empréstimos para as pequenas empresas apresentam diferenças sobre seus determinantes macroeconômicos, por isso os modelos testados foram separados por esse critério.

A inadimplência advinda do crédito doméstico (consumo) foi formulada através de um modelo em logaritmo e as variáveis explicativas mais significantes foram a taxa de desemprego e o consumo doméstico. A queda no consumo indicou que a renda das famílias havia se tornado insuficiente para subsistência impedindo que elas pagassem os empréstimos feitos nos bancos e ainda reduzissem em alguma medida o valor de suas propriedades em garantia dos bancos. De maneira análoga se comportou a taxa de desemprego, que é um indicador da disponibilidade de renda.

Já para a inadimplência das pequenas empresas, os autores encontraram outras variáveis como a taxa de

crescimento do PIB e o número agregado de empregados para o qual verificaram que a queda nesses números eram indicadores de períodos de retração para essas empresas. E que portanto, em períodos assim, os ativos dessas empresas poderiam não fazer face aos seus passivos bancários.

Sob o ponto de vista da gestão do risco do sistema financeiro portanto, o provisionamento de perdas dos bancos deveria ser calibrado conforme as características de suas carteiras e os momentos por que passa a economia, em vista de que o ambiente se reflete com diferentes mecanismos na carteira dos bancos.

O ambiente econômico também é o direcionador do estudo de Bruche e González-Aguado, (2010) que analisaram o comportamento da probabilidade de inadimplência e da taxa de recuperação ao longo de ciclos econômicos, através de um modelo de dois estados usando a cadeia de Markov, quais sejam, estado de períodos ruins⁸, e estado de bons tempos, quando ocorre o inverso.

O objeto de análise dos autores não foram bancos e suas carteiras, mas os títulos inadimplentes de empresas americanas, entre os anos de 1974 e 2005. De acordo com o método proposto pelos autores, a um dado estado do ciclo de crédito, é possível estimar o número de firmas cujos títulos se tornaram inadimplentes. As variáveis macroeconômicas usadas no modelo foram o PIB, taxa de crescimento do investimento e a taxa de desemprego.

Os autores verificaram que as taxas de inadimplência se relacionam fortemente com as taxas de recuperação. As diferentes fases do ciclo econômico se mostraram mais relevantes sobre as taxas de recuperação do que sobre as taxas de inadimplência. Os autores ressaltam, todavia, que a ausência de dados específicos de firmas saudáveis financeiramente tenha limitado a inferência do modelo.

Levando-se essas informações em consideração, os autores sugerem que o modelo permitiria examinar não apenas a variação sistemática do tempo no risco de crédito, mas também

⁸ Momentos em que a probabilidade de default é alta e a taxa de recuperação é baixa.

observar a relação entre a taxa de recuperação dessas firmas e suas respectivas taxas de inadimplência.

A incorporação de variáveis do âmbito interno às instituições analisadas foi feita por exemplo, no trabalho de Bhimani; Gulamhussen e Lopes, (2010). Levando em consideração características de origem contábil e não contábil das empresas de capital fechado que tomaram empréstimos entre 1997 e 2003 em Portugal, os autores fizeram uma análise dos condicionantes da inadimplência sob a ótica microeconômica.

Os autores usaram uma base de dados do Banco Central português com 31.025 financiamentos e testaram através de um modelo logit as probabilidades que determinadas características contábeis em interação com características não contábeis apresentam na incidência de inadimplência. Os indicadores não contábeis usados no modelo foram idade, tamanho da empresa, indústria a qual pertence a empresa e região.

Dentre os indicadores contábeis que se relacionam negativamente com a inadimplência estão o resultado operacional sobre o custo financeiro; a razão entre investimentos e receita bruta; retorno sobre investimento; receita bruta; a razão entre capital de giro e ativos totais, entre outras. Dentre os indicadores contábeis que se relacionam positivamente com a inadimplência estão prazo para receber as vendas; prazo para pagar dívidas e a razão entre custos dos juros sobre receita bruta. Com relação aos indicadores não contábeis, quanto maior o tamanho da empresa, maior a inadimplência e quanto mais antiga a empresa, menor a inadimplência.

Isso indica, segundo os autores, que analisar somente os indicadores contábeis divulgados pelas empresas de capital aberto pode induzir a erros no que diz respeito à análise de risco, pois a interação de variáveis contábeis com variáveis não-contábeis gera resultados distintos na inadimplência. Um desses exemplos é a interação da variável 'tamanho da empresa' com a 'razão entre custo financeiro sobre renda bruta' que juntos atuam positivamente na inadimplência.

Essa relação se materializa quando as grandes empresas se deparam com custos financeiros crescentes nos empréstimos que tomaram – empréstimos esses garantidos por seus bens – elas passam a arbitrar sobre o pagamento de suas obrigações financeiras, diferente de empresas que não possuem tais

garantias ou que possuem garantias pessoais e que portanto, não podem fugir das obrigações financeiras.

Em um outro estudo, não somente o comportamento do cliente pode influenciar o nível de inadimplência enfrentado pelas instituições financeiras, mas o tamanho do banco e sua gestão orientada para a proximidade com o cliente nas operações de empréstimo. (COTUGNO; STEFANELLI, 2011)

Os autores apresentam 3 fatores que eles consideram os mais importantes na determinação das perdas em decorrência de inadimplência:

- As características do acompanhamento do crédito emprestado pelas instituições financeiras e as garantias contratuais;
- A eficiência da estrutura bancária voltada à recuperação do crédito;
- Fatores macroeconômicos,

Ao notarem que pequenos bancos e bancos cooperativos italianos tinham uma taxa de recuperação de créditos melhor do que a do sistema bancário como um todo, os autores resolveram analisar o primeiro dos fatores citados acima e testaram a hipótese que a taxa de perdas por inadimplência depende positivamente do tamanho do banco, ou seja, quanto maior o banco, maiores as perdas por inadimplência.

Os autores usaram uma base de dados dos empréstimos feitos por bancos italianos entre 2005 e 2008 que somaram 1.808 observações e foram testadas através de um painel de efeitos aleatórios usando o método de mínimos quadrados.

A proximidade do banco com seus clientes foi calculada através do logaritmo da distância em quilômetros da agência bancária mais próxima do CEP de cada financiamento concedido. O tamanho do banco foi medido através do logaritmo natural de seu total de ativos.

Os resultados obtidos mostraram que existe relação positiva entre a taxa de perdas e o tamanho dos bancos, pois os bancos maiores e com uma estrutura de negócios mais complexa apresentaram maiores taxas de perdas. Isso se deve em parte porque os grandes bancos, apesar de todo o aparato tecnológico com que contam, possuem uma estrutura hierárquica complexa em que por exemplo, funcionários são remanejados de cargos e

região de atuação, interrompendo com isso, o relacionamento com clientes e o bom conhecimento da carteira.

Além disso, entre o centro decisório e o gerente de contas existe uma grande distância de âmbito estratégico e operacional, em que muitas vezes o centro decisório toma decisões pouco efetivas no âmbito operacional, e o lado operacional muitas vezes não possui autonomia para adaptar estratégias.

Esse aspecto é relevante na medida em que estruturas que possuem maiores níveis de decisão são mais complexas em seu modo de atuação. Numa situação em que o cliente faz alguma proposta de renegociação do seu crédito, os bancos menores conseguem tratar o pleito de forma mais eficiente, impedindo assim que os ativos de seus clientes sejam completamente esgotados pelo avanço da dívida.

Somando-se a esses fatos, a proximidade de atuação dos bancos torna menos provável que o cliente deixe de pagar sua dívida pela percepção que ele cria sobre a dificuldade que teria em obter de outra instituição financeira um financiamento sob as mesmas condições.

Assim, esse estudo apresenta fortes indícios de que a inadimplência e suas perdas podem ser minimizadas a partir de estruturas bancárias que conseguem estabelecer um relacionamento de maior proximidade com seus clientes, conhecendo-os melhor e usando dessas informações para apoiar aquelas disponibilizadas pelos avançados softwares de gestão de crédito.

Os aspectos específicos das operações bancárias da República Dominicana foram analisados por Veloz, (2007) para antecipar situações de fragilidade do seu sistema bancário.

O autor desenvolveu um modelo Logit para gerar alertas que antecipassem possíveis crises ou problemas bancários utilizando-se de informações financeiras dos bancos e de conjuntura econômica.

Para tanto, montou uma base de dados em painel com observações trimestrais de cada instituição bancária de seu país. A variável dependente assumia o valor 1 caso a taxa de inadimplência enfrentada pelo banco atingisse 6%⁹ e 0 o

⁹ Esse patamar foi adotado com base no ocorrido no México na década de 90, quando houve uma onda de intervenções no sistema

contrário. A função construída para tentar explicar as dificuldades bancárias era composta por variáveis cujos valores estavam defasados um trimestre.

As variáveis explicativas usadas no modelo foram:

- Empréstimos destinados a consumo;
- Empréstimos para aquisição de imóveis;
- Empréstimos comerciais
- Empréstimos para construção

Essas variáveis foram inclusas para captar o risco de mercado e observar quão concentrada está a carteira dos bancos em setores de rápido crescimento e em setores que dependem do ciclo econômico.

Outras variáveis foram:

- Empréstimos sobre o total de ativos;
- Margem de intermediação;

Esse segundo grupo de variáveis tentou captar o risco de crédito (*default*), pois uma elevada participação da carteira de empréstimos no total de ativos pode indicar um rápido crescimento dos empréstimos e controles internos frágeis.

- Despesas com juros sobre depósitos totais
- Ativos líquidos sobre Total de ativos

Indicadores usados para captar sinais de risco de liquidez, já que taxas de juros elevadas e uma baixa proporção de ativos líquidos podem indicar problemas de liquidez do banco no caso de enfrentar grandes retiradas de depósitos.

- Depósitos em moeda estrangeira sobre o total de depósitos;
- Empréstimos em moeda estrangeira sobre o total da carteira;
- Logaritmo dos ativos totais;
- Salários e benefícios pagos aos empregados sobre os ativos totais;
- Gastos Administrativos sobre ativos totais, que aparece no estudo como uma variável específica das operações bancárias.

bancário mexicano em que a taxa de inadimplência atingiu entre 6 e 8%.

Dentre as variáveis macroeconômicas, os autores usaram:

- Taxa de juros de curto prazo (para capturar os efeitos potenciais dos choques na taxa de juros da economia);
- Variação cambial (pois pode afetar a competitividade do país no mercado internacional e influenciar a inadimplência dos empréstimos em moeda estrangeira);
- Taxa de inflação (que apresenta um efeito negativo sobre a economia e sobre o sistema bancário geral e é um sinal de má condução da política monetária).

Os resultados encontrados pelos autores indicam que os bancos que apresentavam taxa de inadimplência maior do que 6% tinham uma alta relação de empréstimos em atraso sobre o total de ativos bem como uma razão baixa entre capital sobre o total de ativos.

Os empréstimos destinados a consumo e comércio apresentaram uma relação negativa com a taxa de inadimplência, oposta aos empréstimos à construção civil.

Os bancos com rápido crescimento de suas carteiras apresentaram também maiores proporções de empréstimos atrasados e aqueles com maiores níveis de liquidez tiveram probabilidade menor de aumentar a taxa de inadimplência.

Bancos com elevadas despesas gerais e administrativas são aqueles que apresentaram maiores riscos e dentre as variáveis macroeconômicas, apenas a taxa de câmbio se mostrou significativa, ou seja, desvalorizações da moeda local provocavam aumento da taxa de inadimplência.

As evidências encontradas por Veloz, (2007) vão ao encontro daquelas encontradas por Harada; Ito e Takahashi, (2013). Esses autores se utilizaram de informações de âmbito microeconômico para avaliar se a distância para o estado de falência (DD) de bancos japoneses já falidos era um bom indicador para prever a quebra desses bancos.

O fenômeno que motivou esse estudo foi a quebra de importantes bancos japoneses na década de 90, sobretudo em novembro de 1997, após o estouro de uma bolha financeira, que acendeu o alerta do mercado financeiro mundial sobre a economia japonesa e suas então sólidas instituições financeiras.

Os três Bancos analisados no estudo foram: *Hokkaido Takushoku Bank*, *Long-Term Credit Bank of Japan* e *Nippon Credit Bank*, que juntos receberam assistência financeira do governo japonês num montante que ultrapassou os 40 trilhões de ienes (aproximadamente R\$ 1,12 bilhão).

Esses bancos figuravam entre os maiores bancos japoneses e atuavam na promoção do desenvolvimento emprestando recursos a longo-prazo, com baixas taxas de juros a órgãos públicos, grandes indústrias e também recursos para aquisição de imóveis.

A fim de averiguar se o mercado teria tido condições de antecipar a quebra desses bancos, os autores propuseram medir a distância para o estado de falência como indicador da aproximação de um estado de fragilidade. Trata-se de um indicador de vulnerabilidade financeira que se baseia na avaliação dos ativos pelo mercado de ações. Ele mede tanto risco de solvência quanto de liquidez e os valores das ações estão disponíveis diariamente, além disso, é um indicador que se difere dos escores de crédito pela sua capacidade de prever situações de risco, mais do que informar sobre o que já ocorreu com as empresas avaliadas.

O DD é calculado a partir da taxa livre de risco, o valor de mercado da ação e o valor do passivo de curto-prazo e quanto maior seu valor, maior é a distância do banco para o ponto de falência e mais baixa é a probabilidade de falência.

Os cálculos feitos pelos autores confirmaram o DD como um bom indicador de risco de falência para dois dos bancos analisados. Devido à falta de fidedignidade dos dados divulgados pelo *Nippon Credit Bank*, o indicador DD se comportou contrariamente à proximidade de sua falência.

Uma interessante contribuição desse estudo é a constatação de que esses bancos chegaram a ter bons indicadores financeiros e de risco durante os períodos de crescimento da bolha imobiliária que antecedeu a crise de falências, evidenciando as posições de risco assumidas e que resultaram no processo de falência.

Verifica-se assim que de um lado, os ciclos econômicos determinam relações intrínsecas ao risco de crédito ou probabilidade de default, situação em que mesmo carteiras de crédito bem diversificadas são influenciadas pelo ambiente

macroeconômico. De outro, fatores microeconômicos intrínsecos às operações bancárias ou aos tomadores de crédito também são importantes para separar perdas bancárias de origem sistemática de perdas relacionadas à carteira de clientes ou ainda, à correlação que pode existir entre empresas ou entre setores inteiros. (ALLEN; SAUNDERS, 2002).

Dessa maneira, características relacionadas aos mutuários como região, setor de atuação, taxa de juros dos contratos, prazo do contrato, nível de classificação de risco e pontualidade são aspectos microeconômicos que podem contribuir na determinação do nível de inadimplência enriquecendo as informações que o ambiente econômico impõe. O quadro 2 resume a literatura consultada:

Tabela 2: Quadro-resumo dos trabalhos consultados.

Trabalho	País	Período de análise	Unidades de observação	Variável dependente	Variáveis explicativas e sinal com que influenciam a variável dependente.
Camargos et al, (2010)	Brasil, MG	Jun/1997 a jan/2006	25.616	inadimplência	<ul style="list-style-type: none"> - Faturamento anual da empresa entre R\$ 288,5 e R\$ 2.309 mil: (+) - Percepção de mercado estável e crescente: (-) - Tempo de atividade da empresa de 1 a 5 e > 5 anos: (-) - Nível de informatização da empresa intermediário (+) - Nível de escolaridade sócio 2º grau (+) - Valor dos bens do avalista de 3 a 8 vezes maior e superior a 8: (-) - Tempo de experiência da empresa > 5 anos: (-) - Prop. de capital de giro do projeto entre 20 e 50% e superior a 50%: (+) - Fat. anual da empresa/ Financiamento entre 6 e 12 vezes maior e superior a 12 vezes: (-)

Tabela 2: Quadro-resumo dos trabalhos consultados. Continuação.

Trabalho	País	Unidades de observação	91	taxa de inadimplência	<p>Variáveis explicativas e sinal com que influenciam a variável dependente.</p> <ul style="list-style-type: none"> - Hiato do produto (-) - Var. índice de rend. médio real trim. do pessoal ocupado (-) - taxa de juros Selic anualizada (+) - expectativa de inflação para os próximos doze meses (+) 	
		Período de análise	mar/2000 e set/2007	taxa de inadimplência	<ul style="list-style-type: none"> - Forte heterog. do risco de crédito entre os bancos analisados no período de forte aumento do crédito ao consumido r. 	
		País	Brasil	343.616	<p>Probab. dos contratos passar de uma faixa de risco para outra</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Tx. de desemprego (+) - Consumo das famílias (-) - Taxa de crescimento do PIB (-) - Nº de empregados (-)
		Trabalho	Brasil	11.649	taxa de perdas bancárias por inadimplência	<ul style="list-style-type: none"> - PIB - taxa de crescimento do investimento - taxa de desemprego - ciclo de crédito (melhor ajuste)
		Trabalho	Brasil	jan/2003 a jan/2008	<p>Probab. dos contratos passar de uma faixa de risco para outra</p>	<p>probabilidade de inadimplência e taxa de recuperação</p>
Trabalho	Itália	jan/1990 a ago/2004	1974 a 2005	EUA	Bruce e González-Aguado, (2010)	
Trabalho	Brasil	jan/2003 a jan/2008	Schechtman, (2009)	Caselli; Gatti e Querci, (2008)		

Tabela 2: Quadro-resumo dos trabalhos consultados. Continuação

<p>Variáveis explicativas e sinal com que influenciam a variável dependente.</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Cobertura financeira da firma (-) - Cobertura de ativos fixos da firma (-) - Taxa de investimento (-) - Retorno sobre ativo (-) - Retorno sobre investimento (-) - Solidez (-) - Var. da renda bruta (-) - Capital de giro / receita bruta (-) - Prazo para receber vendas (+) - Prazo para pagar fornecedores (+) - Custo financ.o/ renda bruta (+) - Tamanho do ativo da firma (+) - Idade da firma (-) - Firmas do setor primário e comércio (-) - Firmas do setor de transportes (+) - Firmas da região central (-) - Firmas da região dos Açores (+) 	<ul style="list-style-type: none"> - Tamanho do banco (+) - Distância do banco do cliente (+) - Valor das garantias do cliente (-) - Variação do PIB (-) - Perdas por inadimplência (-) - Poder de mercado (-)
<p>Variável dependente</p>	<p>inadimplência</p>	<p>taxa de perdas bancárias por inadimplência</p>
<p>Unidades de observação</p>	<p>31.025</p>	<p>1.808</p>
<p>Período de análise</p>	<p>1997 a 2003</p>	<p>2005 a 2008</p>
<p>País</p>	<p>Portugal</p>	<p>Itália</p>
<p>Trabalho</p>	<p>Bhimani; Gulamhussen e Lopes, (2010)</p>	<p>Cotugno e Stefanelli, (2011)</p>

Tabela 2: Quadro-resumo dos trabalhos consultados. Conclusão.

Variáveis explicativas e sinal com que influenciam a variável dependente.	<ul style="list-style-type: none"> - Empréstimos para consumo/ carteira total (-) - Emp. Comerciais e aquisição de matéria-prima/ carteira total (-) - Total da carteira/ ativos totais (+) - Ativos líquidos/ ativos totais (-) - Log. Dos ativos totais (+) - Taxa de juros real de curto prazo (+) - Taxa de câmbio nominal (+) - Taxa de inflação (+) 	<ul style="list-style-type: none"> - distância para o estado de falência (valor das ações, taxa livre de risco e valor do passivo de curto-prazo) (-)
Variável dependente	taxa de inadimplência	risco de falência
Unidades de observação	429	não informado
Período de análise	2004 a 2007	1985 a 1998
País	República Dominicana	Japão
Trabalho	Veloz, (2007)	Harada; Ito e Takahashi, (2013)

Fonte: Elaboração própria.

2.3 Análise de Sobrevivência e sua aplicação no mercado de crédito

A análise de sobrevivência advém de um contexto em que o que se deseja conhecer é o tempo até que um evento de interesse ocorra, que é quando o pesquisador se depara com

dados de durações em modelos econométricos. Nesses modelos, os indivíduos da amostra apresentam uma determinada característica por um determinado período de tempo e que pode se alterar, como é o caso, por exemplo, de uma situação de inadimplência, que pode modificar-se conforme ocorra a falta de pagamento de uma obrigação contratual financeira.

Nesse caso, a sobrevivência de que trata a análise, se referiria à sobrevivência à situação de inadimplência. No momento em que uma pessoa deixasse essa situação, seu tempo de inadimplência se encerraria e iniciar-se-ia seu tempo de inadimplência. Analisar questões como a inadimplência sob a ótica da sobrevivência permite entender quais fatores podem estar influenciando o tempo que leva para que os indivíduos fiquem inadimplentes, como por exemplo o tempo de relacionamento com a instituição financeira, do ritmo da economia, a idade do cliente e ocupação econômica, dentre outros fatores.

Dessa maneira, num conjunto de indivíduos que se tornaram inadimplentes após um período de um mês, encontraríamos um padrão de características individuais e do ambiente econômico um tanto quanto distinta de outro conjunto de pessoas que se tornaram inadimplentes após um período maior, de por exemplo 10 meses, assim como tantos quantos forem os períodos de inadimplência.

De acordo com Cleves et al. (2010), a análise de sobrevivência com seus métodos de estimação viabiliza o estudo de casos que envolvem indivíduos com diferentes durações para o evento de interesse, em busca de uma generalização das características individuais e ambientais, bem como tratar os casos em que após um determinado horizonte temporal ainda restem indivíduos que não apresentaram falhas. E talvez seja a possibilidade de incorporar diferentes períodos de tempo assim como estabelecer um corte (censura) na análise dos dados a maior contribuição dessa metodologia na opinião de Stepanova e Thomas, (2002).

A origem da análise de sobrevivência está relacionada a estudos demográficos e remonta ao século XVII, quando a morte das pessoas passou a ser registrada como fenômeno de interesse político e social. Em 1662, o demógrafo inglês John Graunt publicou o livro *"Natural and Political Observations upon the Bill of Mortality"*, em que estudou as características dos óbitos

que ocorriam e depois, em 1693, o cientista inglês Edmundo Halley publicou a primeira tábua de mortalidade que se teve conhecimento. (BASTOS; ROCHA, 2006). Após a segunda Guerra Mundial essa metodologia ganhou notoriedade ao ser aplicada para mensurar o tempo de falha dos equipamentos militares e rapidamente foi adotada pela indústria de manufaturas para monitorar a qualidade de seus produtos (SMITH; SMITH; RYAN, 2003).

No âmbito financeiro, a mortalidade empresarial foi o evento de interesse dos primeiros estudos utilizando-se dessa metodologia, na década de 1960, conforme aponta Alves, (2009). Esses estudos aplicavam conhecimentos de contabilidade sobre empresas a fim de reconhecer uma situação prévia de risco de falência.

Especificamente no mercado de crédito e bancos, existe uma vasta literatura que testou diversos modelos na previsão de riscos de inadimplência, sendo mais comum os estudos que utilizam a Regressão Logística.

O trabalho pioneiro na aplicação da análise de sobrevivência na estimativa de tempo de falha ou de pagamento antecipado de empréstimos foi o de Narain (1992). Nesse estudo, comparou-se o desempenho das distribuições Exponencial, Weibull e Cox não-paramétrico – que compõem a metodologia da análise de sobrevivência - com modelos de regressão logística e se observou que aquele é tão ou mais eficiente que este com a vantagem que a análise de sobrevivência não prescinde saber ou fazer julgamentos arbitrários sobre qual seria o horizonte temporal crítico.

Os estudos no mercado de crédito em geral, objetivam chegar a uma classificação de risco dos clientes de financiamentos e empréstimos e consideram como evento de interesse o momento em que o cliente deixa de estar adimplente com seus compromissos. Uma outra aplicação comum é a análise do risco de insolvência de empresas e instituições financeiras.

Dentre os inúmeros estudos que utilizam análise de sobrevivência para analisar a inadimplência, aquele que trata a temática de modo similar ao do presente trabalho é o de Bressan; Braga e Bressan, (2006), que aplicaram a técnica sobre os dados contábeis das cooperativas de crédito no estado de

Minas Gerais para avaliar o risco de insolvência após as mudanças no sistema bancário propiciadas pelo Plano Real.

Zambaldi et al., (2005) se voltaram não para instituições, mas para os clientes de microcrédito orientado a pequenos empreendimentos de baixa renda para prever seu comportamento adimplente e quantificar o tempo que os empreendedores permaneceriam em atraso conforme as variáveis do modelo desenvolvido.

No estudo de Abreu (2006), o autor fez uma comparação da eficiência entre o modelo de Análise de Sobrevivência e do modelo de Regressão Logística na previsão de inadimplência de clientes de um banco privado. Pereira, (2014) testou a previsibilidade de um modelo dinâmico de crédito de análise de sobrevivência em clientes de um banco privado e incluiu entre suas variáveis, agregados macroeconômicos.

Num modelo de análise de sobrevivência, a duração apresentada por um indivíduo num determinado estado (adimplência, por exemplo) é conhecido por “tempo de vida” e a mudança de estado é conhecida como “morte”, termos advindos dos estudos sobre morte nos primórdios da análise de sobrevivência anteriormente referidos. Por tratar-se de uma mensuração de duração temporal (T), os valores serão sempre positivos ($T > 0$).

Abaixo uma ilustração da aplicação da análise de sobrevivência: a figura 4, extraído de Cameron e Trivedi, (2005) relaciona a probabilidade de sobrevivência das greves americanas entre 1968 e 1976 e o tempo de duração das greves em dias:

Figura 4: Estimativa da Função Sobrevivência Kaplan-Meier:

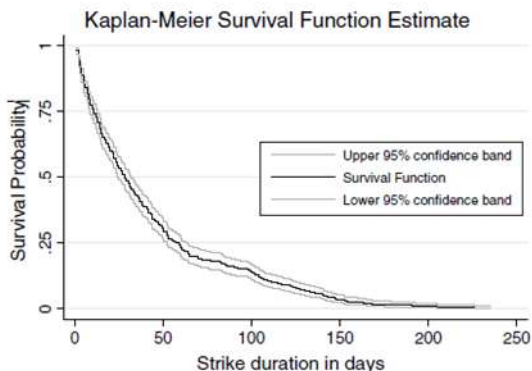
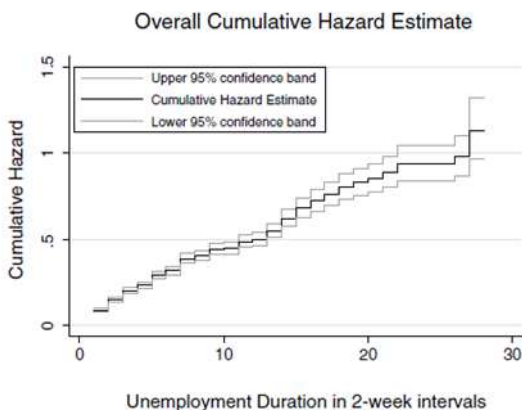


Figura 5: Estimativa do Risco acumulado:



Fonte: CAMERON; TRIVEDI, 2005, p.575 e 606.

Nota-se o formato decrescente da função, que demonstra que conforme aumentam-se os dias de duração das greves, menor a probabilidade que elas continuem, ou, conforme as denominações do modelo, menor a probabilidade de sobrevivência das greves. De maneira análoga, uma greve que acaba de começar e tem poucos dias de duração tem uma alta probabilidade de sobrevivência.

Essa ideia está também ilustrada na figura 5, que é o risco de não sobrevivência dos indivíduos da amostra, ou seja,

sair da condição inicial para um outro estado. Ainda usando o exemplo da duração das greves, esse risco seria o da greve terminar, portanto, a função de risco é um indicador crescente do tempo.

Esses gráficos são algumas das possibilidades que a análise de sobrevivência permite. Assim, na figura 4, esperar-se-ia que a probabilidade de sobrevivência à greve caísse mais rapidamente conforme o setor de atuação dos trabalhadores, ou seja, as curvas de duração dos trabalhadores da área da saúde e segurança pública, por exemplo, podem apresentar quedas mais bruscas logo nos primeiros dias do que essas mesmas curvas para os trabalhadores de setores considerados menos emergenciais à sociedade.

Setor de atuação dos trabalhadores grevistas é uma característica dos indivíduos da amostra, também chamada de variável explicativa do modelo que se deseja construir para prever a duração das greves.

No trabalho em questão, a duração da adimplência por parte dos clientes que já se tornaram inadimplentes é a variável de interesse e as diversas características desses clientes, bem como do cenário econômico são as variáveis explicativas que o modelo de análise de sobrevivência testará.

3. METODOLOGIA

3.1 Conceitos básicos sobre a Análise de Sobrevivência.

A duração de diversos fenômenos naturais, (como o estudo do tempo de sobrevivência de pacientes submetidos a um determinado tratamento), sociais (como o estudo do tempo de permanência numa situação de desemprego) e até mesmo mecânicos (como o estudo do tempo de falha de peças de máquinas e veículos) podem ser analisados através de modelos de duração, que compõem o conjunto de técnicas da Análise de Sobrevivência.

Os modelos estáticos, diferente dos modelos de duração, ignoram que as informações mudam com o tempo e assim produzem estimativas viesadas e inconsistentes, conforme Shumway, (2001), no que diz respeito à probabilidade de default.

Dessa maneira, através da Análise de Sobrevivência, espera-se desenvolver um diagnóstico do evento de interesse, que nesse caso, é o tempo que leva para um cliente se tornar inadimplente, também conhecido como tempo de falha.

Acompanhando o conceito de tempo de falha está o conceito de censura. Um dado é dito censurado se ele não sobreviveu adimplente até o final do período amostrado. Dessa maneira, o evento censurado é a ocorrência de inadimplência por parte desses clientes entre outubro de 2013 e abril de 2015.

Com respeito às censuras nesse trabalho, três ensaios foram conduzidos, um em que os indivíduos inadimplentes foram censurados; outro ensaio em que os indivíduos adimplentes foram retirados da amostra e um terceiro em que os retirados da amostra foram os indivíduos inadimplentes a fim de estabelecer algumas comparações entre esses modelos, em vista de que se trata de um estudo diagnóstico. A função sobrevivência e a função de risco, apresentados a seguir são as formas pelas quais o tempo de sobrevivência dos indivíduos é definido.

A duração de tempo até a ocorrência do evento de interesse (T) é uma variável aleatória contínua não-negativa, cuja função de distribuição acumulada é designada por $F(t)$ e cuja função densidade é $f(t)$.

A função $F(t)$ é a probabilidade acumulada de que a duração de um dado evento seja menor ou igual a um intervalo de tempo t e que portanto, deve somar 1 ou 100%:

$$F(t) = \Pr[T \leq t] = \int_0^t f(s)ds. \quad (1)$$

A função densidade de probabilidade $f(t)$ é definida como o limite da probabilidade de se observar o evento de interesse, que nesse caso, é a inadimplência de cada indivíduo num intervalo de tempo $[t, t+\Delta]$ por unidade de tempo:

$$f(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t)}{\Delta t} \quad (\text{ABREU, 2006}). \quad (2)$$

Um conceito complementar ao de duração é o de sobrevivência. A função sobrevivência é a probabilidade de que o indivíduo “sobreviva” até um determinado tempo t sem que o evento de interesse ocorra, ou ainda, a probabilidade de não observar o evento de interesse:

$$S(t) = \Pr[T > t] = 1 - F(t). \quad (3)$$

Dessa maneira, no início de um período de observação, quando $t = 0$, $S(t) = 1$, da mesma maneira, no decorrer do período de observação, quando $t \rightarrow \infty$, $S(t) = 0$, pois com o passar do tempo, aumentam-se as chances dos indivíduos da amostra apresentarem a característica de interesse, por exemplo, um evento de inadimplência.

Relacionando os conceitos de função densidade da duração e de função sobrevivência está o de função de risco. A função de risco, ou taxa de falha é a probabilidade instantânea de ser observado o evento de interesse para um indivíduo no intervalo de tempo considerado dado que ele tenha sobrevivido até o período final de observação:

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\Pr[t \leq T < t + \Delta t | T \geq t]}{\Delta t} = \frac{f(t)}{S(t)}. \quad (4)$$

O termo taxa de falha descreve o comportamento dos tempos de sobrevivência e traz a ideia de probabilidade instantânea da falha, apresentado no quadro a seguir. (ABREU, 2006)

O quadro 3 sintetiza esses conceitos e seus relacionamentos:

Tabela 3 Quadro de Definições dos principais conceitos na Análise de Sobrevivência

Função	Símbolo	Definição	Relação
Densidade	$f(t)$		$F(t) = dF(t)/dt$
Distribuição	$F(t)$	$\Pr[T \leq t]$	$F(t) = \int_0^t f(s) ds$
Sobrevivência	$S(t)$	$\Pr[T > t]$	$S(t) = 1 - F(t)$
Risco	$\lambda(t)$	$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{\Pr[t \leq T < t + h T \geq t]}{h}$	$\lambda(t) = f(t)/S(t)$
Risco acumulado	$\Lambda(t)$	$\int_0^t \lambda(s) ds$	$\Lambda(t) = - \ln S(t)$

Fonte: Cameron e Trivedi (2005).

3.2 Estimação de modelos em Análise de Sobrevivência

Os conceitos acima apresentados são aplicados na estimação dos modelos de regressão em Análise de Sobrevivência, que podem assumir a forma paramétrica e não paramétrica.

Quando estamos interessados em conhecer a forma incondicional do risco ou da função sobrevivência, sem levar em consideração quaisquer regressores (e portanto, parâmetros), usamos um modelo não-paramétrico. O modelo mais comum à literatura sobre o tema é o estimador Kaplan-Meier, também conhecido como estimador produto-limite, proposto por Kaplan e Meier em 1958:

$$\hat{S}(t) = \prod_{j|t_j \leq t} (1 - \hat{\lambda}_j) = \prod_{j|t_j < t} \frac{r_j - d_j}{r_j} \quad (5)$$

Onde,

d_j = durações que terminam no tempo t_j ,

m_j = durações censuradas em $[t_j, t_{j+1})$,

r_j = durações sob risco no tempo $t_j = \sum_{t_i \geq t_j} (d_i + m_i)$,

$$\hat{\lambda}_j = \frac{d_j}{r_j}. \quad (6)$$

Essa função tem uma forma decrescente, conforme pode ser observado na figura 4 e sua lógica é a seguinte: uma observação apresenta uma probabilidade de não falhar até o tempo t_j , portanto, o risco dessa observação continuar na amostra é de $1 - \hat{\lambda}_j$, e esse resultado vai sendo recursivamente multiplicado (por se tratar de uma probabilidade) conforme os períodos observados, isso porque o estimador considera que a sobrevivência até cada tempo é independente da sobrevivência em outros tempos e conseqüentemente, a probabilidade de se chegar até um determinado tempo é o produto da probabilidade de se chegar até cada um dos tempos anteriores. (CAMERON; TRIVEDI, 2005). Dessa maneira, a probabilidade de um mutuário sobreviver aos 5 anos do financiamento contratado, por exemplo, é igual à probabilidade de que ele sobreviva no primeiro, vezes a probabilidade de sobreviver até o segundo, terceiro e sucessivamente até o quinto ano, de maneira tal que quanto maior o número de períodos, menor vai se tornando a probabilidade de sobrevivência até o final do período amostrado.

Algumas das propriedades do estimador Kaplan-Meier é a de ser o estimador de máxima verossimilhança de $S(t)$ e ser assintoticamente não-viesado.

Entre os modelos não-paramétricos, está também a função de risco acumulado, conhecida como estimador Nelson-Aalen:

$$\hat{\Lambda}(t) = \sum_{j|t_j \leq t} \hat{\lambda}_j = \sum_{j|t_j \leq t} \frac{d_j}{r_j} \quad (7)$$

Oposta à ideia de sobrevivência, a função risco tem uma forma crescente, conforme apresentado na figura 5 e de acordo com Cameron e Trivedi, (2005) a função de risco pode se tornar descontínua na medida em que o período de tempo do estudo se torna muito grande fazendo com que as observações sob risco

fiquem muito pequenas a ponto de tornar a razão $\frac{d_j}{r_j}$ descontínua. Em função disso, recomenda-se suavizar as estimativas de risco através de métodos não-paramétricos cuja abordagem está além do escopo desse trabalho, embora o programa utilizado para essas estimativas já os aplique nos resultados que gera.

Se, no entanto, desejamos assumir que a variável aleatória – o tempo – é representada por algum tipo de distribuição, temos portanto, parâmetros que podem ser associados à função sobrevivência e com isso, aplicam-se modelos conhecidos como paramétricos. Em vista de que o tempo é uma variável que assume somente valores não-negativos, a distribuição Normal não é uma forma adequada para representar sua distribuição.

Dentre os modelos mais utilizados para a estimação de parâmetros estão aqueles conhecidos como modelos de risco proporcional, embora outros menos sofisticados existam para esse fim.

Um dos modelos mais simples é o de distribuição Exponencial, conhecido pela sua propriedade de não ter memória e pela taxa de risco γ ser constante no tempo. Isso significa que os indivíduos que ainda não apresentaram falha possuem a mesma probabilidade de falharem no futuro. Embora essa hipótese pareça pouco plausível, o modelo Exponencial é utilizado para descrever fenômenos de curta duração, como por exemplo, aqueles no âmbito da saúde humana em que o risco de óbito de crianças entre dois e cinco anos é considerado constante nesse intervalo. (PEREIRA, 2015).

Derivando-se da distribuição Exponencial está a distribuição Weibull, que é uma generalização daquela com a agregação de informações outras além do próprio tempo de sobrevivência. A distribuição Weibull é um caso especial da família de riscos proporcionais, em que uma parte do fator de risco depende do tempo t e outra parte depende das variáveis explicativas selecionadas no modelo.

O quadro 4 apresenta as funções para a distribuição Exponencial e Weibull.

Tabela 4: Quadro das Distribuições Exponencial e Weibull e suas funções

Função	Símbolo	Dist. Exponencial	Dist. Weibull
Dist. de probabilidade	$f(t)$	$\gamma e^{(-\gamma t)}$	$\gamma \alpha t^{\alpha-1} e^{(-\gamma t^\alpha)}$
Dist. Acum. de probabilidade	$F(t)$	$1 - e^{(-\gamma t)}$	$1 - e^{(-\gamma t^\alpha)}$
Sobrevivência	$S(t)$	$e^{(-\gamma t)}$	$e^{(-\gamma t^\alpha)}$
Risco	$\lambda(t)$	γ	$\gamma \alpha t^{\alpha-1}$
Risco acumulado	$\Lambda(t)$	γt	γt^α
Média	$E(T)$	γ^{-1}	$\gamma^{-1} \Gamma(\alpha^{-1} + 1)$
Variância	$V(T)$	γ^{-2}	$\gamma^{-\frac{2}{\alpha}} [\Gamma(2\alpha^{-1}(-1) + 1) - [\Gamma(\alpha^{-1} + 1)^2]]$

Fonte: CAMERON; TRIVEDI, (2005).

O modelo Weibull generalizado oferece um pouco mais de flexibilidade e uma forma funcional mais simples, conforme Cameron e Trivedi, (2005).

O modelo Gompertz se assemelha ao Weibull e é mais aplicado em bioestatística, em estudos de mortalidade. Em comum, esses modelos prescindem antes, de uma correta especificação de seus parâmetros.

A correta especificação dos modelos, todavia, costuma ser uma árdua tarefa na econometria e em vista dessa dificuldade, Sir David Cox propôs em 1972, um modelo mais flexível e semi-paramétrico conhecido como modelo de risco proporcional Cox, cuja relevância está no fato do cientista ter incorporado num mesmo modelo, um componente paramétrico e outro não-paramétrico tomando o cuidado para que a função de risco seja sempre não-negativa¹⁰. Abaixo sua formulação:

$$h_i(t) = h_0(t) e^{\{\beta_1 x_{1j} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_p x_{pi}\}} = h_0(t) e^{\{x' \beta\}} \quad (8)$$

¹⁰ pela inserção da função exponencial, que sempre terá em sua imagem o conjunto dos números reais positivos.

A denominação de riscos proporcionais atribuída a tal modelo pode ser entendida a partir da formulação (8), em que o risco num mesmo período (t) para indivíduos inadimplentes ou adimplentes, por exemplo, é proporcional ($h_0(t)$) às suas características individuais ($e^{x'\beta}$), onde x são as p características que se deseja associar ao comportamento dos indivíduos e β são os p parâmetros de cada uma dessas características.

Valores negativos resultantes da função $x'\beta$ fazem com que a função Exponencial assumam valores menores e a multiplicação desta com a função de risco proporcional reduz portanto, o risco associado a esse indivíduo.

Em se tratando de um modelo semi-paramétrico, o modelo de Cox permite que primeiramente se estime os efeitos das variáveis sobre o risco de sobrevivência sem a necessidade de se fazer suposições acerca da distribuição do tempo de vida, pois a função de risco básica e os coeficientes podem ser estimados separadamente.

A técnica de estimação aplicada aos modelos acima apresentados é a da máxima verossimilhança, que consiste em encontrar os parâmetros que maximizem a probabilidade de descrever uma determinada amostra a partir da assunção de alguma distribuição como Weibull ou Exponencial, por exemplo. Considera-se essa técnica a mais apropriada na presença de censura em formulações de duração contínua, conforme Cameron e Trivedi (2005) e os estimadores resultantes de seus cálculos são conhecidos pelas suas propriedades assintóticas (provenientes de grandes amostras). (GREENE, 2012).

A estimação através da técnica dos mínimos quadrados é pouco usual, na medida em que exige a correta especificação dos modelos construídos e não consegue incorporar censuras no seu processo de estimação. Por isso, essa técnica é menos eficiente que a da máxima verossimilhança. (CAMERON; TRIVEDI, 2005).

Assim, em situações em que se impõe algum tipo de censura, como é o caso desse estudo, que aplica censura à direita nos dados, a formulação genérica da probabilidade de que

cada observação apresente uma duração superior ao tempo censurado t é:

$$\Pr[T > t] = \int_t^{\infty} f(\mu|x, \theta) du = 1 - F(t|x, \theta) = S(t|x, \theta) \quad (9)$$

Ou seja, dado um vetor de características x e de seus respectivos parâmetros θ , calcula-se a probabilidade de sobrevivência no tempo $S(\cdot)$. A densidade da i ésima observação é definida da seguinte maneira:

$$f(t_i|x_i, \theta)^{\delta_i} S(t_i|x_i, \theta)^{1-\delta_i} \quad (10)$$

Em que δ_i é o indicador de censura à direita assumindo 1 caso a observação tenha sido censurada à direita e 0 para o caso de não ter havido censura.

No processo de maximização da verossimilhança, aplica-se o logaritmo¹¹ a essa expressão e para encontrar os valores dos parâmetros maximiza-se o log dessa função resolvendo o sistema de equações definido por $U(\theta) = 0$, em que $U(\theta)$ é o vetor escore de primeiras derivadas da função. A solução dessa maximização é geralmente encontrada utilizando-se o método Newton-Raphson, conforme detalha Abreu, (2006).

$$\ln L(\theta) = \sum_{i=1}^N [\delta_i \ln f(t_i|x_i, \theta) + (1 - \delta_i) \ln S(t_i|x_i, \theta)] \quad (11)$$

E em que se toma como pressuposto que os tempos são independentes.

Nos modelos de risco proporcionais, a presença do componente não-paramétrico torna o método de máxima verossimilhança inapropriado, todavia. Cox propôs então condicionar a construção da função verossimilhança ao conhecimento da história passada de falhas e censuras a fim de eliminar a função de risco básica, de modo que ele desapareça

¹¹ Pois a aplicação do logaritmo é uma transformação linear, o que significa que os valores dos parâmetros que maximizam o logaritmo da função verossimilhança são os mesmos valores que maximizam a função verossimilhança.

da expressão de verossimilhança, embora este não seja o único método de lidar com a parte não-paramétrica do modelo¹².

Essa sistemática, no entanto, não permite que haja empates de tempo entre os valores observados, que é um fato comum às amostras de dados. O empate impede que as características dos indivíduos da amostra contribuam para a estimação do risco do evento de interesse e por isso não se utiliza os verdadeiros tempos de sobrevivência das observações censuradas ou não-censuradas e convencionam-se que nos casos de empate entre observações censuradas e observações não censuradas, que as censuras ocorreram após o evento de interesse. Esse artifício designa o método de estimação dos modelos de risco proporcional como função de verossimilhança parcial (ABREU, 2006).

O tratamento dos empates é de tal forma relevante na análise de sobrevivência que passou por uma série de evoluções até a forma mais atual de tratá-los proposta por Breslow (1974) e incorporada ao pacote estatístico usado nesse trabalho.

As estimativas dos parâmetros gerados pelos modelos de regressão não-lineares supramencionados são interpretadas de maneira a considerar o efeito dos regressores na média condicional. (CAMERON; TRIVEDI, 2005). Trata-se do logaritmo da razão de risco do evento de um indivíduo que assume determinado valor para a variável explicativa em relação a outro indivíduo para o qual foi observado um outro valor, que é assumido como referência (ABREU, 2006).

Mais do que o efeito isolado dos regressores, a econometria dos modelos de duração foca no formato da função de risco e sua interação com os regressores e parâmetros encontrados. Tomando-se como exemplo os resultados de uma regressão com o modelo Weibull, uma taxa de risco $\alpha > 1$ indica que o risco dos indivíduos da amostra apresentarem falha ao

¹² O tratamento proposto por Haus e Hausman, em 1990, para a parte não-paramétrica, ou risco-base, foi estimar todos os parâmetros desconhecidos simultaneamente através de simulações do tipo Monte Carlo, sem que isso tenha um alto custo computacional. (CAMERON e TRIVEDI, 2005).

longo do tempo é crescente. Associando-se essa medida a valores positivos dos parâmetros (β) implica que a taxa de risco aumentará conforme os valores das variáveis (x) do modelo aumentam, o que dá origem ao termo “modelo de tempo de falha acelerado”, por outro lado, valores negativos dos parâmetros faz com que o risco de falha do indivíduo ao longo do tempo se desacelere, ou seja, diminua.

3.2.1 Ajuste de modelos em Análise de Sobrevivência

O ajuste dos modelos utilizados para estimar o risco de falha ou sobrevivência pode ser feito de diversas maneiras. Em geral o que se deseja testar é se as estimativas resultantes dos modelos se ajustam aos valores reais observados nas amostras e portanto, se possuem uma boa capacidade preditiva. Assim, em breves termos¹³, em uma base de dados em que já se conheça quem são os indivíduos que falharam (inadimplentes) e os que ainda não falharam (adimplentes), separa-se por exemplo, uma base de dados de 10 anos em uma amostra de desenvolvimento que abranja os primeiros 5 anos e outra de teste com os últimos 5 anos; realizam-se as estimativas dos parâmetros e a partir dos parâmetros obtidos testa-se se eles acertarão em indicar os indivíduos que falharam nos 5 últimos anos da amostra de teste.

No caso do presente trabalho, que se dedica a um diagnóstico ao invés de *Credit Scoring*, o interesse está na comparação do ajuste entre os diferentes modelos estimados e se a inclusão ou exclusão de variáveis melhora a explicação do modelo para a variável de interesse.

Com respeito à comparação entre modelos, alguns dos critérios são AIC (Critério de Informação de Akaike) e SC (Critério de Schwarz), também conhecido como BIC (Critério de informação Bayesiano), que reduzem o poder de ajuste da verossimilhança quanto maior o número de parâmetros do modelo (PEREIRA, 2014). São eles:

¹³ Alguns dos estudos que aplicam esses procedimentos são os de Stepanova; Thomas (2002), Abreu, (2006) e Pereira, (2014).

$$AIC = -2\ln L + 2k$$

$$SC = -2\ln L + k\ln N$$

Em que $\ln L$ corresponde ao logaritmo da verossimilhança, k é o número de coeficientes do modelo e N é a quantidade de observações. A seleção do modelo com melhor desempenho se dá pelo menor valor obtido para esses critérios, que conforme Greene (2012), em se tratando de critérios de informação, apenas elencam modelos, sem fazer qualquer inferência acerca de seus ajustes.

Para averiguar o ajuste dos modelos frente a restrições impostas nos parâmetros, três testes são amplamente utilizados: o teste de razão de verossimilhança, o teste Wald e o teste multiplicador de Lagrange, que são assintoticamente semelhantes.

O teste de razão de verossimilhança baseia-se na diferença do logaritmo da verossimilhança de um modelo em que não se faz qualquer restrição nos parâmetros contra o logaritmo da verossimilhança de um modelo em que se faz restrições sobre um ou mais parâmetros¹⁴. A lógica de se utilizar a função verossimilhança para testar o modelo reside no fato de que ela resume a informação contida nos dados sobre os parâmetros desconhecidos. (PEREIRA, 2004).

Assim, na notação de Greene (2012), assume-se que:

- θ seja um vetor de parâmetros a serem estimados;
- H_0 seja a especificação de uma determinada restrição imposta a esse(s) parâmetro(s);
- $\hat{\theta}_{SR}$ seja o estimador de máxima verossimilhança de θ sem a imposição de quaisquer restrições;
- $\hat{\theta}_{CR}$ seja o estimador de máxima verossimilhança de θ com a imposição de restrições;

¹⁴ Quaisquer que sejam as restrições a serem testadas em cada um desses modelos, as estimações devem seguir a mesma forma, ou seja, compara-se restrições entre dois modelos exponenciais, ou dois modelos Weibull, ou dois modelos Cox, sem todavia, compará-los entre si.

- \hat{L}_{SR} seja o logaritmo da função de máxima verossimilhança sem restrições nos parâmetros e
- \hat{L}_{CR} seja o logaritmo da função de máxima verossimilhança com restrições impostas aos parâmetros.

A razão de verossimilhança será então:

$$\lambda = \frac{\hat{L}_{CR}}{\hat{L}_{SR}},$$

que deve estar entre 0 e 1 e o valor de \hat{L}_{CR} deve ser menor ou igual a \hat{L}_{SR} . O resultado obtido dessa razão é testado da seguinte maneira:

$$-2 \ln \lambda,$$

que terá distribuição qui-quadrado com o número de graus de liberdade igual ao número de restrições impostas. Se o valor encontrado for menor do que o valor crítico encontrado na tabela da distribuição qui-quadrado para os níveis mais convencionais (de 95% a 99% de confiança), não se rejeita a hipótese nula de que haja variáveis cujo coeficiente seja zero e que portanto, as estimativas dos parâmetros de ambos os modelos sejam muito próximas, sem desvios relevantes, o que significa que podemos utilizar o modelo restrito.

Ao contrário, se o valor calculado for superior ao valor crítico da tabela, então rejeita-se a hipótese nula em favor da hipótese que exista diferença entre as estimativas testadas e que portanto, o modelo irrestrito é o mais indicado para estabelecer as relações em questão. Em outras palavras, as variáveis explicativas que o estão compondo são importantes para explicar o fenômeno sob teste.

Outro teste aplicado para analisar a qualidade do ajuste dos modelos é o teste de Wald, que se difere do teste de razão de verossimilhança pelo fato de exigir que se calcule somente a verossimilhança do modelo irrestrito. Isso porque em modelos de riscos proporcionais, as estimativas dos parâmetros que compõem o modelo geralmente não são independentes uma das outras. (PEREIRA, 2004).

Assim, supondo que um modelo contenha três variáveis explicativas, X_1, X_2 e X_3 cujos coeficientes são respectivamente β_1, β_2 e β_3 . A estatística de teste para coeficientes ($\frac{\hat{\beta}_1}{DP(\hat{\beta}_1)}$) é usada para testar a hipótese nula de que $\beta_1 = 0$ na presença das demais variáveis β_2 e β_3 . Se a conclusão for no sentido de rejeitar esta hipótese, conclui-se que a variável X_1 , não é significativa na presença das demais variáveis.

Por isso, a estatística de teste Wald calcula se o conjunto de variáveis é significativo da seguinte maneira:

$$W = \frac{\hat{\beta}^2}{VAR(\hat{\beta})}$$

Que tem distribuição qui-quadrado com 1 grau de liberdade. Se o valor calculado for superior ao valor tabelado, rejeita-se a hipótese nula de que $\beta = 0$ e portanto, as variáveis do modelo são importantes para explicar a variação da resposta. (PEREIRA, 2004).

Por último, outro teste aplicável é o Teste Multiplicador de Lagrange (LM), também conhecido como Escore Eficiente ou simplesmente Escore (S), que se baseia no modelo restrito ao invés do irrestrito. (GREENE, 2012). Partindo da:

- Derivada do logaritmo da verossimilhança calculado para o modelo restrito ($\log L(\beta)$) em relação a β , tem-se o vetor escore eficiente:

$$\mu(\beta) = \frac{\partial(\log L(\beta))}{\partial \beta},$$

- E da matriz de informação de Fisher:

$$IF(\beta) = -E\left(\frac{\partial^2(\log L(\beta))}{\partial \beta^2}\right),$$

Obtém-se a estatística S:

$$S = \frac{\mu^2(0)}{IF(0)},$$

Que tem distribuição qui-quadrado com p graus de liberdade e valores de S superiores ao valor tabelado implicam rejeitar a hipótese nula.

Este teste é uma razão entre o quadrado da primeira derivada do logaritmo da verossimilhança (vetor eficiente),

tomando-se os parâmetros de interesse iguais a zero e a segunda derivada do logaritmo da verossimilhança (matriz de informação) avaliados com os parâmetros de interesse iguais a zero. (PEREIRA, 2004).

4. DESCRIÇÃO DA BASE DE DADOS

O banco de dados utilizado no desenvolvimento desse estudo corresponde à carteira de crédito de uma instituição financeira brasileira que atua como banco de desenvolvimento nos três Estados da Região Sul do Brasil. A fim de manter a confidencialidade dos dados, a identificação dessa instituição será preservada.

A base de dados compreende todos os financiamentos em andamento entre outubro de 2013 e 30/04/2015, independentemente do momento em que tiveram início, num total de 11.251 financiamentos. Esse horizonte temporal, que compreende 18 meses, está de acordo com o que a literatura recomenda para trabalhos que envolvam diagnóstico e *Credit Scoring* da carteira de financiamentos, evitando assim, utilizar-se de operações de crédito muito antigas que podem ser menos representativas da realidade atual. (STEPANOVA; THOMAS, 2002).

O tamanho da amostra está de acordo com o que indica um dos principais manuais de *credit scoring*, escrito por Lewis (1992), para quem o tamanho da amostra de bons e maus pagadores deve obedecer a um mínimo de 1.500 observações para cada uma dessas categoria para viabilizar a construção de modelos com capacidade preditiva, muito embora o trabalho em questão não tenha a predição como escopo.

Dessa maneira, dos 11.251 financiamentos, pelo menos 4.206 (37%) incorreram em inadimplência, o que em outras palavras significa que esse é o número de indivíduos que falharam na amostra, ou ainda, que não sobreviveram ao período de análise de sobrevivência. Trata-se de uma proporção aplicável em modelos de análise de sobrevivência, que costumam apresentar uma baixa performance quanto mais raros são os eventos de interesse na amostra.

O saldo vencido desses clientes representou 0,035% do saldo total da carteira de financiamentos amostrada e o período de adimplência observado foi de 14 a 576 dias.

A base de dados desse banco dispõe de cerca de 150 características dos clientes e de seus financiamentos. A seleção de parte dessas variáveis no desenvolvimento do modelo de análise de sobrevivência baseou-se na literatura consultada¹⁵ e na sua aplicabilidade ao trabalho, conforme apresentado a seguir.

4.1 Variáveis Utilizadas

Dentre as variáveis relacionadas a seguir, algumas foram transformadas em variáveis categóricas. Esse artifício, sugerido por Stepanova e Thomas (2002) tem o intuito de simplificar os resultados obtidos e aumentar o poder preditivo do modelo, sobretudo se as variáveis se relacionam de maneira não-linear com o evento de interesse. Abaixo a descrição das variáveis:

a) Variáveis Endógenas: os modelos usados em Análise de Sobrevivência compreendem duas variáveis endógenas: a variável binária indicadora de censura e a variável de contagem temporal.

- Variável *Censura*: indica se um determinado financiamento apresentava algum saldo vencido no momento da coleta dos dados (30/04/2015). Em caso afirmativo, essa variável recebeu o valor 1 e em caso negativo, ela recebeu o valor 0. Os financiamentos com qualquer montante de saldo vencido foram considerados inadimplentes nesse estudo, pois apresentaram o evento de falha.¹⁶
- Variável *Duração da adimplência*: é o tempo em meses da adimplência de cada financiamento, mensurado pela diferença entre a data em que o cliente deixou de pagar e a data em que se firmou o contrato de financiamento.

¹⁵ Ver Capítulo 2.

¹⁶ Em geral, os bancos apuram seus níveis de inadimplência com base nos saldos vencidos há mais de 30 dias. Nesse estudo, o critério para acusar o evento inadimplência era um saldo vencido maior que zero, independente do número de dias da ocorrência do saldo vencido.

b) Variáveis Exógenas do banco de dados da instituição estudada: são as variáveis usadas para testar seu poder de explicação frente ao tempo para a incidência da inadimplência advindas das características dos clientes e de seus financiamentos.

- *Agência*: Refere-se a agência que concedeu o financiamento. Sendo três as agências, transformou-se em 2 variáveis binárias, que assumiram o valor 1 se o financiamento proveio dela e 0 em caso contrário. A agência 1 é a Agência de Curitiba-PR e a Agência 2, de Florianópolis-SC. A Agência 3 é a agência de Porto Alegre-RS e que serviu de referência para as estimações.
- *Taxa de juros do contrato*: É a taxa de juros do financiamento, uma variável contínua.
- *Personalidade Jurídica*: Variável binária que recebeu o valor 1 se o financiamento pertence a uma Pessoa Jurídica e 0 se pertence a uma Pessoa Física;
- *Porte dos clientes*: O porte dos clientes contava com 6 classes distintas, que receberam as 5 categorizações binárias a seguir:
 - *Grandes produtores*: Recebeu o valor 1 se o financiamento pertence a produtores rurais cujo faturamento supera os R\$ 110 mil anuais.
 - *Pequenos Produtores*: Variável binária que recebeu o valor 1 se o financiamento pertence a um Pequeno Produtor rural, cujo faturamento anual é menor ou igual a R\$ 110 mil.
 - *Pequenas empresas*: As empresas com faturamento anual de até R\$ 16 milhões foram identificadas com a variável binária 1.
 - *Médias empresas*: Empresas com faturamento anual de até R\$ 90 milhões;
 - *Grandes empresas*: Empresas cujo faturamento anual supera R\$ 300 milhões¹⁷.

¹⁷ Entre a categoria *Média empresa* e *Grande empresa* existe a categoria de *Média-Grande empresa*, referente às empresas com faturamento bruto anual entre R\$ 90 e R\$ 300 milhões e que não está relacionada entre as características dos clientes em vista de sua baixa incidência na amostra, de apenas 0,73%.

• *Região*: São os municípios, classificados em mesorregiões, de acordo com a classificação do IBGE. A Região Sul possui 23 mesorregiões, que foram ainda reagrupadas de maneira a somar apenas 14 classes que abrangem os municípios onde se localizam os clientes dos financiamentos em questão:

- Centro RS: Formado pelos municípios da região centro ocidental e centro oriental rio-grandense.
- Centro PR: Municípios da região centro ocidental, centro oriental e centro-sul paranaense.
- Grande Florianópolis: Municípios da região metropolitana de Florianópolis-SC.
- Reg. Metrop. Curitiba: Municípios da região metropolitana de Curitiba-PR.
- Reg. Metrop. Porto Alegre: municípios da região metropolitana de Porto-Alegre-RS.
- Norte RS: Municípios da região norte e nordeste rio-grandense.
- Norte PR: Municípios da região noroeste, norte central e norte pioneiro paranaense.
- Norte SC: Municípios do norte catarinense
- Oeste SC: Municípios do oeste catarinense.
- Oeste PR: Municípios do oeste paranaense.
- Reg. Serrana SC: Municípios da serra catarinense.
- Sul PR: Municípios da região sudeste e sudoeste paranaense.
- Sul RS: Municípios da região sudeste e sudoeste rio-grandense.
- Vale Itajaí SC: Municípios da região do Vale do Rio Itajaí em Santa Catarina.

c) Variáveis exógenas de âmbito macroeconômico¹⁸: São as variáveis disponíveis para estudar o intervalo em questão

¹⁸ Outras variáveis pertencentes ao ambiente econômico foram testadas, sem todavia, apresentarem resultados significativos para o problema testado. Como exemplo, testou-se o uso da taxa SELIC no lugar da TJLP; o uso do indicador de desemprego no lugar do indicador de emprego e o consumo de energia elétrica da Região Sul no lugar da estimativa do PIB.

e que constam nos principais estudos sobre determinantes de inadimplência.

- *Variação cambial*: A partir da taxa diária de câmbio do dólar americano, fornecido pelo BCB¹⁹, obteve-se as taxas de câmbio da data em que o cliente se tornou inadimplente e a taxa de câmbio da data de registro do contrato de financiamento. Essas taxas de câmbio foram corrigidas monetariamente pelo IGP-DI²⁰ e finalmente se obteve a variação cambial ocorrida entre esses períodos.

Quando essa variação é positiva, significa que a moeda brasileira se desvalorizou frente à moeda americana e o contrário quando a variação é negativa, de maneira a obter-se com isso, uma variável de natureza contínua.

- *Varição do Índ. de Emp.* É a variação do índice mensal de emprego formal apurado pelo Ministério do Trabalho e Emprego (MTE)²¹. Obteve-se o índice correspondente ao mês em que houve a incidência de inadimplência de cada um dos financiamentos e o mesmo índice correspondente ao mês do registro do contrato. A variação positiva do índice de emprego indica que o emprego aumentou no período e o contrário, que ele reduziu, de maneira a gerar uma variável de natureza contínua.

- *Varição do PIB*: Trata-se da variação do PIB mensal calculado pelo BCB, que apesar de ser uma estimativa, foi utilizado em vista de que os dados oficiais do IBGE são divulgados apenas com frequência trimestral. Após a atualização dos valores pelo IGP-DI, obteve-se o valor do PIB correspondente ao mês em que houve a incidência de inadimplência de cada um dos financiamentos e o mesmo número para o mês do registro do contrato, a partir do qual chegou-se à variação do PIB, em valores contínuos.

Uma variação positiva do PIB indica seu aumento e uma variação negativa seu decréscimo.

- *Varição TJLP*: Tomando-se a TJLP divulgada pelo BCB, obteve-se a diferença entre seu valor ao ano na data da inadimplência e na data do contrato, resultando assim na sua variação em valores percentuais ao ano.

¹⁹ Sistema gerador de séries temporais, (BCB, 2015).

²⁰ IPEADATA, 2015.

²¹ Sistema Gerador de Séries Temporais, (BCB, 2015).

• *Varição Exp. Inflação*: Conforme a expectativa de inflação acumulada para os próximos 12 meses do Relatório Focus do BCB, obteve-se a expectativa de inflação correspondente ao mês da ocorrência da inadimplência e a mesma para o mês da celebração do contrato. A diferença entre essas expectativas deu origem à variação da expectativa de inflação.

Algumas características presentes em estudos como os de Abreu (2006) e Pereira (2014) estão ausentes nesse trabalho. Dentre elas, área de atuação do cliente; tempo de experiência no negócio; idade; escolaridade e condição civil são algumas.

A área de atuação, em especial, é uma característica que apresenta muitas subdivisões e classes que resultariam em estimativas não-significativas em vista de sua heterogeneidade.

As demais características estão disponíveis de maneira fragmentada e que exigiria uma busca bastante trabalhosa em bases de dados não interligadas, o que demandaria um tempo consideravelmente maior e informações pouco fidedignas.

Tabela 5: Variáveis usadas no trabalho.

Variável	Descrição
Censo	Censura
Duradimp	Duração da inadimplência
Ag1=1	Agência 1 = 1 (Ag. Curitiba)
Ag2=1	Agência 2 = 1 (Ag. Florianópolis)
Perctxjuros	Taxa de juros do contrato
PJ=1	Personalidade Jurídica
Gdes.produtores=1	Grandes produtores
Peq.produtores=1	Pequenos Produtores
Peq.empres.=1	Pequenas empresas
Med.emp.=1	Médias empresas
Gde.emp.=1	Grandes empresas
Cent.ocid e orient.RS=1	Centro RS
Cent.sul, ocid. e orient.PR=1	Centro PR
Gde. Florian.=1	Grande Florianópolis
Reg.Metrop.Curit.=1	Reg. Metrop. Curitiba
Reg.Metrop. POA=1	Reg. Metrop. Porto Alegre

Tabela 5: Variáveis usadas no trabalho. Conclusão.

Variável	Descrição
Nord. e Noroeste RS=1	Norte RS
Noro., Norte Central e Norte pion PR=1	Norte PR
Norte SC=1	Norte SC
oeste SC=1	Oeste SC
oeste PR=1	Oeste PR
Serrana SC=1	Reg. Serrana SC
Sudeste PR=1	Sul PR
Sudeste RS=1	Sul RS
Vale do Itajaí SC=1	Vale Itajaí SC
Var. cambial	Variação cambial
Var. ind. Emprego	Variação do Índice de Emprego
Var. PIB	Variação do PIB
Var. TJLP	Variação TJLP
Var. exp.infl.	Variação da expectativa de inflação

Fonte: Elaboração própria.

O teste dessas variáveis nos modelos foi feito adotando-se como nível de significância valores inferiores a 5%, tradicionalmente aplicados em Estatística.

Abaixo um exemplo da base de dados construída a partir das variáveis supracitadas:

Tabela 6: Exemplo da base de dados.

Indivíduos	Censo	Duradimp	Ag1	Ag2	Perctxjuros	PJ=1
1	0	6,80	0	1	10	1
2	0	6,30	0	1	10	1
3	0	17,03	0	1	10	0
4	1	10,93	0	1	5,5	1
5	0	18,47	0	1	10,4	1
6	0	17,77	0	1	3,5	0
7	0	17,77	0	1	3,5	0
8	0	17,77	0	1	3,5	0
9	0	17,73	0	1	3,5	0
10	1	2,53	0	1	1	0

Fonte: Elaboração própria.

O modelo que usou somente os indivíduos inadimplentes foi construído de maneira análoga e ilustrado na tabela 7:

Tabela 7: Exemplo da base de dados no trabalho, somente indivíduos censurados.

Indivíduos	Censo	Duradimp	Ag1	Ag2	Perctxjuros	PJ=1
4	1	10,93	0	1	5,5	1
10	1	2,53	0	1	1	0
11	1	17,10	0	1	2	0

Fonte: Elaboração própria.

4.2 Procedimentos adotados

A partir desses dados, elaborou-se 3 ensaios, com o objetivo de comparar as variáveis que explicam o tempo de falha e o risco de falha quando todos os indivíduos são avaliados juntos, na mesma amostra; as variáveis e o tempo de falha entre aqueles que já se tornaram inadimplentes somente e por fim, as variáveis daqueles que não falharam e que, portanto, não estão sob risco.

Os ensaios desenvolvidos foram:

- Ensaio 1: É composto de toda a base de dados, com censura à direita para os indivíduos inadimplentes. As variáveis usadas foram aquelas descritas na seção 4.1, b e 4.1, c.
- Ensaio 2: Somente os dados censurados, isto é, somente os indivíduos inadimplentes compõem a amostra e no que diz respeito às variáveis, repetiu-se o procedimento do ensaio 1.
- Ensaio 3: Somente os indivíduos adimplentes, e que portanto, não estão sob risco de falha, para os quais procedeu-se como nos ensaios 1 e 2.

Tabela 8: Quadro de Ensaios e etapas percorridas no trabalho.

Etapas	Ensaios		
	1	2	3
1- Estatística descritiva	x		
2- Estimaco dos modelos (Exponencial, Weibull e Cox)	x	x	x
3- Eliminaco das variveis no-significativas	x	x	x
4- Estimaco do modelo restrito	x	x	x
5- Critrios de Informaco e Teste de razo de verossimilhana	x	x	x

Fonte: Elaboraco prpria.

A distribuico das falhas ilustradas atravs dos grficos de Kaplan-Meier e Nelson Aalen compem a etapa 1. Em seguida estimou-se cada ensaio nos trs modelos na etapa 2. A cada estimaco, eliminou-se cada uma das variveis no significativas a fim de que restassem somente aquelas que fossem significativas com 95% de confiana, conforme previsto na etapa 3.

No intuito de verificar se os modelos estimados teriam um melhor ajuste ao excluir-se as variveis que refletem o ambiente econmico, elaborou-se um modelo restrito contendo somente as variveis da base de dados do BD e que refletem somente as caractersticas dos indivduos, constituindo-se esta a etapa 4.

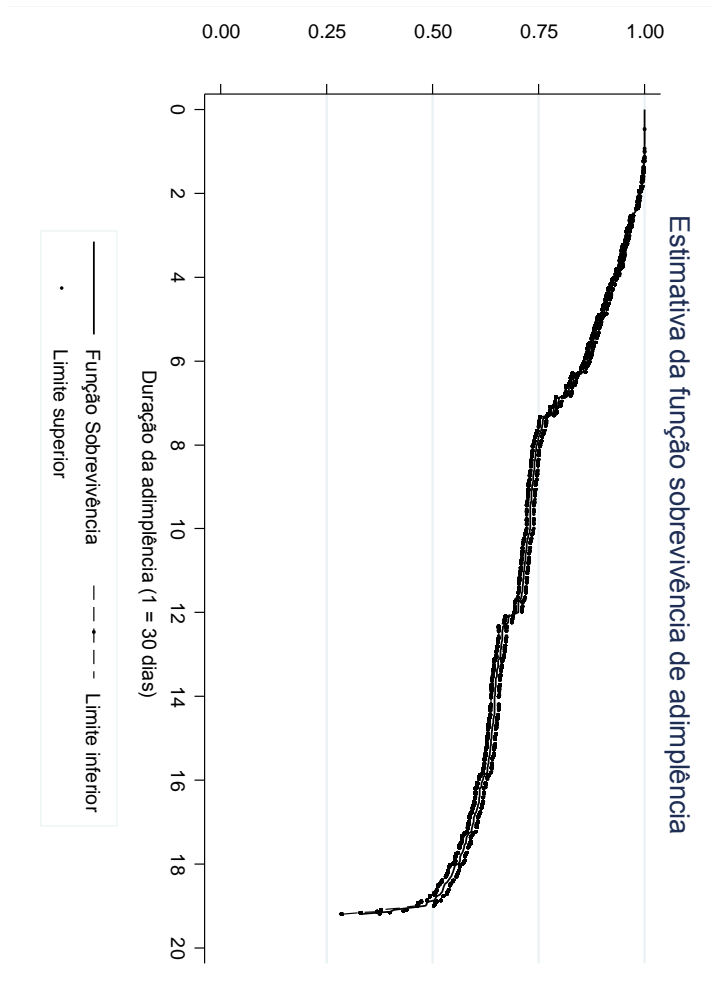
A ltima etapa destinou-se  comparao do ajuste dos modelos restrito e irrestrito.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Ensaio 1

Uma forma de ilustrar o tempo de falha da amostra é através do gráfico de sobrevivência de Kaplan-Meier, por meio do qual se pode observar os momentos do tempo em que os indivíduos da amostra falham e portanto, não sobrevivem até o final do período.

Figura 6: Função de sobrevivência Kaplan-Meier



Fonte: Elaboração própria.

De acordo com o gráfico, é possível visualizar que a probabilidade de sobrevivência cai 25 pontos percentuais a partir do oitavo mês, o que significa que antes mesmo de um ano após a celebração do contrato, alguns clientes já passam a incorrer em inadimplência e que após 19 meses de contrato, a probabilidade de que os clientes permaneçam adimplentes se reduz para pouco mais de 25%.

Na tabela 9 é possível notar, de maneira mais detalhada, como as falhas ocorrem ao longo do tempo:

Tabela 9: Duração da adimplência: estimativas da função Kaplan-Meier

Duração	Nº de indivíduos sobreviventes	Falhas	Falhas acum.	% Acum.	Função Sobrevivência
De 0 a 2 meses	11.122	131	131	3%	0,988
De 3 a 4 meses	10.991	590	721	17%	0,936
De 5 a 6 meses	10.401	771	1.492	35%	0,866
De 7 a 8 meses	9.630	1.255	2.747	65%	0,745
De 9 a 10 meses	8.375	153	2.900	69%	0,730
De 11 a 12 meses	8.222	265	3.165	75%	0,702
De 13 a 14 meses	7.957	493	3.658	87%	0,646
De 15 a 16 meses	7.464	177	3.835	91%	0,620
De 17 a 18 meses	7.287	237	4.072	97%	0,559
De 19 a 20 meses	7.050	134	4.206	100%	0,330

Fonte: Elaborado pela autora.

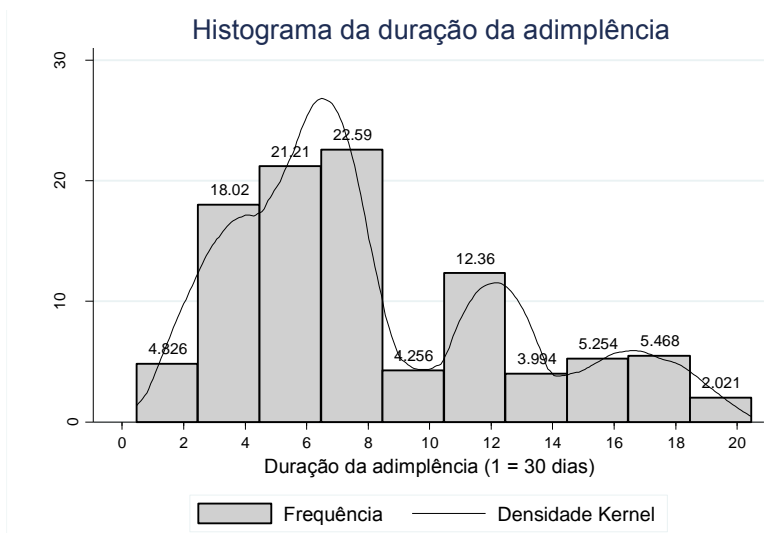
Já nos primeiros dois meses de vigência do contrato, ocorrem os primeiros episódios de inadimplência, evidenciando que apesar de todos os critérios adotados pelo BD para analisar

os riscos de seus clientes, o banco não consegue eliminar a probabilidade de ocorrências como essas, em que clientes que recém contrataram recursos falhem num intervalo de tempo relativamente curto.

A taxa de falha cresce mais rapidamente até os 8 primeiros meses, depois do qual se desacelera até os 19 meses amostrados. Após um ano de contrato, 75% dos indivíduos inadimplentes já terão apresentado o evento de falha, indicando que se trata de um período crítico para o gerenciamento de risco desse BD.

A distribuição das falhas pode ser melhor visualizada através do histograma da duração da inadimplência. Os percentuais sobre cada barra indicam a concentração dos clientes que falharam em cada intervalo temporal, enfatizando o perfil de falhas entre os inadimplentes, que se concentra nos primeiros 12 meses.

Figura 7: Histograma da duração da inadimplência

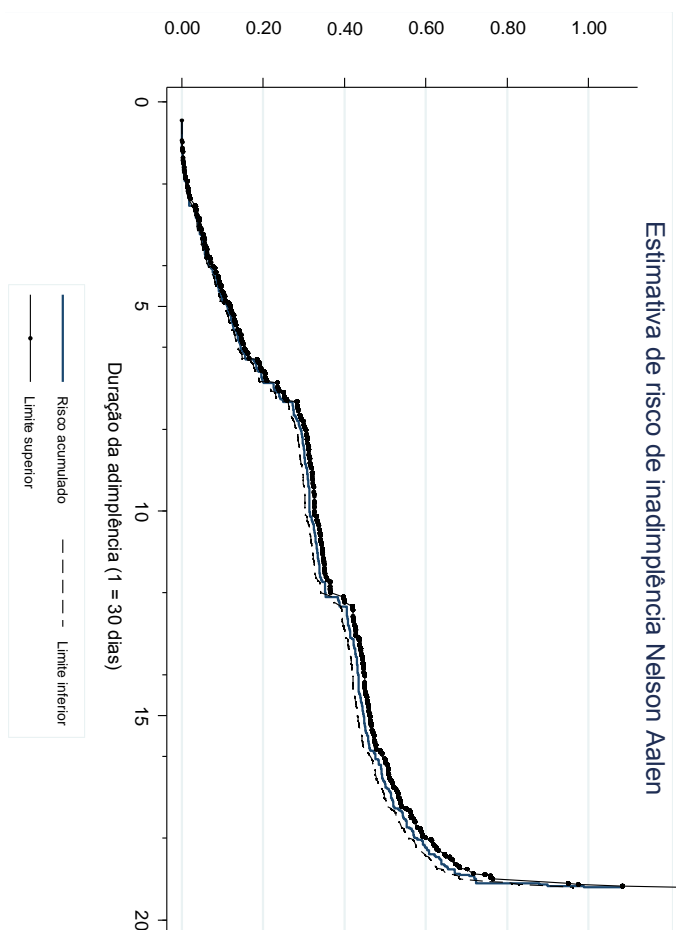


Fonte: Elaboração própria

Uma maneira análoga e complementar de fazer essas constatações é através da função de risco, que ilustra o risco dos

indivíduos não sobreviverem até o final do período em questão, conhecido como função de riscos Nelson-Aalen, conforme a figura 8:

Figura 8: Função de risco Nelson Aalen



Fonte: Elaborado pela autora.

Com o passar do tempo, o risco acumulado dos indivíduos não sobreviverem aumenta. Nesse caso, esse risco cresce mais rapidamente até aproximadamente 12 meses, a partir de quando a velocidade de crescimento do risco diminui.

O procedimento subsequente foi estimar os modelos Exponencial, Weibull e Cox com as variáveis listadas no quadro 5. No primeiro resultado a seguir foram usadas as variáveis do banco de dados do BD e as variáveis de âmbito macroeconômico.

Tabela 10: Primeiro resultado para as estimativas a partir dos modelos Exponencial, Weibull e Cox

Modelo	Exponencial		Weibull		Cox	
	Covariável	Coefficiente	P-valor	Coefficiente	P-valor	Coefficiente
Ag1=1	➤ -0,114 (0,071)	0,108	➤ -0,264* (0,082)	0,001	➤ 0,089 (0,082)	0,275
Ag2=1	➤ -0,486* (0,037)	0,000	➤ -0,679* (0,049)	0,000	➤ -0,265* (0,049)	0,000
Perctxjuros	➤ -0,12* (0,008)	0,000	➤ -0,117* (0,012)	0,000	➤ -0,15* (0,015)	0,000
PJ=1	➤ -0,207 (0,507)	0,683	➤ 0,287 (0,568)	0,613	➤ 0,013 (0,745)	0,986
Gdes.produtores=1	➤ -0,169 (0,541)	0,755	➤ 0,296 (0,608)	0,626	➤ 0,021 (0,778)	0,978
Peq.produtores=1	➤ -0,374 (0,542)	0,490	➤ 0,158 (0,609)	0,795	➤ -0,107 (0,778)	0,890
Peq.empres.=1	➤ -0,228 (0,198)	0,250	➤ -0,173 (0,23)	0,452	➤ -0,202 (0,235)	0,391
Med.emp.=1	➤ -0,186 (0,212)	0,380	➤ -0,131 (0,245)	0,595	➤ -0,152 (0,25)	0,544
Gde.emp.=1	➤ 0,242 (0,205)	0,238	➤ 0,103 (0,243)	0,671	➤ -0,577 (0,317)	0,069
Cent.ocid e orient.RS=1	➤ 0,042 (0,073)	0,562	➤ -0,004 (0,096)	0,969	➤ 0,146 (0,087)	0,095
Cent.sul, ocid. e orient.PR=1	➤ 0,293* (0,084)	0,000	➤ 0,322* (0,101)	0,001	➤ 0,328* (0,097)	0,001
Gde. Florian.=1	➤ -0,250 (0,137)	0,068	➤ -0,191 (0,152)	0,210	➤ -0,190 (0,152)	0,210
Reg.Metrop.Curit.=1	➤ 0,004 (0,155)	0,977	➤ 0,033 (0,18)	0,855	➤ 0,084 (0,171)	0,625
Reg.Metrop. POA=1	➤ -0,444* (0,149)	0,003	➤ -0,71* (0,197)	0,000	➤ -0,296 (0,176)	0,092
Nord. e Noroeste RS=1	➤ -0,109* (0,053)	0,040	➤ -0,248* (0,072)	0,001	➤ -0,136* (0,063)	0,031
Noro., Norte Central e Norte pion PR=1	➤ -0,056 (0,086)	0,520	➤ -0,046 (0,104)	0,655	➤ -0,011 (0,101)	0,917
Norte SC=1	➤ -0,140 (0,084)	0,096	➤ -0,042 (0,105)	0,688	➤ -0,131 (0,096)	0,172
oeste SC=1	➤ 0,188* (0,056)	0,001	➤ 0,168* (0,075)	0,025	➤ 0,088 (0,067)	0,186
oeste PR=1	➤ 0,171* (0,083)	0,038	➤ 0,139 (0,099)	0,159	➤ 0,124 (0,095)	0,193
Serrana SC=1	➤ 0,091 (0,1)	0,363	➤ -0,150 (0,157)	0,338	➤ -0,452* (0,222)	0,041
Sudeste PR=1	➤ 0,091 (0,082)	0,270	➤ 0,138 (0,096)	0,151	➤ 0,077 (0,092)	0,404
Sudeste RS=1	➤ -0,057 (0,07)	0,416	➤ -0,22* (0,097)	0,024	➤ 0,086 (0,091)	0,346
Vale do Itajaí SC=1	➤ -0,060 (0,076)	0,428	➤ -0,047 (0,1)	0,634	➤ -0,119 (0,091)	0,194
Var. cambial	➤ -2,865* (0,113)	0,000	➤ -8,097* (0,228)	0,000	➤ -9,372* (0,275)	0,000
Var. ind. Emprego	➤ -0,81* (0,036)	0,000	➤ -1,303* (0,069)	0,000	➤ -0,896* (0,058)	0,000
Var. PIB	➤ -3,209* (0,579)	0,000	➤ -5,195* (0,952)	0,000	➤ -8,075* (0,973)	0,000
Var. TJLP	➤ -3,882* (0,141)	0,000	➤ -6,71* (0,295)	0,000	➤ -6,599* (0,266)	0,000
Var. exp.infl.	➤ -2,24* (0,133)	0,000	➤ -6,63* (0,236)	0,000	➤ -7,534* (0,256)	0,000
Constante	➤ 0,843 (0,557)	0,130	➤ -2,224* (0,656)	0,001	➤ 0* (0)	
α			3,480			

Fonte: Elaborado pela autora.

Nota: * variáveis significativas a 95% de confiança. Números entre parênteses: erro-padrão

Os coeficientes indicados pelo asterisco correspondem a aqueles que apresentaram significância de pelo menos 95%. O Erro-padrão é a medida usada para construir o intervalo de confiança e é o resultado da divisão do desvio-padrão de cada coeficiente pela raiz quadrada do tamanho da amostra. Dentre as 28 variáveis explicativas testadas nesse modelo, 14 delas não se mostraram significantes a esse nível de confiança.

As variáveis significativas em pelo menos um dos modelos foram:

Tabela 11: Variáveis significativas a 95% em pelo menos um dos modelos (Exponencial, Weibull e Cox)

Variáveis significativas a 95% de confiança	
Ag1=1	oeste PR=1 Sudeste RS=1
Ag2=1	Var. cambial
Perctxjuros	Var. ind. Emprego
Cent.sul, ocid. e orient.PR=1	Var. PIB
Reg.Metrop. POA=1	Var. TJLP
Nord. e Noroeste RS=1	Var. exp.infl.
oeste SC=1	

Fonte: Elaborado pela autora.

Adotando-se um procedimento análogo ao de Pereira (2004), cada uma das variáveis não significativas foi sendo retirada uma a uma até as estimativas finais, em que elas se mostraram significativas em todos os modelos.

Tabela 12: Resultado das estimações após a retirada das variáveis não significativas:

Covariada	Modelo Exponencial		Modelo Weibull		Modelo Cox	
	Coefficiente	Razão de risco	Coefficiente	Razão de risco	Coefficiente	Razão de risco
Ag1=1	✓ -0,090 (0,041)	0,914	✓ -0,149 (0,054)	0,862	✓ 0,122 (0,052)	1,130
Ag2=1	✓ -0,509 (0,035)	0,601	✓ -0,662 (0,044)	0,516	✓ -0,338 (0,047)	0,713
Perctxjuros	✓ -0,135 (0,007)	0,874	✓ -0,127 (0,01)	0,880	✓ -0,168 (0,014)	0,846
Peq.produtores=1	✓ -0,186 (0,024)	0,830	✓ -0,116 (0,031)	0,890	✓ -0,094 (0,03)	0,910
Cent.sul, ocid. e orient.PR=1	✓ 0,310 (0,05)	1,363	✓ 0,308 (0,066)	1,361	✓ 0,332 (0,061)	1,393
Reg.Metrop. POA=1	✓ -0,465 (0,141)	0,628	✓ -0,653 (0,193)	0,521	✓ -0,378 (0,166)	0,686
Nord. e Noroeste RS=1	✓ -0,085 (0,032)	0,918	✓ -0,162 (0,044)	0,851	✓ -0,156 (0,043)	0,856
oeste SC=1	✓ 0,211 (0,035)	1,236	✓ 0,232 (0,045)	1,261	✓ 0,132 (0,044)	1,141
oeste PR=1	✓ 0,171 (0,048)	1,187	✓ 0,110 (0,062)	1,117	✓ 0,102 (0,058)	1,107
Var. cambial	✓ -2,872 (0,113)	0,057	✓ -8,112 (0,231)	0,000	✓ -9,220 (0,273)	0,000
Var. ind. Emprego	✓ -0,811 (0,036)	0,445	✓ -1,301 (0,069)	0,272	✓ -0,948 (0,06)	0,388
Var. PIB	✓ -3,211 (0,575)	0,040	✓ -5,200 (0,94)	0,006	✓ -7,402 (1,172)	0,001
Var. TJLP	✓ -3,917 (0,14)	0,020	✓ -6,702 (0,306)	0,001	✓ -6,500 (0,252)	0,002
Var. exp.infl.	✓ -2,210 (0,133)	0,110	✓ -6,637 (0,24)	0,001	✓ -7,530 (0,252)	0,001
Constante	0,717 (0,111)	2,049	✓ -1,996 (0,243)	0,136		
α			3,478 (0,047)	0,000		
-lnL	7.887,44		5.127,78		31.987,96	

Fonte: Elaborado pela autora.

Nota: Números entre parênteses: erro-padrão.

Os resultados completos contendo o p-valor e os limites dos intervalos de confiança de cada uma das variáveis encontram-se no Anexo A desse trabalho.

Genericamente, interpreta-se os valores dos coeficientes e razão de risco da seguinte maneira: quando o sinal do coeficiente é negativo, significa que essa variável está contribuindo para a redução do risco de inadimplência ao longo do tempo. Nesses casos, o valor da Razão de Risco será menor que 1, indicando que essa variável reduz em X% o risco da ocorrência da inadimplência. De maneira oposta, variáveis com

valores positivos estão contribuindo para aumentar o risco de não sobrevivência dos indivíduos da amostra e o valor da Razão de Risco de cada uma delas será maior que um, ou seja, que essa variável aumenta o risco em $(X-1)\%$ da ocorrência do evento de interesse.

O coeficiente (β) associado a cada variável é o logaritmo da razão de risco de um indivíduo comparado a outro. Um indivíduo que apresenta o valor $x + r$ possui um risco de inadimplência igual a $\exp(\beta)$ vezes o risco daqueles que assumem apenas o valor x . A razão de risco quando x é acrescido de r é igual a $\exp(r\hat{\beta})$. (ABREU, 2006).

Todos os modelos apresentaram um p-valor menor que 5% para os testes Qui-Quadrado e Wald, validando as estimativas encontradas. Os sinais encontrados para os resultados acima foram coincidentes entre os modelos estimados, com exceção da variável $Ag1 = 1$, que teve sinal oposto no modelo Cox, ainda que com um valor relativamente pequeno.

A medida α encontrada no modelo Weibull, indica que o modelo apresenta dependência positiva, ou seja, o risco de falha aumenta com o tempo quando $\alpha > 1$ e decrescente quando $\alpha < 1$. Nesse caso, o valor de 3,478 está de acordo com o esperado.

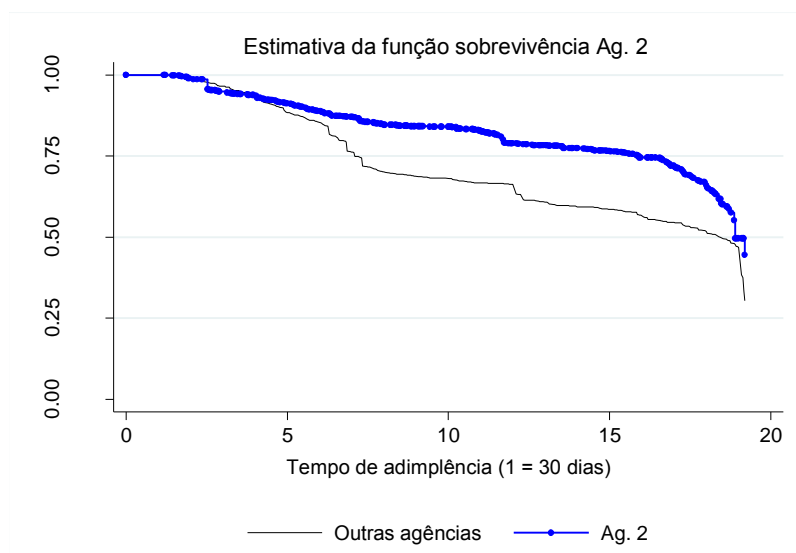
A seguir a interpretação dos coeficientes obtidos:

- $Ag1 = 1$: Nos modelos Exponencial e Weibull, a agência de Curitiba apresentou sinal negativo para a estimativa do coeficiente, que foi de -0,149 no modelo Weibull e -0,09 no modelo Exponencial, indicando que quando um financiamento foi concedido através da agência 1 ele tem entre 86,2 e 91,4% menos chances de se tornar inadimplente do que um financiamento proveniente de outra agência. Já no modelo Cox o resultado da estimativa para essa característica foi controverso representando um aumento de risco em 13% mais comparada a outras agências.
- $Ag2 = 1$: Com um coeficiente variando entre -0,662 (modelo Weibull) e -0,338 (modelo Cox). O fato do financiamento provir da agência de Florianópolis reduz seu risco de

inadimplência entre 51,6% (modelo Weibull) e 71,3% (modelo Cox) se comparado às demais agências.

Uma maneira de ilustrar essa redução do risco está ilustrada na figura 9, do gráfico Kaplan-Meier para a função sobrevivência dos indivíduos da amostra divididos entre ser proveniente da agência 2 ou não:

Figura 9: Estimativa da função sobrevivência de acordo com a Agência responsável pelo financiamento



Fonte: Elaboração própria

A linha pontuada corresponde ao tempo de inadimplência dos indivíduos que tomaram recursos junto à agência de Florianópolis, para a qual se observa uma queda da probabilidade de sobrevivência mais suave comparada à linha correspondente às demais agências, cuja caída é mais brusca.

- *Perctxjuros*: Não sendo uma variável categórica, a interpretação de seu coeficiente é um pouco distinta: um aumento de 1% na taxa de juros dos contratos, pode retardar o tempo de falha dos indivíduos entre 0,168 (modelo Cox) e 0,127 (modelo Exponencial) meses, isto é, entre 4 e 5 dias. Isso significa que um contrato com 1% a mais de juros tem

entre 84,6 (Cox) e 88% (Weibull) menos probabilidade de se tornar inadimplente.

Esse aspecto pode ser compreendido de algumas maneiras dentre as quais, o fato de que taxas de juros mais baixas podem favorecer a uma maior alavancagem frente à expansão do consumo desses mutuários fragilizando com isso, suas capacidades de pagamento (BCB, 2014).

Outro aspecto interessante discutido por Carneiro; Salles e Yen Hon Wu, (2006) é o argumento de *moral hazard*, em que as firmas podem ser induzidas a buscar retornos mais arriscados, levando com isso a um aumento da probabilidade que não honrem suas dívidas. Além desse argumento está a seleção adversa, que ocorre quando os bancos não conseguem distinguir entre a qualidade das firmas e, portanto, praticam juros mais elevados, o que pode eliminar do mercado as firmas com melhores projetos, pois firmas com projetos mais arriscados apresentam elevadas possibilidades de default.

- *Peq.produtores = 1*: A probabilidade dos pequenos produtores rurais (rendimento anual inferior a R\$ 110 mil) tornarem-se inadimplentes ficou entre 83% (Exponencial) e 91% (Cox) do risco de um cliente de outro porte, o que significa que os pequenos produtores reduzem o risco e aumentam o tempo de adimplência.

Os pequenos produtores rurais dessa amostra financiaram seus contratos não diretamente através do BD, mas através de cooperativas. Operações como essas são conhecidas por operações conveniadas no BD e fazem parte da estratégia do banco em emprestar recursos por intermédio de cooperativas, que vem sendo adotada há cerca de 3 anos.

As cooperativas atuam como repassadoras dos recursos do BD e avalistas de contratos de pequena monta, que não ultrapassam R\$ 300 mil. Elas possuem forte atuação no interior dos estados da Região Sul, o que vai ao encontro da estratégia de minimização de riscos e expansão da atuação em diversas regiões onde o banco não possui filiais²² e onde as cooperativas estão fortemente presentes.

²² O BD em questão está localizado nas três capitais dos estados da Região Sul do Brasil e em algumas grandes cidades dessa região.

Os resultados para essa variável no modelo oferece indícios de que essa estratégia de operação tem gerado bons resultados para o BD.

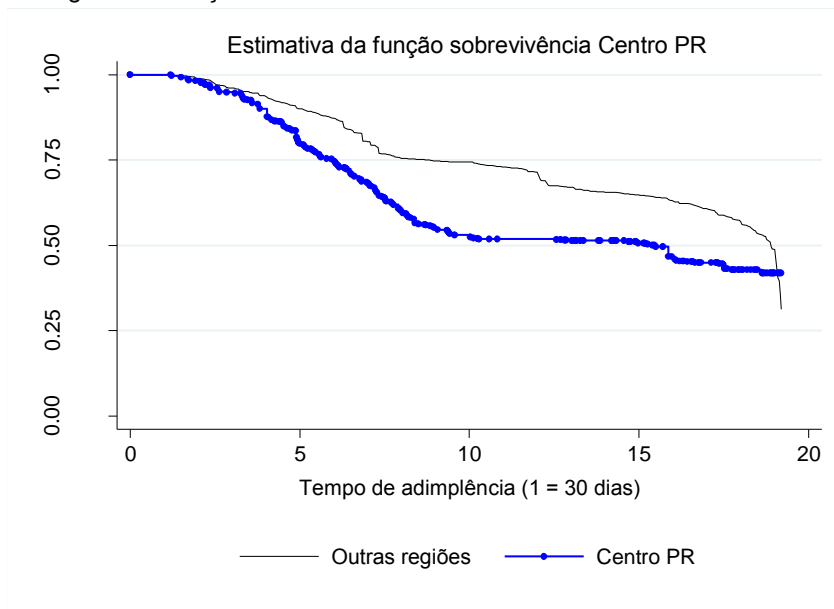
- *Cent.sul, ocid. e orient.PR=1*: Os clientes da região central paranaense colaboram com o aumento do risco de inadimplência, pois seus coeficientes variaram entre 0,308 e 0,332 e o risco desses clientes mostrou-se entre 36 e 39% maior do que o de clientes de outras regiões.

Os clientes dessa região representam 9,2% dos clientes inadimplentes, enquanto os clientes da região metropolitana de Porto Alegre representam apenas 0,87% deles.

A duração média da inadimplência dos clientes da região central paranaense é de aproximadamente 7 meses, 1 mês a menos do que a média dos demais clientes.

A figura 10 representa o maior risco que essa região oferece para o tempo de inadimplência, quando comparada às demais regiões:

Figura 10: Estimativa da função sobrevivência conforme a região de atuação do cliente – Centro PR



Fonte: Elaboração própria.

Conforme a figura indica, a linha pontuada, que representa os clientes da região central paranaense, cai mais rapidamente que a linha representativa das demais regiões, confirmando o maior risco advindo dessa região.

Trata-se da região menos desenvolvida economicamente do estado do Paraná. Conforme indica Vestena e Schmidt, (2009), a composição social dessa região abrange segmentos sociais marcados pelas dificuldades de superação da pobreza, devido em parte ao fato de ser uma região concentrada em torno de 60% das áreas indígenas e 40% das áreas de assentamentos do Estado do Paraná.

Enquanto a renda per capita anual do Paraná é de R\$ 24.195,00, o PIB per capita dessa região é a menor dentre as regiões paranaenses, conforme mostra a tabela 13:

Tabela 13: Área, população e PIB per capita da região central paranaense:

Mesorregiões	Participação da área no território paranaense (%)	Participação da população no total da população paranaense (%)	PIB Per Capita (R\$ 1,00)
Centro ocidental	6%	3%	19.267,00
Centro oriental	11%	7%	21.515,00
Centro sul	11%	4%	15.794,00
Total	27%	14%	

Fonte: IPARDES, (2015). Elaboração própria.

A atividade econômica predominante é a agrícola, com destaque para as atividades madeireiras e de reflorestamento, cultivo de soja, batata e criação de animais. (IPARDES, 2015).

Demograficamente, conforme apontam Magalhães e Cintra, (2012), a região central paraense se destaca pelas taxas de natalidade e mortalidades superiores aos das demais regiões. É uma região que vem perdendo população que migra para outras regiões mais desenvolvidas, como a Região Metropolitana de Curitiba.

- *Oeste PR = 1*: Assim como a região central paranaense, a região oeste do Paraná também apresentou um coeficiente positivo, o que indica que um financiamento dessa região também concorre para o aumento do risco de inadimplência, ainda que em menor intensidade, ou seja, entre 10 e 18%.

O contingente de clientes inadimplentes dessa região representou 9,5% do total de clientes inadimplentes e a média de tempo adimplente é de 7 meses.

- *Reg.Metrop. POA=1*: Contrariamente às regiões paranaenses acima referidas, os clientes provenientes dessa região reduzem o risco de inadimplência. Seus coeficientes variaram entre -0,653 e -0,378 e o risco de que um financiamento proveniente dessa região venha a se tornar inadimplente é entre 52,1 e 68,6% do risco de financiamentos provenientes de outras regiões.

A região metropolitana de Porto Alegre contém 34 municípios, somando 4,03 milhões de habitantes, correspondente a 37,7% da população estadual e 44,39% do PIB do Rio Grande do Sul. Isso faz com que o PIB per capita da região, de R\$ 27.797,00 seja superior à métrica estadual, de R\$ 23.606,00. O setor econômico de maior participação na região é o setor de serviços, com 67%, seguido da indústria, com 32,3% e uma pequena parte à agricultura, com 0,7%²³. (MARTINS, 2013.)

- *Nord. e Noroeste RS = 1*: Assim como a região metropolitana de Porto Alegre, o Nordeste e Noroeste rio grandense também foi uma variável com sinal negativo e que portanto, contribui para a redução do risco de inadimplência, ainda que com um coeficiente menos relevante, entre -0,162 e -0,085. O risco representado por essa região esteve entre 85% e 91% do risco de outras regiões.
- *Oeste SC = 1*: Esta variável também representou um aumento de risco de falha. Com um coeficiente entre 0,132 e 0,232 e uma taxa de risco entre 14 e 26% superior a outras regiões.

Dentre os clientes inadimplentes, 18% provêm dessa região e o período de adimplência médio encontrado entre eles foi de 9 meses, um mês acima da média.

²³ Dados de 2010 do IBGE, conforme indica Martins, (2013).

De acordo com as informações constantes no livro organizado por Mattei e Lins, (2010), a região oeste de Santa Catarina é uma região que abriga predominantemente o setor primário da economia, isto é, setores de baixa intensidade tecnológica, como a fabricação de produtos alimentícios, por exemplo.

A região vem perdendo população, dentre outras razões, pelo modelo de produção estabelecido pelas grandes agroindústrias aos pequenos produtores. Trata-se de uma forma marcada pela modernização da produção, sobretudo de leite e suínos, criando um vínculo de subordinação que obrigou alguns produtores a procurar outros meios de vida. (MATTEI; LINS, 2010).

Aqueles que continuaram na atividade agrícola, tiveram que se adequar às exigências das agroindústrias, por isso, muitos produtores dessa região recorreram ao financiamento para adaptação de suas propriedades, que acaba se tornando inviável em momentos de queda no preço de seus produtos, o que pode estar contribuindo para o sinal encontrado para a variável em questão.

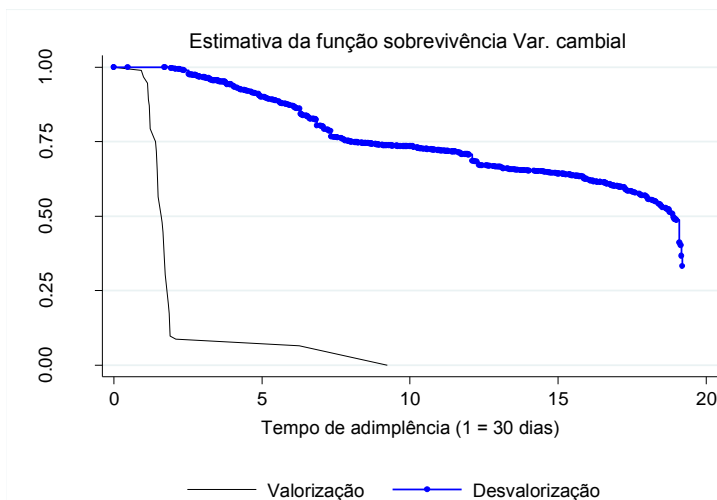
- *Var. cambial; Var. ind. Emprego; Var. PIB:* essas variáveis representantes do ambiente econômico atuaram conforme previsto, ou seja, de maneira negativa nos modelos, levando à conclusão de que quando esses índices variam favoravelmente à atividade econômica, eles ajudam a explicar a redução da probabilidade dos indivíduos deixarem de pagar precocemente seus compromissos financeiros com o BD.

Assim, uma variação cambial negativa (ou desvalorização da moeda nacional) de uma unidade monetária retarda o tempo de falha em 2,87 unidades de tempo (nesse caso, aproximadamente 86 dias), o que significa em termos de riscos, reduzir 5% da probabilidade de falha (modelo Exponencial), mantidas as demais variáveis constantes.

Esse aspecto pode ser visualizado na figura 11, em que a curva pontuada representa os contratos em cujo período de análise, houve desvalorização cambial.

A curva pontuada cai mais suavemente do que a curva representativa da valorização da moeda nacional. A queda suave da curva pontuada confirma a estimativa obtida para essa variável no modelo, ou seja, a de que uma desvalorização cambial pode favorecer o tempo de adimplência dos clientes.

Figura 11: Estimativa da função sobrevivência conforme o sinal da variação cambial



Fonte: Elaboração própria

O percentual médio de desvalorização cambial no período foi de 20%, mas tendo em vista que o câmbio vem se desvalorizando ainda mais (Figura 12), é possível que essa desvalorização continue favorecendo o tempo de adimplência, na medida em que aqueles que ainda não falharam estão passando por um período de desvalorização mais acentuado do que os que já falharam.

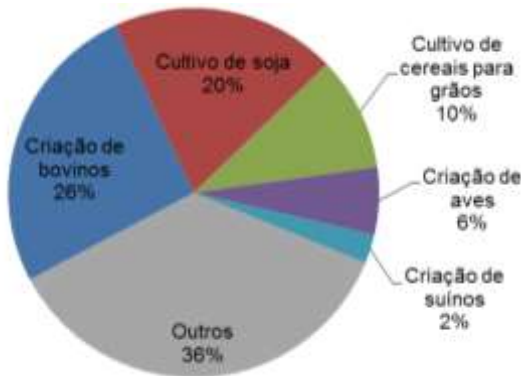
Os indivíduos da amostra atuam em mercados potencialmente exportadores, conforme a figura 13 sugere, o que pode contribuir para uma perspectiva positiva no que diz respeito ao risco de inadimplência, pois tanto a desvalorização do câmbio atua reduzindo a chance de risco do modelo, quanto pode contribuir com os produtores dedicados aos seguintes negócios:

Figura 12: Variação cambial observada no período amostrado



Fonte: BCB (2015). Elaboração própria

Figura 13: Participação das principais ocupações econômicas entre os indivíduos da amostra



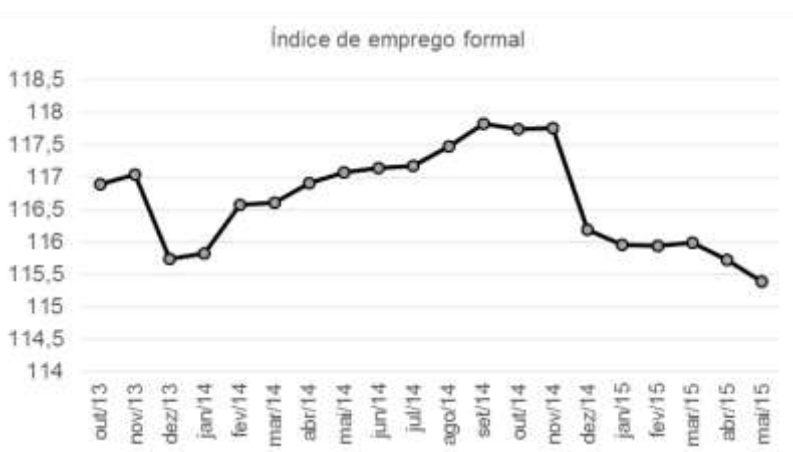
Fonte: Elaboração própria.

Já a variação do indicador de emprego mostrou-se menos impactante no tempo de falha. Um aumento de um ponto no indicador pode reduzir 0,81 unidade de tempo, mas o

suficiente para reduzir a probabilidade de inadimplência em até 44,5% (modelo Exponencial).

Isso pode estar relacionado à trajetória do índice no período, conforme apresentado na figura 14. Entre dezembro de 2013 e novembro de 2014, observa-se uma trajetória crescente e em seguida, decrescente do índice.

Figura 14: Índice de emprego formal ao longo do período amostrado



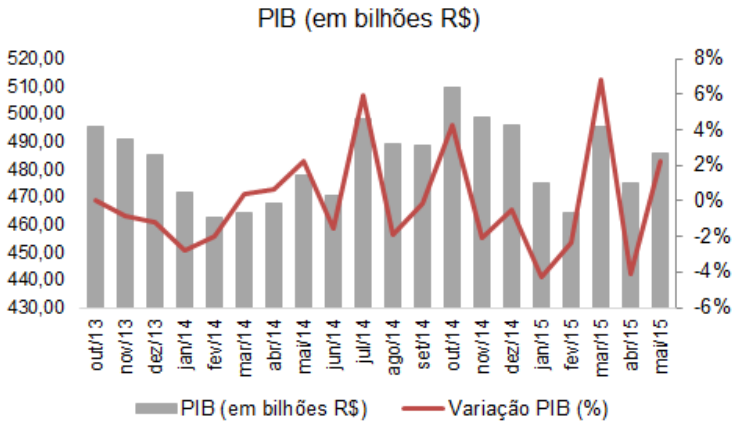
Fonte: BCB, (2015). Elaboração própria

A data de início dos contratos amostrados está dispersa entre os meses, mas 31% dos contratos se iniciaram entre outubro e dezembro de 2013. O índice de emprego em abril de 2015, data final da amostragem, estava em 115,72, o que representa uma variação mínima quando comparado aos valores de outubro a dezembro de 2013, início da amostra.

Com o PIB, os sinais também foram negativos e as estimativas para os coeficientes variaram entre -3,2 e -7,4. Já a redução no risco de falha dessa variável não ultrapassou 4% (modelo Exponencial).

A figura 15 apresenta a trajetória do PIB no período amostrado.

Figura 15: Variação do PIB no período amostrado:



Fonte: Elaboração própria.

- *Var. TJLP; Var. exp.infl:* A TJLP atuou de maneira similar à variável *Perctxjuros*, pois o seu aumento provocou redução das chances de risco. Um aumento de 1% da TJLP contribuiu para que o tempo de falha retardasse em 3,9 meses e a taxa de risco se reduzisse em no máximo 2%.

Apesar de ter figurado como significativa nos modelos testados, a TJLP variou apenas 1% ao longo do período amostrado, pois se trata de uma taxa de juros estabelecida pelo Conselho Monetário Nacional trimestralmente. Em outubro de 2013, limite inferior do tempo amostrado, ela estava em 5% ao ano e assim se manteve até o primeiro trimestre de 2015, quando passou a 5,5% ao ano e em seguida, em abril de 2015, limite superior do período amostrado, foi elevada a 6% ao ano.

Dentre os financiamentos inadimplentes, a grande maioria (90%) não continha a TJLP como indexador de seus contratos. Já os contratos adimplentes contavam com essa taxa, o que explica o motivo pelo qual a TJLP está deslocando o tempo de falha para a direita, ou seja, está aumentando o tempo de adimplência de indivíduos que podem sequer tornarem-se inadimplentes.

O aumento de 1% nas expectativas de inflação provoca o retardo no tempo de falha de até 7,5 meses, conforme a estimativa do modelo Cox, mas com efeito sobre a redução de risco de apenas 0,1% nesse mesmo modelo.

Em tese, o que se espera com o aumento da expectativa da inflação é que isso reduza o poder de compra, aumente as incertezas e por consequência, aumente a incidência de inadimplência. Por outro lado, como as expectativas de inflação referem-se a um horizonte de 12 meses, é esperado que elas se reflitam de maneira mais importante entre aqueles que ainda não falharam e que por isso, apresentam um horizonte temporal no contrato de crédito maior, do que aqueles que já falharam.

Isso pode ser explicado a partir do que fora apresentado na tabela 9: 75% dos clientes inadimplentes falham antes de 12 meses, o que pode levar ao entendimento de que as expectativas de inflação não caberiam no horizonte temporal de tomadas de decisão desses indivíduos.

5.1.1 Critérios de informação e Teste razão de verossimilhança do Ensaio 1

Para a elaboração do teste razão de verossimilhança, o mesmo modelo discutido na sessão 5.1 foi gerado, sem as variáveis *Var. cambial*; *Var. ind. Emprego*; *Var. PIB*; *Var. TJLP* e *Var. exp.infl.*: a fim de verificar se um modelo restrito - somente as variáveis advindas do BD - é mais ou menos informativo do tempo de sobrevivência e do risco de inadimplência.

Os resultados obtidos para a estimação do modelo restrito foram:

Tabela 14: Estimativas do ensaio 1- modelo restrito

Covariada	Modelo Exponencial		Modelo Weibull		Modelo Cox	
	Coefficiente	Razão de risco	Coefficiente	Razão de risco	Coefficiente	Razão de risco
Ag1=1	-0,404 (0,055)	0,667	-0,472 (0,058)	0,624	-0,383 (0,056)	0,682
Ag2=1	-0,816 (0,059)	0,442	-0,906 (0,064)	0,404	-0,785 (0,061)	0,456
Perctxjuros	-0,077 (0,009)	0,926	-0,064 (0,009)	0,938	-0,079 (0,009)	0,924
Peq.produtores=1	-0,178 (0,033)	0,837	-0,172 (0,035)	0,842	-0,166 (0,034)	0,847
Cent.sul, ocid. e orient.PR=1	0,602 (0,068)	1,827	0,624 (0,073)	1,866	0,597 (0,071)	1,816
Reg.Metrop. POA=1	-0,736 (0,170)	0,479	-0,803 (0,176)	0,448	-0,734 (0,175)	0,480
Nord. e Noroeste RS=1	-0,188 (0,046)	0,829	-0,221 (0,049)	0,802	-0,199 (0,047)	0,819
oeste SC=1	0,349 (0,055)	1,418	0,383 (0,070)	1,466	0,329 (0,057)	1,389
oeste PR=1	0,355 (0,066)	1,426	0,366 (0,070)	1,442	0,375 (0,069)	1,455
Constante	-2,901 (0,044)	0,055	-3,931 (0,011)	0,02		
α			1,393			
-lnL	10.377,48		10.126,61		36.982,71	

Fonte: Elaboração própria.

E a comparação entre os modelos gerou os seguintes resultados:

Tabela 15: Comparação entre os modelos do ensaio 1.

Modelos	-lnL	AIC	BIC	Teste razão de verossimilhança	Probab. > valor crítico Qui-Quadrado
Exponencial restrito	10.377,48	20.774,96	20.848,25	4.980,09	0,0000
Exponencial irrestrito	7.887,44	15.804,88	15.914,80		
Weibull restrito	10.126,61	20.275,21	20.355,82	9.997,65	0,0000
Weibull irrestrito	5.127,78	10.287,56	10.404,82		
Cox restrito	36.982,71	73.983,42	74.049,37	9.989,51	0,0000
Cox irrestrito	31.987,96	64.003,91	64.106,51		

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados da comparação mostram que o modelo irrestrito está explicando melhor as variáveis testadas, quais

sejam, o tempo e a incidência da inadimplência e essa conclusão advém do teste qui-quadrado, constante na última coluna da tabela 15. Os valores obtidos do teste razão de verossimilhança são superiores aos valores críticos da tabela qui-quadrado para 95% de confiança, atestando o melhor poder de explicação do modelo irrestrito.

A mesma inferência pode ser obtida a partir da comparação dos critérios AIC e BIC para cada um dos modelos (Exponencial, Weibull e Cox). Os menores valores para essas medidas indicam os modelos com melhores desempenhos com respeito à forma restrita ou irrestrita e nos três modelos testados, todos tiveram resultados menores para a forma irrestrita.

A propósito dos coeficientes e sinais obtidos do modelo restrito, conforme a tabela 14, eles foram coerentes com os obtidos no modelo irrestrito.

5.2 Ensaio 2

O Ensaio 2 compreende somente os 4.206 indivíduos inadimplentes. Os resultados após a seleção das variáveis significantes, conforme procedido no ensaio 1, estão na tabela 16.

Tabela 16: Resultado das estimações após a retirada das variáveis não significativas – ensaio 2²⁴:

Covariada	Modelo Exponencial		Modelo Weibull		Modelo Cox	
	Coefficiente	Razão de risco	Coefficiente	Razão de risco	Coefficiente	Razão de risco
Ag1=1	0,075 (0,011)	1,078	0,268 (0,054)	1,308	0,381 (0,05)	1,464
Ag2=1	-0,034 (0,012)	0,966	-0,313 (0,055)	0,731	-0,105 (0,06)	0,900
PJ=1	-0,131 (0,028)	0,877	-0,703 (0,108)	0,495	-0,813 (0,131)	0,443
Peq.empres.=1	0,156 (0,036)	1,169	0,680 (0,137)	1,975	0,845 (0,15)	2,327
Gde. Florian.=1	0,075 (0,027)	1,078	0,431 (0,119)	1,539	0,495 (0,116)	1,640
Norte SC=1	0,122 (0,019)	1,130	0,580 (0,074)	1,787	0,458 (0,075)	1,581
oeste PR=1	-0,082 (0,015)	0,921	-0,367 (0,069)	0,693	-0,270 (0,06)	0,764
Sudeste PR=1	-0,102 (0,017)	0,903	-0,372 (0,078)	0,689	-0,313 (0,076)	0,731
Var. cambial	-1,358 (0,059)	0,257	-6,708 (0,367)	0,001	-7,496 (0,308)	0,001
Var. ind. Emprego	-0,117 (0,011)	0,889	-0,574 (0,048)	0,563	-0,330 (0,049)	0,719
Var. PIB	-1,549 (0,246)	0,212	-3,141 (0,956)	0,043	-7,125 (1,327)	0,001
Var. TJLP	-1,379 (0,059)	0,252	-4,402 (0,27)	0,012	-4,035 (0,259)	0,018
Var. exp.infl.	-1,194 (0,064)	0,303	-6,505 (0,227)	0,001	-6,994 (0,245)	0,001
Constante	-0,705 (0,064)	0,494	-4,557 (0,226)	0,010		
α			4,149			
-lnL	4.327,43		383,30		27.727,59	

Fonte: Elaboração própria.

Todos os modelos apresentaram um p-valor menor que 5% para os testes Qui-Quadrado e Wald, validando as estimativas encontradas. A variável $Ag2 = 1$, não foi significativa na estimação Cox, conforme demonstrado no Anexo B.

²⁴ Os resultados completos contendo o p-valor e os limites dos intervalos de confiança de cada uma das variáveis encontram-se no Anexo B desse trabalho.

Observa-se que nesse modelo, as variáveis do ambiente econômico apresentam sinal negativo, coincidindo com o que fora estimado no ensaio 1. Já as variáveis provenientes do banco de dados do BD são distintas, tanto surgiram significantes variáveis outras, como algumas alteraram o sinal nesse ensaio. Esse é o caso das variáveis $Ag1=1$ e oeste $PR=1$. O comparativo entre os ensaios encontra-se na seção 5.4.

5.2.1 Critérios de informação e Teste razão de verossimilhança do ensaio 2.

Procedeu-se à estimação de um modelo restrito, conforme o ensaio 1 e os resultados abaixo também indicam que o modelo irrestrito tem um desempenho superior.

Tabela 17: Comparação entre os modelo restrito e irrestrito do ensaio 2.

Modelos	-lnL	AIC	BIC	Teste razão de verossimilhança	Probab. > valor crítico Qui-Quadrado
Exponencial restrito	4.884,48	9.786,96	9.844,06	1.114,10	0,0000
Exponencial irrestrito	4.327,43	8.682,86	8.771,68		
Weibull restrito	3.747,97	7.515,93	7.579,37	6.729,32	0,0000
Weibull irrestrito	383,30	796,61	891,77		
Cox restrito	30.909,26	61.834,51	61.885,27	6.363,33	0,0000
Cox irrestrito	27.727,59	55.481,18	55.563,66		

Fonte: Elaboração própria.

5.3 Ensaio 3

O Ensaio 3 compreende 7.045 indivíduos que não estão sob o risco de inadimplência. Os resultados após a seleção das variáveis significantes, conforme procedido no ensaio 1, estão na tabela 18. O tempo medido para eles refere-se apenas ao tempo que eles passaram adimplentes dentro do período amostrado, o que faz da interpretação das variáveis algo ligeiramente distinto.

O coeficiente das variáveis indica o quanto cada uma delas está ajudando a explicar a condição de inadimplência, se negativo, o coeficiente significa que para aquela determinada característica, está explicando menos a situação de inadimplência do que outro coeficiente maior e positivo, por exemplo

De toda maneira, trata-se de um diagnóstico das características mais significativas encontradas entre os

indivíduos que não falharam e que podem estar condicionando essa situação, sem referir-se entretanto, a probabilidade de falha no tempo.

A estimação Cox não foi possível para este ensaio, pois as iterações do processo de maximização da verossimilhança não convergiram. Nas estimações Exponencial e Weibull, nota-se que os sinais foram coerentes, diferenciando-se nas magnitudes.

Tabela 18: Resultado das estimações após a retirada das variáveis não significativas – ensaio 3²⁵

²⁵ Os resultados completos contendo o p-valor e os limites dos intervalos de confiança de cada uma das variáveis encontram-se no Anexo C desse trabalho.

Covariada	Modelo Exponencial		Modelo Weibull	
	Coefficiente	Razão de risco	Coefficiente	Razão de risco
Ag2=1	█ -0,038 (0,01)	0,963	█ -0,114 (0,039)	0,893
Perctxjuros	█ 0,027 (0,002)	1,028	█ 0,077 (0,006)	1,080
PJ=1	█ 0,333 (0,008)	1,395	█ 1,077 (0,032)	2,935
Gdes.produtores=1	█ 0,212 (0,007)	1,237	█ 0,665 (0,023)	1,944
Peq.produtores=1	█ 0,26 (0,007)	1,297	█ 0,881 (0,027)	2,414
Gde. Florian.=1	█ 0,059 (0,021)	1,060	█ 0,283 (0,089)	1,326
Norte SC=1	█ 0,115 (0,014)	1,122	█ 0,546 (0,066)	1,727
oeste SC=1	█ 0,022 (0,011)	1,022	█ 0,091 (0,042)	1,095
Vale do Itajaí SC=1	█ 0,072 (0,015)	1,074	█ 0,377 (0,072)	1,458
Var. cambial	█ -1,807 (0,037)	0,164	█ -9,942 (0,435)	0,000
Var. ind. Emprego	█ -0,208 (0,006)	0,812	█ -0,743 (0,034)	0,475
Var. PIB	█ 1,952 (0,11)	7,041	█ 7,101 (0,903)	1.213,422
Var. TJLP	█ -1,606 (0,11)	0,201	█ -8,432 (0,518)	0,000
Var. exp.infl.	█ -0,911 (0,034)	0,402	█ -5,816 (0,301)	0,003
Constante	-0,835 (0,109)	0,434	-4,047 (0,451)	0,017
α			5,346968	
-lnL	7.231,34		-534,66	

Fonte: Elaboração própria

5.3.1 Critérios de informação e Teste razão de verossimilhança do ensaio 3.

Tabela 19: Comparação entre os modelos restrito e irrestrito do ensaio 3.

Modelos	-lnL	AIC	BIC	Teste razão de verossimilhança	Probab. > valor crítico Qui-Quadrado
Exponencial restrito	7.389,81	14.799,62	14.868,22	316,95	0,0000
Exponencial irrestrito	7.231,34	14.492,67	14.595,58		
Weibull restrito	1.145,99	2.313,99	2.389,45	3.361,32	0,0000
Weibull irrestrito	- 534,66	- 1.037,33	- 927,57		

Fonte: Elaboração própria.

Novamente, o modelo irrestrito, contendo todas as variáveis significativas tem um desempenho melhor também no ensaio 3.

5.4 Comparação dos resultados dos ensaios

A comparação dos coeficientes e razão de risco dos ensaios desenvolvidos se deu através do modelo Weibull, que foi possível de ser estimado para os 3 ensaios e porque é um modelo derivado do modelo Exponencial.

Tabela 20: Variáveis comuns aos 3 ensaios: Coeficientes e Razão de Risco.

Covariadas comuns aos 3 ensaios	Coeficientes do modelo Weibull			Razão de Risco do modelo Weibull		
	Ensaio 1	Ensaio 2	Ensaio 3	Ensaio 1	Ensaio 2	Ensaio 3
Ag2=1	-0,662	-0,313	-0,114	0,516	0,731	0,893
Var. cambial	-8,112	-6,708	-9,942	0,000	0,001	0,000
Var. ind. Emprego	-1,301	-0,574	-0,743	0,272	0,563	0,475
Var. TJLP	-6,702	-4,402	-8,432	0,001	0,012	0,000
Var. PIB	-5,200	-3,141	7,101	0,006	0,043	1213,422
Var. exp.infl.	-6,637	-6,505	-5,816	0,001	0,001	0,003
α	3,478	4,149	5,347	0,000	0,000	0,000

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 21: Variáveis comuns a pelo menos 2 dos ensaios.

Covariadas comuns a 2 dos ensaios	Coeficientes do modelo Weibull			Razão de Risco do modelo Weibull		
	Ensaio 1	Ensaio 2	Ensaio 3	Ensaio 1	Ensaio 2	Ensaio 3
Ag1=1	-0,149	0,268		0,862	1,308	
oeste PR=1	0,110	-0,367		1,117	0,693	
PJ=1		-0,703	1,077		0,495	2,935
Gde. Florian.=1		0,431	0,283		1,539	1,326
Norte SC=1		0,580	0,546		1,787	1,727
Peq.produtores=1	-0,116		0,881	0,890		2,414
Perctxjuros	-0,127		0,077	0,880		1,080
oeste SC=1	0,232		0,091	1,261		1,095

Fonte: Elaboração própria.

Tabela 22: Variáveis exclusivas de cada ensaio.

Covariadas exclusivas	Coeficientes do modelo Weibull			Razão de Risco do modelo Weibull		
	Ensaio 1	Ensaio 2	Ensaio 3	Ensaio 1	Ensaio 2	Ensaio 3
Cent.sul, ocid. e orien	0,308			1,361		
Reg.Metrop. POA=1	-0,653			0,521		
Nord. e Noroeste RS=	-0,162			0,851		
Peq.empres.=1		0,680			1,975	
Sudeste PR=1		-0,372			0,689	
Gdes.produtores=1			0,665			1,944
Vale do Itajaí SC=1			0,377			1,458

Fonte: Elaboração própria.

As variáveis representativas do ambiente econômico foram comuns aos três ensaios, com apenas uma delas – *Var. PIB* – com sinal diferente no ensaio 3, que conforme discutido na seção 5.3, não tem a mesma interpretação dos demais. De tal forma que seria esperado que no ensaio 3 esta variável apresentasse um resultado distinto dos demais, onde o que se analisou foi o tempo de sobrevivência, quando no ensaio 3, todos os indivíduos sobreviveram ao período amostrado sem apresentarem o evento de falha. O fato dessas 5 variáveis serem comuns entre os ensaios é um forte indício que o ambiente econômico ajuda a revelar o risco e o tempo de adimplência dos clientes do BD a partir das magnitudes e sinais discutidos no ensaio 1.

Além delas, outra variável comum foi *Ag2=1*, apresentando inclusive, o mesmo sinal nos 3 ensaios, o que significa que os financiamentos provenientes da agência de Florianópolis podem estar sendo determinantes para o risco e o tempo de adimplência. A agência 2 é a segunda em número de financiamentos nessa amostra, mas concentra o menor número de inadimplentes e também é a de menor saldo vencido entre as três agências. O tempo de adimplência dessa agência é o maior -

12 meses - e entre os inadimplentes, o tempo de adimplência também foi o maior entre as agências: 8,4 meses.

Outro ponto comum entre os ensaios é que o teste razão de verossimilhança mostrou que a forma irrestrita dos modelos obteve um desempenho superior comparado à forma restrita, em que se excluem as variáveis do ambiente econômico.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Analisar os condicionantes da inadimplência e do tempo que leva para que esse evento ocorra num banco de desenvolvimento empregando a técnica conhecida como Análise de Sobrevivência foi o objetivo desse trabalho, cuja contribuição que pretende deixar repousa sobre o ineditismo do estudo do risco de crédito em um banco de desenvolvimento, a partir de seus micro dados e através de uma técnica relativamente recente na literatura para o diagnóstico ora proposto.

Os bancos de desenvolvimento surgiram após a década de 1950, como foi o caso do BNDES, que surgiu em 1952 dando origem aos bancos de desenvolvimento e especificamente à instituição estudada, que surgiu em 1961. Predominantemente operando com recursos públicos, esses bancos resistiram à crise do financiamento público da década de 1980 e a adoção das medidas do Consenso de Washington, que culminou com a redução da participação do Estado na economia e na consequente privatização de diversos bancos públicos, a partir do PROES.

O banco de desenvolvimento em questão, atua na Região Sul do Brasil e é o principal financiador de créditos de longo-prazo dessa região e um dos 6 mais importantes em âmbito nacional. Seus microdados formaram uma amostra com 11.251 observações entre outubro de 2013 e abril de 2015.

Ainda que instituições como essas não ofereçam diretamente risco bancário sistêmico, a imprudência de sua atuação pode implicar risco fiscal e crise de crédito afetando setores inteiros. Apoiando-se sobre esse fato, tal como na relevância do banco em questão ao financiamento de longo prazo; à disponibilidade dos dados e em vista da escassa literatura sobre risco de crédito de instituições como essa, propôs-se esse trabalho.

O diagnóstico com a lupa e o binóculo, termos que dão nome a esse estudo, passou pela consulta à literatura sobre risco de crédito, bancos de desenvolvimento e análise de sobrevivência. Esses trabalhos utilizaram uma gama

diversificada de variáveis para explicar a taxa de inadimplência de bancos, governos e empresas em diversos países, como Itália, Portugal, Japão, República Dominicana e também no Brasil e a partir deles selecionou-se as variáveis que compuseram os modelos desenvolvidos.

O tratamento dessas variáveis obedeceu aos preceitos técnicos envolvidos na Análise de Sobrevivência, que se originou dos estudos demográficos do século XVII e a partir da década de 1960, passou a ser empregada em estudos no âmbito financeiro. Sua maior contribuição é a possibilidade de incorporar não somente o evento de interesse, como também o tempo, e com isso, permitir a compreensão dos fatores que podem influenciar o tempo para que os indivíduos se tornem inadimplentes. Para a aplicação dessa técnica desenvolveu-se 3 ensaios de maneira análoga à de Greene (2012) conforme detalhado no capítulo 4.

Os resultados da estimação de três formas distintas da Análise de Sobrevivência, quais sejam, os modelos Exponencial, Weibull e Cox mostraram-se favoráveis à sua adoção. As estimativas obtidas para o sinal do coeficiente das variáveis foram parcialmente aderentes à literatura consultada.

A Variação do PIB atuou negativamente em relação à probabilidade de inadimplência, em acordo com os resultados encontrados por Linardi (2008), Caselli, Gatti e Querci (2008), Bruche e Gonzalez-Aguado (2010) e Cotugno e Stefanelli (2011).

No mesmo sentido, a variação do emprego também é um fator que ameniza as chances de inadimplência, de modo que o seu crescimento reduz as chances de inadimplência e aumenta o tempo de adimplência, o que está de acordo com os resultados de Caselli, Gatti e Querci (2008) e Bruche e Gonzalez-Aguado (2010) para esta variável.

Já Variação das expectativas de inflação e Variação da TJLP apresentaram sinais opostos, atuando negativamente à probabilidade de inadimplência nesse estudo. Essas duas variáveis tiveram um comportamento oposto no estudo de Linardi (2008) e no de Veloz (2007), em que atuam positivamente à taxa de inadimplência. A diferença observada para o comportamento dessas variáveis no trabalho em questão está embasada nas

características da base de dados, que compreende as observações constantes na amostra e na peculiaridade do período analisado.

As expectativas de inflação, por compreender um horizonte de 12 meses à frente não chega a influenciar os inadimplentes que falham antes desse período. A TJLP, por não ter sido indexador da grande maioria dos contratos inadimplentes, e em contrapartida, ser o indexador da maioria dos contratos adimplentes, faz com que essa variável tenha um comportamento positivo na adimplência, reduzindo o risco de inadimplência, conforme discutido no capítulo 5.

Dentre as características inerentes ao BD que influenciam negativamente o risco, destaca-se a variável binária para Agência 2, que foi significativa nos 3 ensaios. No ensaio 1 e principal, além dela, a taxa de juros do contrato; ser um pequeno produtor rural; provir da região metropolitana de Porto Alegre ou da região Nordeste e Noroeste do Rio Grande do Sul.

A taxa de juros do contrato foi uma variável inerente à instituição estudada que apresentou um comportamento distinto daquele observado na literatura consultada. No trabalho de Bhimani, Gulamhussen e Lopes (2010), a razão do Custo financeiro sobre a renda bruta das firmas foi um fator que contribuiu para o aumento da inadimplência, enquanto no estudo de Veloz (2007), a taxa de juros real de curto prazo relacionava-se positivamente com a taxa de inadimplência. Já nesse trabalho, a taxa de juros do contrato comportou-se negativamente em relação ao risco de inadimplência e a hipótese acerca desse fato é a de que por se tratar de crédito para investimento, taxas de juros mais altas podem inibir um comportamento mais propenso à exposição financeira dos clientes, favorecendo com isso a adimplência dos contratos firmados.

Com respeito ao porte dos clientes, nesse estudo, ser um pequeno produtor rural, com faturamento médio anual menor que R\$ 110 mil foi uma característica que tudo o mais mantido constante, influencia negativamente o risco, aspecto que vai ao encontro das evidências encontradas por Camargos et al (2010), que ao analisar as variáveis condicionantes à inadimplência do

BDMG, perceberam que empresas médias são mais suscetíveis a esse risco do que os pequenos e grandes negócios, aproximando-se assim, dos resultados ora encontrados.

Das características que influenciam o risco positivamente estão, provir das regiões Oeste de Santa Catarina e Oeste e Centro paranaense, três regiões com características socioeconômicas que embasam essas evidências, ainda que com condicionantes distintos. Face a particularidade das variáveis relacionadas à região dos clientes, a literatura analisada não oferece subsídios que permitam comparações especificamente das regiões que entraram no modelo em questão. A proximidade da região metropolitana de Porto Alegre à agência bancária desse BD pode no entanto, sinalizar que a proximidade do banco aos seus clientes pode favorecer o comportamento adimplente dos clientes dessa região, aspecto levantado no estudo de Cotugno e Stefanelli (2011) sobre a positiva influência da distância do banco aos seus clientes e a inadimplência.

No que diz respeito ao desempenho dos modelos, em todos os ensaios, os modelos irrestritos tiveram um desempenho superior aos modelos contendo somente variáveis do âmbito microeconômico e naturalmente, os resultados das variáveis se diferenciaram entre os ensaios.

O conjunto de variáveis microeconômicas e macroeconômicas que compõe o diagnóstico proposto nesse estudo, conforme analisaram Townsend e Yaron (2001) para o Banco para Agricultura e Cooperativas Agrícolas da Tailândia, já seria um importante passo para que o BD em questão provisione com ainda mais acurácia seus custos e perdas, na medida em que aborda tanto eventos idiossincráticos, ou seja, aqueles relacionados ao ambiente econômico, como eventos específicos, relacionados às características de seus clientes.

Outro fator que pode contribuir para uma provisão de perdas mais acurada está relacionado às características da carteira de crédito do BD, conforme mostraram Caselli, Gatti e Querci (2008) e Harada, Ito e Takahashi (2013). Aqueles identificaram que o ambiente econômico se revela com diferentes mecanismos para os clientes de crédito para consumo e para as

pequenas empresas. Estes trouxeram uma importante contribuição no sentido de mostrar que mesmo instituições com bons indicadores financeiros podem assumir posições de riscos apostando em determinados setores econômicos ou de crédito, resultando com isso no processo de falência observado entre os bancos japoneses, objeto do estudo.

Embora o Comitê de Basileia alerte para a importância de que os bancos provisionem perdas conforme o ritmo da economia, a fim de minimizar o risco para o sistema bancário, o Comitê não explicita a forma como cada instituição deve fazê-lo. Nesse sentido, esse estudo espera contribuir a partir das evidências encontradas para as variáveis macroeconômicas aqui testadas, algumas delas com comportamentos ímpares, porém fundamentados com a realidade dos dados dessa instituição e com o período analisado.

Assim, queda no PIB, no índice de emprego, nas expectativas de inflação e na TJLP concorrem para o aumento do risco de inadimplência desse BD e da redução do tempo de adimplência de seus clientes, e portanto, são situações que demandariam maior cautela e provisionamento de perdas.

O fato do risco de inadimplência ser maior em regiões mais frágeis do ponto de vista do desenvolvimento econômico não implica que esse BD deva reduzir ou interromper suas operações nessas regiões, pois isso atrofiaria ainda mais o desenvolvimento delas. Ainda que uma análise mais aprofundada sobre essas regiões fuja do escopo desse trabalho, ele aponta que o tempo de adimplência que os clientes dessas regiões conseguem manter poderia ser um indicador a ser levado em consideração no planejamento de linhas de crédito que atendam as necessidades desses clientes sem comprometer a exposição do banco. Além disso, o financiamento não só de um ramo de negócio como de toda a cadeia produtiva potencial de cada região pode trazer benefícios do ponto de vista do desenvolvimento tanto quanto da gestão de risco desse banco.

Propõe-se para trabalhos futuros que ferramentas de seleção de variáveis sejam aplicadas, como o método *Stepwise*, assim como o diagnóstico evolua para um problema de *Credit Scoring* da instituição estudada, o que prescindirá que as bases

de dados dessa organização estejam interligadas e ofereça um maior número de características a serem utilizadas na análise.

Uma dessas características e que está presente no estudo de Camargos et al (2010) e Veloz (2007) é a finalidade do crédito concedido, ou seja, inserir variáveis indicadoras da modalidade do crédito, diferenciando por exemplo, a duração do financiamento ou a finalidade da operação. Isso porque essas características, que estão no estudo desses autores, apresentam propensões distintas à inadimplência, conforme a duração do contrato e a modalidade do crédito e poderiam embasar conclusões similares no caso do BD estudado.

REFERÊNCIAS²⁶

- ALLEN, Linda; SAUNDERS, Anthony. A Survey of Cyclical Effects in Credit Risk Measurement Models. *Social Science Research Network*, n. 126, p. 2–67, 2002. Disponível em: <<http://www.ssrn.com/abstract=315561>> Acessado em Agosto, 2014
- ALVES, Karina Lumena de Freitas. *Análise de sobrevivência de bancos privados no Brasil*. 2009. 83 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo: São Carlos, 2009.
- ABREU, Hélio José de. *Aplicação da análise de sobrevivência em um problema de Credit Scoring e comparação com a regressão logística*. 2006. 118 p. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia, Universidade Federal de São Carlos: São Carlos, 2006.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL – BCB. Relatório de economia bancária e crédito, 2014. Brasília, 83 p., 2014. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/pec/depep/spread/rebc_2014.pdf>. Acessado em Janeiro, 2015.
- BANCO CENTRAL DO BRASIL – BCB. *Sistema Gerenciador de Séries Temporais*. Código 4.380. Disponível em: <<https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries>>. Acesso em Junho, 2015.
- BANCO NACIONAL DO DESENVOLVIMENTO - BNDES *Desembolsos do BNDES em Operações indiretas. Período de Jan-Mai/2015*. BNDES Transparente/ Estatísticas operacionais/ Instituição financeira credenciada. Disponível em <http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/export/sites/default/bndes_pt/Galerias/Arquivos/produtos/download/Int2_1D_e_agentes.pdf> . Acessado em Maio, 2015.

²⁶ De acordo com a Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 6023

BASTOS, Joana; ROCHA, Cristina. Análise de Sobrevivência Conceitos Básicos. *Arquivos de Medicina*. v. 20. n. 5/6. p. 185–187, 2006. Disponível em:
<<http://www.scielo.mec.pt/pdf/am/v20n5-6/v20n5-6a07.pdf>>. Acessado em Julho, 2015.

BHIMANI, Alnoor; GULAMHUSSEN, Mohamed Azzim; LOPES, Samuel Da-Rocha. Accounting and non-accounting determinants of default: An analysis of privately-held firms. *Journal of Accounting and Public Policy*, v. 29, n. 6, p. 517–532, 2010. Disponível em:
<<http://dx.doi.org/10.1016/j.jaccpubpol.2010.09.009>\n<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0278425410000608>>. Acessado em Novembro, 2014.

BRESSAN, Valeria Gama Fully; BRAGA, Marcelo José; BRESSAN, Aureliano Angel. Análise do risco de insolvência pelo modelo de COX: uma aplicação prática. *Revista de Administração de Empresas*, v. 44, p. 83–96, 2006. Disponível em:
<<http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:AN?LISE+DO+RISCO+DE+INSOLV?NCIA+PELO+MODELO+D E+COX:+UMA+APLICA??O+PR?TICA#1>>. Acessado em Junho, 2015.

BRESLOW, Norman Edward. Covariance Analysis of censored survival data. *Biometrics*, v.30, n.1, p. 89-99, março, 1974. Disponível em:
<http://www.jstor.org/stable/2529620?seq=1#page_scan_tab_contents> Acessado em Novembro de 2015.

BRUCHE, Max; GONZÁLEZ-AGUADO, Carlos. Recovery rates, default probabilities, and the credit cycle. *Journal of Banking and Finance*, v. 34, n. 4, p. 713–723, 2010. Disponível em:
<<http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.04.009>>. Acessado em Agosto, 2014.

CAMARGOS, Marcos A. De *et al.* Fatores condicionantes de inadimplência em processos de concessão de crédito a micro e pequenas empresas do estado de Minas Gerais. *Revista de Administração Contemporânea*, v. 14, n. 2, p. 333–352, 2010.

CAMERON, Adrian Colin; TRIVEDI, Pravin K.

Microeconometrics: Methods and Applications. [S.l.]: Cambridge University Press, 2005. v. 100.

CARNEIRO, Dionísio Dias; SALLES, Felipe Monteiro; YEN HON WU, Thomas. Juros, câmbio e as imperfeições do canal do crédito. *Economia. Aplicada*, Ribeirão Preto, v. 10, n. 1, p. 7-23, Mar. 2006. Disponível em <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1413-80502006000100001&lng=en&nrm=iso>. Acessado em Dezembro, 2015.

CASELLI, Stefano; GATTI, Stefano; QUERCI, Francesca. The sensitivity of the loss given default rate to systematic risk: New empirical evidence on bank loans. *Journal of Financial Services Research*, v. 34, n. 1, p. 1–34, 2008.

CASTRO, Lavinia Barros de. Gestão de riscos e regulação em bancos de desenvolvimento. *Revista do BNDES*, Brasília, n. 36, p. 89-134, dezembro de 2011. Disponível em: <http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/export/sites/default/bndes_pt/Galerias/Arquivos/conhecimento/revista/rev3603.pdf>. Acesso em Janeiro, 2015.

CLEVES, M.; et al. *An introduction to survival analysis using stata*, 3. ed. Stata Press, 2010. 412 p.

COTUGNO, Matteo; STEFANELLI, Valeria. Bank Size, Functional Distance and Loss Given Default Rate of Bank Loans. *International Journal of Financial Research*, v. 2, n. 1, p. 31–44, 2011.

COX, David Roxbee. Regression models and life tables. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B*; v. 34, n. 2, p. 187–220, 1972.

GREENE, William H. *Econometrics Analysis*. 7ª ed. New Jersey: Prentice Hall, 2012.

HARADA, Kimie; ITO, Takatoshi; TAKAHASHI, Shuhei. Is the Distance to Default a good measure in predicting bank failures? A case study of Japanese major banks. *Japan and the World*

Economy, v. 27, p. 70–82, 2013. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0922142513000157>>. Acessado em Julho, 2014.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. *Contas Nacionais*. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/economia/contasregionais/2013/default_xls_especiais.shtm>. Acesso em Julho, 2015.

IPARDES. Municípios e regiões. Perfil das Regiões. Disponível em: <http://www.ipardes.gov.br/perfil_municipal/MontaPerfil.php?codloca=709&btOk=ok>. Acesso em Novembro, 2015.

IPEADATA. *Preços*. Disponível em: <<http://www.ipeadata.gov.br/>>. Acesso em Junho, 2015.

SALVIANO JUNIOR, Cleofas. Bancos estaduais: dos problemas crônicos ao PROES. Publicações BCB, Brasília, 152 p., 2004. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/htms/public/BancosEstaduais/livro_bancos_estaduais.pdf> Acesso em Dezembro, 2015.

JUNQUEIRA, Rodrigo Gravina Prates; ABRAMOVAY, Ricardo. A sustentabilidade das microfinanças solidárias. *Revista de Administração da USP*, v. 40, n. 1, p. 19–33, 2005. Disponível em: <http://www.rausp.usp.br/busca/artigo.asp?num_artigo=1152>. Acessado em Julho, 2015.

LEWIS, Edward M. *Introduction to credit scoring*. San Raphael, California: Athenas, 1992.

LINARDI, Fernando de Menezes. *Avaliação dos Determinantes Macroeconômicos da Inadimplência Bancária no Brasil*. 2008. 76 p. Dissertação (Mestrado em Economia) – Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional da Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal de Minas Gerais: Belo Horizonte, 2008. Disponível em: <http://web.cedeplar.ufmg.br/cedeplar/site/economia/dissertacoes/2008/Fernando_Linardi.pdf> Acessado em Agosto de 2014.

MCKINNON, Ronald I. *Money and Capital in Economic Development*. [S.l.: s.n.]: Brookings Institution 1973.

MAGALHÃES, Marisa Valle; CINTRA, Anael Pinheiro de Ulhôa. Dinâmica Demográfica do Paraná : tendências recentes, perspectivas e desafios. *Revista Paranaense de Desenvolvimento*, n. 122, p. 263–291, 2012.

MARTINS, Cristina Maria dos Reis. Caracterização da região metropolitana de Porto Alegre. Textos para Discussão FEE, Porto Alegre, n. 112, p. 1-24, janeiro de 2013. Disponível em: <<http://www.fee.rs.gov.br/textos-para-discussao>> Acesso em Novembro, 2015.

MATTEI, Lauro; LINS, Hoyêdo Nunes (Orgs). *A socioeconomia catarinense: cenários e perspectivas no início do século XXI*. Chapecó-SC: Argos, 2010.

NARAIN, B. Survival analysis and the credit granting decision. *Credit Scoring and Credit Control*. Oxford, U.K.: OUP, 109–121, 1992.

PEREIRA, Karen Correia. *Modelo dinâmico de crédito utilizando análise de sobrevivência*. 2014. 52 p. Dissertação (Mestrado em Economia) – Escola de Economia de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas: São Paulo, 2014.

PEREIRA, Luiz Carlos Bresser. *A crise na América Latina: Consenso de Washington ou crise fiscal? Pesquisa e Planejamento Econômico*. [S.l.: s.n.]. Disponível em: <<http://ppe.ipea.gov.br/index.php/ppe/article/view/883>>. , 1991. Acessado em Dezembro de 2015.

PEREIRA, Tarciana Liberal. *Modelos de riscos proporcionais e aditivos para o tratamento de covariáveis dependentes do tempo*. 2004. 71 p. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Universidade Federal de Pernambuco: Recife, 2004.

PEREIRA, Tarciana Liberal. *Métodos paramétricos para a análise de dados de sobrevivência*: Disciplina Análise de Sobrevivência. 01 mar. 2015, 20 jul. 2015. 20 p. Notas de Aula.

PINHEIRO, Armando Castelar; OLIVEIRA FILHO, Luiz Crysostomo. *Mercado de capitais e bancos públicos: análise e experiências comparadas*. Rio de Janeiro: Contra Capa Livraria/Anbid, 2007.

SCHECHTMAN, Ricardo. From Default Rates to Default Matrices: a complete measurement of Brazilian banks' consumer credit delinquency. *Working Paper Series*, Brasília, n. 195, p. 1-47, out. 2009. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/pec/wps/ingl/wps195.pdf>. Acessado em Agosto, 2014.

SHUMWAY, Tyler. Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. *The Journal of Business*, v. 74, n. 1, p. 101–124, 2001. Disponível em: <http://www.jstor.org/stable/2985181?seq=1#page_scan_tab_contents> Acessado em Novembro de 2015.

SMITH, Tyler; SMITH, Besa; RYAN, Margaret a K. Survival analysis using Cox proportional hazards modeling for single and multiple event time data. *Proceedings of the twenty-eighth annual SAS users group international conference, SAS Institute, Inc, Cary, paper*, p. 228–254, 2003. Disponível em: <https://medicine.yale.edu/labs/ma/BIS643/254-28.pdf>[npapers2://publication/uuid/A04CCBBB-15ED-4AD1-A511-DC08979135EC](https://papers2://publication/uuid/A04CCBBB-15ED-4AD1-A511-DC08979135EC) Acessado em Março, 2015.

STEPANOVA, Maria; THOMAS, Lyn C. Survival Analysis Methods for Personal Loan Data. *Operations Research*, v. 50, n. 2, p. 277–289, 2002. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/10.2307/3088495><http://or.journal.informs.org/cgi/doi/10.1287/opre.50.2.277.426>>. Acessado em Julho, 2015.

STUDART, Rogério. Financial opening and deregulation in Brazil in the 1990s: Moving towards a new pattern of development financing? *The Quarterly Review of Economics and Finance*, v. 40, n. 1, p. 25–44, 2000. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1062976999000435>>. Acessado em Junho, 2015.

TORRES FILHO, Ernani Teixeira. Os bancos de desenvolvimento e a experiência recente do BNDES. *Visão do desenvolvimento*, Brasília, n. 28, p. 1-8, maio de 2007. Disponível em:

http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/export/sites/default/bndes_pt/Galerias/Arquivos/conhecimento/visao/visao_28.pdf. Acessado em Outubro, 2014.

TORRES FILHO, Ernani Teixeira; COSTA, Fernando Nogueira Da. BNDES e o financiamento do desenvolvimento BNDES and the development finance. *Economia e Sociedade*, v. 21, n. spe, p. 975–1009, 2012.

TOWNSEND, Rm; YARON, Jacob. The credit risk-contingency system of an Asian development bank. *Federal Reserve Bank of Chicago*, p. 31–48, 2001. Disponível em: <<http://s114608.gridserver.com/sites/default/files/files/papers/published/CreditRisk2001.pdf>>. Acessado em Junho, 2015.

VELOZ, Alberto. Determinantes de fragilidad en el sistema bancario de la república dominicana. Alertas tempranas en un modelo logit. *Ciencia y Sociedad*, Santo Domingo, v. 32, n. 4, p. 489-504, 2007. Disponível em:

<http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=87032401>. Acessado em Agosto, 2014.

VESTENA, Leandro Redin; SCHMIDT, Lisandro Pezzi. Algumas reflexões sobre a urbanização e os problemas socioambientais no centro-sul paranaense = Some reflections on urbanization and socio-environmental problems in south-central Paraná State. *Acta Scientiarum : Language and Culture*, v. 31, n. 1, p. 67–73, 2009

ZAMBALDI, Felipe *et al.* A Questão Da Seleção Adversa No Microcrédito Produtivo Orientado : Um Estudo Empírico Sobre O Empreendedores De Baixa Renda. *Revista do Programa de Estudos Pós-Graduados em Economia Política da PUC-SP*, São Paulo, v. 16, n. 28, p. 309–331, 2005.

ANEXOS

ANEXO A – Resultados dos modelos desenvolvidos para o Ensaio 1:

Modelo Exponencial						
Variável	Coefficiente	Erro-parção	p-valor	LI (95%)	LS (95%)	Razão de risco
Ag1=1	-0,090	0,041	0,031	-0,171	-0,008	0,914
Ag2=1	-0,509	0,035	0,000	-0,577	-0,440	0,601
Perctxjuros	-0,135	0,007	0,000	-0,149	-0,120	0,874
Peq.produtores=1	-0,186	0,024	0,000	-0,233	-0,140	0,830
Cent.sul, ocid. e orient.PR=1	0,310	0,050	0,000	0,211	0,408	1,363
Reg.Metrop. POA=1 Nord. e Noroeste	-0,465	0,141	0,001	-0,742	-0,187	0,628
RS=1	-0,085	0,032	0,008	-0,149	-0,022	0,918
oeste SC=1	0,211	0,035	0,000	0,142	0,281	1,236
oeste PR=1	0,171	0,048	0,000	0,077	0,265	1,187
Var. cambial	-2,872	0,113	0,000	-3,093	-2,652	0,057
Var. ind. Emprego	-0,811	0,036	0,000	-0,880	-0,741	0,445
Var. PIB	-3,211	0,575	0,000	-4,339	-2,084	0,040
Var. TJLP	-3,917	0,140	0,000	-4,192	-3,642	0,020
Var. exp.infl.	-2,210	0,133	0,000	-2,471	-1,949	0,110
Constante	0,717	0,111	0,000	0,499	0,936	2,049

Fonte: Elaboração própria

Modelo Weibull

Variável	Coefficiente	Erro-parão	p-valor	LI (95%)	LS (95%)	Razão de risco
Ag1=1	-0,149	0,054	0,005	-0,254	-0,044	0,862
Ag2=1	-0,662	0,044	0,000	-0,748	-0,576	0,516
Perctxjuros	-0,127	0,010	0,000	-0,147	-0,107	0,880
Peq.produtores=1	-0,116	0,031	0,000	-0,177	-0,056	0,890
Cent.sul, ocid. e orient.PR=1	0,308	0,066	0,000	0,178	0,438	1,361
Reg.Metrop. POA=1	-0,653	0,193	0,001	-1,031	-0,275	0,521
Nord. e Noroeste RS=1	-0,162	0,044	0,000	-0,249	-0,075	0,851
oeste SC=1	0,232	0,045	0,000	0,143	0,321	1,261
oeste PR=1	0,110	0,062	0,072	-0,010	0,231	1,117
Var. cambial	-8,112	0,231	0,000	-8,565	-7,658	0,000
Var. ind. Emprego	-1,301	0,069	0,000	-1,435	-1,166	0,272
Var. PIB	-5,200	0,940	0,000	-7,042	-3,358	0,006
Var. TJLP	-6,702	0,306	0,000	-7,302	-6,103	0,001
Var. exp.infl.	-6,637	0,240	0,000	-7,107	-6,167	0,001
Constante	-1,996	0,243	0,000	-2,472	-1,521	0,136
α	3,478	0,047		3,387	3,572	

Fonte: Elaboração própria

Modelo Cox						
Variável	Coefficiente	Erro-parâo	p-valor	LI (95%)	LS (95%)	Razão de risco
Ag1=1	0,122	0,052	0,020	0,019	0,225	1,130
Ag2=1	-0,338	0,047	0,000	-0,431	-0,245	0,713
Perctxjuros	-0,168	0,014	0,000	-0,195	-0,141	0,846
Peq.produtores=1	-0,094	0,030	0,002	-0,154	-0,035	0,910
Cent.sul, ocid. e orient.PR=1	0,332	0,061	0,000	0,212	0,451	1,393
Reg.Metrop. POA=1 Nord. e Noroeste	-0,378	0,166	0,023	-0,703	-0,052	0,686
RS=1	-0,156	0,043	0,000	-0,241	-0,071	0,856
oeste SC=1	0,132	0,044	0,002	0,047	0,218	1,141
oeste PR=1	0,102	0,058	0,079	-0,012	0,216	1,107
Var. cambial	-9,220	0,273	0,000	-9,756	-8,684	0,000
Var. ind. Emprego	-0,948	0,060	0,000	-1,065	-0,830	0,388
Var. PIB	-7,402	1,172	0,000	-9,698	-5,106	0,001
Var. TJLP	-6,500	0,252	0,000	-6,994	-6,005	0,002
Var. exp.infl.	-7,530	0,252	0,000	-8,024	-7,035	0,001

Fonte: Elaboração própria

**ANEXO B: Resultados dos modelos desenvolvidos para o
Ensaio 2:**

Modelo Exponencial						
Variável	Coefficiente	Erro- parão	p- valor	LI (95%)	LS (95%)	Razão de risco
Ag1=1	0,075	0,011	0,000	0,054	0,097	1,078
Ag2=1	-0,034	0,012	0,005	-0,058	-0,010	0,966
PJ=1	-0,131	0,028	0,000	-0,185	-0,077	0,877
Peq.empres.=1	0,156	0,036	0,000	0,086	0,227	1,169
Gde. Florian.=1	0,075	0,027	0,005	0,023	0,127	1,078
Norte SC=1	0,122	0,019	0,000	0,086	0,159	1,130
oeste PR=1	-0,082	0,015	0,000	-0,111	-0,053	0,921
Sudeste PR=1	-0,102	0,017	0,000	-0,135	-0,068	0,903
Var. cambial	-1,358	0,059	0,000	-1,474	-1,243	0,257
Var. ind.						
Emprego	-0,117	0,011	0,000	-0,138	-0,097	0,889
Var. PIB	-1,549	0,246	0,000	-2,032	-1,067	0,212
Var. TJLP	-1,379	0,059	0,000	-1,495	-1,263	0,252
Var. exp.infl.	-1,194	0,064	0,000	-1,320	-1,068	0,303
Constante	-0,705	0,064	0,000	-0,831	-0,580	0,494

Fonte: Elaboração própria.

Modelo Weibull						
Variável	Coeficiente	Erro-parão	p-valor	LI (95%)	LS (95%)	Razão de risco
Ag1=1	0,268	0,054	0,000	0,162	0,375	1,308
Ag2=1	-0,313	0,055	0,000	-0,421	-0,206	0,731
PJ=1	-0,703	0,108	0,000	-0,916	-0,490	0,495
Peq.empres.=1 Gde.	0,680	0,137	0,000	0,413	0,948	1,975
Florian.=1	0,431	0,119	0,000	0,199	0,664	1,539
Norte SC=1	0,580	0,074	0,000	0,435	0,726	1,787
oeste PR=1	-0,367	0,069	0,000	-0,501	-0,232	0,693
Sudeste PR=1	-0,372	0,078	0,000	-0,525	-0,219	0,689
Var. cambial	-6,708	0,367	0,000	-7,427	-5,988	0,001
Var. ind.						
Emprego	-0,574	0,048	0,000	-0,669	-0,479	0,563
Var. PIB	-3,141	0,956	0,001	-5,015	-1,267	0,043
Var. TJLP	-4,402	0,270	0,000	-4,932	-3,872	0,012
Var. exp.infl.	-6,505	0,227	0,000	-6,951	-6,059	0,001
Constante	-4,557	0,226	0,000	-4,999	-4,114	0,010
α	4,149	0,071		4,011	4,291	

Fonte: Elaboração própria.

Modelo Cox						
Variável	Coefficiente	Erro-parão	p-valor	LI (95%)	LS (95%)	Razão de risco
Ag1=1	0,381	0,050	0,000	0,284	0,478	1,464
Ag2=1	-0,105	0,060	0,078	-0,222	0,012	0,900
PJ=1	-0,813	0,131	0,000	-1,070	-0,557	0,443
Peq.empres.=1	0,845	0,150	0,000	0,551	1,138	2,327
Gde. Florian.=1	0,495	0,116	0,000	0,268	0,722	1,640
Norte SC=1	0,458	0,075	0,000	0,311	0,605	1,581
oeste PR=1	-0,270	0,060	0,000	-0,387	-0,152	0,764
Sudeste PR=1	-0,313	0,076	0,000	-0,462	-0,164	0,731
Var. cambial	-7,496	0,308	0,000	-8,100	-6,892	0,001
Var. ind.						
Emprego	-0,330	0,049	0,000	-0,426	-0,234	0,719
Var. PIB	-7,125	1,327	0,000	-9,725	-4,525	0,001
Var. TJLP	-4,035	0,259	0,000	-4,544	-3,527	0,018
Var. exp.infl.	-6,994	0,245	0,000	-7,473	-6,515	0,001

Fonte: Elaboração própria.

ANEXO C: Resultados dos modelos desenvolvidos para o Ensaio 3

Modelo Exponencial						
Covariada	Coefficiente	Erro-parão	p-valor	LI (95%)	LS (95%)	Razão de risco
Ag2=1	-0,038	0,010	0,000	-0,058	-0,018	0,963
Perctxjuros	0,027	0,002	0,000	0,024	0,030	1,028
PJ=1	0,333	0,008	0,000	0,316	0,349	1,395
Gdes.produtores=1	0,212	0,007	0,000	0,199	0,226	1,237
Peq.produtores=1	0,260	0,007	0,000	0,247	0,274	1,297
Gde. Florian.=1	0,059	0,021	0,005	0,017	0,100	1,060
Norte SC=1	0,115	0,014	0,000	0,088	0,142	1,122
oeste SC=1	0,022	0,011	0,042	0,001	0,043	1,022
Vale do Itajaí SC=1	0,072	0,015	0,000	0,042	0,101	1,074
Var. cambial	-1,807	0,037	0,000	-1,880	-1,734	0,164
Var. ind. Emprego	-0,208	0,006	0,000	-0,220	-0,196	0,812
Var. PIB	1,952	0,110	0,000	1,736	2,167	7,041
Var. TJLP	-1,606	0,110	0,000	-1,822	-1,390	0,201
Var. exp.infl.	-0,911	0,034	0,000	-0,978	-0,844	0,402
Constante	-0,835	0,109	0,000	-1,048	-0,622	0,434

Fonte: Elaboração própria.

Modelo Weibull						
Covariada	Coefficiente	Erro-parão	p-valor	LI (95%)	LS (95%)	Razão
Ag2=1	-0,114	0,039	0,004	-0,190	-0,037	0,893
Perctxjuros	0,077	0,006	0,000	0,065	0,089	1,080
PJ=1	1,077	0,032	0,000	1,015	1,139	2,935
Gdes.produtores=1	0,665	0,023	0,000	0,619	0,710	1,944
Peq.produtores=1	0,881	0,027	0,000	0,828	0,934	2,414
Gde. Florian.=1	0,283	0,089	0,002	0,107	0,458	1,326
Norte SC=1	0,546	0,066	0,000	0,417	0,676	1,727
oeste SC=1	0,091	0,042	0,031	0,008	0,173	1,095
Vale do Itajaí SC=1	0,377	0,072	0,000	0,236	0,518	1,458
Var. cambial	-9,942	0,435	0,000	-10,795	-9,089	0,000
Var. ind. Emprego	-0,743	0,034	0,000	-0,810	-0,676	0,475
Var. PIB	7,101	0,903	0,000	5,332	8,870	1213,422
Var. TJLP	-8,432	0,518	0,000	-9,446	-7,417	0,000
Var. exp.infl.	-5,816	0,301	0,000	-6,405	-5,226	0,003
Constante	-4,047	0,451	0,000	-4,931	-3,162	0,017
α	5,347	0,058		5,234	5,462	

Fonte: Elaboração própria.