

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

SAMYA LETYCIA SOUZA

**DETERMINANTES DA SOBREVIVÊNCIA DE CONTRATOS DE GARANTIA DE
OPERAÇÕES CRÉDITO NO PARANÁ**

**CURITIBA
2022**

SAMYA LETYCIA SOUZA

**DETERMINANTES DA SOBREVIVÊNCIA DE CONTRATOS DE GARANTIA DE
OPERAÇÕES CRÉDITO NO PARANÁ**

Determinants of the survival of credit operations guarantee contracts in Paraná

Trabalho de conclusão de curso de Dissertação apresentada como requisito para obtenção do título de Mestre em Administração da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Orientador(a): Prof. Dr. Rodrigo Alves Silva.

CURITIBA

2022



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

Esta licença permite remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, para fins não comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es). Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.



SAMYA LETYCIA SOUZA

**DETERMINANTES DA SOBREVIVÊNCIA DE CONTRATOS DE GARANTIA DE OPERAÇÕES
CRÉDITO NO PARANÁ**

Trabalho de pesquisa de mestrado apresentado como requisito para obtenção do título de Mestre Em Administração da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Área de concentração: Organizações E Tecnologia.

Data de aprovação: 30 de novembro de 2021

Prof Rodrigo Alves Silva, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof Flavio Leonel De Carvalho, Doutorado - Universidade Federal de São Carlos (Ufscar)

Prof Thiago Cavalcante Nascimento, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Documento gerado pelo Sistema Acadêmico da UTFPR a partir dos dados da Ata de Defesa em 07/12/2021.

AGRADECIMENTOS

Estes anos de estudo foram os mais desafiadores da minha trajetória, sempre tentando conciliar a família, trabalho e estudo, mas é na pesquisa que me sinto realizada, por isso quero agradecer primeiramente à Deus com toda infinita misericórdia me confortou em momentos de angústia e aflição.

Agradeço ao meu marido Willian Cesar Torres e minha filha Letícia de Souza Torres, pela compreensão e companheirismo. Este título também é de vocês!

Agradeço aos meus pais, minha mãe Maria Lucia de Souza e Raimundo José de Souza (*in memoriam*) pela coragem em receber aos seus braços uma criança mesmo sem ter gerado e depositado todo o amor do mundo, obrigada pelo exemplo de vida que me deram. A minha madrinha e irmã Mauricéia Souza Camilo que me incentivou a estudar mesmo que as condições não fossem favoráveis, obrigada por sempre acreditar em mim! E aos meus irmãos vocês foram essenciais para minha formação desde meus primeiros anos de vida.

Agradeço aos meus colegas de mestrado em especial a Cintia, Danielle e Fernanda que foram sensacionais em toda a jornada, com certeza com vocês foi muito mais leve e divertido.

Agradeço em especial aos professores Flávio Leonel de Carvalho e Thiago Cavalcante nas bancas de qualificação e defesa, tão importantes para a elaboração desta pesquisa.

Agradeço imensamente a meu orientador, professor Rodrigo Alves Silva, por todo seu conhecimento em mostrar os caminhos para esta pesquisa. Sou grata pela sua contribuição no meu processo de formação enquanto pesquisadora.

RESUMO

A concessão de microcréditos a indivíduos e micro e pequenas empresas, tem papel importante na manutenção e desenvolvimento de negócios, bem como na geração de emprego e renda. Entretanto, o mercado de crédito tem dificuldades em atender esse tipo de organização pela percepção de risco de perda dado o *default*. Com o objetivo de minimizar as restrições oriundas de tal risco, os fundos de aval mútuos formalizam e disponibilizam o aval para que as micro e pequenas empresas e indivíduos tenham acesso ao crédito com condições favoráveis. Dada a concessão de aval, os fundos ficam com exposição ao risco que está diretamente associado à maturidade dos contratos de crédito avalizados. A presente pesquisa teve como objetivo identificar os determinantes da sobrevivência de contratos de crédito em operações de garantia que são: tipo fiscal, setor, porte e se tem informação ou não de número de empregados. Além disso, foi estimada a curva de sobrevivência dos contratos, identificando que 63,1% possuem probabilidade de apresentar o evento nos 40 meses de empréstimos, o que se pode facilitar na gestão da inadimplência e insolvência de empresas ao longo do tempo de vida do contrato. Para tanto, foram estimados modelos de risco de sobrevivência e tempo até o evento de contratos de microcréditos de um fundo de aval mútuo do Paraná, por meio de modelos de sobrevivência com riscos proporcionais com fração de cura. A partir de tais métodos, foi possível, oferecer mais informações para auxiliar na gestão, na qualidade das carteiras e na eficiência das operações de crédito do fundo de aval.

Palavras-chave: Contratos de Microcrédito. Curva de Sobrevivência. Fundo de Aval. Insolvência.

ABSTRACT

The granting of microcredits to individuals and micro and small companies plays an important role in the maintenance and development of businesses, as well as in the generation of employment and income. However, the credit market has difficulties in meeting this type of organization due to the perception of risk of loss given the default. With the objective of minimizing the restrictions arising from such risk, mutual guarantee funds formalize and make the guarantee available so that micro and small companies and individuals have access to credit with favorable conditions. Given the granting of a guarantee, the funds are exposed to the risk that is directly associated with the maturity of the guaranteed credit agreements. The present research aimed to identify the determinants of the survival of credit agreements in guarantee operations, which are: fiscal type, sector, size and whether or not there is information on the number of employees. In addition, the survival curve of the contracts was estimated, identifying that 63.1% are likely to present the event in the 40 months of loans, which can facilitate the management of default and insolvency of companies throughout the life of the loan. contract. For that, survival risk models and time until the event of microcredit contracts of a mutual guarantee fund in Paraná were estimated, using survival models with proportional risks with cure fraction. Based on these methods, it was possible to provide more information to assist in the management, quality of the portfolios and the efficiency of the guarantee fund's credit operations.

Keywords: Microcredit Agreements. Survival curve. Guarantee Fund. Insolvency..

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1. Percentual de frequência de default por porte - em %.....	14
Gráfico 2. Spread da taxa de juros.....	25
Gráfico 3. Atividade de crédito em relação ao PIB - %.....	26
Gráfico 4. Saldo das operações de crédito por porte - R\$ milhões	27
Gráfico 5. Empresas em recuperação judicial – requerimentos acumulados por ano	45
Gráfico 6. Estimador de Kaplan Meier.....	70
Gráfico 7. Estimador de Kaplan Meier dado porte da empresa.....	72
Gráfico 8. Estimador de Kaplan Meier dado Tipo Fiscal	73
Gráfico 9. Estimador de Kaplan Meier dado o setor de atuação da empresa	74
Gráfico 10. Estimador de Kaplan Meier dado a finalidade do crédito da empresa	76
Gráfico 11. Estimador de Kaplan Meier dado a quantidade de empregados	77
Gráfico 12. Estimador de Kaplan Meier dado o valor do ativo de Longo Prazo	78

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Curva de oferta de empréstimos com e sem garantias.....	21
Figura 2. Fluxo de fundos de microcrédito no Brasil	30
Figura 3. Componentes da perda esperada.....	42
Figura 4. Distribuição de Perdas	43
Figura 5. Fluxograma de trabalho	54
Figura 6. Processo da pesquisa	55
Figura 7. Função de sobrevivência e função risco	59
Figura 8. Comportamento dos dados em análise de sobrevivência com censuras.....	61

LISTA DE QUADROS

Quadro 1. Evolução do microcrédito no Brasil	29
Quadro 2. Pontos fortes e fracos dos fundos	32
Quadro 3. Estudos de sobrevivência e variáveis associadas ao evento	45
Quadro 4. Características da empresa.....	50
Quadro 5. - Demonstrativo das operações da Garantisul em 2018.....	56

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Variáveis presentes na base de dados(continua).....	57
Tabela 2. Dados de censuras e eventos	61
Tabela 3. Finalidade de Crédito	68
Tabela 4. Quantidade de empregados	68
Tabela 5. Tipo Fiscal	68
Tabela 6. Ativo de Longo de Prazo	69
Tabela 7. Variáveis do estudo	69
Tabela 8. Estimador modelo flexível com fração de cura	80

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Sigla	Significado
BCB	Banco Central do Brasil
BNDES	Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social
DSTAT	Dados Estatísticos
EI	Empreendedor Individual
EIREL	Empresa Individual de Responsabilidade Limitada
EPP	Empresa de Pequeno Porte
FAMPE	Fundo de Amparo a Pequena Empresa
FAT	Fundo de Amparo ao Trabalhador
FGPC	Fundo de Garantia para a Promoção da Competitividade
FGO	Fundo de Garantia de Operações
FUNPROGER	Fundo de Aval para a Geração de Emprego e Renda
FGI	Fundo Garantidor de Investimentos
IFM	Instituição Financeira de Microcrédito
IFAD	<i>International Fund for Agricultural Development</i>
MPE	Micro e Pequenas Empresas
MPME	Micro, Pequenas e Médias Empresas
MPO	Microcrédito Produtivo Orientado
MEI	Microempreendedor Individual
OCDE	Organização de Cooperação e Desenvolvimento Econômico
PIB	Produto Interno Bruto
RMC	Região Metropolitana de Curitiba
SFN	Sistema Financeiro Nacional
SEL	Sociedade Empresarial Limitada

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA	18
1.2	OBJETIVOS DA PESQUISA	19
1.2.1	Objetivo Geral	19
1.2.2	Objetivos Específicos	19
1.3	JUSTIFICATIVA TEÓRICA E PRÁTICA	20
1.4	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	23
2	REFERENCIAL TEÓRICO	24
2.1	MERCADO DE CRÉDITO	24
2.1.1	Microcrédito.....	27
2.2	FUNDO DE AVAL MÚTUO	31
2.2.1	Contratos de Microcrédito e Garantias.....	35
2.3	MENSURAÇÃO DO RISCO	39
2.4	PERDA ESPERADA, INESPERADA E DISTRIBUIÇÃO DE PERDAS	40
2.5	DEFAULT, INSOLVÊNCIA E SEUS DETERMINANTES	44
3	MATERIAIS E MÉTODOS	53
3.1	BASE DE DADOS, MODELO E FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS	55
3.1.1	Análise de Sobrevivência	58
3.1.2	Consideração primária para uso de modelo flexível com fração de cura	64
3.1.3	Limitações da Pesquisa	66
3.2	ASPECTOS ÉTICOS NA CONDUÇÃO DA PESQUISA	66
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	67
4.1	ESTIMADORES DE KAPLAN-MEIER	70
4.1.1	Estimador de Kaplan-Meier dado o porte da empresa	72
4.1.2	Estimador de Kaplan-Meier dado o Tipo Fiscal da empresa.....	73
4.1.3	Estimador de Kaplan-Meier dado o setor de atuação da empresa	74
4.1.4	Estimador de Kaplan-Meier dada a finalidade do crédito da empresa	75
4.1.5	Estimador de Kaplan-Meier dada a quantidade de empregados	77
4.1.6	Estimador de Kaplan-Meier dado o valor do ativo de Longo Prazo	78
4.1.7	Estimação do modelo com fração de cura sem covariáveis para cada distribuição	79
4.1.8	Estimação do modelo flexível com fração de cura	79

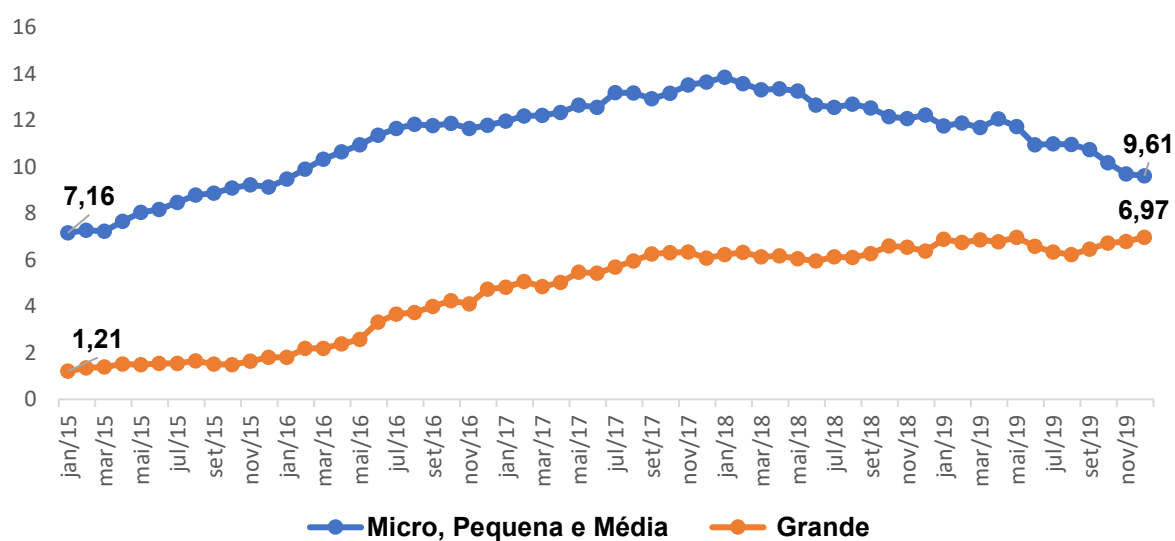
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	82
	REFERÊNCIAS.....	84
	APÊNDICE A – ESTIMADOR GERAL DOS DADOS.....	91

1 INTRODUÇÃO

A pesquisa sobre microcrédito para micro e pequenas empresas vem ganhando notoriedade, este aspecto se deve pelo fato da problemática que aborda a dificuldade de acesso a crédito em instituições bancárias, em razão dessas empresas serem consideradas mutuárias de risco e com alto custo de transação. Alguns dos aspectos que conferem elevada percepção de risco a essas organizações são a escassez de informações gerenciais confiáveis, baixo ou inexistência de histórico de crédito, assimetria de informação e falta de garantias. Neste contexto, Fundos de Aval surgem como mecanismos de redução de riscos e facilitação de acesso ao crédito. (ALTMAN; ESENTATO; SABATO, 2018; BANCO MUNDIAL, 2019; CHEN, JIANG, HE; ZHOU, 2020; POMEROY, ARANGO, LOMBOYC; BOX, 2020).

No Brasil, as instituições concessionárias são propensas a conceder crédito com mais facilidade para empresas de grande porte, por apresentarem informações gerenciais de longo prazo, por terem garantias e maior volume de operações, bem como uma menor frequência de *default* se comparado às micro, pequenas e médias empresas (MPME's) (BCB, 2019). O gráfico 1 traz dados acerca da frequência de *default*.

Gráfico 1. Percentual de frequência de default por porte - em %



Fonte: BCB (2020)

Percebe-se, pelo gráfico 1, que em 2015 a frequência de default para MPME's foi de 7,16% chegando a 9,61% em 2019. Para o período também se observa um crescimento para as empresas de grande porte nas quais, em 2015 o risco foi de 1,21% fechando 2019 com 6,97%. Apesar de ambos terem apresentado um crescimento considerável durante o período, a frequência é maior entre as MPME's. Para além, a severidade (medida como a diferença entre a exposição no momento do default e a recuperação), tende a ser maior entre organizações de pequeno porte pela ausência de garantias como exposto anteriormente (BCB, 2020).

Da mesma forma, no Brasil historicamente há concentração bancária e de carteira em grandes negócios. Considerando o acesso ao crédito por porte da empresa, foram destinadas às MPME's 37,3% do saldo de operações de crédito destinadas à pessoa jurídica, perfazendo um volume de R\$ 545 bilhões em dezembro de 2019. Já às grandes empresas destinou-se 62,7% do volume financeiro das operações de crédito, que somaram R\$ 914 bilhões no mesmo período (BCB, 2020).

O alto risco percebido nessa tipologia organizacional resulta, em parte, em um desinteresse das instituições bancárias em conceder empréstimos para elas. Neste contexto, a pesquisa se torna relevante por abordar a temática das micro e pequenas empresas que não possuem acesso ao crédito com facilidade, buscando identificar as variáveis que afetam na análise de sobrevivência dos contratos das instituições financeiras que por sua vez, contribuem para o crescimento econômico no qual as empresas estão inseridas.

Este contexto de questões que envolvem o acesso ao microcrédito, destacam os fundos garantidores que desempenham papel importante para o mercado de crédito, oferecendo garantias aos concessionários e reduzindo, assim, os riscos associados à contraparte. De acordo com Chen, et al (2020) estes riscos são identificados principalmente nas características dos mutuários, histórico bancário, fluxo de caixa, informações gerenciais e risco de *default*, que por sua vez causam perdas financeiras aos fundos e instituições financeiras.

Em meio aos riscos associados, os fundos têm como instrumento de negociação, os contratos de microcrédito por meio de cartas de garantias, no qual será objeto de estudo da pesquisa, pouco explorado na literatura. Nesta perspectiva, Xia e Gan (2020) demonstram que a inclusão dos contratos de garantia de crédito torna os empréstimos mais atrativos para os bancos e outros agentes concessionários,

uma vez que terceiras partes acabam absorvendo ou compartilhando os riscos associados aos empréstimos.

Em situações como a Pandemia de Coronavírus e, de crises econômicas agudas, a percepção de risco associada às micro e pequenas empresas se mostra ainda maior. Em pesquisa realizada com dados de junho de 2020 o IBGE (2020) mostra que 99,8% das empresas que encerraram suas atividades definitivamente são MPME's – um total de 716.372 mil empresas. No mesmo período não foram apresentados registros de fechamento de empresas de grande porte, contudo 110 empresas de grande porte estão com as atividades encerradas temporariamente (IBGE, 2020).

Um fator fundamental neste contexto é o acesso ao crédito. Em levantamento realizado pelo SEBRAE (2020) junto a micro e pequenos empresários que encerraram permanentemente suas atividades mostra que 61% dos empresários pesquisados afirmaram que se tivesse apoio do governo e empréstimos bancários concedidos não encerrariam as atividades (SEBRAE, 2020).

Os Fundos de Aval, também conhecidos como Fundos de Garantia ou Fundos Garantidores são importantes elos no processo de mitigação das dificuldades de acesso ao crédito por micro e pequenas empresas. Esses fundos operam, normalmente, concedendo cartas de aval ou garantia parciais ou totais aos empresários que, em posse desse instrumento, procuram agentes concessionários de crédito. Os fundos de aval são, em geral, governamentais (nos quais os recursos e a gestão dos fundos são provenientes de agentes públicos) ou mútuos (nos quais os recursos e a gestão dos fundos se dão por iniciativas coletivas de empresas individuais e independentes) (BUSETTA; ZAZZARO, 2012; HESARY et. al, 2019).

Em ambos os casos, o risco está presente. A seleção adversa, risco moral e taxa de inadimplência, são alguns dos riscos que afetam os fundos garantidores em todo o mundo. Resultados de Cowan, Drexler e Yañez (2015) que analisaram contratos de fundos de garantias no Chile mostraram, indícios de que a seleção adversa ocorre em razão dos credores diminuírem a triagem dos mutuários na presença de garantias; risco moral derivado de os credores reduzirem o monitoramento dos contratos de garantia de tomadores de baixa qualidade, bem como da taxa de inadimplência. Para além, o mesmo estudo demonstrou que os contratos de garantia no curto prazo não apresentaram diferenças estatisticamente significativas

em comparação com contratos sem garantias. Contudo os autores mostraram que após 12 meses da concessão de crédito os contratos com garantia apresentaram uma taxa de inadimplência superior aos contratos sem garantias, sendo que este número aumentaria ao longo do tempo.

Como expresso por Bluhm, Overbeck e Wagner (2003) até mesmo os tomadores mais confiáveis possuem probabilidade diferente de zero de default. Desta forma, o risco é inerente à concessão de crédito. Ainda de acordo com os autores, pode-se considerar que o risco não é um sinônimo de perda, mas sim uma medida da exposição que o concessor apresentou para a obtenção do resultado.

A estimação do risco, entendido como probabilidade de perda financeira, é uma composição da estimativa da perda esperada e da perda não esperada. Para os autores, a perda esperada pode ser entendida como uma fração da perda histórica, isto é, a média ponderada da carteira que a instituição financeira espera perder em um determinado período do tempo. Caso esta perda superar a média sofrida na carteira, essa perda à maior, seria considerada a inesperada (AIDOO; MENSAH, 2018).

É importante notar que a extensão da perda em um dado contrato de crédito (severidade) está associada à capacidade de recuperação de crédito, bem como está diretamente associada à maturidade do contrato de crédito. Neste último aspecto o risco de perda é uma função condicional do tempo, sendo maior, quanto menor for o tempo transcorrido entre a concessão e o default (BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2003).

Contudo em pesquisa realizada junto as referências nacionais e internacionais nas bases Science Direct, Scopus, Web of Science, se encontram poucas referências que tratem desse tempo, em especial em fundos de aval mútuos. Apesar dos fundos terem um papel relevante em momentos de crises econômicas, os instrumentos de negociação e o tempo de vida até o evento, em casos de *default*, ainda é um tema pouco explorado na literatura (BARTOLI, et al.2012). As micro e pequenas empresas dependem de fundos para ter acesso ao crédito e sobreviver no mercado, para isso se faz necessário abordar o tema com profundidade, para que os fundos possam ter uma perspectiva de minimizar a perda financeira analisando as variáveis que afetam o tempo até o evento dos contratos de garantias. Neste sentido, a pesquisa se insere nesta lacuna, estudando o tempo de vida (maturidade) dos contratos de empréstimos,

bem como possíveis variáveis que estão associadas à alteração no tempo de vida dos contratos.

Assim, considerando a descontinuidade de contratos por eventos de default como a “morte” do contrato, a presente pesquisa estudará os determinantes das curvas de sobrevivência dos contratos de microcrédito, buscando oferecer mais informações para auxiliar na gestão e na qualidade às carteiras e eficiência às operações de microcrédito.

1.1 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA

Como exposto inicialmente, as MPE's encontram dificuldades de acesso ao crédito devido a problemas como: escassez de informações gerenciais, risco de *default* e falta de garantias. Neste cenário os fundos garantidores têm papel importante para mitigação de tal dificuldade. Instituições como a OCDE (2020) entendem que as garantias de empréstimos continuam sendo o instrumento mais difundido à disposição dos governos e das instituições promocionais privadas para combater a falha do mercado na área de financiamento das MPE's.

Como definido anteriormente, o risco de perda financeira decorrente de mutuários que não fazem pagamentos como prometido, expõe os fundos de aval e as instituições financeiras (KAUFMAN, 2014; HESARY et. al, 2019). Uma vez que a extensão da perda em contratos de crédito (severidade) está associada à capacidade de recuperação de crédito, bem como à maturidade do contrato de crédito, o risco de perda é uma função condicional do tempo, sendo maior, quanto menor for o tempo transcorrido entre a concessão e o *default* (BLUHM; OVERBECK; WAGNER 2003).

Desta forma, o tempo até o default é variável importante a ser estudada. Uma vez que não se observam muitas pesquisas acerca dessa variável, nota-se importante lacuna nas pesquisas científicas sobre o tema. Por sua vez, considerando a descontinuidade de contratos por eventos de default como a “morte” do contrato, seria possível fazer uso de estudos de sobrevivência para analisar a variável “tempo” até o default, trazendo uma modelagem com fração de cura, isso é, uma fração de indivíduos que não terão o evento, mesmo quando n vai para o infinito. As respostas provenientes desse tipo de estudo são ricas para se conhecer aspectos relevantes do fenômeno, tais como seu comportamento e, a um nível mais profundo de pesquisa, seus determinantes.

Dado que é fundamental para a pesquisa a discussão sobre os determinantes dos fenômenos em organizações, e dada a escassez de estudos abordando o tempo até o evento de *default* de contratos de garantia de operações de microcrédito, este estudo busca responder o seguinte problema de pesquisa: **quais os determinantes da sobrevivência de contratos de garantia de operações de microcrédito no Paraná?**

A presente pesquisa contém informações sobre as características e riscos das empresas que receberam a concessão, a fim de auxiliar as instituições financeiras na qualidade da carteira de clientes e gestão nas operações de créditos.

1.2 OBJETIVOS DA PESQUISA

O estudo do tempo até o evento de default de contratos de microcrédito é especialmente relevante pelo grande impacto social e econômico desse tipo de organização. No contexto até aqui apresentado, os objetivos da presente pesquisa podem ser declarados como segue.

1.2.1 Objetivo Geral

Em consonância com a problemática abordada nesta pesquisa, o objetivo geral e orientador desse trabalho consiste em identificar quais variáveis que podem determinar a sobrevivência em contratos de garantias de operações de microcrédito do Paraná.

1.2.2 Objetivos Específicos

Em busca desse objetivo geral, os objetivos específicos podem ser declarados como segue.

- a) Estimar a função (curva) de sobrevivência com fração de cura dos contratos de microcrédito avaliados por um fundo.
- b) Ajustar modelos de riscos de sobrevivência dos contratos.
- c) Identificar as variáveis dos contratos de microcrédito e mutuários que estão associadas ao evento.

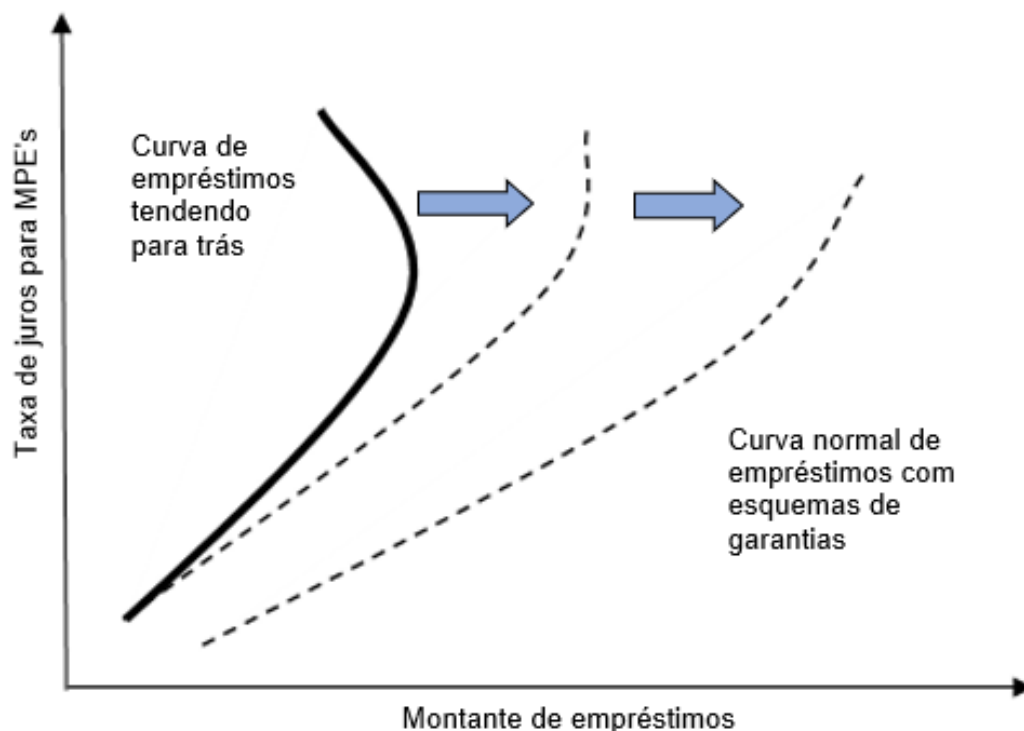
1.3 JUSTIFICATIVA TEÓRICA E PRÁTICA

O acesso ao financiamento para MPE's tornou-se um tópico de grande interesse para formuladores de políticas, reguladores, pesquisadores e organizações. Facilitar o acesso ao financiamento para MPE's possui alta prioridade, dado o seu potencial na promoção de inovação, criação de empregos e o crescimento econômico (BANCO MUNDIAL, 2019).

Os fundos de garantias se tornaram um instrumento facilitador de empréstimos para aqueles que não possuem capacidade suficiente de garantias. Houve um aumento no interesse pelos fundos nos últimos anos em todo o mundo, principalmente pela capacidade de os fundos facilitarem o acesso ao microcrédito a micro, pequenas e médias empresas (IFAD, 2014). No Brasil os fundos garantidores têm sido utilizados a fim de ofertar garantias complementares para o financiamento de MPE's, no âmbito de políticas públicas de ampliação e melhoria do acesso ao crédito (LANZ; COTOVIO, 2018).

Considerando o âmbito das concessões das MPE's e a dificuldade de acesso ao crédito diretamente pelas instituições financeiras, as garantias aparecem como alternativa para as empresas. Hesary et. al (2019) mostraram que o montante de empréstimos aumenta quando os mutuários dispõem de garantias ofertadas por fundos. A figura 1 demonstra o entendimento dos autores (modelo conceitual) acerca da curva de oferta de empréstimos com garantias e sem garantias.

Figura 1. Curva de oferta de empréstimos com e sem garantias



Fonte: HESARY et. al (2019)

A figura 1 mostra que, em casos que as MPE's não possuem garantias temos uma curva de empréstimos adversa, este fato se deve pela assimetria de informações das MPE's elas se tornam mais arriscadas tendendo a uma taxa de juros maior. Se houver um esquema de garantia de crédito e se o índice de garantia aumentar, a linha tracejada tenderá a ser mais linear, o que significa um acesso mais fácil ao financiamento para as MPE's, porque o interesse dos bancos em emprestar às MPE's com garantias aumenta, diminuindo o risco.

Neste contexto as concessões realizadas pelas instituições financeiras por meio de garantias de fundo de aval mútuo são avalizadas, logo o fundo assume uma parte da perda esperada de inadimplência dos contratos financeiros. Dito de outra forma, o fundo absorve e, conseqüentemente, reduz a perda esperada dos bancos, sendo que tais perdas são cobertas pelas reservas dos fundos ou mesmo pelo rateio entre seus associados (HESARY et. al, 2019; International Fund for Agricultural Development - IFAD, 2014).

O risco é presente em todas as decisões econômicas tomadas por agentes racionais que envolvem algum grau de incerteza. Ainda, não é possível eliminar

completamente o risco. No entanto, é possível gerir a incerteza, de modo que as decisões econômicas podem ter em conta todos os resultados possíveis, tem vários tipos de risco em economia e finanças. O risco de perda financeira decorrente de mutuários que não fazem pagamentos como prometido, normalmente chamado de risco de crédito ou risco de inadimplência, é muito importante dentro finanças. Uma boa gestão do risco de crédito é crucial para o desempenho das instituições financeiras individualmente e para a funcionamento do mercado financeiro como um todo (Divino; Rocha, 2013).

Considerando as perdas financeiras que os bancos e fundos estão expostos, é fundamental estudar o tempo até o evento de default dos contratos, analisando a curva de sobrevivência, identificando as variáveis associadas à “morte” do contrato. Para este estudo será aplicada a análise de sobrevivência que indica o tempo para a ocorrência de um evento de interesse, sendo essa a mais indicada quando o objetivo do estudo é do tipo “tempo até a ocorrência do evento” (AUSTIN, 2017).

Considerando a descontinuidade de contratos como eventos de default, a presente pesquisa estudará os determinantes das curvas de sobrevivência dos contratos de microcrédito, buscando ofertar um modelo de risco com foco na análise do tempo até o evento dos contratos de microcrédito.

Todavia, a pesquisa voltada ao microcrédito é importante não só para explorar em maior profundidade as discussões conceituais e teóricas, mas também para avançar em experiências práticas. Fundos de aval e garantidoras de créditos atraem cada vez mais atenção acadêmica e são geralmente vistos como organizações que podem oferecer esperança para as micro e pequenas empresas em aderir crédito para alavancar suas atividades e promover emprego e renda (LANZ; COTOVIO, 2018).

Desta maneira, para as contribuições práticas, as análises propostas neste trabalho podem contribuir para a formulação de políticas públicas, para o fomento de investimentos afim de facilitar a disponibilização do crédito, bem como ampliar o conhecimento dos microempresários quanto as possibilidades de acesso ao crédito (IFAD, 2014).

No tocante da formulação de políticas públicas, foi regulamentado no decreto Nº 10.780 de agosto de 2021, a integração do Sistema Nacional de Garantias de Crédito com o Sistema Financeiro Nacional que tem por objetivo facilitar o acesso ao crédito e aos demais serviços oferecidos pelas instituições financeiras às pessoas

jurídicas de que tratam (BRASIL, 2021). Apesar da regulamentação, os formuladores de políticas ainda têm um caminho longo a percorrer para que o acesso ao crédito seja realidade de muitos micros e pequenos empresários. Desta maneira, esta pesquisa contribui ao possibilitar-lhes subsídios para a tomada de decisão.

Desta forma, presente estudo é aderente ao Programa de Pós-graduação em Administração da UTFPR e à grande área de Administração por contribuir com a ampliação do conhecimento na área da administração financeira, em especial de gestão de riscos, preenchendo a lacuna de pesquisa sobre as variáveis associadas ao volume de exposição ao risco por meio do estudo do tempo de vida dos contratos de microcrédito e suas alterações ao longo do tempo.

Para além, os objetivos perseguidos contribuirão para responder o problema do presente estudo. As técnicas de sobrevivência empregadas para realização das estimativas desse estudo têm grande empregabilidade em diversas áreas, como educação, engenharia e administração (FÁVERO; BELFIORE 2017). Seus resultados permitem a análise de aspectos importantes de problemas do tipo “tempo até o evento”. Entende-se que os modelos provenientes de sua aplicação contribuirão significativamente para que se lance luz sobre a lacuna de pesquisa, auxiliando no entendimento do risco em fundos de aval e contribuindo para melhoria dos sistemas de concessão de crédito para micro e pequenas empresas.

1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

O presente trabalho está organizado em 4 capítulos. Seguido à introdução apresentada neste capítulo inicial, o capítulo dois traz uma revisão bibliográfica sobre os principais estudos relacionados ao microcrédito, fundos de aval mútuos, contratos de microcrédito e garantias, mensuração de risco e insolvência e seus determinantes. No capítulo três, a metodologia é apresentada, aprofundando-se nos conceitos da análise de sobrevivência, principal técnica a ser utilizada no desenvolvimento do trabalho. Os resultados e discussões serão apresentados no capítulo 4.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Este capítulo é composto da revisão de literatura da presente pesquisa, abrangendo o mercado de crédito e a expansão do microcrédito. Em seguida são apresentados conceitos, principais funções de um fundo de aval mútuo e contratos de microcrédito e garantias, como instrumento jurídico das concessões de crédito. Para compreensão do risco de perda financeira nos contratos de crédito, explana-se sobre a mensuração de risco e como é aplicada em caso de perda esperada, inesperada e distribuição de perdas. Por último é demonstrado como o *default*, insolvência e seus determinantes podem afetar a sobrevivência das empresas.

2.1 MERCADO DE CRÉDITO

O crédito tem papel importante na economia enquanto recurso para investimentos de empreendedores e consumo das famílias. O crédito é uma operação que se baseia na expectativa de recebimento futuro de valores emprestados ao tomador, tendo risco de o pagamento não ocorrer (BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2003). De uma forma geral a definição de crédito é expressa por Conant (1899), conforme abaixo:

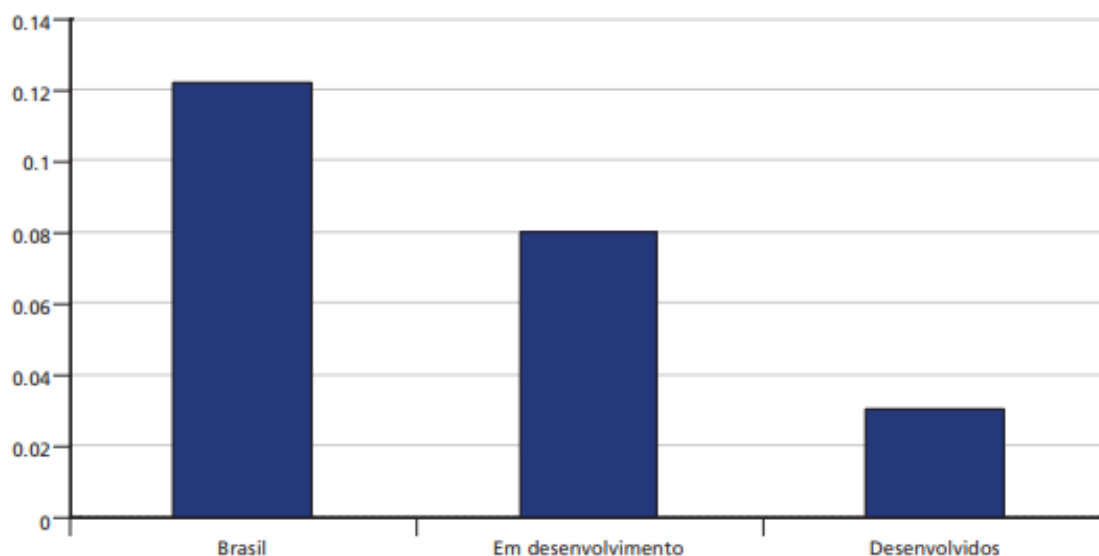
Crédito é uma venda, compra, troca, empréstimo ou outra transação na qual a entrega de uma mercadoria e o pagamento do preço, a prestação de um serviço e sua remuneração, o adiantamento de capital e seu reembolso, são separados por um intervalo de tempo (CONANT, 1899 p.162).

As concessões de créditos para empreendedores e famílias, seja para qualquer utilidade (bens, serviços e consumo), são dispostas no tempo, se iniciando no momento da concessão de crédito (presente) e finalizando na quitação (evento futuro). Nesse ínterim a quitação pode não ocorrer por diversos motivos. A não ocorrência dos pagamentos futuros (fluxos de pagamentos) geram a descontinuidade do contrato de crédito, sendo que a probabilidade da ocorrência da descontinuidade é o que gera riscos às instituições financeiras (CONANT, 1899).

O mercado de crédito no Brasil, é impactado pela elevada taxa de juros, de acordo com estudo do SEBRAE (2018), entre as empresas que solicitaram empréstimos nos bancos no Brasil, as dificuldades mais apontadas foram as taxas de juros elevadas, falta de avalista de garantias.

Segundo Silva e Zilberman (2018), cerca de 59% das empresas no Brasil têm acesso a um empréstimo bancário ou uma linha de crédito. Nos países desenvolvidos, o percentual médio é de 95% e a média dos países em desenvolvimento é de 58%. Neste sentido, o Brasil está próximo dos países em desenvolvimento, entretanto abaixo dos países desenvolvidos. Contudo, o spread bancário no Brasil é o mais elevado como pode ser visto no gráfico 2.

Gráfico 2. Spread da taxa de juros

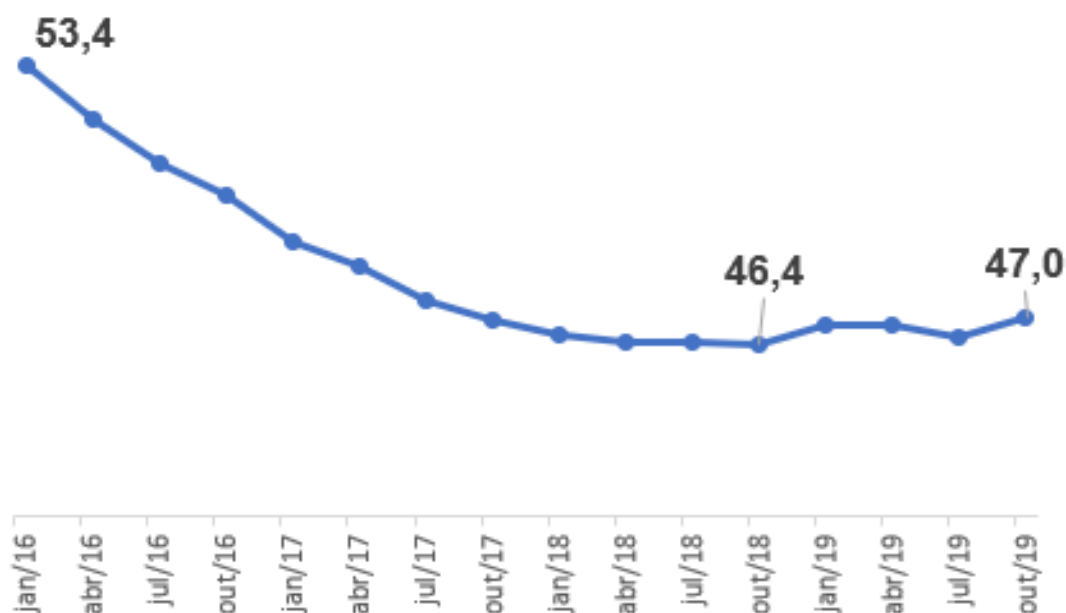


Fonte: Silva e Zilberman (2018)

Percebe-se no gráfico 2 que o spread da taxa de juros no Brasil (diferença entre as taxas de empréstimo e de captação de recursos), é elevado em relação a média dos países desenvolvidos, 12% no Brasil e 3% nos países desenvolvidos. Além disso, o spread da taxa de juros continua muito elevado em relação aos países em desenvolvimento. Com uma taxa de juros alta, as empresas encontram dificuldades de acesso ao crédito, reduzindo a atividade de crédito no país.

De acordo com o Banco Central do Brasil (2020), o saldo total de crédito do sistema financeiro como proporção do Produto Interno Bruto (PIB), atingiu em outubro de 2018 46,4%, uma redução de 1,3 ponto percentual abaixo do registrado em outubro do ano anterior. Esta redução se repete há alguns anos como pode ser observado no gráfico 3.

Gráfico 3. Atividade de crédito em relação ao PIB - %

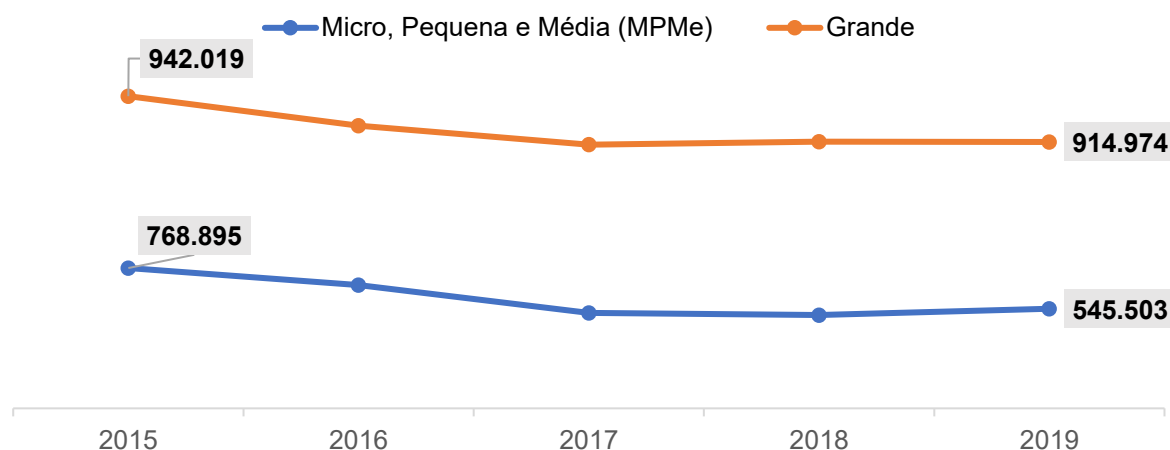


Fonte: BCB (2020)

Como expresso por Silva e Zilberman (2018) a baixa relação do PIB e da atividade de crédito no país, tende a um cenário desfavorável para as micro e pequenas empresas, uma vez que aumenta a concorrência do crédito para as mesmas, das quais não possuem as condições das empresas de grande porte para financiamento de suas atividades.

No mercado de crédito as grandes empresas possuem mais facilidade de acesso a recursos, pois já estão estabelecidas no mercado e possuem histórico de dados mais confiáveis. Já para MPE's as instituições financeiras consideram as concessões de créditos mais arriscadas. Historicamente o volume de crédito às grandes empresas é superior ao volume destinado às pequenas empresas no Brasil (BCB, 2020). Tal afirmação pode ser observada no gráfico 4 que reflete o saldo das operações de crédito por porte.

Gráfico 4. Saldo das operações de crédito por porte - R\$ milhões



Fonte: BCB (2020)

No gráfico 4 observa-se que o volume de operações de crédito é superior para grandes empresas. Em 2015 o saldo de operações para grandes empresas somou R\$ 942.019,00 milhões, enquanto para MPME's foi de R\$ 768.895,00. Assim, o saldo de operações de micro e pequenas empresas foi, aproximadamente 81,6% do volume de grandes empresas. O gráfico demonstra que o volume teve uma redução nos últimos anos para ambas as modalidades. Entretanto, proporcionalmente o resultado percentual por porte foi fortemente impactado, uma vez que o saldo de operações de micro e pequenas empresas passou a ser de 59,6% do saldo de grandes empresas em 2019. Essa perda relativa revela que a redução das operações de crédito no mercado teve maior impacto sobre as MPEs do que sobre as grandes empresas.

2.1.1 Microcrédito

Para facilitar o acesso das micro e pequenas empresas a serviços financeiros, países de todo o mundo aplicam medidas de acesso ao crédito. Na década de 70 surgiram as primeiras alternativas de microfinanças com o sucesso obtido pelo Grameen Bank de Muhammad Yunus no alívio da pobreza em Bangladesh. (CULL; MORDUCH, 2017). Ainda segundo Cull e Morduch (2017) as microfinanças tomaram força nos anos 2000 com a expansão do microcrédito em vários países, em especial em países em desenvolvimento que, procurando alcançar os objetivos para redução da pobreza e melhora no acesso limitado a serviços financeiros, passaram a oferecer pequenos empréstimos para pessoas com baixa renda e MPE's. Com esta política de inclusão financeira, os microempreendedores, com acesso ao crédito, poderiam

desenvolver projetos, crescer e contribuir na geração de renda e emprego (CULL; MORDUCH, 2017; SIM; PRABHU, 2017).

O microcrédito pode ser entendido como uma ferramenta que contribui para o desenvolvimento social e econômico dos países, dando acesso ao crédito à MPE's e pessoas de baixa renda. O desempenho das instituições financeiras pode afetar o desenvolvimento econômico através dos canais de transmissão como investimento e consumo, sendo mais perceptível em países em desenvolvimento (BANTO; MONSIA, 2020; CHURCHILL; SEFA; AWAWORRYI, 2019;).

As revisões de literatura nos últimos anos, indicaram que as pesquisas de microcrédito são abordadas de forma social e econômica. Esses estudos usualmente examinam o microcrédito numa perspectiva empírica, examinando o impacto social de pequenos empréstimos para a população de baixa renda, bem como os determinantes do desempenho e eficiência das instituições de microcréditos, incluindo fatores como inadimplência, insolvência e recuperação (CULL; MORDUCH, 2017; FALL; AKIM; WASSONGMA, 2018; HERMES; HUDON, 2018; NIETO; CINCA, 2019).

Por outro lado, a possibilidade de ofertar crédito a taxas marginalmente maiores faz com que o microcrédito passe de apenas um efeito positivo na redução da pobreza, para uma oportunidade de mercado. A participação de instituições financeiras no mercado de microcréditos aumentou nos últimos anos, inclusive instituições financeiras que ainda primam pela oferta de formas tradicionais de créditos (ALVIRA; DEIDDA, 2019). Nos resultados de Altman, Esentato e Sabato (2018), algumas das fontes mais tradicionais (bancos comerciais) de financiamento às pequenas e médias empresas na Itália se tornaram mais populares. Entretanto, segundo os autores, essas organizações não ofereceriam financiamentos atrativos e flexíveis, restringindo, assim, o acesso das micro e pequenas empresas ao crédito.

No Brasil o microcrédito evoluiu de um ambiente inicial não regulado e restritivo ao ambiente atual, no qual coexiste uma pluralidade de agentes, propósitos, fontes de recursos e níveis de regulação (BCB, 2019). O quadro 1 apresenta um resumo da evolução do microcrédito no país.

Quadro 1. Evolução do microcrédito no Brasil

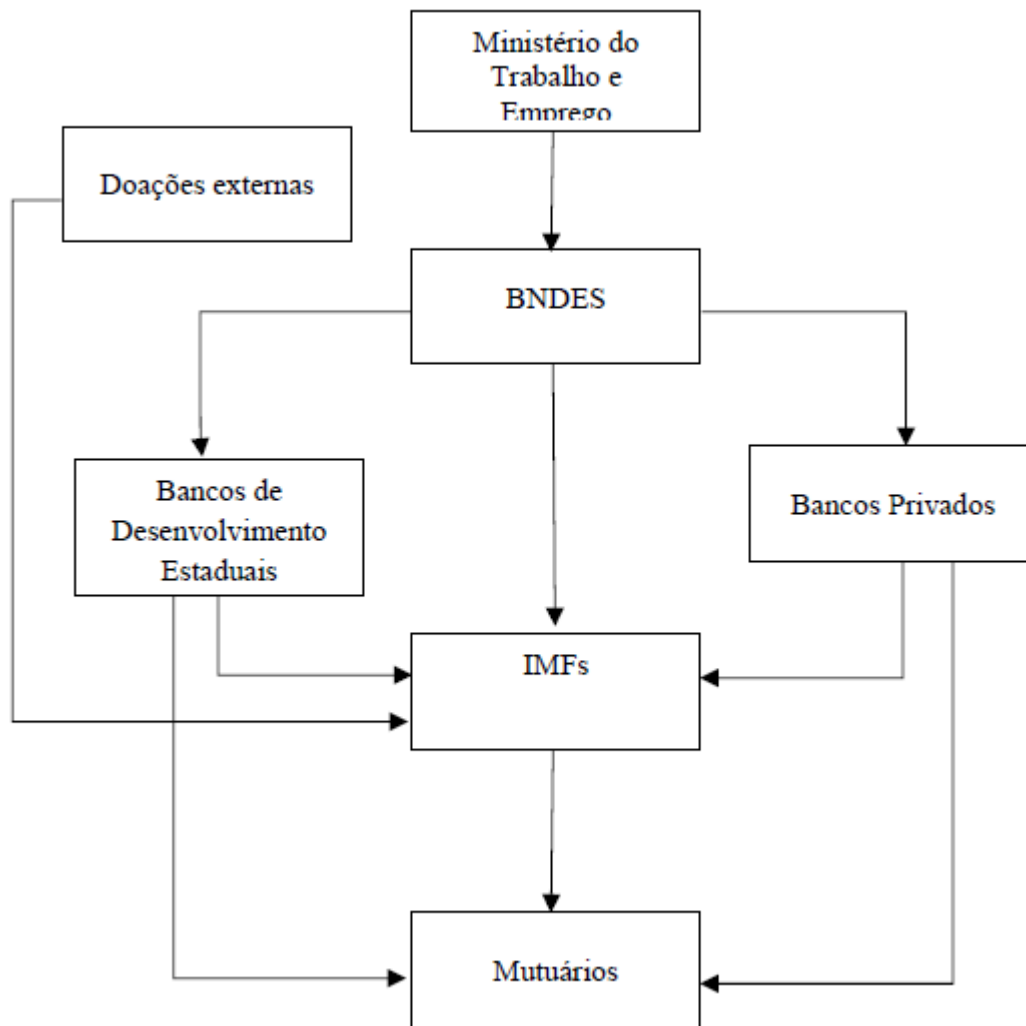
Período	Medidas aplicadas
1972-1988	Concessão de microcrédito exclusivamente por meio de organizações não governamentais
1989-1997	Início da concessão do microcrédito por governos municipais
1998-2002	Início da regulação do microcrédito. Criação das Sociedades de Crédito ao Microempreendedor, instituições financeiras no âmbito do Sistema Financeiro Nacional. Criação da qualificação de Organizações da Sociedade Civil de Interesse Público para as entidades sociais –originadoras de crédito fora do sistema financeiro formal.
2003-2018	Direcionamento do crédito. Criação do Programa Nacional do Microcrédito Produtivo Orientado. Priorização dos segmentos de baixa renda.
2019	Redefinição do microcrédito como conjunto de 71 modalidades de operações de crédito. Inclusão do estímulo ao microcrédito como um dos objetivos da Agenda do Banco Central. Desenvolvimento do Sistema Nacional de Garantias. Desenvolvimento do Programa de Simplificação do Acesso a Produtos e Serviços Financeiros para microempreendedores individuais e microempresas.

Fonte: BCB (2019)

Como demonstrado no quadro 1, no Brasil o microcrédito iniciou em 1972 com concessões por meio de organizações não governamentais. Somente em 1989 iniciaram-se as concessões de microcréditos por governos municipais, sendo que dentro do período de 1998 a 2018 foram sancionadas as regulações do microcrédito e direcionamento do crédito. Neste período foi criado o programa de microcrédito produtivo orientado (MPO), cuja característica consistiria em empréstimos sem garantias a microempreendedores. Em 2019 o Banco Central redefiniu o microcrédito, oferecendo estímulos aos custos originalizados, desenvolvendo o Sistema Nacional de Garantias e o Desenvolvimento do Programa de Simplificação do Acesso a Produtos e Serviços Financeiros para Microempreendedores Individuais e Microempresas.

No mercado do microcrédito brasileiro existem, além de bancos comerciais, bancos estaduais que oferecem linhas de microcrédito aos microempreendedores. Souza e Romeiro (2017) estudaram o fluxo de fundos do FAT – Fundo de Amparo ao Trabalhador do Ministério do Trabalho e Emprego, com o objetivo de descrever o fluxo de recursos do fundo para o microcrédito. Tal descrição pode ser observada na figura abaixo.

Figura 2. Fluxo de fundos de microcrédito no Brasil



Fonte: Souza e Romeiro (2017)

Na figura 2 percebe-se que os fundos chegam aos mutuários das microfinanças por intermédio de dois tipos de instituições: as que atuam apenas com a operação de microcrédito como sua atividade principal - chamadas Instituições Financeiras de Microcrédito (IMFs) - e as que tem como secundário - Bancos de Desenvolvimento Estaduais e Bancos Privados. Os bancos repassam recursos para as instituições de microfinanças que operam no mercado como secundários.

Essas instituições também fornecem capital de giro para indústria, comércio, serviços, modalidade fundamental para sustentar as decisões de produção dos empresários, bem como crédito para o consumo das famílias. Os bancos e as famílias

também possuem recursos em que são destinados ao microcrédito, estes recursos são linhas específicas e as famílias revertem poupanças.

Nesse processo de intermediação, as instituições de microfinanças atuam de forma a canalizar recursos para operações que não são atrativas aos bancos comerciais (SOUZA; ROMEIRO, 2017).

O mercado de microcrédito é notoriamente caracterizado por falhas e imperfeições não só no Brasil como no mundo todo (BANCO MUNDIAL, 2018; ALTMAN, et. al 2018). Como facilitador de crédito para MPE's, sistemas de garantia complementar como os fundos de aval mútuos, são importantes agentes promotores do microcrédito, facilitando as operações de crédito contratadas pelos pequenos negócios junto às instituições financeiras conveniadas (ABREU, 2018).

2.2 FUNDO DE AVAL MÚTUO

Os fundos de aval (ou de garantias) estão presentes no mundo há mais de sete décadas, tornando-se instrumento facilitador de empréstimos para aqueles que não possuem capacidade suficiente de garantias. De acordo com o *International Fund for Agricultural Development*- IFAD (2014), houve um aumento no interesse por esse tipo de fundo nos últimos anos em todo o mundo, principalmente pelo objetivo de facilitar o acesso a empréstimos a micro, pequenas e médias empresas via bancos. Os fundos de garantias são instituições não bancárias que oferecem garantias de empréstimos formais (normalmente às MPE's) comercialmente viáveis, mas que possuem dificuldades para adquirir financiamentos por falta de garantias e por incertezas quanto a informações gerenciais (IFAD, 2014).

Devido às barreiras encontradas pelas MPE's no acesso a empréstimos em bancos comerciais, governos em todo o mundo apoiam os fundos de garantias para que essas empresas tenham melhor desempenho financeiro e econômico. O estudo de Caselli et al., (2019), no período de 2007 a 2009 na Itália, mostra que o Fundo Central de Garantia gerou um aumento na lucratividade das empresas garantidas durante o período de crise econômica, tendo diferenças significativas entre o tamanho e setor das empresas, sendo que o setor que teve maior lucratividade foi o manufatureiro.

Já os resultados do estudo de Bartoli et al., (2012), mostraram que os fundos mútuos tiveram um papel importante durante a crise financeira de 2008 na Europa,

diminuindo os problemas de informação assimétrica para pequenas empresas “opacas”, permitindo que elas reduzissem a probabilidade de ocorrência de problemas financeiros e aumentassem o crédito concedido.

No desempenho dos fundos são identificados pontos considerados fortes, principalmente em facilitar o acesso ao crédito às MPE’s promovendo o crescimento e desempenho financeiro dos negócios. Contudo existem desafios a serem superados o mais comum é o risco moral caracterizado pelo comportamento do mutuário. A seguir o quadro 2 destaca os pontos fortes e fracos dos fundos.

Quadro 2. Pontos fortes e fracos dos fundos

Pontos fortes	Pontos Fracos
<ul style="list-style-type: none">• Facilitar o acesso a empréstimos para MPME’s• Redução do risco para as instituições financeiras• Ajudam os bancos no aumento de empréstimos para o setor de MPME’s	<ul style="list-style-type: none">• Inadequadamente capitalizados• Falta de conhecimento da distribuição de <i>default</i>.• Recuperação inadequada• Risco moral• Custos aos mutuários

Fonte: IFAD (2014)

No quadro 2 estão descritos as forças e os desafios que os fundos enfrentam em todo o mundo. Como mencionado anteriormente os fundos são facilitadores de empréstimos às MPME’s, este sendo com garantia, diminui os riscos para os bancos e ajudam no aumento do volume de crédito na carteira das instituições financeiras. Contudo, os fundos enfrentam alguns desafios no qual afetam o orçamento para cobrir os custos operacionais e dificuldades de recuperação das garantias impactando a sustentabilidade do fundo, além disso, está presente o risco moral em relação ao comportamento dos mutuários e a taxa de juros que em alguns casos os bancos não diminuem significativamente.

Considerando os desafios que os fundos enfrentam, estes precisam garantir um estoque de capital mínimo para a sua operação, diante disso são supervisionados por bancos centrais ou reguladores do setor financeiro. Os esquemas de garantias não cobrem totalmente o empréstimo, em alguns casos esta cobertura varia de 50% a 80%, dependendo de cada instituição, o restante fica para o banco que concede o crédito (IFAD, 2014).

No Brasil, a criação de fundos de aval iniciou em 1996, para oferecer garantias aos bancos e facilitar o acesso ao crédito para MPE's. No entanto no país os fundos envolvem uma série de restrições desde a sua criação, nos anos 2000 os governos federal e estadual instituíram fundos com o objetivo de oferecer garantias aos bancos (LUIZ E COTOVIO, 2018; ABREU, 2018). Segundo os autores, no Brasil existem fundos de garantias e fundo de aval tais como:

- a) Fundo de Aval às Micro e Pequenas Empresas (FAMPE) – criado em 1995 pelo SEBRAE, sendo destinado exclusivamente às MPEs com o intuito de viabilizar a concessão de crédito por meio de garantias;
- b) Fundo de Garantia para a Promoção da Competitividade (FGPC) – fundado em 1997, com o propósito de prover recursos para garantir o risco das operações de financiamento;
- c) Fundo de Aval para a Geração de Emprego e Renda (FUNPROGER) – constituído em 1999, é um fundo especial de natureza contábil, vinculado ao Ministério do Trabalho e Emprego (MTE);
- d) Fundo de Garantia de Operações (FGO) – criado em 2009, utilizado para oferecer garantia às linhas de crédito de capital de giro e investimento para MPME, MEI e autônomos transportadores rodoviários de carga, na aquisição de bens de capital inerentes à sua atividade;
- e) Fundo Garantidor de Investimentos (FGI) – constituído em 2009 e administrado pelo BNDES. Para oferecer garantias às principais linhas de crédito do próprio a fim de, ampliar o acesso ao crédito para MPME, MEI e autônomos transportadores rodoviários de carga;
- f) FAMPE – Fundo de Aval para Micro e Pequenas Empresas - Fundo de Aval constituído pelo Sebrae capitalizado pelo governo, como garantias complementares às operações de crédito contratadas, possibilitando que mais pequenas empresas tenham suas necessidades de crédito atendidas.

Os fundos de aval são, em geral, governamentais (nos quais os recursos e a gestão dos fundos são provenientes de agentes públicos) ou mútuos (nos quais os recursos e a gestão dos fundos se dão por iniciativas coletivas de empresas individuais e independentes).

No fundo de aval governamental, é criado pelo governo um fundo garantidor, que oferece aos bancos credores garantias para empréstimos e tem como objetivo reduzir a assimetria de informações, diminuir a inadimplência dos bancos e incentivar o crescimento das empresas. Por sua vez, no fundo de aval mútuo grupos de empresas independentes se comprometem a conceder garantias coletivas aos seus membros, compartilhando as responsabilidades em caso de *default* e participam diretamente ou indiretamente da administração da empresa (BUNETTA; ZAZZARO 2012; COLUMBA; GAMBACORTA; MISTRULLI, 2009, HESARY et. al, 2019).

Os bancos em alguns casos encontram limitações para trabalhar com os fundos governamentais, devido a burocracia, rigidez no processo de recuperação e falta de liquidez em casos de inadimplência. O fundo de aval mútuo tem um poder de garantia menor que os fundos governamentais, no entanto estimula o desenvolvimento econômico local, o que possibilita a atração de novos negócios na região e o aumento do poder de barganha perante as instituições financeiras (Abreu,2018).

Na garantia liberada pelo fundo para a concessão de crédito pela instituição financeira deve-se tomar a devida atenção para tomada de decisão. Uma empresa com garantia considerada baixa, pode obter um financiamento bancário adicional, neste cenário a decisão de recusar a garantia é melhor, pois não terá custos relacionados a ela, em relação ao fundo minimizará a exposição ao risco. Na pesquisa de Boschi, Girardi e Ventura (2014), mostra que empresas com baixas garantias não conseguem explorar os benefícios potenciais em termos de adicionalidade de crédito fornecido pelo regime de garantia. Segundo os autores, já as empresas que recebem um tratamento acima do limiar (25% no estudo) exibiram um coeficiente estimado positivo e significativo. Neste sentido, fundos de aval mútuos têm um papel importante na definição do valor da garantia para o acesso das MPE's aos empréstimos bancários.

Para o mutuário as vantagens de participar de um fundo mútuo são as facilidades de acesso ao crédito com condições favoráveis. Os contratos por meio de garantias tendem as taxas de juros menores e um prazo mais longo não comprometendo o fluxo de caixa da empresa. Nos resultados de Columba et. al.

(2009), com uma amostra de um fundo na Itália, mostraram que os empréstimos com garantias obtinham taxa de juros 0,2% menores do que aqueles sem garantias, apresentaram também fatores específicos que alteram de acordo com a localização geográfica. Segundo os autores, mesmo com as instituições financeiras oferecendo empréstimos à taxas menores, em razão das garantias, os mutuários tendem a não cumprir suas obrigações como devido. Os tomadores de crédito que acessam por meio de garantias são considerados maus pagadores, devido a dar atenção a contratos sem garantias. Blasio et. al (2018) avaliam o impacto das garantias fornecidas por fundos sobre o acesso ao crédito às MPE's, o estudo mostra que a probabilidade da empresa, ao longo de dois anos de ser classificado como inadimplente aumenta significativamente (50% parametricamente e não parametricamente) devido à garantia recebida pelo fundo. Neste sentido, destaca-se a importância do acompanhamento dos contratos de garantias e seus eventos de *defaults* ao longo do tempo.

Para maximizar a compreensão sobre a importância dos sistemas de garantia e sua operacionalização é fundamental que se examine os contratos envolvidos no processo de concessão.

2.2.1 Contratos de Microcrédito e Garantias

Na economia a teoria dos contratos tem por objetivo estudar a relação existente entre os diversos atores econômicos, especialmente no que se refere às informações importantes e disponíveis para a tomada de decisão. A teoria geral dos contratos conceitua os contratos como negócio jurídico bilateral e que por isso é um instrumento no qual os indivíduos declaram as suas vontades e podem definir qual relação jurídica desejam (GOMES, 1997).

Considerando que a maioria dos arranjos contratuais ocorrem em ambientes de informação assimétrica e nos quais os envolvidos têm interesses conflitantes. De acordo com Cascaes (2017) a teoria dos contratos sinaliza que os indivíduos envolvidos em relações econômicas utilizam desse tipo de instrumento para incentivar ou desincentivar as partes envolvidas a realizarem determinadas ações. Neste sentido, os contratos são tão mais eficientes quanto eficiente for a sua capacidade de produzir tais incentivos ou desincentivos.

Entretanto, como expresso Cascaes (2017), os contratos vão além dos incentivos ou desincentivos a ações, perpassando também o exame de ações futuras que incluem desde a interpretação e fixação de cartas de intenção até mesmo memorandos de entendimento.

Como expressam Chen et. al. (2017), três aspectos são fundamentais para se compreender a relevância dos contratos, quais sejam:

- i) Risco moral: Caracterizado pelo incentivo que uma parte tem em se envolver em ações com elevado risco pela percepção de que esse risco será incorporado pela contraparte;

O risco moral será observado em ambientes com assimetria de informação e nos quais existam contratos que fornecem incentivo a comportamento arriscado de uma das partes. Como observado pelas hipóteses de Chen et. al. (2017), nos contratos de crédito garantidos por fundos de aval esse ambiente estaria presente uma vez que o garantidor é uma terceira parte, sendo esse elemento um incentivador para tomada de risco por parte do tomador. Por outro lado, os contratos também têm elementos para reduzir tais riscos como, por exemplo, cláusulas de *covenants* e outros institutos comuns em finanças corporativas e valor. De acordo com Busetta e Zazzaro (2012), o monitoramento por pares alivia o risco moral e melhora a execução dos contratos de créditos.

Seguindo o contexto de risco, no estudo de Hesary et. al. (2019), mostrou que o governo japonês aplicou uma política de garantias cobrindo totalidade de custos de inadimplência e absorvendo todo o risco, neste sentido a instituição financeira não tem incentivo para avaliar e monitorar a salubridade do mutuário, a garantia total acabou criando um risco moral. Segundo os autores esta política foi revisada recentemente, atribuindo garantias parciais.

- ii) A seleção adversa: caracterizada pela distorção na tomada de decisão motivada pela existência de informações não compartilhadas por uma das partes que, incentivaria ou desincentivaria decisões de outra parte por desconhecimento;

No caso dos contratos de crédito garantidos por fundos de aval, essa seleção adversa pode ser proveniente tanto da retenção ou não compartilhamento de

informações por parte do tomador quanto do cedente. Segundo Blasio et. al. (2018), em um problema de seleção adversa, uma instituição financeira segurado pela garantia em caso de perda por inadimplência, pode ocorrer de oferecer empréstimos, indicando a garantia para tomadores aparentemente arriscados.

iii) Sinalização: Entende-se como sinalização a ação de uma das partes de informar de forma adequada a outra parte sobre as suas próprias características.

Em contratos de crédito garantidos por fundos de aval, essa sinalização advém do compartilhamento de informações entre cedente e tomador com o fundo de aval, buscando que ambos estejam bem-informados e aptos à tomada de decisão. Devido a assimetria de informações é possível que apenas tomadores arriscados possam decidir tomar empréstimos, neste sentido, é fundamental que sejam criados meios de trocas de informação a fim de reduzir a incerteza, a sinalização é uma das ações que contribuem para uma seleção mais assertiva (DARY; JUNIOR, 2020).

Dentro do mercado de crédito, os contratos são utilizados com o objetivo de tornar legal o acordo firmado entre a parte concessora (banco ou outros agentes que cedem créditos) e os tomadores. Segundo Gomes (1997) o contrato de crédito é, usualmente, do tipo mutualista, sendo empregado em operações diversas, tais como: desconto, depósito, abertura de crédito em conta corrente, financiamento, entre outras.

No microcrédito o credor é um indivíduo ou instituição que possui disposição financeira em ceder crédito a terceiros, definindo prazos e valores para recebimento futuro. O tomador considera o crédito um elemento relevante para viabilizar as suas atividades de investimentos e consumo. Nesta relação entre credor e tomador estabelece-se o contrato de empréstimo comercial no qual é estipulado um conjunto de normas celebradas entre o credor e o tomador (SOUZA; ROMEIRO, 2017). Os contratos de créditos geralmente não seguem uma estrutura padrão de contratos de negócios, entretanto a sua simplicidade não indica abaixo do ideal, este fato se deve aos conflitos de interesse das partes, tornando o contrato mais simplificado (DARY; JUNIOR, 2020).

Um contrato de crédito conterá as informações de identificação das partes contratantes (por exemplo, nomes, endereços), a data da transação, mercadorias envolvidas na troca e seu valor de moeda, descontos (se houver) e período de maturidade. Alguns contratos de crédito também contêm

penalidade por atraso no pagamento tais como a cobrança de taxas na quantidade de atraso (DARY; JUNIOR, 2020).

Apesar de os contratos de crédito não seguirem um padrão, devem conter informações que asseguram as partes. A executoriedade dos contratos influencia o comportamento das transações, parte da não cooperação para a cooperação, criando assim eficiência. Portanto, o contrato pode ser visto como um facilitador das transações que ocorrem no mercado, gerando maior estabilidade e confiança entre os agentes econômicos (CASCAES, 2017; DARY; JUNIOR, 2020).

A inclusão dos contratos de garantia de crédito torna os empréstimos mais atrativos, para os bancos e outros agentes concessionários, uma vez que terceiras partes acabam absorvendo ou compartilhando os riscos associados aos empréstimos (XIA; GAN, 2020).

Os contratos de garantia são, também, do modelo bilateral mutualista e tem por objetivo minimizar os efeitos da assimetria de informação e permitir uma maior aproximação dos pequenos negócios ao Sistema Financeiro Nacional (SFN), garantindo o acesso a crédito em condições mais favoráveis, com benefícios indiretos no fortalecimento das economias locais (ABREU, 2018).

Nos contratos de microcrédito como são previstas três partes envolvidas, sendo elas: (i) o tomador, (ii) o cedente e (iii) o garantidor. Nesse tipo de contrato o cedente tem direito de regresso (parcial ou total) sobre o garantidor caso o tomador não cumpra suas obrigações financeiras. (XIA; GAN, 2020).

Existem diversos tipos de risco em operações de concessão de crédito, riscos de mercado, de liquidez, operacionais, risco país, dentre outros. No entanto, de acordo com Manan e Shafiai (2015) o risco de crédito se apresenta como o mais importante, uma vez que o risco de crédito tem grandes implicações para a sobrevivência das instituições financeiras. Uma gestão eficiente dos contratos financeiros é imprescindível neste sentido.

Na pesquisa de Carvalho, Orrillo e Silva (2019), foi utilizado um conjunto de dados composto por 47.108 contratos de operações de crédito de curto prazo com exigência de garantia, teve como objetivo analisar a probabilidade de sobrevivência até o evento de inadimplência, no qual foi mostrado que 60% dos contratos de curto prazo foram considerados potenciais inadimplentes logo no sexto mês.

Considerando o risco de default dos contratos, quando ocorre o default um dos eventos a serem percebidos são as renegociações. As instituições financeiras conseguem tratar a renegociação contratual como a ocorrência de um default parcial, onde o tomador de crédito reconhece o saldo inadimplente e sugere alternativas para recomposição da dívida (BARTHMAN; FUNCHAL; BEITURH, 2017). Em geral, esse default parcial ocorre por uma quebra contratual, e dada à flexibilidade dos termos do contrato financeiro é solicitada a renegociação. Para Roberts (2015), a renegociação do contrato ocorre quando uma das partes não é capaz de cumprir o contrato financeiro. Em seu estudo, o autor caracterizou o caminho do financiamento do início até o término de um evento (vencimento ou rescisão antecipada). O autor aplicou análise de sobrevivência tendo como unidade de observação a renegociação e como evento as substituições de financiamentos, mostrando que a renegociação não é apenas uma extensão de maturidade do contrato, mas contratos a longo prazo que tendem a mais renegociações.

Nas renegociações muitas vezes ocorre a flexibilidade dos contratos. Barboni (2017) aplicou o modelo de seleção adversa relacionando a flexibilidade dos contratos de microcréditos e contrato rígido, mostrando que os tomadores de créditos com alta receita e com menor probabilidade de default possuem contratos mais flexíveis, já os mutuários com baixa receita e maior probabilidade de default possuem contratos mais rígidos.

2.3 MENSURAÇÃO DO RISCO

De acordo com Gitman (2010) risco, do ponto de vista estatístico, é a probabilidade de algo previsto não ocorrer, enquanto do ponto de vista financeiro é a probabilidade de perda financeira. No caso do risco de crédito, o risco de perda financeira seria proveniente da ocorrência do evento de default de indivíduo cuja recuperação não pode ser total, gerando perdas parciais ou mesmo totais (para os casos nos quais a instituição não conseguiu receber nada dos valores do contrato).

A mensuração do risco consiste em estimar as perdas provenientes do default e é uma das principais atividades da gestão do risco de crédito. Dada a importância das carteiras de crédito para a operação, custos e geração de receitas em instituições financeiras, a mensuração de riscos de default em portfólios é uma das principais ações de controle e gestão de riscos nessas instituições. (AIDOO; MENSAH, 2018).

Os eventos de default não consistem apenas nos vencimentos de contratos por mais de 90 dias (prazo usualmente utilizado para que os contratos passem a ser considerados inadimplentes), mas sim podem ter naturezas diferentes como descrito por Brito e Neto (2008).

Há diversas situações que podem caracterizar um evento de default, como o atraso no pagamento de uma obrigação, o descumprimento de uma cláusula contratual restritiva, o início de um procedimento legal (como a concordata e a falência) ou, ainda, a inadimplência de natureza econômica, que ocorre quando o valor econômico dos ativos da empresa se reduz a um nível inferior ao de suas dívidas, indicando que os fluxos de caixa esperados não são suficientes para liquidar as obrigações assumidas (BRITO; NETO, 2008 p. 2)

Como expressam Bluhm, Overbeck e Wagner (2003) até mesmo uma carteira de crédito com clientes saudáveis financeiramente e pouco correlacionados, mesmo em tempos normais, tem probabilidade diferente de zero de sofrer defaults e, conseqüentemente, perdas (BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2003; SHI; TANG; YUAN, 2017). Diante do risco que as instituições financeiras estão expostas ao longo do empréstimo, desde o momento da concessão até a liquidação das obrigações, é fundamental que as instituições concessoras se protejam com medidas contra as perdas.

O risco do portfólio de crédito pode ser avaliado considerando-se a distribuição das perdas históricas das carteiras, sendo que essas perdas podem ser classificadas, como expresso por Bluhm, Overbeck e Wagner (2003), como perdas esperadas e inesperadas. Por meio do exame das distribuições dessas perdas bem como de seus fatos geradores, principalmente o default, são obtidas duas importantes medidas de risco de portfólio.

2.4 Perda Esperada, Inesperada e Distribuição De Perdas

Como explicam Bluhm, Overbeck e Wagner (2003) as perdas esperadas são uma medida da esperança (média) das perdas no portfólio e representam as perdas que as instituições entendem como plausíveis de ocorrência na carteira de crédito ao longo do tempo. Neste sentido, as perdas esperadas são ônus que as instituições incorporam como parte de sua operação. Para se protegerem das perdas, usualmente os bancos e outros agentes concessores preveem, em seus contratos de concessão de crédito ou em suas políticas internas de gestão de recursos, o estabelecimento de uma taxa ou prêmio de acordo com cada empréstimo. Esses prêmios são canalizados

para uma conta de reserva de perda esperada, que tem a função de cobrir prejuízos decorrentes de empréstimos inadimplentes (BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2003).

Segundo Bluhm; Overbeck e Wagner (2003), a perda esperada (média) de crédito é uma função que depende do volume de exposição, do percentual de recuperação em caso de default e da frequência de ocorrência desse tipo de evento, podendo ser estimada como:

$$EL = f(X|\theta) = EAD * LGD * P(\theta)I_D$$

Em que EAD é a exposição ao default, LGD é a perda em caso de *default*, $P(\theta)$ é a probabilidade de ocorrência e I_D é a função indicadora de ocorrência de *default*.

Cabe ressaltar que o volume de perda em caso de default ou LGD é uma função do volume de recuperação esperado para o caso de default, isto é: $LGD = 1 - R$, em que R é a taxa de recuperação (BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2003).

Usualmente, a equação anterior é modelada como um experimento (ou ensaio) de Bernoulli, em que EAD e LGD são constantes. Neste caso, pode-se considerar que $P(\theta)I_D = P(\theta)$, isto é:

$$EL = \begin{cases} EAD * LGD * P(X = x), & x = 1 \\ 0, & x = 0 \end{cases}$$

Na equação 1 observa-se que para definir a perda esperada (Expected Loss - EL), é necessário que se conheça (ou estime-se) o volume de empréstimos (Exposure at Default – EAD), a perda em caso de default (*Loss Given Default- LGD*) e a probabilidade (geralmente medida de forma frequentista) de eventos de default θ (Teta) (BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2003).

De forma simplificada, a perda esperada, sendo considerada a média ponderada histórica proveniente dos tomadores de crédito, é composta por 3 componentes:

Figura 3. Componentes da perda esperada



Fonte: Elaborada pela autora, 2020

A probabilidade de default pode ser entendida como a probabilidade de não cumprimento dos contratos, o que poderá gerar perda ao concessor do crédito e, conseqüentemente, aos coobrigados no contrato. O risco está, desta forma, associado ao volume de exposição no momento de default, à probabilidade de ocorrência e à capacidade de recuperação, que seria o valor que poderá ser recuperado dada a ocorrência de default (BRITO; NETO, 2008; BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2003).

No entanto, manter capital como um colchão para cobertura das perdas esperadas não é suficiente. O banco deve ter, além das reservas de perda esperada, reservas para cobrir perdas inesperadas, isso é, perdas que excedem a média histórica (BRITO; NETO, 2008; BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2003).

Bluhm, Overbeck e Wagner (2003) expressam que a perda inesperada pode ser entendida como uma extensão das perdas esperadas. Desta forma, tal perda estaria localizada no término da cauda da função distribuição de probabilidade da perda, sendo calculada como desvios em relação à esperança. Tal raciocínio pode ser observado pela expressão abaixo:

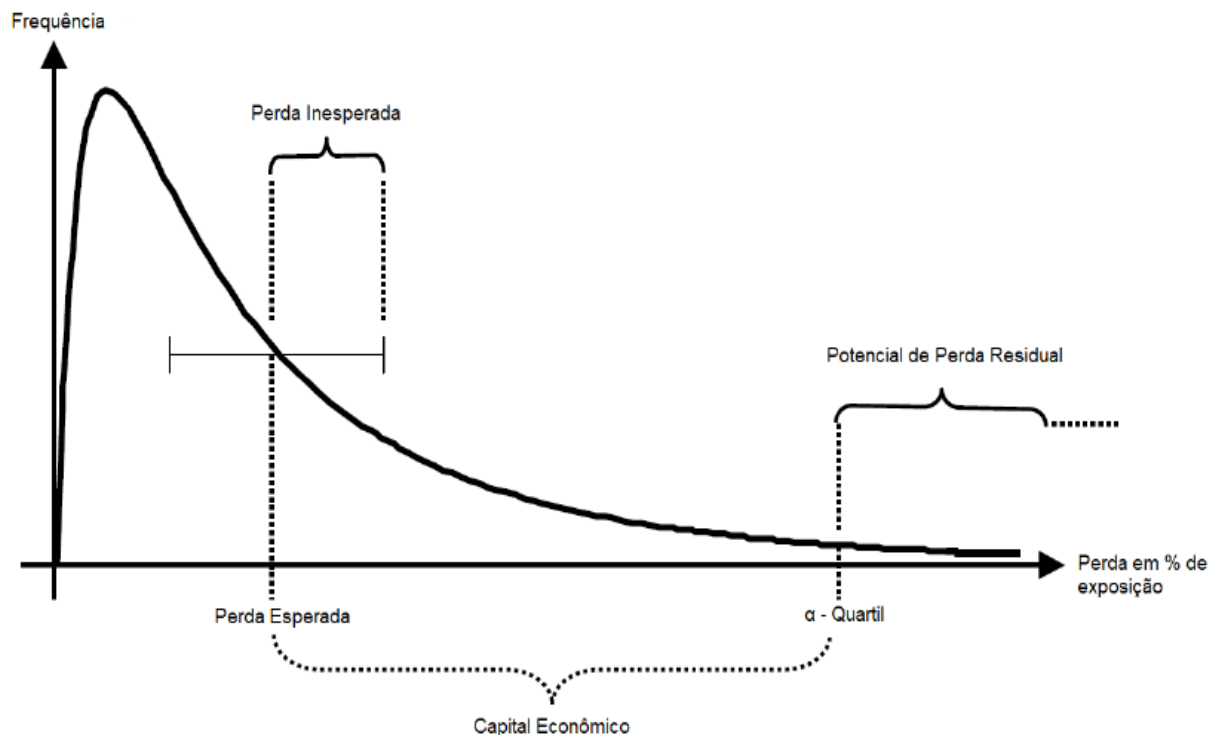
$$UL = EAD \sqrt{V(EL)}$$

A equação 2 expressa a perda inesperada (Unexpected Loss – UL) como sendo a raiz da variância (desvio padrão) da perda esperada multiplicada pela exposição ao default. Esse raciocínio, ainda que simples, é intuitivamente importante para compreender que a perda inesperada, assim como a perda esperada, pertence à mesma distribuição (das perdas do portfólio).

Bluhm, Overbeck e Wagner (2003) indicam que, enquanto as perdas estiverem próximas à esperança da distribuição, os bancos possuiriam reservas e as taxas e prêmios estariam contidas nos contratos, mas, para os casos nos quais a perda ultrapassa determinado patamar considerado “esperado”, isto é, ultrapassa certo desvio em relação à esperança em um evento cuja probabilidade de ocorrência é baixo (inesperado), tais bancos se valeriam de uma outra reserva para cobertura, também chamada de “capital econômico alocado”.

Os conceitos até aqui apresentados, podem ser expressos graficamente como segue:

Figura 4. Distribuição de Perdas



Fonte: Bluhm, Overbeck e Wagner (2003).

A figura 6 mostra que o capital econômico é calculado como o volume (área abaixo da curva) entre o ponto da perda esperada e da perda não esperada. Na distribuição das perdas apresentam-se as principais variáveis métricas associadas a ela, quando as perdas ultrapassam o quartil, os riscos não são absorvidos pelo capital econômico, aumentando o potencial de perda. Os principais métodos para calcular a distribuição das probabilidades de perdas são por meio de simulações (Monte Carlo) e aproximações (BLUHM, OVERBECK; WAGNER, 2003).

Como é definido por Bluhm, Overbeck e Wagner (2003) estimar as perdas esperadas e não esperadas depende, inicialmente, de outras variáveis aleatórias, tais como a taxa de recuperação (que poderia ser modelada como função de diversas outras variáveis associadas às características do tomador e do mercado), bem como do volume de exposição ao default. Em contratos com fluxo de pagamentos iguais e consecutivos, é possível considerar, dessa forma, que o momento em que ocorre o default (o tempo) é elemento central no processo de mensuração e análise de risco.

2.5 DEFAULT, INSOLVÊNCIA E SEUS DETERMINANTES

A insolvência, segundo Onakoya e Olutu (2017) é definida como a incapacidade da organização de arcar com compromissos financeiros. A insolvência é uma das mais significativas ameaças para a empresa, a qual pode resultar na sua falência, esta não só aumenta a perda financeira para os credores da empresa, mas também tem um impacto negativo sobre a economia. Neste sentido, a previsão da probabilidade de *default* é de grande interesse para acadêmicos, profissionais e reguladores. O *default* pode ser considerado um evento terminal para uma empresa, equivalente a um evento de morte na análise de sobrevivência (DING et. al. 2012).

Uma empresa entra em default quando deixa de cumprir suas obrigações de dívida. Portanto, o risco de inadimplência induz os credores a exigirem dos tomadores um spread sobre a taxa de juros livre de risco. Esse spread é uma função crescente da probabilidade de *default* de cada empresa (VASSALOU; XING, 2004).

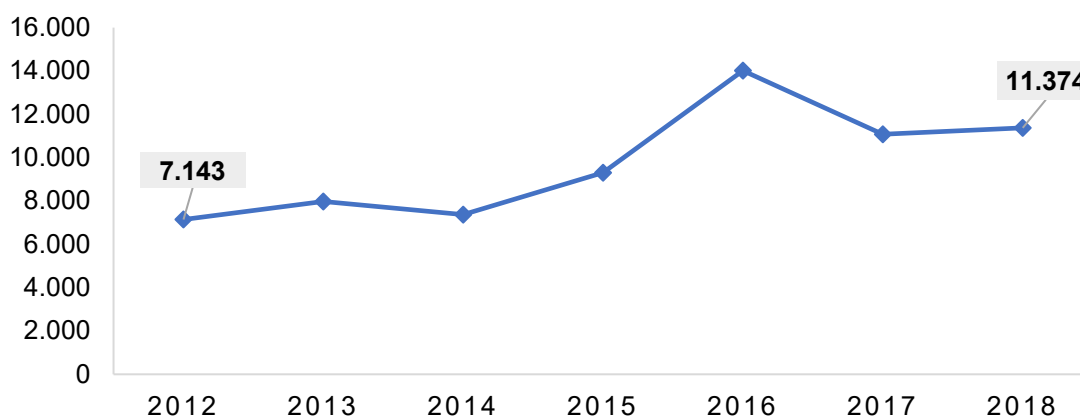
A probabilidade de *default* aumenta principalmente em um ambiente de recessão econômica, no qual as receitas e ganhos das empresas são impactadas, influenciando na capacidade de efetuar pagamentos de dívidas. Consequentemente investidores e credores estão expostos ao risco de inadimplência praticamente em todas as formas de extensão de crédito (CARVALHO; ORRILHO; SILVA, 2019).

Como expresso por Barbosa (2016), os níveis mais altos de dívidas aumentam o número de empresa que podem não cumprir com suas obrigações, aumentando assim a probabilidade de falência. Neste sentido, a insolvência da empresa pode ocasionar pedidos de recuperação judicial e de falências.

Conforme Cribari, Marinho e Braga (2019) a recuperação judicial é um instituto jurídico que tem como objetivo a capacidade de pagamento, neste caso o devedor é considerado insolvente, já para casos de falência é quando os recursos da empresa

se tornam inviáveis. Neste contexto, conforme dados do BCB (2019), houve aumento de requerimento de recuperação judicial no Brasil nos últimos 7 anos, tal informação pode ser vista no gráfico 5.

Gráfico 5. Empresas em recuperação judicial – requerimentos acumulados por ano



Fonte: BCB (2019)

Percebe-se no gráfico 5 que houve aumento nos requerimentos de recuperação judicial das empresas principalmente no período de 2014 a 2016, tendo uma leve redução em 2017, mas distante do patamar de 2012 que apresentou o menor número de recuperação totalizando 7.143 empresas. Neste contexto, tem-se a preocupação das instituições financeiras quanto ao risco de *defaults* a contratos de empréstimos, considerando que as micro e pequenas empresas procuram empréstimos quando apresentam dificuldades financeiras (UESUGI; SAKAI; YAMASHIRO, 2010).

Na busca de saídas para insolvência, existem estratégias que podem ser desenvolvidas para a sobrevivência dos negócios. A análise de sobrevivência pode trazer um modelo capaz de mensurar o tempo até o evento, este evento pode estar relacionado a probabilidade de *defaults* que impacta diretamente o status de insolvência da empresa. Pesquisadores exploraram a insolvência de empresas determinando as causas da sobrevivência, identificando modelos de insolvência e estimando a função de sobrevivência (YANG, et. al. 2017). A relação positiva e negativa entre a insolvência e seus determinantes de acordo com autores da literatura recente é apresentado no quadro 3.

Quadro 3. Estudos de sobrevivência e variáveis associadas ao evento

Variáveis	Relação positiva/negativa	Autores
1. Concessão de Empréstimos	Relação positiva para empresas inovadoras	Ferruci, Ghida e Meliciani (2020)

2. Maturidade da empresa	Quanto maior a maturidade maior o risco de falha	Yang, Gyu; Trim,; Lee e Yang, Sun (2017); Ferruci, Guida e Meliciani (2020); Mourao (2017)
3. Competitividade	Quanto maior competitividade maior o risco de sobrevivência	Yang, Gyu; Trim,; Lee e Yang, Sun (2017)
4. Mercado dinâmico	Um mercado mais dinâmico leva a riscos de sobrevivência	Yang, Gyu; Trim,; Lee e Yang, Sun (2017)
5. Taxa de crescimento do PIB	Relação significativa na taxa de risco	Barbosa (2016)
6. Inovação	Quanto maior é a Inovação maior é o risco	Yang, Gyu; Trim,; Lee e Yang, Sun (2017); Ferruci, Ghida e Meliciani (2020)
7. Prazo	Quanto maior o prazo do contrato menor será o tempo de sobrevivência até o evento de <i>default</i> .	Yang, Gyu; Trim,; Lee e Yang, Sun (2017); Divino e Rocha (2013); Carvalho, Orrillo e Silva (2019); Li, Yingying; Li, Ying e Li, Yan (2019)
8. Habilidades do empresário	Quanto maior o nível de gestão gerencial maior a taxa de sobrevivência	Barbosa (2016); DING et. al. (2012); Morao (2020); Yang, Gyu; Trim,; Lee e Yang, Sun (2017);
9. Controle dos custos	Quanto maior controle dos custos maiores serão as taxas de sobrevivência	Morão (2020); Ferruci, Ghida e Meliciani (2020)
10. Despesas elevadas	Quanto maior o nível de despesas menor será a taxa de sobrevivência	Morao (2020); Li, Yingying; Li, Ying e Li, Yan (2019)
11. Crise econômicas	Em tempos de crises econômicas as taxas de sobrevivência são menores	Morao (2020); Carvalho, Orrillo e Silva (2019)
12. Localização	Quanto mais distante maior a probabilidade de ocorrer o evento	Morao (2020); Li, Yingying; Li, Ying e Li, Yan (2019)

Fonte: Elaborada pela autora (2020)

Observa-se no quadro 3 que vários autores realizaram estudos com análise de sobrevivência identificando variáveis associadas ao evento.

Entre as variáveis associadas ao evento destacam-se aquelas relacionadas à concessão de crédito, maturidade da empresa e ao prazo do empréstimo. Na concessão está relacionada as empresas tecnológicas que conseguem fundos para investimento, essas tendem a apresentar uma taxa de sobrevivência superior as empresas consideradas não inovadoras (FERRUCI; GHIDA; MELICIANI, 2020). Quanto maior o tempo de atividade da empresa maior sua taxa de sobrevivência, nesta está relacionada a variável de maturidade da empresa.

Na pesquisa de Ferrucci, Guida e Meliciani (2020), foi estudado o impacto de medidas dedicadas ao alívio de restrições financeiras para o crescimento e sobrevivência de empresas inovadoras italianas. Utilizaram dados do Fundo Italiano para relacionar o crescimento e sobrevivência dessas empresas. Além disso, destaca-se na pesquisa que empresas inovadoras são caracterizadas por uma alta participação de ativos intangíveis que não podem ser dados em garantia e os

investimentos em ativos físicos, o capital geralmente é específico da empresa e tem pouco valor colateral. Foi estimado o impacto da proporção de empréstimos cobertos pelo fundo italiano por meio de contratos de créditos aprovados e total de ativos para crescimento e sobrevivência, com isso testaram se difere entre empresas inovadoras e empresas estabelecidas. Entre as variáveis utilizadas para o teste, estão tamanhos, número de funcionários, idade e ativo de longo prazo.

Os resultados de todas as especificações mostram que a obtenção de mais fundos dos bancos ajudam as empresas crescerem. O uso desses fundos ajuda empresas inovadoras significativamente mais do que as não inovadoras, com um efeito adicional de cerca de 0,025. Uma conclusão robusta é que as empresas inovadoras têm tempos de sobrevivência mais longos em relação a não inovadores. Como esperado na pesquisa, a sobrevivência aumenta com idade, tamanho e crescimento firme. O ROA e o índice de patrimônio líquido têm um pequeno e efeito positivo na sobrevivência firme. O fundo contribui para aumentar a sobrevivência firme apenas das empresas inovadoras (para uma unidade, aumento da proporção de empréstimos cobertos pelo Fundo em relação ao total de ativos, a taxa de insucesso das empresas inovadoras diminui em cerca de 3-5%). As estimativas da equação de sobrevivência, descobre-se que a maioria dos resultados são confirmados com probabilidade de sobrevivência apenas para as empresas inovadoras (FERRUCI; GHIDA; MELICIANI, 2020).

Enfatizaram mais uma vez a conclusão de que favorecer o acesso das empresas a empréstimos bancários por meio do fundo é particularmente importante para empresas inovadoras sofrendo de restrição financeira devido a informações assimétricas. Ao mesmo tempo, os resultados levantam dúvidas sobre as vantagens da medida política para a sobrevivência das PME em geral. Os principais resultados do trabalho foram confirmados com uso da garantia do fundo aumenta o crescimento e a sobrevivência mais para as empresas inovadoras do que para as estabelecidas, tendo uma relação positiva entre a concessão de empréstimos e a sobrevivência para empresas inovadoras (FERRUCI; GHIDA; MELICIANI, 2020).

Nos estudos relacionados a maturidade das empresas que tiveram concessão de empréstimos, possui relação com a sobrevivência, no qual aumenta com idade, tamanho e crescimento firme. No entanto quanto maior idade da empresa maior o risco de falha, ou seja, maior a probabilidade de default nos contratos de microcréditos.

Na pesquisa de Mourao (2017), foi observada as iniciativas portuguesas financiadas por microcrédito, especialmente aquelas garantidas pelo fundo, que abrange o sistema de crédito do país. Teve como objetivo analisar as taxas de sobrevivência de Microempresas portuguesas financiadas pelo microcrédito e identificar empiricamente dimensões relacionadas a maior probabilidade de sobrevivência. A fonte de dados foi por meio do programa que o governo de Portugal que lançou para acesso ao crédito a micro e pequenas empresas, em seus primeiros 7 anos de vida, criou 625 microempresas, 730 postos de trabalho, e emprestou mais de 2,7 milhões de euros em capital. O mesmo autor identificou o setor distribuição desses projetos da seguinte forma: restauração e alimentação (21%); roupas, couro e calçados desgaste (11%); artesanato (8%); construção (5%); limpeza (3%); cabeleireiros (4%); agricultura (3%); e gar-definição (2%). O autor discorreu sobre as características dos empresários, como as habilidades de gestão que se beneficiaram com o programa de microcrédito, tendo valores estimados do parâmetro de variância associado com o efeito de fragilidade nos modelos Weibull foram estatisticamente significantes, revelando que as características não atendidas dos casos também explicam a heterogeneidade de sobrevivência/falhas de microempresas.

Divino e Rocha (2013), identificaram em suas pesquisas os principais determinantes da probabilidade de default em uma operação de crédito hipotecário, que é apoiado por garantia. Foram utilizados um conjunto de dados exclusivo com 268,036 contratos de empréstimo e aplicaram regressão logística e Cox modelo de riscos proporcionais na estimativa. As características do contrato de empréstimo são dadas por região geográfica do empréstimo, valor do contrato, valor da garantia, a duração do contrato, e a taxa de juros de empréstimo cobrada pelo credor.

O resultado apresentou que a taxa de juros do empréstimo aumenta a probabilidade de inadimplência, porque reduz a capacidade do mutuário do pagamento da dívida, além do prazo do contrato de microcrédito que quanto maior o período do contrato, maior será o risco de sobrevivência. Neste contexto, no ponto de 180 dias de atraso definindo como *default*, cerca de 72% dos contratos que permitam atingir este intervalo de corte, migraram para atrasos maiores. Apenas cerca de 28% deles migraram para atrasos mais curtos, pagando alguns ou todos de parcelas atrasadas e deixou a condição de inadimplência. Dado que os pagamentos são mensais, pode-se calcular o atraso de reembolsos de 6 ou mais parcelas. Os contratos

que não obtiveram 180 dias de atraso no período foram tratados como censurados. O tempo de sobrevivência é igual ao número de meses, em que foram observados. Analogamente, os contratos não observados durante o período eram considerados censurados e seu tempo de sobrevivência é o número de meses em que foram observados.

Na pesquisa de Carvalho, Orrillo e Silva (2019), foram coletados dados de contratos de microcréditos de 47 mil micros e pequenas empresas. Estes contratos são operações de crédito de curto prazo com exigências de garantia. O período é mensal e varia de dezembro de 2004 a dezembro de 2010. Incluíram no modelo covariáveis de controle dependentes do tempo que representam indicadores macroeconômicos dependentes do tempo, características do tomador e mercado. Foi considerado a inadimplência contratos com mais de 90 dias de atraso e cerca de 90% dos contratos que migram para este cenário migram para atrasos mais longos. Neste contexto, os resultados da pesquisa foram que a probabilidade de sobrevivência dos contratos de curto prazo dentro de 6 meses foi observada e os contratos com probabilidade de sobrevivência menor que 60% foram considerados potenciais inadimplentes no sexto mês, esses contratos foram comparados com contratos que realmente não cumpriram no sexto mês de vida.

Nos estudos de Li, Yingying; Li, Ying e Li, Yan (2019), foi estudado 60 mil registros de contratos de crédito de curto prazo chinês com base em análise de sobrevivência. Definiu-se o primeiro *default* de tempo como a morte do contrato. Na análise dos resultados foi observado que a probabilidade de *default* apresenta nos 48 meses de vida do contrato, sendo cancelado/bloqueado quando completam 5 anos de contrato.

No contexto de competitividade, mercado dinâmico, taxa de crescimento do PIB, inovação, estão os maiores riscos de sobrevivência das empresas que aderiram microcrédito por meio de garantias (YANG, GYU; TRIM; LEE E YANG; SUN, 2017; BARBOSA, 2016; FERRUCI, GHIDA E MELICIANI, 2020). Ademais, as variáveis associadas ao evento como despesas elevadas, quando o empresário contrai mais dívidas a chance de apresentar default é maior, em situações de crises econômicas a tendência de as empresas passarem por dificuldades financeiras e não conseguirem honrar seus pagamentos é maior e pôr fim a localização, quanto mais distante dos

grandes centros o risco tende a ser maior (MORAO,2020; LI, YINGYING; LI, YING E LI, YAN, 2019; CARVALHO, ORRILHO E SILVA, 2019)

Na presente pesquisa, o objeto de estudo são contratos de empréstimos de empresas clientes de uma instituição financeira, procurou-se na literatura características das empresas que em algum momento tiveram empréstimos, essas características foram utilizadas na aplicação da análise de sobrevivência pelos autores, conforme quadro 4.

Quadro 4. Características da empresa

Características	Descrição	Autores
1. Porte	Pequenas e médias empresas; (MEI; ME; EPP) – Tipo Fiscal: MEI; Sociedade Simples/Sociedade Empresarial (LTDA); EIRELI	Barbosa, 2016; Ferrucci, Guida e Meliciani, 2020; Conceição, et al (2016); Junior e Maciel (2020)
2. Setor	Serviço, Comércio e Indústria.	Barbosa, 2016; Ferrucci, Guida e Meliciani, 2020; Iwasaki e Kočenda (2020); Junior e Maciel (2020)
3. Tamanho e Quantidade de empregados	Empresas com mais de 15 e menos de 200 funcionários; Menos de 150 funcionários.	Barbosa, 2016; Columba; Gambacorta e Mistrulli (2010)
4. Idade da empresa	Empresas acima de 20 anos.	Yang, Gyu; Trim,; Lee e Yang, Sun (2017); Ferruci, guida e Meliciani (2020); Mourao (2017); Carvalho, Orrilho e Silva (2019); Bennouna e Tkiouat (2019); Junior e Maciel (2020)
5. Montante	O valor do montante.	Chen; Jiang; He e Zhou (2020); Giuli; Maggi e Paris (2009); Yoshino e Hesary(2019); Cowan; Drexler e Yañez (2015); Bennouna e Tkiouat (2019)
6. Finalidade de crédito	Objetivo da solicitação do crédito (conforme o autor, a falha está relacionada a finalidade do empréstimo).	Bennouna e Tkiouat (2019)
7. Garantia real	Percentual da garantia	Yoshino e Hesary(2019); Cowan; Drexler e Yañez (2015)
8. Ativo de longo prazo (Máquinas e Equipamentos)	Geralmente os ativos das pequenas empresas e balanços não são muito detalhados, levando a um maior risco de crédito refletido na taxa de juros.	Columba; Gambacorta e Mistrulli (2010)
9. Índice de empréstimo e prazo do contrato	Índice de empréstimos da empresa cobertos pelo FGC; prazo do contrato financeiro;	Ferrucci, Guida e Meliciani, 2020; Yang, Gyu; Trim,; Lee e Yang, Sun (2017); Carvalho, Orrilho e Silva (2019); Li, Yingying; Li, Ying e Li, Yan (2019)

Fonte: Elaborada pela autora (2020)

No quadro 4 apresentou-se as características das empresas tomadoras de crédito, no qual são determinantes no processo de aprovação do montante emprestado. A partir disso, os autores relacionaram as características com impacto nesta aprovação e acompanhamento ao longo do período do contrato.

Os autores conforme quadro 4, relacionaram as características como porte, setor e tamanho da empresa, sendo o porte micro, pequeno e médio em setores diversos como serviços, comércio e indústria. A quantidade de funcionários foi considerada acima de 15 e menos de 200, além disso as empresas analisadas tinham acima de 20 anos. Foi considerado o valor do montante do contrato, o motivo da solicitação sendo caracterizada como finalidade de crédito que a maioria das vezes é para capital de giro do negócio, o percentual da garantia real, ou seja, a garantia que a empresa possui caso não consiga cumprir com suas obrigações, ativo de longo prazo consiste em máquinas e equipamentos que adquiriu até o momento do contrato, índice de empréstimo geralmente cobertos pelo fundo garantidor de crédito e por fim, prazo do contrato.

Na pesquisa de Junior e Maciel (2020), foi analisado a inadimplência de contratos financeiros, teve como objetivo principal identificar a relação entre o perfil dos clientes inadimplentes e relacioná-los às características das empresas inadimplentes, medindo o índice de inadimplência e possíveis motivos do inadimplemento em um período de 5 anos (2013 a 2017). As microempresas possuem maior representatividade nos clientes com 75% de representatividade, sendo divididos em naturezas jurídicas como: Eireli – 3%, Empresa Individual – 22% e Sociedade Limitada – 50%. Já as empresas classificadas como profissionais liberais representam 3% dos clientes. Destacou-se que 28% dos clientes inadimplentes são do segmento Comercial, enquanto 72% das empresas são do segmento de Serviços. Constatou-se que 60% do valor geral de inadimplência está composto por clientes que possuem mais de 3 anos de tempo de cadastro, enquanto 13% do valor geral de inadimplência são formados por clientes com tempo de cadastro entre 1 e 3 anos.

No estudo de Alves e Camargo (2010), teve como objetivo identificar e analisar os fatores condicionantes da inadimplência nas operações de crédito concedidos por duas instituições de microcrédito do Maranhão. Foi realizada uma pesquisa quantitativa com dados socioeconômicos e dos financiamentos concedidos no período de 2003 a 2009, composto de 20.033 contratos de crédito. Identificaram que entre os

determinantes com maior representatividade para a inadimplência é a finalidade de crédito de capital de giro, em que os tomadores de créditos que possuem esta finalidade apresentam maior probabilidade de se tornarem inadimplentes.

Diante do contexto apresentado, verifica-se que as empresas que se tornam insolventes com probabilidade de apresentar eventos ao longo do tempo, possuem características internas e externas de mercado. Em razão da complexidade observa-se a necessidade da ampliação do estudo de sobrevivência relacionando contratos de empréstimos, uma vez que as características (variáveis), alteram o tempo de sobrevivência.

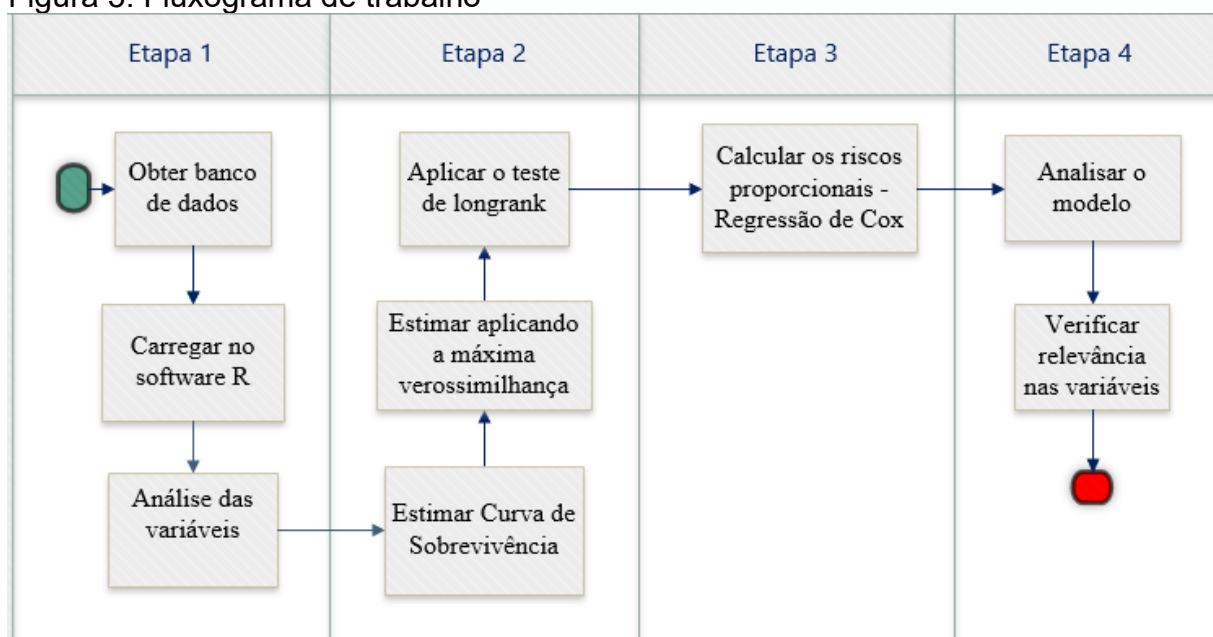
3 MATERIAIS E MÉTODOS

Os procedimentos metodológicos aplicados nesta pesquisa estão divididos em três categorias. A primeira se constitui do levantamento teórico-conceitual, do microcrédito, a dificuldade das empresas de adquirir empréstimos devido a assimetria de informações e a explanação sobre as limitações dos fundos quanto ao risco de default após crédito concedido.

A segunda apresentou-se o referencial teórico, que primeiramente, realizou-se o levantamento conceitual sobre crédito e mercado de crédito no Brasil; das instituições conessoras de microcréditos; bem como dos riscos existentes nos contratos financeiros. Na seção seguinte foi apresentada a fundamentação teórica sobre microcrédito, contratos de microcrédito, garantias e gestão de carteiras, além do risco de insolvência de instituições financeiras e de organizações. Esse conjunto de elementos teóricos foram importantes para que restasse fundamentada a formulação do problema e os objetivos dispostos no capítulo introdutório.

A terceira etapa se refere à análise de dados, sendo exposta neste terceiro capítulo. Nesta etapa foram empregadas técnicas estatísticas e modelos de sobrevivência, riscos proporcionais e fração de cura. O fluxograma apresentado na figura 5 demonstra o fluxo dos procedimentos empregados nas estimações e análises da pesquisa que compreende os dados (coleta e pré-processamento), concepção do modelo, método de estimação, variáveis empregadas, recursos computacionais utilizados e a validação do modelo. Na busca de simplificar o entendimento dos procedimentos adotados na estimação, foi elaborado o seguinte fluxograma, as etapas foram baseadas nos objetivos e nas premissas, com vistas a responder a problemática, o fluxograma apresentado na Figura 5 está subdividido em quatro etapas.

Figura 5. Fluxograma de trabalho



Elaborado pela autora (2020)

A primeira etapa refere-se aos dados, foram realizados esforços para coletar a base de dados, nos quais foram lançados manualmente por meio dos documentos disponibilizados pelo fundo de aval. Tais dados foram analisados e processados no software R, que para a presente análise foram utilizadas as bibliotecas ggplot2 para geração dos gráficos, dplyr para manipulação dos dados e flexcurve para estimação dos parâmetros do modelo flexível com fração de cura. Para os dados obtidos foram descritas as características das variáveis categóricas, análise da existência de inconsistências ou de valores omissos (*NAs – Not Available*), neste caso para dados faltantes, devido a assimetria de informações de MPE's, foi estimado por meio de um modelo de classificação estatística, que será apresentada posteriormente.

A segunda etapa consiste em estimar a função sobrevivência pelo método de Kaplan- Meier e a função risco (taxa de falha), estimar os parâmetros de máxima verossimilhança da amostra, aplicar o teste *longrank* para as hipóteses, nesta etapa que demonstramos o modelo de risco.

Na terceira etapa realizou-se a regressão de Cox, analisando os riscos proporcionais de inserir determinada variável considerando as demais constantes e a estimação dos parâmetros do modelo flexível com fração de cura.

Por fim, na última etapa foi realizada análise do modelo a partir de tais procedimentos metodológicos. onde os processos foram revisados para identificação

de relevância das variáveis. Essa etapa se concentra nos mecanismos que o modelo possui e que pode auxiliar na identificação das características das empresas que apresentaram *default* após crédito concedido, bem como a melhorar a compreensão acerca da relevância relativa de cada variável para o modelo, ou seja, qual variável que uma empresa tem capacidade de elevar ou reduzir o tempo até evento (*default*). A figura 6 mostra o processo dos capítulos apresentados até a análise.

Figura 6. Processo da pesquisa

Introdução	Referencial Teórico	Metodologia	Resultados e discussões
<ul style="list-style-type: none"> - Concessão de crédito às MPE's - Agentes concessionários de crédito - Riscos existentes nos contratos financeiros - Problemas da pesquisa - Objetivos - Justificativa 	<ul style="list-style-type: none"> - Mercado de crédito e microcrédito - Fundo de aval mútuo - Contratos de microcréditos e garantias - Mensuração do risco - <i>Default</i>, insolvência e seus determinantes 	<ul style="list-style-type: none"> - Base de dados - Modelo - Ferramentas - Análise de Sobrevivência - Estimativa e análise do modelo 	<ul style="list-style-type: none"> - Aplicar a técnica de sobrevivência - Regressão de COX - Estimar via fração de Cura - Analisar as variáveis explicativas - Estimar o ajuste do modelo pelo pseud. R² - Fazer a análise gráfica - Comparar métrica

Fonte: Elaborado pela autora (2020)

A partir dos estudos observou-se um conjunto de perguntas ou hipóteses norteadoras da pesquisa, todas com especial interesse no tempo de vida dos contratos de microcrédito e as possíveis variáveis que estão associadas à alteração no tempo de vida deles. Segue tais perguntas.

- a) Qual é a função de sobrevivência dos contratos de microcrédito de um fundo de aval?
- b) Quais são os ajustes dos modelos riscos de sobrevivência dos contratos?
- c) Quais as variáveis dos contratos de microcrédito que estão associadas ao evento?

3.1 BASE DE DADOS, MODELO E FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS

A base de dados para realização da pesquisa de contratos financeiros de MPE's, foi obtida por intermédio da Sociedade Garantidora de Crédito formado por um fundo de aval situada em Curitiba-PR, que atende clientes de Curitiba e Região Metropolitana do Paraná. Este recorte se justifica pela representatividade do fundo a região e pela possibilidade de coleta de dados organizados.

Tem como principais associados os MEI, Micro e Pequenas empresas de Curitiba, Região Metropolitana e Litoral. Atendendo 36 municípios. Visando promover a competitividade e desenvolvimento empresarial de seus associados. Propiciando a expansão do acesso ao crédito. A Garantissul começou a operar em 5 de dezembro de 2016 com capital no Fundo de Risco Local (FRL) de R\$ 1.000.000,00. Finalizando o ano de 2018 com R\$ 1.374.440,00 de concessão de crédito para indústria e R\$ 6.549.264,32 de empréstimos para empresas de comércio e serviço para um total de 150 MPEs no respectivo ano. O quadro 5 demonstra as operações da Garantissul no ano de 2018. A origem do FRL advém do SEBRAE, e possui em junho de 2019, R\$ 15.081.150,54 de concessões de crédito com R\$ 19.294.256,80 em crédito disponível (GARANTISULPR, 2019).

Quadro 5. - Demonstrativo das operações da Garantissul em 2018

Descrição	Agronegócio	Indústria	Comércio e Serviços
Número de Operações	-	16	134
Valores de concessão de crédito	-	R\$ 1.374.440,00	R\$ 6.549.264,32

Fonte: Elaborado pela autora (2020).

Foi realizada uma visita técnica a Garantissul, para observar e compreender as ações de acompanhamento das analistas referente as empresas que tiveram seu crédito concedido, e que apresentaram *default*. O crédito é materializado por meio da concessão de cartas de garantia complementares, as cartas de garantias fornecidas pelas SGC servem para lastrear as operações de crédito, tanto de capital de giro como de investimento. No momento da visita, observou-se que existem três analistas, em que apenas duas realizam o acompanhamento das empresas com *default*. O processo consiste no levantamento das empresas que tiveram a concessão de crédito por meio da consulta às instituições bancárias, na qual o crédito foi liberado com a carta de garantia do fundo, solicitando informações de atraso no pagamento das parcelas acordadas no contrato.

Desta forma, a instituição não havia uma base estruturada de dados que caracterizavam todas as informações dos seus clientes que apresentaram *default*, tendo a dependência das instituições bancárias e cooperativas para enviar as informações necessárias. Após recebimento dessas informações das instituições bancárias a Sociedade de Garantia, entra em contato com a empresa realizando o processo de cobrança para recuperação. Nesse sentido, a pesquisa se concentrou na criação de um modelo que seja possível identificar o perfil das empresas com maior probabilidade de *default*, bem como o momento do evento apresentado.

Por mais que as instituições bancárias enviam as informações de maneira digital, contudo a pesquisa in loco foi necessária, levantando as variáveis que possibilitam a aplicação do modelo de sobrevivência em contratos financeiros. A amostra foi formada pelas empresas que tiveram o crédito concedido no período de 2016 a 2020 que apresentaram ou não *default*, o recorte da amostra foi realizado diante das informações disponíveis no contrato de microcrédito, excluindo aquelas que não apresentaram informações em suas fichas cadastrais. Na coleta dos dados foram utilizadas fichas cadastrais, em que o microempresário preenche com os dados da empresa, cartas de garantias, nas quais possuem informações sobre o crédito concedido, a concessão é aprovada após carta de garantia aprovada e assinada entre as partes e cartão do CNPJ (Cartão Nacional de Pessoa Jurídica) para obter dados cadastrais das micro e pequenas empresas, estruturando uma base de dados com 273 observações. As variáveis trabalhadas na pesquisa são de três tipos básicos: variáveis binárias (sim ou não), variáveis categóricas (com quantidade finita de categorias) e variáveis numéricas (discretas ou contínuas). As variáveis existentes nas fichas e cartas de garantias podem ser observadas na Tabela 1 abaixo.

Tabela 1. Variáveis presentes na base de dados(continua)

Variável	Descrição	Classe do dado
surv	tempo de vida do contrato	numérico/discreto
status	0 censura e 1 evento	binário
tipo	Classe fiscal da empresa	categórico
setor	setor de atuação da empresa	categórico
porte	Classe do porte	categórico
q_empregados	quantidade de empregados	categórico
inf_qempregados	existência ou não de informação sobre quantidade de empregados	binário
idade_anos	tempo de vida da empresa	numérico/discreto
montante	valor do contrato	numérico/métrico
pmt	valor da prestação	numérico/métrico

Tabela 1 Variáveis presentes na base de dados

Variável	Descrição	Classe do dado
finalidade	finalidade do empréstimo	categórico
garantia_real	valor das garantias reais ofertadas	numérico/métrico
ativo_lp	valor do ativo LP (em milhares)	categórico
inf_ativop	existência ou não de informação do ativo LP	binário
tx_juros	taxa praticada no contrato	numérico/métrico
prazo	número de prestações do contrato	inteiros

Fonte: Elaboração própria (2021)

As variáveis apresentadas na tabela 1 foram baseadas na teoria e que são utilizadas para o crédito concedido da Garantidora. Ressalta-se que para as variáveis quantidade de empregados e ativo de longo, algumas empresas não informaram nas fichas cadastrais, sendo assim, foi necessário adotar um modelo estatístico de classificação para viabilizar a construção do modelo. Para estabelecer um modelo de risco de contratos que consiga estimar o tempo de vida do contrato até o evento, foi utilizada a técnica estatística análise de sobrevivência com fração de cura.

3.1.1 Análise de Sobrevivência

A técnica empregada para analisar os dados no presente projeto foi a análise de sobrevivência. Define-se análise de sobrevivência como a um conjunto de procedimentos estatísticos para a análise de dados, do tipo “tempo para a ocorrência de um evento de interesse” (AUSTIN, 2017). Desta forma, essa é a mais indicada para estudos que buscam estudar o tempo transcorrido até o evento de interesse como é o caso do presente projeto.

A função sobrevivência é crescente no tempo, com a probabilidade de o objeto de estudo sobreviver no tempo zero de 1 e a probabilidade de sobreviver no tempo infinito é 0. A representação gráfica da função é apresentada pela função $S(t)$. Uma figura seria apresentada por uma curva que poderá ser íngreme representando um curto tempo de sobrevivência e uma gradual ou plana representam sobrevivência alta ou longa (AUSTIN, 2017; SCHOBBER; VETTER, 2018).

Dentro do processo de aplicação da análise de sobrevivência, uma primeira etapa é a estimação da curva de sobrevivência, a qual reflete a probabilidade de um dado indivíduo i estar “vivo” no instante de tempo “ t ” estimado (SCHOBBER; VETTER, 2018), isto é a probabilidade de uma observação sobreviver ao tempo “ t ”, como segue.

$$S(t) = P(T \geq t)$$

Onde:

S(t): função de sobrevivência

P: probabilidade

T: representa o tempo de falha

t: tempo

Como consequência, a função de distribuição acumulada pode ser escrita como:

$$F(t) = 1 - S(t)$$

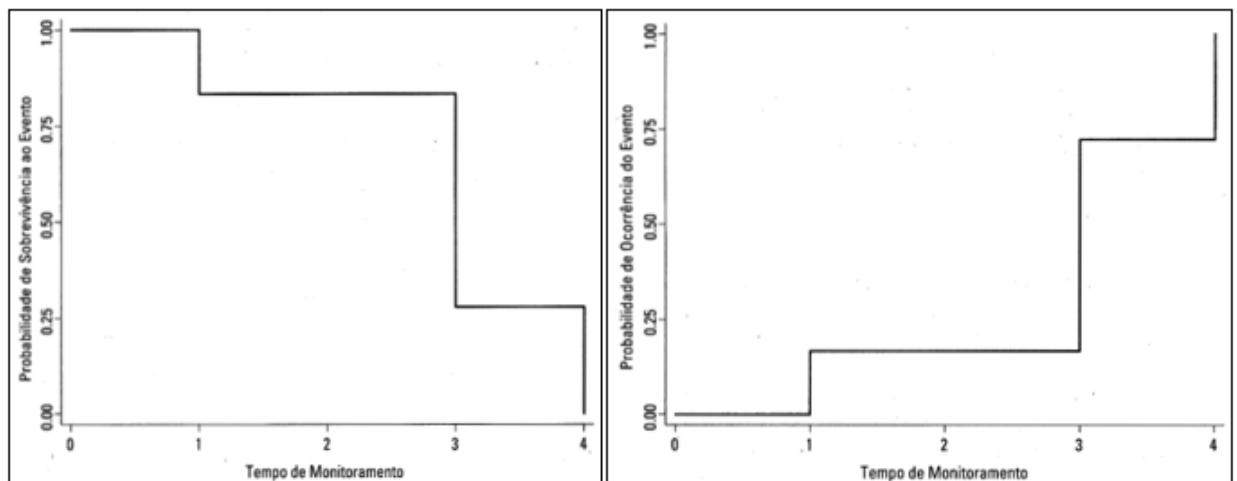
Onde:

F(t): função de distribuição acumulada

S(t): função sobrevivência

Uma relação importante entre as funções risco e sobrevivência é que a função risco e a função de sobrevivência, são inversamente proporcionais. Quando o risco aumenta, a probabilidade de sobrevivência diminui. Segue na figura 7 a função sobrevivência de Kaplan Meier e função risco.

Figura 7. Função de sobrevivência e função risco



Fonte: Fávero e Belfiore 2017, p.943.

Uma taxa de risco, conhecida na literatura como taxa de falha é a taxa de ocorrência do evento durante um determinado intervalo de tempo (SCHOBBER E

VETTER, 2018). A probabilidade de a falha ocorrer em um intervalo de tempo, pode ser expressa em termos da função de sobrevivência.

Diferentes funções de sobrevivência podem ter formas semelhantes, enquanto as respectivas funções de taxa de falha podem diferir drasticamente. Desta forma, a modelagem da função de taxa de falha é um importante método para dados de sobrevivência (COLOSIMO; GIOLO, 2006).

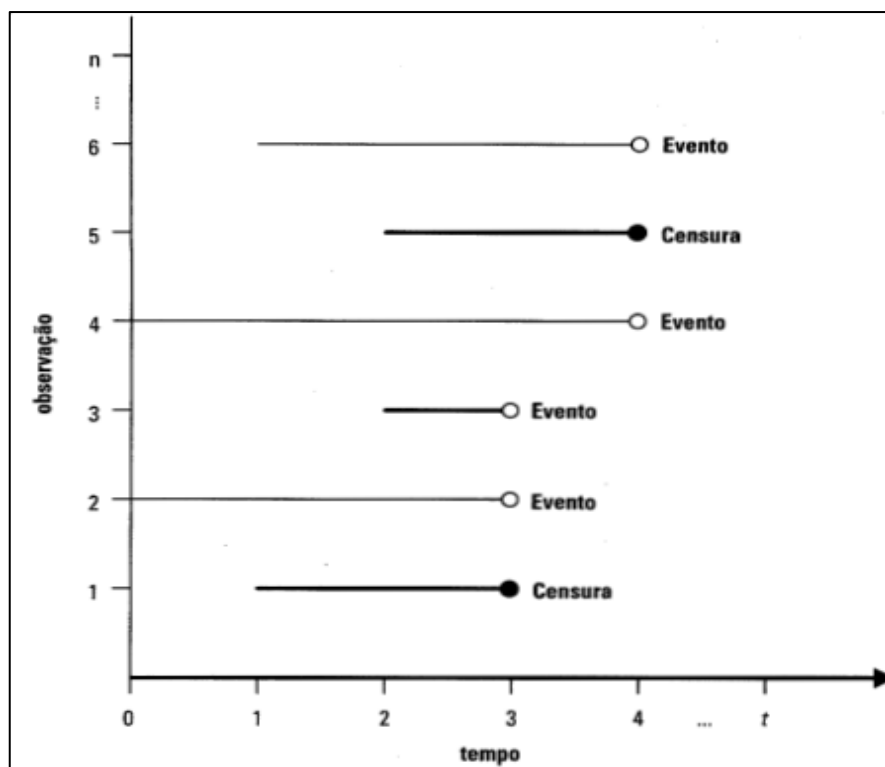
Um dos passos para analisar a curva de sobrevivência é utilizando a estimação da função, como existem algumas observações censuradas é necessário utilizar técnicas estatísticas não paramétrica, pois usam os próprios dados para estimar as quantidades necessárias da análise sem fazer uso de suposições a respeito da distribuição dos tempos de monitoramento. Os dados censurados para a função de análise de sobrevivência são aqueles que por algum motivo deixa de ser monitorado no tempo determinado. A presença de observações incompletas ou parciais é uma característica de estudo de sobrevivência, essas observações são denominadas de censuras (FÁVERO; BELFIORE, 2017p. 940).

Apesar de existirem censura nos estudos de sobrevivência, é possível que em uma pesquisa dependendo da base de dados e do objetivo do estudo não apresentem censuras, conforme abaixo:

É importante ressaltar que não há obrigatoriedade alguma quanto à existência de um percentual mínimo de dados censurados em amostras utilizadas para a estimação de modelos de sobrevivência. (FÁVERO; BELFIORE, 2017, p.960)

Antes de estimarmos a função de sobrevivência, precisamos indicar qual a variável que define o tempo e qual a variável que define se o indivíduo tem um tempo censurado ou não (evento). Conforme Fávero e Belfiore (2017, p.939) as características das observações (1 a 6) da figura 8 podem ser apresentadas num banco de dados.

Figura 8. Comportamento dos dados em análise de sobrevivência com censuras



Fonte: Fávero e Belfiore 2017, p.940.

Podemos verificar que os instantes de início e término e os tempos de monitoramento são diferentes entre as observações. A informação classificada com a indicação de censuras e eventos ao longo do tempo de monitoramento é possível observar na tabela 2.

Tabela 2. Dados de censuras e eventos

Observação	Status	Tempo de Monitoramento
1	Censura	2
2	Evento	3
3	Evento	1
4	Evento	4
5	Censura	2
6	Evento	3

Fonte: Fávero e Belfiore 2017, p.940.

Além disso, as observações com dados censurados, que tipicamente caracterizam uma análise de sobrevivência, serão incluídas no cálculo da função de sobrevivência ao evento, ou seja, uma observação com status de censura será utilizada no denominador da expressão para o cálculo das probabilidades de

sobrevivência ao evento para um tempo de monitoramento menor do que o daquela específica censura (FÁVERO E BELFIORE, 2017, p.940).

Como expresso por Colosimo e Giolo (2006) o método mais utilizado para a estimação da função de sobrevivência é conhecido como Estimador de Kaplan-Meier e pode ser definido como:

$$\hat{S}(t) = \prod_{j:t_j < t} \left(\frac{n_j - d_j}{n_j} \right) = \prod_{j:t_j < t} \left(1 - \frac{d_j}{n_j} \right)$$

Neste estimador o $t_1 < t_2 < \dots < t_k$ representa os k tempos distintos e ordenados de falha, d_j representa o número de falhas em t_j , com $j = 1, 2, \dots, k$, e n_j representa o número de contratos sob risco em t_j .

Considerando d_j como o número de contratos que sofreram default no instante de tempo t_j , para $j = 1, 2, \dots, k$, e que m_j seja o número de observações censuradas no intervalo semi-aberto $[t_j, t_{j+1})$, nos tempos t_{1j}, \dots, t_{jm_j} , a probabilidade de default tempo t_j pode ser dada por $S(t_j) - S(t_j +)$, com $S(t_j +) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0^+} S(t_j + \Delta t)$, $j = 1, 2, \dots, k$.

Como destacado por Colosimo e Giolo (2006), pode-se estimar a contribuição para a função de verossimilhança do tempo de sobrevivência de um evento é dada pelo tempo até a censura $t_{j\ell}$, com $\ell = 1, 2, \dots, m_j$ como: $P(T > t_{j\ell}) = S(t_{j\ell} +)$. Desta forma, a função de verossimilhança para estimação do tempo de sobrevivência é dada por:

$$L(S(\cdot)) = \prod_{j=0}^k \left\{ S(t_j) - S(t_j +) \right\}^{d_j} \prod_{\ell=1}^{m_j} S(t_{j\ell} +)$$

As principais propriedades do estimador de Kaplan-Meier são basicamente as seguintes:

- a) assintoticamente não viciado;
- b) consistência fraca;
- c) converge assintoticamente para um processo gaussiano;
- d) é um estimador de máxima verossimilhança de $S(t_j)$.

Os testes de hipóteses a partir das curvas de sobrevivência se dão por meio da comparação entre as curvas. A estatística não paramétrica mais utilizada para comparar as curvas de sobrevivência de grupos é o teste *logrank*. Esse teste compara a hipótese de “nulidade de tratamento”, isto é, a ausência de efeito derivado de grupos previamente estabelecidos, podendo ser bilateral ou mesmo unilateral. Para um valor crítico (alfa) menor que o valor p especificado (aqui considerado como 0,05), se rejeita a hipótese nula. A estatística desse teste é calculada a partir da diferença entre o número de falhas em cada contrato e o correspondente número de falhas esperadas sob a hipótese nula (COLOSIMO; GIOLO, 2006).

De acordo com Colosimo e Giolo (2006), Cox propôs um modelo de regressão para a análise de dados com observações censuradas que rapidamente, se tornou o mais utilizado devido a sua flexibilidade e versatilidade, cuja única suposição é que os riscos dos grupos a serem comparados são proporcionais. Este modelo abrangia muitas situações práticas onde podia ser utilizado, desde a medicina a engenharia.

A abordagem semiparamétrica, é representada pelo modelo de riscos proporcionais de Cox (ou simplesmente regressão de Cox), bastante utilizado em diversos campos do conhecimento, como medicina, bioestatística, agropecuária, engenharia, atuária, economia, marketing, recursos humanos, logística, finanças e contabilidade (FÁVERO; BELFIORE 2017, p.941). A forma geral do modelo é dada por:

$$\hat{S}_i(t) = \hat{S}_{0i}(t) \cdot e^{(\beta_1 \cdot X_{1i} + \beta_2 \cdot X_{2i} + \beta_k \cdot X_{ki})}$$

Onde $\hat{S}_i(t)$ representa a função de sobrevivência basal (baseline survival) para um tempo de monitoramento t, e corresponde à probabilidade de sobrevivência ao evento em t para determinada observação i, quando todas as suas variáveis explicativas apresentarem valores iguais a zero. Além disso β (i = 1, 2, ... , k) são os parâmetros estimados de cada variável i explicativa, X são as variáveis explicativas (métricas ou *dummies*) e o subscrito i representa cada observação da amostra (i = 1, 2, ... , n, em que n é o tamanho da amostra).

Conforme Colosimo e Giolo (2006), para estimar os coeficientes da regressão paramétrica, a função de verossimilhança foi construída a partir da função de densidade de probabilidade calculada nos tempos de ocorrência do evento,

multiplicada pela função de sobrevivência calculada nos tempos de censura. No Modelo de Cox o vetor de parâmetros β é estimado a partir de uma verossimilhança parcial. De forma semelhante ao Kaplan Meier, considera-se apenas, a cada tempo t , a informação dos indivíduos sob risco, estimando os efeitos das covariáveis no tempo de sobrevivência.

Ao comparar tratamentos em termos de sobrevivência, geralmente é sensato ajustar-se a fatores relacionados ao paciente, conhecidos como covariáveis ou fatores de confusão, que podem afetar o tempo de sobrevivência (CLARK; BRADBURN; LOVE; ALTMAN, 2003).

Seguindo as diretrizes indicadas por Colosimo e Giolo (2006) o estudo pode ser classificado como retrospectivo, no sentido de que o evento de interesse já ocorreu no momento da pesquisa. Neste tipo de estudo, usualmente se emprega a abordagem caso-controle, no qual numa amostra de contratos se observa o evento de interesse (caso) e em outra (controle) não. As limitações desse tipo de estudo estão relacionadas à escolha e às características dos indivíduos que compõem o grupo de controle. Entretanto, para o presente estudo se faz uma análise não paramétrica de um fundo de aval associativo específico, o que não permite a inferência paramétrica para além dos contratos observados na presente pesquisa.

3.1.2 Consideração primária para uso de modelo flexível com fração de cura

Diversos estudos realizados em Administração e publicados na área de insolvência de pequenas empresas empregam modelos clássicos de sobrevivência com riscos proporcionais de Cox. Contudo, nesses estudos de sobrevivência, se considera que todos os indivíduos existentes no estudo falharão em algum momento do tempo, isto é, que todos os indivíduos do estudo não irão sobreviver em algum momento do tempo (BARBOSA, 2016; CARVALHO, ORRILHO, SILVA 2019; DIVINO, ROCHA, 2013; DING et. al. 2012; MOURÃO 2020; YANG, GYU, TRIM, LEE E YANG, SUN, 2017).

Faz sentido tal abordagem, uma vez que qualquer indivíduo que tenha probabilidade de morte (ou insolvência) diferente de zero, de fato falhará em algum momento do tempo. Isso significa que o percentual de indivíduos solventes tende a zero na medida em que o tempo tende ao infinito (CLARK; BRADBURN; LOVE; ALTMAN, 2003).

Neste sentido e considerando que a censura à direita do tipo II não indica a "não observância do evento", mas sim que até aquele momento não se observou o evento e que o evento ocorreu após o fim do estudo, tais estudos apresentam essa premissa como limitação para diversas aplicações. Uma limitação importante é o estudo de sobrevivência de contratos de crédito, uma vez que é possível que o contrato seja extinto pela inobservância do evento de default (morte) até o fim do contrato. Neste caso se enquadram as empresas que alteram seu porte de micro para pequena ou até mesmo alteração do tipo fiscal.

Diante dessa condição é possível pré-selecionar indivíduos (contratos) para compor o estudo em função de uma pré-disposição maior ao evento. Assim, seria possível criar uma condição de contorno inicial (diagnóstica) que permitirá ao pesquisador maior chance de observação do evento e menor número de indivíduos que não terão o evento até o final do contrato.

Duas considerações são importantes sobre tal estratégia:

i) Considerando a não observância de dados financeiros robustos e fidedignos o suficiente para a realização de um diagnóstico de insolvência no perfil das empresas estudadas - problema clássico de micro e pequenas empresas - se faz necessário um critério auxiliar para tal identificação. (em geral faz-se um modelo de classificação estatístico)

ii) Mesmo considerando o diagnóstico, dado que os indivíduos incluídos no estudo têm probabilidade diferente de 1 de falha (isto é, probabilidade diferente de 100% de não cumprimento do contrato) é possível e provável algumas organizações incluídas no estudo não venham a falhar até o fim do contrato, ferindo o pressuposto dos modelos clássicos de sobrevivência.

Como solução desse problema, o estudo deve trazer uma modelagem com fração de cura, isso é, uma fração de indivíduos que não terão o evento, mesmo quando n vai para o infinito. Com a pesquisa aplicada em estatística com dados para finanças, Granzzotto (2008) trabalhou com os modelos de análise de sobrevivência com fração de cura, contextualizando que essa, incorpora a heterogeneidade de duas populações (susceptíveis e imunes ao evento de interesse) e são conhecidos na literatura como modelos de longa duração.

Neste caso é necessário empregar uma técnica que incorpore tal problema, qual seja os modelos flexíveis com fração de cura em análise de sobrevivência.

Com o propósito de obter um modelo de risco de descontinuidade de contratos, será utilizado o pacote *survival* software estatístico R, o qual é um recurso computacional livre que utiliza uma linguagem de programação sendo muito empregado em análise de dados.

3.1.3 Limitações da Pesquisa

O estudo é retrospectivo, conforme já mencionado anteriormente, as limitações desse tipo de estudo estão relacionadas à escolha e às características dos contratos e dos mutuários que compõem o grupo de controle. Entretanto, para o presente estudo se faz uma análise não paramétrica de um fundo de aval associativo específico, o que não permite a inferência paramétrica para além do perfil observado na presente pesquisa. A limitação da pesquisa está relacionada com o não acompanhamento do processo ao longo do período analisado, por este motivo que é considerado um estudo retrospectivo.

3.2 Aspectos Éticos na Condução da Pesquisa

Os aspectos éticos são mais comuns em pesquisas na área da saúde por se tratar de dados de participantes vulneráveis. No entanto, faz-se necessário cada vez mais incluir este tema na pesquisa em administração. Conforme Creswel, (2007), a medida que o pesquisador coleta os dados, deve respeitar os participantes e os locais para a pesquisa, ter a clareza de até que ponto o estudo expõe as pessoas ao risco.

Por outro lado, quando os pesquisadores analisam e interpretam os dados quantitativos ou qualitativos, surgem questões que exigem decisões éticas. Como a interpretação correta dos dados sem qualquer manipulação para atender as necessidades do pesquisador, outro ponto que deve ser lembrado é de não inserir termos de origem preconceituosa na pesquisa ou informações de participante que pode vir a prejudicar os envolvidos. Neste sentido, a ética no presente trabalho consiste em não expor os mutuários do objeto de estudo, principalmente caso seja demonstrado a possibilidade maior de default.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Em estudos sobre o perfil dos clientes que não horam seus empréstimos, a maioria se baseia na avaliação no conhecimento dos clientes, em suas atividades e em seus padrões de vida através de modelos qualitativos e quantitativos de classificação. A tomada de decisão baseada em métodos de classificação qualitativos (*judgmentais*), embora tenha um bom poder preditivo, corre o risco de ser subjetivo e não suprir a necessidade resolver problemas de assimetria de informações. Para lidar com essas falhas, os métodos estatísticos são as melhores soluções para o viés de seleção pessoal (BENNOUNA E TKIOUAT, 2019). Como visto, mesmo os métodos de classificação comumente empregados (como a regressão logística) não são capazes de atender à demanda de entendimento do problema do tempo até o evento.

Na luz da teoria apresentada, considerando as perdas financeiras que os bancos e fundos estão expostos concedendo crédito as micro e pequenas empresas, o estudo do tempo até o evento de *default* dos contratos foi destacado em sua relevância para a mensuração e entendimento do risco da exposição e analisado pela curva de sobrevivência, identificando as variáveis associadas à “morte” do contrato (AUSTIN, 2017). Neste sentido, o capítulo 4 mostra os resultados e discussões dos dados coletados e aplicados na técnica estatística análise de sobrevivência.

Como é possível observar na tabela 3, em que se refere a finalidade do crédito, o conjunto de dados empregados para o presente problema tem um total de 273 observações, organizadas em 15 variáveis. Diversas categorias da variável “finalidade” têm poucas observações e poucos eventos, desta forma, para o caso da variável “finalidade” optou-se por criar apenas duas categorias: “c_giro” (capital de giro) e “outras” (que agrupa renegociações, inv_misto e investimentos). Tal ação, se analisada apenas pela descritiva das proporções, não causaria grandes problemas, dada a homogeneidade da distribuição dos eventos dadas as categorias. No estudo de Bennouna e Tkiouat (2019), no qual analisaram os inadimplentes de Marrocos utilizaram como finalidade de crédito o capital de giro, desta forma é importante ressaltar que, por tal estratégia, a pesquisa se mostra focada no efeito do capital de giro em relação a outras necessidades de investimento/financiamento das empresas. Nesse contexto, segue tabela 3 com as informações de finalidade de crédito.

Tabela 3. Finalidade de Crédito

Finalidade	Sem evento (0)	Com evento (1)
c_giro (capital de giro)	181	36
comps_reneg (renegociação)	6	1
inv_misto (investimento misto)	19	3
Invest (investimento)	22	5
Total	228	45
Total de observações (Sem e Com evento)		273

Fonte: Elaboração própria (2021)

Da mesma forma foi realizado um novo agrupamento da variável “quantidade de empregados”, uma vez que algumas classes também apresentavam pouca ou nenhuma observação. Neste caso, as classes ficaram conforme tabela 4:

Tabela 4. Quantidade de empregados

Classe	Descrição	N observações
Não informado	Empresa não informou qtd. colaboradores	172 observações
<7	Empresas com menos de 7 colaboradores	64 observações
>=7	Empresas com 7 ou mais colaboradores	37 observações
Total		273

Fonte: Elaboração própria (2021)

Também fora criada uma opção de informação ou não do número de colaboradores, isto é, uma variável binária em que 0 seria a organização que informou o número de colaboradores e 1 a organização que não informou.

Seja quantidade de empregados, tipo fiscal e ativo de longo prazo, todos os dados foram analisados em estudos de sobrevivência do tempo até o evento na área financeira e de crédito (BARBOSA, 2016; FERRUCCI, GUIDA E MELICIANI, 2020). Na presente pesquisa para o tipo fiscal, observou-se três tipos na base de dados, conforme tabela 5:

Tabela 5. Tipo Fiscal

Tipo	Descrição	n observações
EI	Empresa individual	48 observações
EIRELI	Empresas de responsabilidade limitada	46 observações
SEL	Sociedade empresarial limitada - LTDA	179 observações
Total		273

Fonte: Elaboração própria (2021)

Pelo caráter de proximidade entre empresas individuais e empresas individuais de responsabilidade limitada, optou-se por agrupá-las em uma única classe. Da mesma forma que fora realizado no caso da quantidade de empregados, para o caso

da informação ou não da quantidade de ativos, optou-se pela categorização em três tipos e pela criação de uma variável binária para acondicionar as organizações que não informaram o valor de ativo de longo prazo. As observações ficaram como segue:

Tabela 6. Ativo de Longo de Prazo

Ativo LP	Descrição	n observações
<20	Empresa com menos de R\$ 20.000,00 em ativos de LP	63 observações
>=20	Empresa com R\$ 20.000,00 ou mais em ativos de LP	68 observações
Indisponível	Empresa que não informou o valor de ativo de LP	142 observações
Total		273

Fonte: Elaboração própria (2021)

Considerando o referencial teórico apresentado no capítulo 2, a análise do presente trabalho se baseou em 17 variáveis, conforme tabela 7, segue a descrição de cada uma das variáveis.

Tabela 7. Variáveis do estudo

Variável	Descrição	Classe do dado
surv	tempo de vida do contrato	numérico/discreto
status	0 censura e 1 evento	binário
tipo	Classe fiscal da empresa	categórico
setor	setor de atuação da empresa	categórico
porte	Classe do porte	categórico
q_empregados	quantidade de empregados	categórico
inf_qempregados	existência ou não de informação sobre quantidade de empregados	binário
idade_anos	tempo de vida da empresa	numérico/discreto
montante	valor do contrato	numérico/métrico
pmt	valor da prestação	numérico/métrico
finalidade	finalidade do empréstimo	categórico
garantia_real	valor das garantias reais ofertadas	numérico/métrico
ativo_lp	valor do ativo LP (em milhares)	categórico
inf_ativopl	existência ou não de informação do ativo LP	binário
tx_juros	taxa praticada no contrato	numérico/métrico
prazo	número de prestações do contrato	inteiros

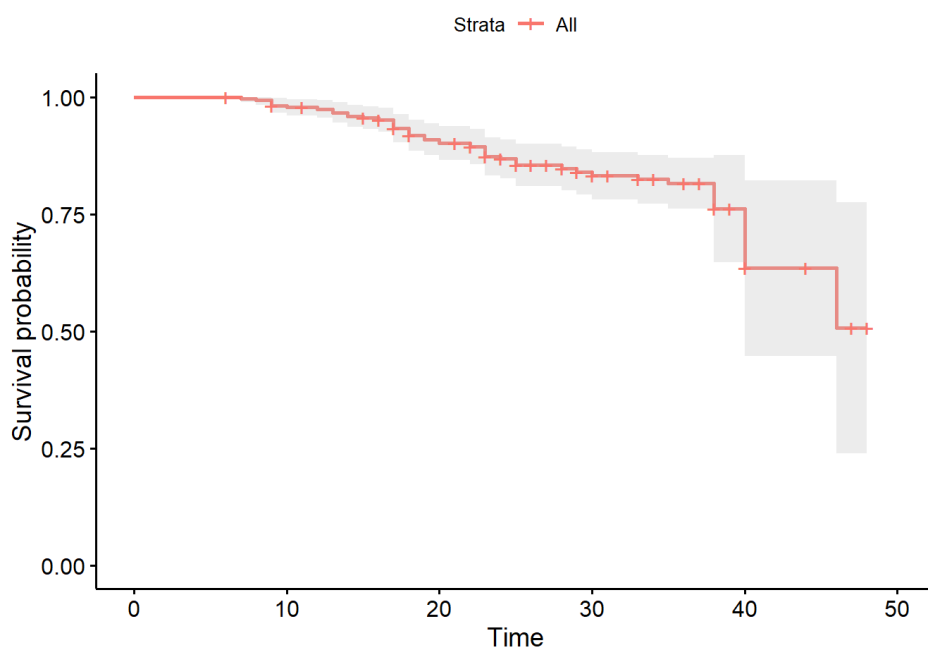
Fonte: Elaboração própria (2021)

Após apresentada as variáveis e sua classificação, na próxima sessão serão expostas as estimações dadas algumas covariáveis, como porte da empresa, tipo fiscal, setor de atuação e ativo a longo prazo, com o objetivo de analisar a significância das variáveis no modelo de sobrevivência.

4.1 Estimadores de Kaplan-Meier

Ainda que se tenha dificuldades iniciais pelas premissas do estimador de que, ao t ir para o infinito $P(X=x)=0$, isto é, a probabilidade de sobrevivência vai para zero, entende-se importante a observação das curvas de sobrevivência para visualização do comportamento dos dados dadas as variáveis categóricas em estudo. Desta forma, foram geradas as curvas como segue no gráfico 6:

Gráfico 6. Estimador de Kaplan Meier



Fonte: Elaboração própria (2021)

No gráfico 6 foi estimada a curva de sobrevivência dos contratos de microcréditos para todos os contratos, observa-se que até 10 meses quase 100% dos empréstimos estão sendo pagos, no entanto nota-se que a curva diminui consideravelmente quando chega em 40 meses, no qual a população em risco é de 63,4% estimado de probabilidade, ou seja, é a probabilidade dos indivíduos da amostra não honraram seus pagamentos está, em quarenta meses, em cerca de 36,4% (complementar da população em risco). A não ocorrência dos pagamentos futuros (fluxos de pagamentos) geram a descontinuidade do contrato de crédito, sendo que a probabilidade da ocorrência da descontinuidade é o que gera riscos aos fundos (CONANT, 1899). Os contratos de microcréditos garantidos pelo fundo, a maioria se apresenta com prazo de vencimento de 48 meses, sendo que nos 40 meses é

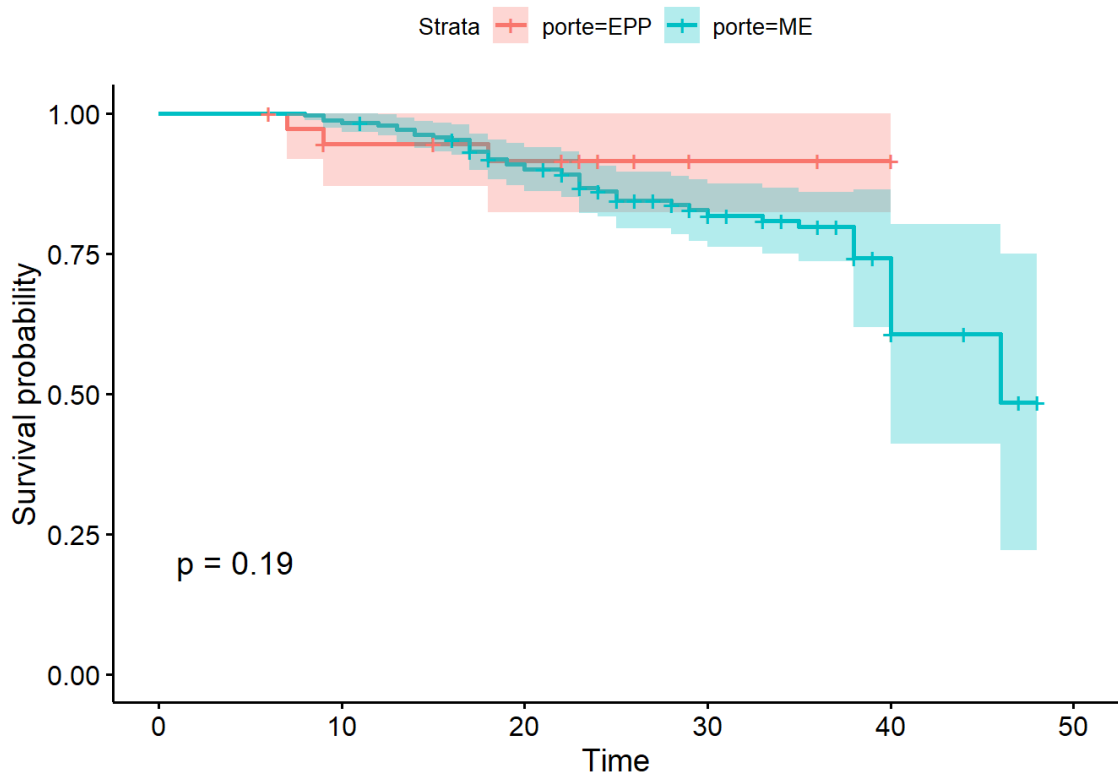
observada esta queda brusca, assim diminuindo a probabilidade de sobrevivência do contrato após este período. Este fenômeno é identificado, devido ao prazo do contrato que conforme pesquisas de Divino e Rocha (2013) e Carvalho, Orrilho e Silva, (2019) quanto mais próximo do término do contrato a probabilidade das empresas de apresentar default é maior. Desta forma, quanto maior o tempo do contrato, maior a probabilidade de ocorrer o evento. Esses resultados conforme a teoria, apresentam que quanto maior o prazo do contrato menor será o tempo de sobrevivência até o evento de *default* proporcionalmente. (YANG, GYU; TRIM; LEE E YANG, SUN, 2017; DIVINO E ROCHA, 2013; CARVALHO, ORRILHO E SILVA, 2019; LI, YINGYING; LI, YING E LI, YAN, 2019).

Esses resultados confirmam a pesquisa de Carvalho, Orrilho e Silva (2019), que identificaram contratos de operações de crédito com exigência de garantia cuja probabilidade de sobrevivência até o evento de inadimplência é de 60% dos contratos, no entanto essa probabilidade mostra logo no sexto mês do empréstimo, no caso da presente pesquisa mostrou-se apenas em 40 meses a mesma probabilidade aproximadamente, portanto mostrou-se que os contratos analisados na presente pesquisa apresentou um bom desempenho pela ótica do período estudado. Aproximou-se do resultado da pesquisa de Divino e Rocha (2013), que identificaram em suas pesquisas os principais determinantes da probabilidade de default em uma operação de crédito hipotecário, que é apoiado por garantia, no qual cerca de 72% dos contratos apresentaram default ao longo do período, destaca-se também que o tempo até o evento para esta probabilidade ocorreu em atrasos maiores, em comparação com 28% de atrasos menores acumulando a quantidade de parcelas não honradas durante o prazo contratual. Os autores Li, Yingying; Li, Ying e Li, Yan (2019), foi estudado 60 mil registros de contratos de crédito de curto prazo chinês com base em análise de sobrevivência. Analisaram contratos de créditos na China e identificaram que em um prazo de 5 anos, há grande probabilidade de apresentar *default* no terceiro ano, período que se aproxima do resultado deste estudo.

4.1.1 Estimador de Kaplan-Meier dado o porte da empresa

Entre as variáveis analisadas no modelo de sobrevivência, o tamanho da empresa representado pelo seu porte, foi uma delas, que para Barbosa (2016), pode influenciar no perfil dos clientes que apresentam *default*. No gráfico 7 segue curva de sobrevivência considerando o porte da empresa.

Gráfico 7. Estimador de Kaplan Meier dado porte da empresa



Fonte: Elaboração própria (2021)

Em uma amostra de 273 contratos, no qual 37 empresas são EPP (Empresa Pequeno Porte) com 3 eventos e 236 são ME (Microempreendedor) com 42 eventos, observa-se no gráfico 7 que as empresas com o porte de Microempreendedor apresentam 60,6% de probabilidade de sobrevivência ao *default* na quadragésima parcela, já para empresas EPP na décima oitava parcela apresentam uma pequena probabilidade de apresentar *default*. Este efeito é influenciado pela existência de somente 3 eventos. Na pesquisa o maior número de empresas são ME, resultado que se aproxima da pesquisa de Junior e Maciel (2020), em que foi analisado a inadimplência de contratos financeiros no período de 5 anos, cujo 70% da amostra eram ME, que apresentaram menor probabilidade de sobrevivência nos contratos

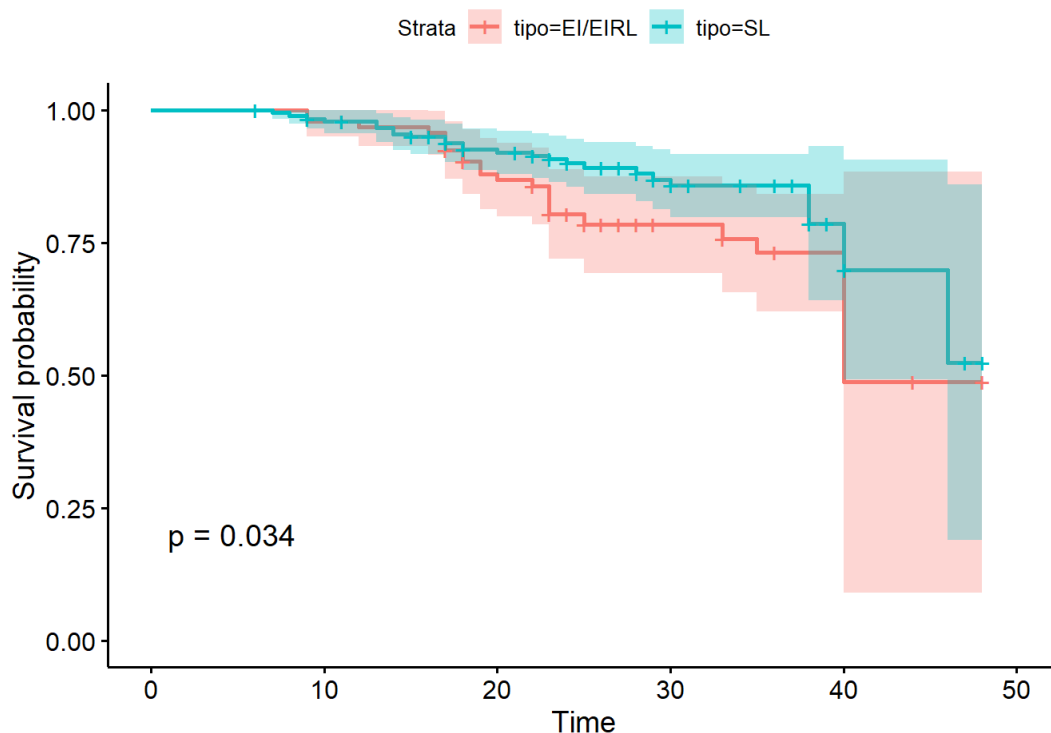
financeiros. Estes resultados se assemelham aos de Barbosa (2016), no qual as pequenas empresas de manufaturas consideradas no estudo possuem menor probabilidade de apresentarem *default*. Vale ressaltar que o número de pequenas empresas desta amostra é relativamente menor, o que pode influenciar na análise, na qual não consideramos um P-valor significativo no teste Logrank.

O comportamento da curva de sobrevivência considerando a característica porte, seguiu semelhante da estimação geral do modelo, com o p-valor de 0,19 não apresenta significância na comparação dos grupos “EPP” versus “ME”.

4.1.2 Estimador de Kaplan-Meier dado o Tipo Fiscal da empresa

No estudo de Junior e Maciel (2020), foi trabalhada na amostra as empresas de natureza jurídica, sendo divididas como: Eireli – 3%, Empresa Individual – 22% e Sociedade Limitada – 50%. Já as empresas classificadas como profissionais liberais representam 3% dos clientes. Na presente pesquisa foram analisados no modelo 94 empresas do tipo fiscal EI/EIRL (Empresa Individual de Responsabilidade Limitada) com 21 eventos e 179 empresa SL (Sociedade Limitada) com 24 eventos. Neste contexto, segue no gráfico 8.

Gráfico 8. Estimador de Kaplan Meier dado Tipo Fiscal



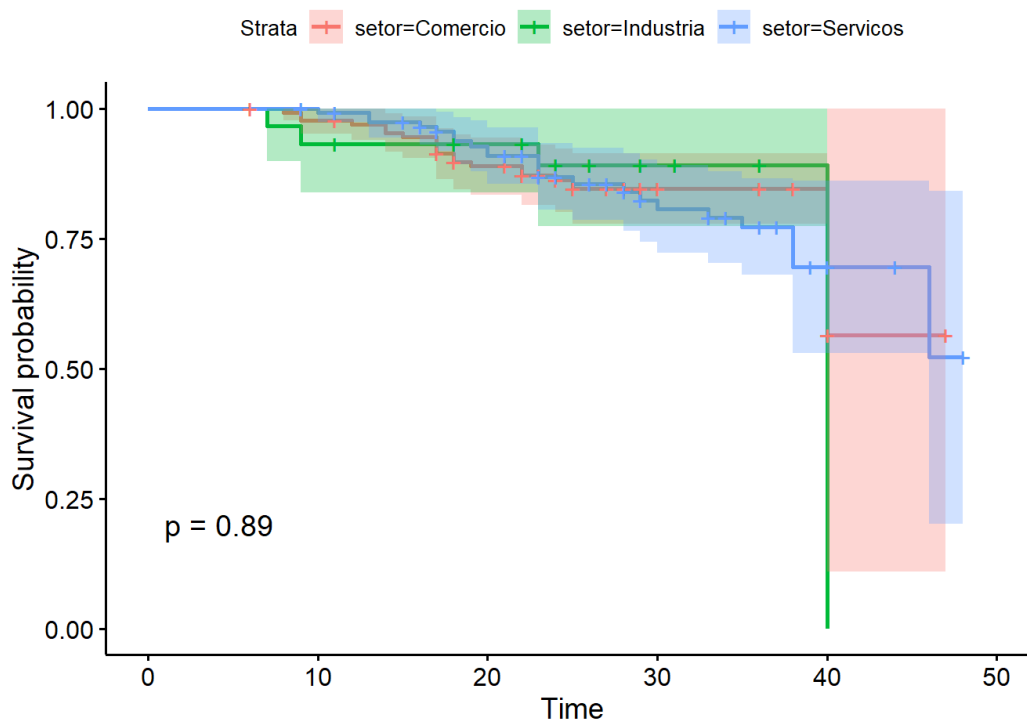
Fonte: Elaboração própria (2021)

É possível observar no gráfico 8 que as empresas cujo tipo fiscal é EI/EIRL apresentam 73,1% de probabilidade de sobreviverem ao *default* no mês 32 do contrato. As empresas SL mostraram maior probabilidade de sobrevivência em comparação com as EI/EIRL. Pode-se considerar o tipo fiscal estatisticamente significativamente com o p-valor de 0,034. Desta forma, o tipo fiscal pode influenciar na probabilidade de sobrevivência em contratos de microcréditos. Este resultado é consistente com estudos de Conceição, et al (2016), em que foi estudado a sobrevivência de empresas que aderiram ao programa do Simples Nacional e tiveram contratos financeiros aprovados, nas quais as empresas optantes pelo Simples Nacional apresentam chance 30% menor de morte que os não optantes, no entanto o estudo não é direcionado a contratos de microcrédito, o que torna a presente pesquisa diferenciada.

4.1.3 Estimador de Kaplan-Meier dado o setor de atuação da empresa

Para a estimação do setor de atuação, foram utilizados as covariáveis, comércio, indústria e serviços, no qual foi considerado o setor da empresa cliente que teve o crédito aprovado pela instituição, como segue no gráfico 9.

Gráfico 9. Estimador de Kaplan Meier dado o setor de atuação da empresa



Fonte: Elaboração própria (2021)

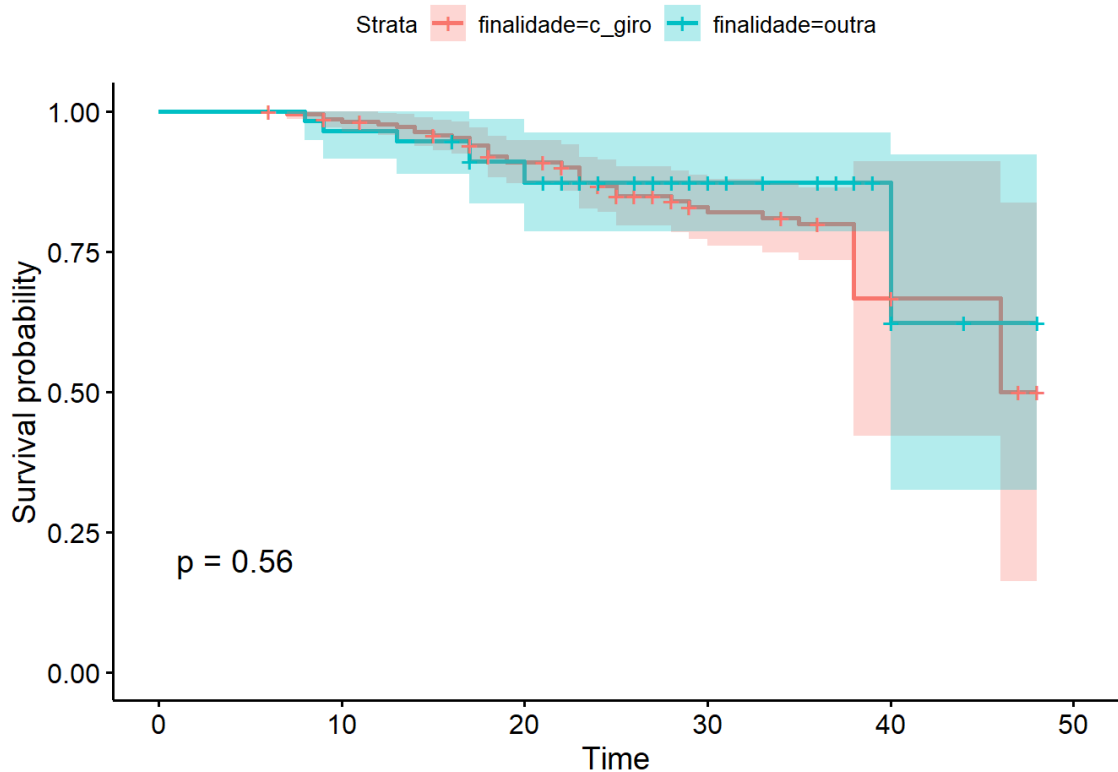
Observa-se no gráfico 9, que as empresas que pertencem ao setor da indústria, finalizaram seus empréstimos nos 40 meses com apenas 4 eventos, apresentando um bom desempenho no modelo, o que confirma a teoria no estudo de Barbosa (2016), que a indústria tem maior chance de sobrevivência em comparação com outros setores, devido ao aumento da intensidade de capital. No estudo de Junior e Maciel (2020), como mencionado anteriormente, pesquisaram sobre a inadimplência de contratos financeiros e sua sobrevivência, destacou-se que 28% dos clientes inadimplentes são do segmento Comercial, enquanto 72% das empresas são do segmento de Serviços. Na presente pesquisa, foram analisados no setor do comércio 129 contratos com 19 eventos, tendo a probabilidade de aproximadamente 50% de apresentar *default* nos 40 meses. No setor de serviços foram analisados 115 contratos com 22 eventos, aumentando a probabilidade de 70% de apresentar *default* nos 38 meses de vida do contrato. Para Iwasaki e Kočenda (2020), o setor de serviço é o primeiro impactado em casos de crises econômicas e reformas políticas principalmente quando estão localizados em países emergentes, em seu estudo o setor de serviços tem probabilidade de 31,3% de fracasso, conseqüentemente de não honrar suas dívidas, principalmente de contratos financeiros.

A análise do modelo considerando as covariáveis do setor de atuação da empresa com o p-valor de 0,89, não apresenta um resultado estatisticamente significativo, portanto não são variáveis explicativas para conclusão do modelo de sobrevivência.

4.1.4 Estimador de Kaplan-Meier dada a finalidade do crédito da empresa

Foi levantado alguns fatores relacionados a empresa que tem seu crédito aprovado, entre eles a finalidade de crédito que para Bennouna e Tkiouat (2019), a falha está relacionada a finalidade do empréstimo. Para esta análise foi considerado como objetivo da solicitação do crédito o capital de giro e outras (investimento e investimento misto), conforme gráfico 10.

Gráfico 10. Estimador de Kaplan Meier dado a finalidade do crédito da empresa



Fonte: Elaboração própria (2021)

Como é possível observar no gráfico 10, os contratos de microcrédito cuja finalidade foi capital de giro teve mais eventos com 66,6%, estimado de probabilidade, de sobrevivência nos 38 meses. As outras finalidades apresentaram 9 eventos ao longo de vida do contrato. Alves e Camargo (2010), que estudaram a inadimplência de contratos de microcrédito no nordeste do país, identificaram que entre os determinantes com maior representatividade para a inadimplência é a finalidade de crédito de capital de giro, em que os tomadores de créditos que possuem esta finalidade apresentam maior probabilidade de se tornarem inadimplentes. Neste contexto, entende-se que os resultados da pesquisa se assemelham ao estudo mencionado.

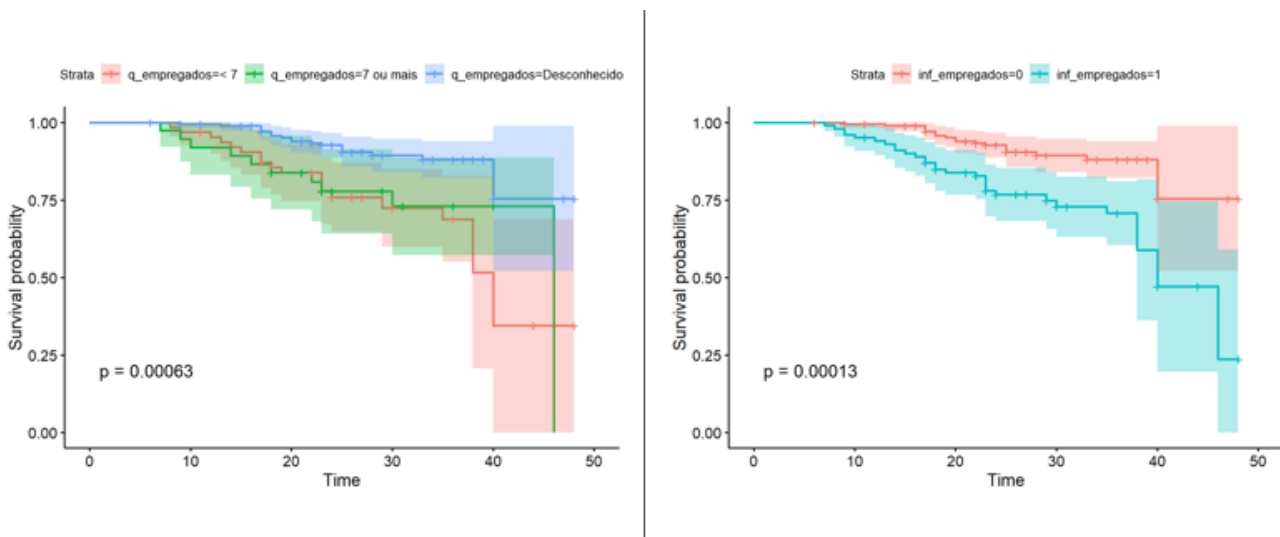
Há livros didáticos sobre finanças extensos sobre a importância da gestão do capital de giro para a lucratividade da empresa e crescimento (BARBOSA, 2016). O crédito bancário tendo a finalidade investimento em capital de giro, possui incentivos do governo para empresas que pretendem crescer seu negócio, desta forma os empréstimos caracterizados com esta finalidade possuem maior probabilidade de aprovação no momento da solicitação (FERRUCCI, GHIDA E MELICIANI, 2020). Na amostra coletada, identificou-se maior número de contratos cuja finalidade é capital

de giro, este fato se deve pela facilidade de aprovação da carta de garantia no momento da solicitação, no entanto os resultados mostram que há maior probabilidade de *default* em empresas que tiveram a finalidade de crédito o capital de giro, no entanto não teve significância estatística com p-valor de 0,56. Neste contexto, é bom salientar um ponto de atenção para os fundos que oferecem as garantias para este perfil de empresas, a finalidade poderá ser incluída na análise e acompanhamento durante o tempo de vida do contrato.

4.1.5 Estimador de Kaplan-Meier dada a quantidade de empregados

A quantidade de empregados foi uma das covariáveis utilizadas no modelo, primeiramente foram inseridas as empresas com menos de 7 empregados, igual ou maior que 7 e desconhecido, para aquelas empresas que não informaram na carta de garantia. Devido a quantidade de não informado, estimou-se uma variável binária em que 0 seria a organização que informou o número de colaboradores e 1 a organização que não informou, como segue no gráfico 11.

Gráfico 11. Estimador de Kaplan Meier dado a quantidade de empregados



Fonte: Elaboração própria (2021)

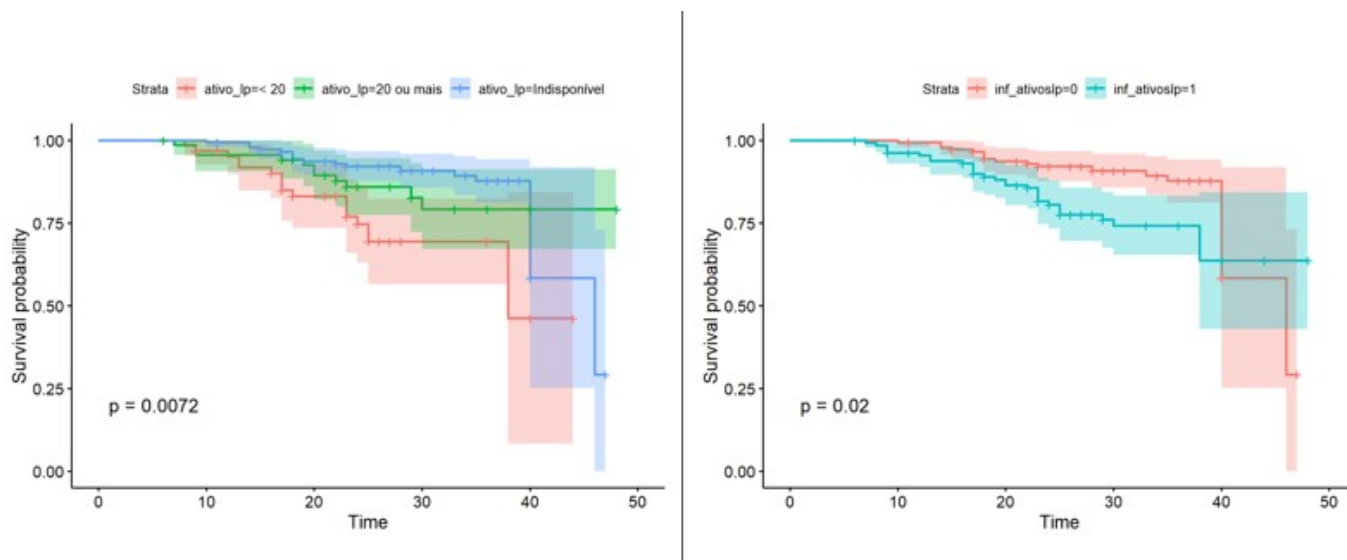
Na gráfico 11 observa-se que ambas estimativas apresentam significância estatística com p-valor menor que 0,05. Por se tratar de micro e pequenas empresas, a quantidade de empregados tendem a ser menor, no entanto a quantidade de empresas que não informaram nas suas fichas cadastrais e cartas de garantias o

número de funcionários é maior na amostra. Como resultado da pesquisa as empresas que acabaram informando a quantidade de empregados possui maior probabilidade de sobrevivência em todo o período do contrato. Para Ferrucci, Guida e Meliciani, (2020), quanto maior o número de funcionários na empresa, maior a probabilidade de sobrevivência, principalmente para *startups*.

4.1.6 Estimador de Kaplan-Meier dado o valor do ativo de Longo Prazo

Na análise optou-se pela categorização em três tipos e pela criação de uma variável binária para acondicionar as organizações que não informaram o valor de ativo de longo prazo, conforme gráfico 12.

Gráfico 12. Estimador de Kaplan Meier dado o valor do ativo de Longo Prazo



Fonte: Elaboração própria (2021)

No gráfico 12 mostra que empresas com menos de 20 mil de ativo de longo prazo possui maior risco de probabilidade de sobrevivência. Esta variável foi coletada com a estimativa apresentada pelo tomador do crédito no momento do preenchimento da ficha cadastral, porém foi identificado varios documentos sem a informação, por este motivo que optou-se pelo agrupamento. Com p-valor menor de 0,05 a variável de ativo de longo prazo é estatisticamente significativo. Geralmente os ativos das pequenas empresas e balanços não são muito detalhados, levando a um maior risco de crédito refletido na taxa de juros (COLUMBA; GAMBACORTA E MISTRULLI, 2010).

Com todas as estimações realizadas até o momento, considerando o modelo de análise de sobrevivência que quando tende a infinito da curva, a sobrevivência diminui, conclui-se que as covariáveis analisadas não contribuem significativamente na curva de sobrevivência do modelo geral, para isso foi estimado modelo com fração de cura sem covariáveis para cada distribuição.

4.1.7 Estimação do modelo com fração de cura sem covariáveis para cada distribuição

Foi realizada as estimações para o conjunto de distribuições para F generalizada, Gamma generalizada, Weibull, Log-normal, Exponencial, Log-logística, teste AIC e BIC. Após observação das estimações, considerando o AIC de cada um dos modelos, bem como os resultados da estimação sem covariáveis, foi realizado o teste de razão de verossimilhança por meio da função LRT do pacote flexcure e a decisão de qual modelo seria o melhor foi feito pelo teste de Razão de Verossimilhança e de acordo com o teste o melhor foi o Log-normal.

Tanto pelo critério de informação de Akaike quanto pelo critério de informação Bayesiano o modelo preferível foi o lognormal, reforçando os resultados observados no TRV.

4.1.8 Estimação do modelo flexível com fração de cura

Foi realizado dois modelos, o primeiro modelo estima a chance do objeto de estudo se curar, ou seja, a probabilidade de não apresentar evento ao longo do tempo de vida do contrato e outro estima para chance de morte, ou seja, de ocorrer o evento, e os dois modelos são interativos. Todas as covariáveis relacionadas como porte, setor, tipo fiscal, número de empregados e ativo de longo prazo, foram eliminadas por não contribuírem para o modelo. Apenas as variáveis com combinações permaneceram. No estudo de sobrevivência de contratos financeiros de Divino e Rocha (2013), as variáveis com um P-valor menor do que valor 0,05 são considerados estatisticamente significativos e mantidos no modelo. Finalmente, para selecionar entre dois modelos alternativos, a informação Akaike e Schwartz critérios foram aplicados (ALVES E CAMARGO, 2010). Descobriu-se então, a inclusão ou não da variável por um backward de AIC. Desta forma, foram inseridas todas as variáveis, excluindo-as alternativamente, diminuindo o AIC quando se tirava mais uma variável.

Observou-se que nestes testes obteve em um determinado momento um AIC crescente, nesta hora decide-se parar de rodar o modelo, quando descobrimos as variáveis que realmente influenciam na sobrevivência, conforme tabela 8.

Tabela 8. Estimador modelo flexível com fração de cura

Descrição do modelo		Resultados				
Modelo de probabilidade de Cura	(Intercept)	Tipo SL	Setor Indústria	Setor Serviços	Porte ME	inf_empregados
	-1.7872	-5.0812	2.4410	-0.6944	6.1652	3.7107
Modelo de distribuição no tempo de falha	(Intercept)	Tipo SL	Setor Indústria	Setor Serviços	Porte ME	inf_empregados
	3.5938	-2.5828	1.3409	-0.4102	3.7716	1.4690
Log (sdlog)			0.3526			
Nº observações			273			
Eventos			45			
Censuras			228			
Log - loglikelihood			249.7114			
AIC			525.4227			

Fonte: Elaboração própria (2021)

Ao analisar o modelo, observa-se que apenas quatro variáveis são explicativas, isto é, o modelo começou a apresentar um crescente AIC com apenas quatro variáveis explicativas. Para o modelo final, foi realizado três testes AIC, BIC e TRV, no qual conclui-se que restou somente as covariáveis de tipo fiscal, setor, porte e se tem informação ou não de número de empregados, essas variáveis contribuem para a acurácia do modelo. Neste contexto da pesquisa, seguindo os objetivos apresentados no estudo, para a amostra coletada e aplicada ao modelo, os determinantes de sobrevivência de contratos de microcréditos em operações de garantia são as covariáveis que contribuíram para o modelo são elas: tipo fiscal, setor, porte e se tem informação ou não de número de empregados. Desse modo, os fundos garantidores de crédito poderão acompanhar a duração do contrato financeiro tendo essas variáveis como mais uma alternativa de parâmetro. A pesquisa também colabora para formação de políticas públicas, no âmbito de oferecer iniciativas por meio de programas relacionado a concessão de crédito, tanto para os fundos como para as empresas com essas características.

Cabe ressaltar, também, que o procedimento metodológico não permite acompanhar o processo ao longo do tempo, devido a característica de estudo retrospectivo. Deste modo foi aplicado e ajustado um modelo de análise de sobrevivência de contratos de microcréditos com base na amostra da Sociedades Garantidoras de Crédito de Curitiba.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A concessão de microcréditos a indivíduos e micro e pequenas empresas, tem papel importante na manutenção e desenvolvimento de negócios, bem como na geração de emprego e renda. Entretanto, o mercado de crédito tem dificuldades em atender esse tipo de organização pela percepção de risco de perda dado o default. Com o objetivo de minimizar as restrições oriundas de tal risco, os fundos de aval mútuos formalizam e disponibilizam o aval para que as micro e pequenas empresas e indivíduos tenham acesso ao crédito com condições favoráveis. Dada a concessão de aval, esses fundos têm risco de exposição estimado como a extensão da perda em contratos de crédito em default que não são passivos de recuperação. Desta forma, o risco de exposição está diretamente associado à maturidade dos contratos de crédito avalizados. No entanto, os fundos de aval enfrentam alguns contratempos para desenvolver modelos para identificar o tempo até o evento de *default* em contratos de microcrédito, conforme observado na visita técnica realizada em setembro de 2021.

Dessa forma, a questão de pesquisa que norteou este trabalho foi: quais os determinantes da sobrevivência de contratos de garantia de operações de microcrédito no Paraná? Os determinantes de sobrevivência de contratos de microcréditos em operações de garantia são as covariáveis que contribuiriam para o modelo são elas: tipo fiscal, setor, porte e se tem informação ou não de número de empregados. Além disso, foi estimada a curva de sobrevivência dos contratos, identificando que 63,1% possuem probabilidade de apresentar o evento nos 40 meses de empréstimos, o que se pode facilitar na gestão da inadimplência e insolvência de empresas ao longo do tempo de vida do contrato.

O objetivo geral definido para este trabalho foi atingindo uma vez que foi identificado os determinantes por meio de um modelo de sobrevivência com fração de cura, que as instituições financeiras garantidoras de créditos, bem como órgãos públicos poderão utilizar na análise após concedido o crédito das operações de garantia de crédito. Para isso, utilizando o software estatístico R, foi necessário primeiramente estimar a curva de sobrevivência considerando as covariáveis e estimar o modelo pela fração de cura. Foi realizado três testes para definir o modelo o de AIC, BIC e TRV. Por último foi após identificar as variáveis explicativas, no modelo inicialmente estimado pelo algoritmo backward, consideramos tipo fiscal, porte, setor e número de empregados. Portanto, foi fundamental a retirada da variável, ativo

de longo prazo, melhorando o critério de Akaike (AIC) que compara um modelo com possíveis variáveis candidatas com a intenção de obter as covariáveis explicativas.

A contribuição desta obra, do ponto de vista teórico, amplia o debate e a produção científica sobre fundo de aval, bem como o modelo de sobrevivência em contratos de microcrédito. Do ponto de vista prático, oferece subsídios para a melhoria da gestão e implementação de modelo de sobrevivência elevando o desempenho organizacional. Desse modo, os fundos garantidores de crédito poderão acompanhar a duração do contrato financeiro tendo essas variáveis como mais uma alternativa de parâmetro. A pesquisa também colabora para formação de políticas públicas, no âmbito de oferecer iniciativas por meio de programas relacionados a concessão de crédito, tanto para os fundos como para as empresas com essas características. É importante ainda destacar que, algumas limitações ainda podem ser atribuídas à pesquisa. O procedimento metodológico utilizado normalmente não utilizado em outras pesquisas em administração, teve como principal desfecho a fração de cura, para identificar as variáveis explicativas.

Recomenda-se para estudos futuros, fazer estudo do tipo corte, ou seja, selecionar previamente os indivíduos que serão acompanhados ao longo dos seus contratos para verificar aqueles que de fato vão apresentar *default* ou não.

REFERÊNCIAS

- ABREU, Weniston Ricardo de Andrade. Sociedades Garantidoras de crédito para pequenos negócios: fatores críticos de sucesso. **SEBRAE**, Brasília p. 1-128, 2018.
- AIDOO, Mohammed; MENSAH, Farouq Sessah. The Causes of Default Loans Risk in Microfinance Institutions in Ghana: Case Study of Some Selected Microfinance Institutions in Kumasi and Accra. **Global Journal of Management and Business Research**. Vol. 18 Versão 1.0, 2018.
- ALTMAN, Edward I.; ESENTATO, Maurizio; SABATO, Gabriele. Assessing the credit worthiness of Italian SMEs and mini-bond issuers. **Global Finance Journal**. Vol. 43. set. 2018. Doi: doi.org/10.1016/j.gfj.2018.09.003
- ALVES, César Moreira; CAMARGOS, Marcos Antônio de. Previsão de Inadimplência em Operações de Microcrédito. **XXX Encontro Nacional de Engenharia de Produção**. São Carlos, SP, Brasil, 12 a15 de outubro de 2010.
- ALVIRA, José J. Cao; DEIDDA, Luca G. Development of bank microcredit. **North American Journal of Economics and Finance**. Vol. 51. set. 2019. Doi: doi.org/10.1016/j.najef.2019.101077
- AUSTIN, Peter. C. A Tutorial on Multilevel Survival Analysis: Methods, Models and Applications. **International Statistical Review**. Vol. 85, p. 185–203, 2017. Doi:10.1111/insr.12214.
- BARTHMAN, Gabriel Jose; FUNCHAL, Bruno; BEITURH, Aziz Xavier. Banking Relationship and Credit Risk Agreements Renegotiation Without Warranty. **Revista Eletrônica do Mestrado em Administração da Universidade Pontifícia (Raunp)**, Vol.9, p. 34-44, ago. 2017. Doi: dx.doi.org/10.21714/raunp.v9i2.1614
- BANCO CENTRAL DO BRASIL (2020). **Sistema Gerenciador de Séries Temporais**. Disponível em: <https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTelaLocalizarSeries> Acesso em: 20/07/2020
- BANCO CENTRAL DO BRASIL (2019). **Relatório de Economia Bancária**. Disponível em: https://www.bcb.gov.br/content/publicacoes/relatorioeconomiabancaria/REB_2019.pdf Acesso em: 16/06/2020
- BANCO CENTRAL DO BRASIL (2018). **Relatório de Economia Bancária**. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/conteudo/home>- Acesso em: 16/06/2020
- BANCO MUNDIAL. (2019). **Finance for Growth: Micro, Small, and Medium Enterprise Financing**. SERBIA.

BARBONI, Giorgia. Repayment flexibility in microfinance contracts: Theory and experimental evidence on take up and selection. **Journal of Economic Behavior & Organization**. Vol. 142 p. 425–450, jul. 2017. Doi: [dx.doi.org/10.1016/j.jebo.2017.07.020](https://doi.org/10.1016/j.jebo.2017.07.020)

BARBOSA, Evaldo Guimarães. Determinants of small business survival: the case of very small enterprises of the traditional manufacturing sectors in Brazil. **Social Science Research Network**. SSRN. jun. 2016 Doi: [dx.doi.org/10.2139/ssrn.2802706](https://doi.org/10.2139/ssrn.2802706)

BARTOLI, Francesca; FERRI, Giovanni; MURRO, Pierluigi; ROTONDI, Zeno. Bank–firm relations and the role of Mutual Guarantee Institutions at the peak of the crisis. **Journal of Financial Stability**. Vol. 9, pag. 90-104, abr. 2012. Doi: [10.1016/j.jfs.2012.03.003](https://doi.org/10.1016/j.jfs.2012.03.003)

BANTO, Jean Michel; MONSIA, Atokê Fredia. Microfinance institutions, banking, growth and transmission channel: A GMM panel data analysis from developing countries. **The Quarterly Review of Economics and Finance**. pag. 25, jun. 2020 Doi: doi.org/10.1016/j.qref.2020.06.004

BENNOUNA, Ghita; Tkiouat, Mohamed. Scoring in microfinance: credit risk management tool Case of Morocco. **Procedia Computer Science**. 2019. Elsevier. 522–531 Doi: [10.1016/j.procs.2019.01.025](https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.01.025)

BOSCHI, Melisso; GIRARDI, Alessandro; VENTURA, Marco. Partial credit guarantees and SMEs financing. **Journal of Financial Stability**. Vol.15, pag. 182–194, out. 2014 Doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfs.2014.09.007>

BUSETTA, Giovanni; ZAZZARO, Alberto. Mutual loan-guarantee societies in monopolistic credit markets with adverse selection. **Journal of Financial Stability**. Vol.8 pag. 15– 24, mar. 2012. Doi: [10.1016/j.jfs.2011.02.004](https://doi.org/10.1016/j.jfs.2011.02.004)

BLASIO, Guido de; MITRI, Stefania de; D'IGNAZIO, Alessio; RUSSO, Paolo Finaldi; STOPPANI, Lavinia. Public guarantees to SME borrowing. A RDD evaluation. **Journal of Banking and Finance**. Vol. 96, pag. 73-86, ago. 2018. Doi: doi.org/10.1016/j.jbankfin.2018.08.003

BLUHM, Christian; OVERBECK, Ludger; WAGNER, Christoph. **An Introduction to Credit Risk Modeling**. Chapman & Hall/CRC Financial Mathematics Series, London, 2003.

BRASIL. **DECRETO Nº 10.780**, DE 25 DE AGOSTO DE 2021. Institui o Código Civil. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, p. 1, 26 ago. 2021.

BRITO, Giovani Antonio Silva; NETO, Alexandre Assaf. Modelo de risco para carteiras de créditos corporativos. **Revista de Administração. FEA USP**, São Paulo, v.43, n.3, p.263-274, set. 2008.

CARVALHO, Jaimilton; ORRILLO, Jaime; SILVA, Fernanda Rocha Gomes. Probability of default in collateralized credit operations for small business. **North American Journal of Economics and Finance**. Vol. 52, nov. 2019 Doi: doi.org/10.1016/j.najef.2019.101129

CASCAES, Celli Caselli (2017). Análise Econômica do Contrato Incompleto. **Revista Jurídica Luso-Brasileira**. Vol. 3, pag. 163-196 2017, nº 1.

CASELLI, Stefano; CORBETTA, Guido; ROSSOLINI, Monica; VECCHI, Veronica. Public Credit Guarantee Schemes and SMEs' Profitability: Evidence from Italy. **Journal of Small Business Management**. Vol. 57, pag. 555–578. Doi: org/10.1111/jsbm.12509.

COLOSIMO, Enrico. Antonio; GIOLO, Sueli. Ruiz. **Análise de Sobrevivência Aplicada**. Editora Edgard Blucher, 2006.

COLUMBA, Francesco; GAMBACORTA, Leonardo; MISTRULLI, Emilio. Mutual guarantee institutions and small business finance. **Journal of Financial Stability**. Vol. 6, pag. 45–54, dez. 2009. Doi: 10.1016/j.jfs.2009.12.002

CONANT, Charles A. The Development of Credit. **Journal of Political Economy**. Vol. 7, pag. 161-181. mar.1899.

CONCEIÇÃO, Otavio Canozzi; SARAIVA, Maurício Vitorino; FOCHEZATTO, Adelar e FRANÇA, Marco Tulio Aniceto. O Simples Nacional e as empresas industriais: uma análise de sobrevivência a partir dos microdados da RAIS. **Confederação Nacional da Indústria**. Porto Alegre. Agosto 2016.

CULL, Robert; MORDUCH, Jonathan. Microfinance and Economic Development. **Policy Research Working Paper**. World Bank, Washington. nov. 2017. Disponível em: <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/28913> Acesso em: 20/05/2020

CHEN, Pu; LI, Sanxi; YE, Bing. Risk-Sharing Matching and Moral Hazard. **Bulletin Economic Research**. Volume 70, ed. 2, out. 2017, ed. 2. Doi: doi.org.10.1111/boer.12139

CHEN, Shou; JIANG, Xiangqian; HE, Hongbo; ZHOU, Xi. A pricing model with dynamic repayment flows for guaranteed consumer loans. **Economic Modelling** Vol. 91. pag. 1- 11, mai. 2020. Doi: doi.org/10.1016/j.econmod.2020.05.013

CHURCHILL, Sefa Awaworryi. The macroeconomy and microfinance outreach a panel data analysis. **Applied Economics**. Vol. 51, out. 2019. Doi: <https://doi.org/10.1080/00036846.2018.1540857>

CLARK, T; BRADBURN, M.J.; LOVE, S. B; ALTMAN D. G. Survival Analysis Part I: Basic concepts and first analyses. Tutorial Paper. **British Journal of Cancer**. Vol. 89, p. 232– 238, abr. 2003.

COWAN, Kevin; DREXLER, Alejandro; YAÑEZ, Álvaro. The effect of credit guarantees on credit availability and delinquency rates. **Journal of Banking & Finance**. Vol. 59. pag. 98–110, jun. 2015. Doi: dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2015.04.024

CRESWELL, John. W. **Projeto de pesquisa: métodos qualitativo, quantitativo e misto**. Tradução Luciana de Oliveira da Rocha. Ed 2. Porto Alegre. Artmed, p. 64-80. 2007.

CRIBARI, Gabriel Augusto; MARINHO, Telmo Pereira & BRAGA, Marcio. Previsão de insolvência: Método do Modelo de Altman. **Revista Científica Multidisciplinar Núcleo do Conhecimento**. Ed. 06, Vol. 01, pp. 49-66, jun. 2019.

DARY, Stanley Kojo; JUNIOR, Harvey S. James. Trade Credit Contracts, Theories and their Applications: A Synthesis of the Literature. **Ghana Journal of Development Studies**, Vol. 17, mai. 2020.

DING, A. Adam; TIAN, Shaonan; YU, Yan; GUO, Hui. A Class of Discrete Transformation Survival Models with Application to Default Probability Prediction. **Journal of the American Statistical Association**. Vol. 107, out. 2018. Doi: 10.1080/01621459.2012.682806

DIVINO, José Angelo; ROCHA, Líneke Clementino Slegers. Probability of default in collateralized credit operations. **North American Journal of Economics and Finance**. Brasília. Vol. 25. p. 276– 292. 2012. Doi: 10.1016/j.najef.2012.06.015.

FÁVERO, Luiz. Paulo; BELFIORE, Patrícia. **Manual de análise de dados**. Ed. 1. Rio de Janeiro, Elsevier, 2017.

FALL, Francois; ALKIM, Al-mouksit; WASSONGMA, Harouna. DEA and SFA research on the efficiency of microfinance institutions: A meta-analysis. **World Development**. Vol. 107 p. 176–188, mar. 2018. Doi: doi.org/10.1016/j.worlddev.2018.02.032

FERRUCCI, Edoardo; GUIDA, Roberto; MELICIANI, Valentina. Financial constraints and the growth and survival of innovative start-ups: An analysis of Italian firms. **European Financial Management**. Italy, p. 1-23, 2020. Doi: 10.1111/eufm.12277

GITMAN, Lawrence J. **Princípios de administração financeira**. 12. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.

GOMES, Orlando. **Contratos**. Rio de Janeiro: Forense, 1997.

GRAZOTTO, Cristina Tita Daniele. Seleção de Modelos de Tempos com Longa Duração para Dados de Finanças. **Dissertação de Mestrado**. Universidade Federal de São Carlos – Des/UFSCar, 2008.

HERMES, Niels; HUDON, Marek. Determinantes do desempenho das instituições de microfinança: uma revisão sistemática. **Journal of Economic Surveys** Vol. 32, N^o. 5, p. 1483–1513. 2018
Doi: 10.1111/joes.12290

HESARY, Farhad Taghizadeh; YOSHINO, Naoyuki; FUKUDA, Lisa; RASOULINEZHAD, Ehsan. A model for calculating optimal credit guarantee fee for small and medium-sized enterprises. **Economic Modelling**. Mar. 2020
Doi: doi.org/10.1016/j.econmod.2020.03.003

IWASAKI, Ichiro & Kočenda, Evžen (2020) Survival of service firm in European emerging economies, **Applied Economics Letters**, 27: 4, 340-348,
DOI: 10.1080 / 13504851.2019.1616053

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA ESTATÍSTICA – IBGE. 2020. **Pesquisa Pulso Empresa: Impacto da Covid-19 nas empresas**. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/saude/28291-pesquisa-pulso-empresa-impacto-da-covid-19-nas-empresas.html?=&t=downloads> Acesso em: 10/07/2020

INTERNATIONAL FUND AGRICULTURAL DEVELOPMENT – IFAD. **Loan Guarantee Funds**. Italy, 2014.

JUNIOR, Manoel Carlos de Oliveira; MACIEL, Anderson Alfaia. Perfil dos Clientes Inadimplentes de uma Empresa de Factoring em uma Capital Brasileira Baseada na Teoria da Curva Abc. **UFAM BUSINESS REVIEW**, Manaus, v. 2, n. 3, art. 3, pp. 35-57, julho-dezembro, 2020.
DOI: <https://10.47357/ufambr.v2i3.6376>

KAUFMAN, George G. Too big to fail in banking: What does it mean?. **Journal of Financial Stability**. Vol. 13 pag. 214–223, mar. 2014. Doi: doi.org/10.1016/j.jfs.2014.02.004

LANZ, Luciano Quinto; COTOVIO, Ana Claudia Pereira. Garantia por carteira: proposta de modelo adaptado para os fundos garantidores no Brasil. **Revista do BNDES**, Rio de Janeiro, v. 28, n. 50, p. 401-440, dez. 2018.

LI, Yingying; LI, Ying; LI, Yan. What factors are influencing credit card customer's default behavior in China? A study based on survival analysis. **Physica A**. Vol. 526, abr. 2019. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.04.097>

MANAN, Siti Khadijah; SHAFIAI, Muhammad Hakimi Bin Mohd. Risk Management of Islamic Microfinance (IMF) Product by Financial Institutions in Malaysia. **International Accounting And Business Conference**. Procedia Economics and Finance. Vol. 31 p.83 – 90 2015.

MOURAO, Paulo Reis. On the different survival rates of Portuguese microbusinesses – the case of projects supported by microcredit, **Applied Economics**. Vol. 52, n^o 31, p. 3391–3405, jan. 2020. Doi: 10.1080/00036846.2019.1710456

NIETO, Begoña Gutiérrez; CINCA, Carlos Serrano. 20 years of research in microfinance: An information management approach. **International Journal of Information Management**. Vol. 47 p. 183–197, fev. 2019.

OCDE (2020). **Financiamento de PMEs e empresários 2020: um painel da OCDE**. Disponível em: https://www.oecd-ilibrary.org/sites/061fe03d-n/1/3/1/index.html?itemId=/content/publication/061fe03d-en&_csp_=5d0be09b32d3f3a6aa507a1c266f5551&itemIGO=oecd&itemContentType=book. Acesso em: 15/06/2020

ONAKOYA, Adegbemi Babatunde; OLOTU, Ayooluwa Eunice. Bankruptcy and Insolvency: An Exploration of Relevant Theories. **International Journal of Economics and Financial Issues**, Vol. 7 p.706-712. 2017.

POMEROY, Robert; ARANGO, Carlos; LOMBOY, Christopher G; BOX, Steve. Financial inclusion to build economic resilience in small-scale fisheries. **Marine Policy**. Vol. 118, abr. 2020.

ROBERTS, Michael R. The role of dynamic renegotiation and asymmetric information in financial contracting. *Journal of Financial Economics*. Vol. 116, p. 61–81, dez. 2015. Doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jfineco.2014.11.013>.

SEBRAE (Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas). 2018. **Crédito Data Sebrae**. Disponível em: <https://datasebrae.com.br/credito/#saldototal>. Acesso em: 05/08/2020

SEBRAE (Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas). 2020. **O Impacto da pandemia de coronavírus nos Pequenos Negócios** – 4ª edição. Disponível em: https://datasebrae.com.br/wp-content/uploads/2020/06/Impacto-coronav%C3%ADrus-nas-MPE-4%C2%AAedicao_Apresentacao-GERAL-v2.pdf. Acesso em: 18/07/2020

SILVA, Napoleão; ZILBERMAN, Eduardo. Restrições financeiras e o PIB per capita no Brasil. **Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada - IPEA**: Brasília, ago. 2018.

SIM, Jaehun; PRABHU, Vittaldas. A microcredit contract model with a Black Scholes model under default risk. **International Journal of Production Economics**. Vol. 193 p. 294–305, jun. 2017.

SOUZA, Paulo Augusto Ramalho; ROMEIRO, Maria do Carmo. As instituições de microcrédito no Brasil: uma perspectiva sobre o fluxo de fundos no setor. **Revista Contemporânea de Contabilidade**. Florianópolis, Vol. 14, n. 33, p. 88-100, dez. 2017.

SHI, Xiaojun; TANG, Qihe; YUAN, Zhongyi. A limit distribution of credit portfolio losses with low default probabilities. **Insurance: Mathematics and Economics**. Vol. 73, p. 156-167, fev. 2017. Doi: doi.org/10.1016/j.insmatheco.

SCHOBBER, Patrick; VETTER, Thomas. R. Survival Analysis and Interpretation of Time-to-Event Data: The Tortoise and the Hare. Vol. 127. Nº. 3, jun. 2018. Doi: 10.1213/ANE.0000000000003653

UESUGI, Ichihiro; SAKAI, Koji; YAMASHIRO, Guy M. The Effectiveness of Public Credit Guarantees in the Japanese Loan Market. **Journal of the Japanese and International Economies**. Vol. 24. p. 457–480, ago. 2010 Doi: 10.1016/j.jjie.2010.08.001

Vassalou, Maria. e Xing, Yuhang. Default Risk in Equity Returns. *Journal of Finance*, 59, 831-868.2004.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2004.00650.x>

XIA, Xiu; GAN, Liu. SME financing with new credit guarantee contracts over the business cycle. **International Review of Economics and Finance**. Vol. 69 p. 515-538, abr. 2020. Doi: doi.org/10.1016/j.iref.2020.04.015.

YANG, Chang-Gyu; TRIM, Silvana; LEE, Sang-Gun; YANG, Joon-Sun. A Survival Analysis of Business Insolvency in ICT and Automobile Industries. **International Journal of Information Technology & Decision Making**. Vol. 16, Nº 6, 2017, p. 1523–1548. Doi: 10.1142/S021962201550011X

ZAMORE, Stephen; BEISLAND, Leif Atle; MERSLAND, Roy. Geographic diversification and credit risk in microfinance. **Journal of Banking e Finanças**. Vol. 109, out. 2019. Doi: doi.org/10.1016/j.jbankfin.2019.105665

APÊNDICE A – ESTIMADOR GERAL DOS DADOS

```
## Call: survfit(formula = Surv(ds$surv, ds$status) ~ 1, data = ds, conf.type = "plain")
```

```
##
```

```
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
```

```
## 7 272 1 0.996 0.00367 0.989 1.000
```

```
## 8 271 1 0.993 0.00518 0.982 1.000
```

```
## 9 270 3 0.982 0.00814 0.966 0.998
```

```
## 10 266 1 0.978 0.00891 0.960 0.995
```

```
## 12 261 1 0.974 0.00963 0.955 0.993
```

```
## 13 260 2 0.967 0.01092 0.945 0.988
```

```
## 14 258 2 0.959 0.01205 0.936 0.983
```

```
## 15 256 1 0.955 0.01257 0.931 0.980
```

```
## 16 254 1 0.952 0.01307 0.926 0.977
```

```
## 17 252 5 0.933 0.01530 0.903 0.963
```

```
## 18 243 4 0.917 0.01687 0.884 0.951
```

```
## 19 235 2 0.910 0.01760 0.875 0.944
```

```
## 20 233 2 0.902 0.01830 0.866 0.938
```

```
## 22 226 2 0.894 0.01899 0.857 0.931
```

```
## 23 211 5 0.873 0.02076 0.832 0.913
```

```
## 24 192 1 0.868 0.02115 0.827 0.910
```

```
## 25 129 2 0.855 0.02286 0.810 0.899
```

```
## 28 117 1 0.847 0.02380 0.801 0.894
```

```
## 29 113 1 0.840 0.02475 0.791 0.888
```

```
## 30 107 1 0.832 0.02573 0.782 0.882
```

```
## 33 104 1 0.824 0.02670 0.772 0.876
```

```
## 35 100 1 0.816 0.02767 0.762 0.870
```

```
## 38 15 1 0.761 0.05855 0.647 0.876
```

```
## 40 12 2 0.634 0.09534 0.448 0.821
```

```
## 46 5 1 0.508 0.13675 0.240 0.776
## Call: survfit(formula = Surv(ds$surv, ds$status) ~ 1, data = ds, conf.type = "plain")
##
##      n  events  *rmean *se(rmean)  median  0.95LCL  0.95UCL
## 273.00  45.00  41.12   1.04    NA    40.00    NA
## * restricted mean with upper limit = 48
```

Estimador de Kaplan-Meier dado o porte da empresa

```
## Call: survfit(formula = Surv(ds$surv, ds$status) ~ ds$porte, data = ds,
## conf.type = "plain")
##
##      ds$porte=EPP
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
## 7 36 1 0.972 0.0274 0.919 1
## 9 35 1 0.944 0.0382 0.870 1
## 18 32 1 0.915 0.0470 0.823 1
##
##      ds$porte=ME
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
## 8 236 1 0.996 0.00423 0.987 1.000
## 9 235 2 0.987 0.00729 0.973 1.000
## 10 233 1 0.983 0.00840 0.967 1.000
## 12 228 1 0.979 0.00941 0.960 0.997
## 13 227 2 0.970 0.01113 0.948 0.992
## 14 225 2 0.961 0.01259 0.937 0.986
## 15 223 1 0.957 0.01325 0.931 0.983
## 16 222 1 0.953 0.01387 0.926 0.980
## 17 220 5 0.931 0.01660 0.899 0.964
## 18 211 3 0.918 0.01804 0.883 0.953
```

```

## 19 204 2 0.909 0.01895 0.872 0.946
## 20 202 2 0.900 0.01980 0.861 0.939
## 22 195 2 0.891 0.02065 0.850 0.931
## 23 181 5 0.866 0.02282 0.821 0.911
## 24 164 1 0.861 0.02328 0.815 0.906
## 25 108 2 0.845 0.02544 0.795 0.895
## 28 97 1 0.836 0.02662 0.784 0.888
## 29 93 1 0.827 0.02781 0.773 0.882
## 30 88 1 0.818 0.02904 0.761 0.875
## 33 85 1 0.808 0.03025 0.749 0.867
## 35 81 1 0.798 0.03148 0.737 0.860
## 38 14 1 0.741 0.06223 0.619 0.863
## 40 11 2 0.606 0.10011 0.410 0.803
## 46 5 1 0.485 0.13484 0.221 0.749

```

```

## Call:
## survival::survdiff(formula = survival::Surv(ds$surv, ds$status) ~
## ds$porte)
##
##           N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
## ds$porte=EPP 37      3   5.95   1.459   1.71
## ds$porte=ME 236     42  39.05   0.222   1.71
##
## Chisq= 1.7 on 1 degrees of freedom, p= 0.2

```

Estimador de Kaplan-Meier dado o tipo fiscal da empresa

```

## Call: survfit(formula = Surv(ds$surv, ds$status) ~ ds$tipo, data = ds,
## conf.type = "plain")
##

```

```

##          ds$tipo=EI/EIRL
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
##  9   94    2  0.979 0.0149   0.9496   1.000
## 12   90    1  0.968 0.0183   0.9321   1.000
## 16   89    1  0.957 0.0210   0.9157   0.998
## 17   88    3  0.924 0.0275   0.8705   0.978
## 18   84    2  0.902 0.0309   0.8417   0.963
## 19   79    2  0.879 0.0341   0.8126   0.946
## 20   77    1  0.868 0.0355   0.7984   0.938
## 22   76    1  0.857 0.0368   0.7844   0.929
## 23   65    4  0.804 0.0430   0.7197   0.888
## 25   40    1  0.784 0.0464   0.6929   0.875
## 33   30    1  0.758 0.0517   0.6564   0.859
## 35   28    1  0.731 0.0565   0.6200   0.841
## 40    3    1  0.487 0.2024   0.0904   0.884

```

```

##
##          ds$tipo=SL
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
##  7  178    1  0.994 0.00560   0.983   1.000
##  8  177    1  0.989 0.00790   0.973   1.000
##  9  176    1  0.983 0.00965   0.964   1.000
## 10  174    1  0.977 0.01112   0.956   0.999
## 13  171    2  0.966 0.01362   0.939   0.993
## 14  169    2  0.955 0.01567   0.924   0.985
## 15  167    1  0.949 0.01659   0.916   0.981
## 17  164    2  0.937 0.01829   0.901   0.973
## 18  159    2  0.926 0.01987   0.887   0.965
## 20  156    1  0.920 0.02061   0.879   0.960
## 22  150    1  0.913 0.02137   0.872   0.955

```

```

## 23 146 1 0.907 0.02212 0.864 0.951
## 24 135 1 0.901 0.02295 0.856 0.945
## 25 89 1 0.890 0.02483 0.842 0.939
## 28 84 1 0.880 0.02670 0.827 0.932
## 29 81 1 0.869 0.02849 0.813 0.925
## 30 77 1 0.858 0.03027 0.798 0.917
## 38 12 1 0.786 0.07384 0.641 0.931
## 40 9 1 0.699 0.10531 0.492 0.905
## 46 4 1 0.524 0.17068 0.190 0.859

```

```

## Call:
## survival::survdif(formula = survival::Surv(ds$surv, ds$status) ~
## ds$tipo)
##
##           N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
## ds$tipo=EI/EIRL 94    21   14.4    3.02    4.52
## ds$tipo=SL    179    24   30.6    1.42    4.52
##
## Chisq= 4.5 on 1 degrees of freedom, p= 0.03

```

Estimador de Kaplan-Meier dado o setor de atuação da empresa

```

## Call: survfit(formula = Surv(ds$surv, ds$status) ~ ds$setor, data = ds,
## conf.type = "plain")
##
##           ds$setor=Comercio
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
## 8 128 1 0.992 0.00778 0.977 1.000
## 9 127 2 0.977 0.01337 0.950 1.000
## 12 123 1 0.969 0.01544 0.938 0.999

```

```

## 14 122 2 0.953 0.01883 0.916 0.990
## 15 120 1 0.945 0.02028 0.905 0.985
## 17 119 4 0.913 0.02506 0.864 0.962
## 18 114 2 0.897 0.02706 0.844 0.950
## 19 109 1 0.889 0.02803 0.834 0.944
## 22 106 2 0.872 0.02991 0.813 0.931
## 24 88 1 0.862 0.03116 0.801 0.923
## 25 52 1 0.846 0.03470 0.778 0.914
## 40 3 1 0.564 0.23129 0.110 1.000

```

```
##
```

```
## ds$setor=Industria
```

```
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
```

```

## 7 29 1 0.966 0.0339 0.899 1
## 9 28 1 0.931 0.0471 0.839 1
## 23 23 1 0.891 0.0599 0.773 1
## 40 1 1 0.000 NaN NaN NaN

```

```
##
```

```
## ds$setor=Servicos
```

```
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
```

```

## 10 114 1 0.991 0.00873 0.974 1.000
## 13 112 2 0.974 0.01508 0.944 1.000
## 16 109 1 0.965 0.01739 0.931 0.999
## 17 107 1 0.956 0.01942 0.918 0.994
## 18 103 2 0.937 0.02305 0.892 0.982
## 19 101 1 0.928 0.02462 0.879 0.976
## 20 100 2 0.909 0.02740 0.855 0.963
## 23 90 4 0.869 0.03280 0.805 0.933
## 25 62 1 0.855 0.03514 0.786 0.924
## 28 55 1 0.839 0.03778 0.765 0.913

```



```

## 29 52 1 0.823 0.04035 0.744 0.902
## 30 50 1 0.807 0.04277 0.723 0.890
## 33 49 1 0.790 0.04495 0.702 0.878
## 35 45 1 0.773 0.04726 0.680 0.865
## 38 10 1 0.695 0.08474 0.529 0.861
## 46 4 1 0.522 0.16341 0.201 0.842

```

```

## Call:
## survival::survdif(formula = survival::Surv(ds$surv, ds$status) ~
## ds$setor)
##
##           N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
## ds$setor=Comercio 129    19 19.78 0.0309 0.0566
## ds$setor=Industria 29     4  4.65 0.0898 0.1016
## ds$setor=Servicos 115    22 20.57 0.0990 0.1892
##
## Chisq= 0.2 on 2 degrees of freedom, p= 0.9

```

Estimador de Kaplan-Meier dada a finalidade do crédito da empresa

```

## Call: survfit(formula = Surv(ds$surv, ds$status) ~ ds$finalidade, data = ds,
## conf.type = "plain")
##
##           ds$finalidade=c_giro
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
## 7 216 1 0.995 0.00462 0.986 1.000
## 9 215 2 0.986 0.00796 0.971 1.000
## 10 212 1 0.981 0.00918 0.963 0.999
## 12 207 1 0.977 0.01029 0.957 0.997
## 13 206 1 0.972 0.01128 0.950 0.994

```

```

## 14 205 2 0.962 0.01301 0.937 0.988
## 15 203 1 0.958 0.01378 0.931 0.985
## 16 201 1 0.953 0.01452 0.925 0.981
## 17 200 3 0.939 0.01648 0.906 0.971
## 18 194 4 0.919 0.01877 0.883 0.956
## 19 186 2 0.909 0.01982 0.871 0.948
## 22 180 2 0.899 0.02085 0.858 0.940
## 23 167 5 0.872 0.02345 0.826 0.918
## 24 153 1 0.867 0.02398 0.820 0.914
## 25 96 2 0.849 0.02666 0.796 0.901
## 28 90 1 0.839 0.02798 0.784 0.894
## 29 87 1 0.830 0.02928 0.772 0.887
## 30 83 1 0.820 0.03058 0.760 0.880
## 33 82 1 0.810 0.03180 0.747 0.872
## 35 79 1 0.799 0.03301 0.735 0.864
## 38 6 1 0.666 0.12469 0.422 0.911
## 46 4 1 0.500 0.17189 0.163 0.836
##
## ds$finalidade=outra
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
## 8 56 1 0.982 0.0177 0.947 1.000
## 9 55 1 0.964 0.0248 0.916 1.000
## 13 54 1 0.946 0.0301 0.887 1.000
## 17 52 2 0.910 0.0384 0.835 0.985
## 20 49 2 0.873 0.0449 0.785 0.961
## 40 7 2 0.623 0.1525 0.325 0.922

```

```
## Call:
```

```
## survival::survdiff(formula = survival::Surv(ds$surv, ds$status) ~
```

```

## ds$finalidade)
##
##           N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
## ds$finalidade=c_giro 217    36   34.4  0.0734   0.333
## ds$finalidade=outra  56     9   10.6  0.2385   0.333
##
## Chisq= 0.3 on 1 degrees of freedom, p= 0.6

```

Estimador de Kaplan-Meier dado o número de empregados da empresa

```

## Call: survfit(formula = Surv(ds$surv, ds$status) ~ ds$q_empregados,
## data = ds, conf.type = "plain")
##
##           ds$q_empregados=<= 7
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
##  8   64    1  0.984 0.0155   0.954   1.000
##  9   63    1  0.969 0.0217   0.926   1.000
## 12   60    1  0.953 0.0267   0.900   1.000
## 13   59    1  0.936 0.0308   0.876   0.997
## 14   58    1  0.920 0.0342   0.853   0.987
## 15   57    1  0.904 0.0372   0.831   0.977
## 17   56    2  0.872 0.0423   0.789   0.955
## 18   53    1  0.855 0.0446   0.768   0.943
## 19   50    1  0.838 0.0469   0.746   0.930
## 23   43    3  0.780 0.0544   0.673   0.887
## 24   37    1  0.759 0.0569   0.647   0.870
## 29   22    1  0.724 0.0639   0.599   0.850
## 35   20    1  0.688 0.0702   0.550   0.826
## 38    4    1  0.516 0.1580   0.206   0.826
## 40    3    1  0.344 0.1756   0.000   0.688

```

```

##
##          ds$q_empregados=7 ou mais
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
##  7   37    1  0.973 0.0267   0.921   1.000
##  9   36    1  0.946 0.0372   0.873   1.000
## 10   35    1  0.919 0.0449   0.831   1.000
## 14   34    1  0.892 0.0510   0.792   0.992
## 16   33    1  0.865 0.0562   0.755   0.975
## 18   32    1  0.838 0.0606   0.719   0.957
## 22   28    1  0.808 0.0654   0.680   0.936
## 23   27    1  0.778 0.0695   0.642   0.914
## 30   16    1  0.729 0.0804   0.572   0.887
## 46    1    1  0.000  NaN    NaN    NaN
##
##          ds$q_empregados=Desconhecido
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
##  9   171    1  0.994 0.00583   0.983   1.000
## 13   167    1  0.988 0.00830   0.972   1.000
## 17   164    3  0.970 0.01316   0.944   0.996
## 18   158    2  0.958 0.01560   0.927   0.988
## 19   156    1  0.952 0.01666   0.919   0.984
## 20   155    2  0.939 0.01857   0.903   0.976
## 22   150    1  0.933 0.01948   0.895   0.971
## 23   141    1  0.927 0.02043   0.886   0.967
## 25    86    2  0.905 0.02500   0.856   0.954
## 28    77    1  0.893 0.02730   0.840   0.947
## 33    70    1  0.880 0.02974   0.822   0.939
## 40    7    1  0.755 0.11921   0.521   0.988

```

```

## Call:
## survival::survdiff(formula = survival::Surv(ds$surv, ds$status) ~
##   ds$q_empregados)
##
##
##           N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
## ds$q_empregados=< 7      64    18  9.77    6.93    8.96
## ds$q_empregados=7 ou mais  37    10  6.07    2.54    2.97
## ds$q_empregados=Desconhecido 172    17 29.15    5.07   14.58
##
## Chisq= 14.7 on 2 degrees of freedom, p= 6e-04

```

Estimador de Kaplan-Meier dada a informação de empregados ou não

```

## Call: survfit(formula = Surv(ds$surv, ds$status) ~ ds$inf_empregados,
##   data = ds, conf.type = "plain")
##
##           ds$inf_empregados=0
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
##  9  171    1  0.994 0.00583    0.983    1.000
## 13  167    1  0.988 0.00830    0.972    1.000
## 17  164    3  0.970 0.01316    0.944    0.996
## 18  158    2  0.958 0.01560    0.927    0.988
## 19  156    1  0.952 0.01666    0.919    0.984
## 20  155    2  0.939 0.01857    0.903    0.976
## 22  150    1  0.933 0.01948    0.895    0.971
## 23  141    1  0.927 0.02043    0.886    0.967
## 25   86    2  0.905 0.02500    0.856    0.954
## 28   77    1  0.893 0.02730    0.840    0.947
## 33   70    1  0.880 0.02974    0.822    0.939
## 40    7    1  0.755 0.11921    0.521    0.988

```

```
##
##           ds$inf_employed=1
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
##  7  101    1  0.990 0.00985   0.971   1.000
##  8  100    1  0.980 0.01386   0.953   1.000
##  9   99    2  0.960 0.01941   0.922   0.998
## 10   97    1  0.950 0.02158   0.908   0.993
## 12   94    1  0.940 0.02360   0.894   0.987
## 13   93    1  0.930 0.02542   0.880   0.980
## 14   92    2  0.910 0.02861   0.854   0.966
## 15   90    1  0.900 0.03003   0.841   0.959
## 16   89    1  0.890 0.03135   0.828   0.951
## 17   88    2  0.870 0.03374   0.803   0.936
## 18   85    2  0.849 0.03591   0.779   0.920
## 19   79    1  0.838 0.03703   0.766   0.911
## 22   76    1  0.827 0.03815   0.753   0.902
## 23   70    4  0.780 0.04267   0.696   0.864
## 24   62    1  0.768 0.04380   0.682   0.853
## 29   40    1  0.748 0.04672   0.657   0.840
## 30   37    1  0.728 0.04964   0.631   0.825
## 35   34    1  0.707 0.05260   0.604   0.810
## 38    6    1  0.589 0.11611   0.361   0.816
## 40    5    1  0.471 0.14045   0.196   0.746
## 46    2    1  0.236 0.18076   0.000   0.590
```

```
## Call:
## survival::survdiff(formula = survival::Surv(ds$surv, ds$status) ~
##   ds$inf_employed)
##
```

```
##           N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
## ds$inf_empregados=0 172    17   29.2   5.07   14.6
## ds$inf_empregados=1 101    28   15.8   9.32   14.6
##
## Chisq= 14.6 on 1 degrees of freedom, p= 1e-04
```

Estimador de Kaplan-Meier dado o valor do ativo de LP

```
## Call: survfit(formula = Surv(ds$surv, ds$status) ~ ds$ativo_lp, data = ds,
##   conf.type = "plain")
##
##           ds$ativo_lp=< 20
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
##  8   63    1  0.984 0.0157   0.9533   1.000
##  9   62    1  0.968 0.0221   0.9250   1.000
## 12   57    1  0.951 0.0275   0.8974   1.000
## 13   56    2  0.917 0.0355   0.8478   0.987
## 16   54    1  0.900 0.0387   0.8245   0.976
## 17   52    3  0.848 0.0466   0.7570   0.940
## 18   47    1  0.830 0.0490   0.7343   0.926
## 23   41    3  0.770 0.0566   0.6586   0.881
## 24   34    1  0.747 0.0593   0.6307   0.863
## 25   28    2  0.694 0.0660   0.5643   0.823
## 38    3    1  0.462 0.1938   0.0825   0.842
##
##           ds$ativo_lp=Indisponível
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
## 10  142    1  0.993 0.00702   0.979   1.000
## 14  140    2  0.979 0.01213   0.955   1.000
## 15  138    1  0.972 0.01396   0.944   0.999
```

```

## 17 136 1 0.965 0.01558 0.934 0.995
## 18 134 3 0.943 0.01959 0.905 0.981
## 19 129 1 0.936 0.02076 0.895 0.976
## 22 127 1 0.928 0.02186 0.885 0.971
## 23 124 1 0.921 0.02293 0.876 0.966
## 28 69 1 0.907 0.02620 0.856 0.959
## 33 60 1 0.892 0.02981 0.834 0.951
## 35 57 1 0.877 0.03314 0.812 0.942
## 40 6 2 0.584 0.17015 0.251 0.918
## 46 2 1 0.292 0.22346 0.000 0.730
##
## ds$ativo_lp=20 ou mais
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
## 7 67 1 0.985 0.0148 0.956 1.000
## 9 66 2 0.955 0.0253 0.906 1.000
## 17 64 1 0.940 0.0289 0.884 0.997
## 19 61 1 0.925 0.0323 0.862 0.988
## 20 60 2 0.894 0.0379 0.820 0.968
## 22 56 1 0.878 0.0404 0.799 0.957
## 23 46 1 0.859 0.0438 0.773 0.945
## 29 26 1 0.826 0.0532 0.722 0.930
## 30 24 1 0.792 0.0611 0.672 0.911

```

```

## Call:
## survival::survdiff(formula = survival::Surv(ds$surv, ds$status) ~
## ds$ativo_lp)
##
##
## N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
## ds$ativo_lp=< 20 63 17 8.92 7.3107 9.2817

```



```
## ds$ativo_lp=Indisponível 142    17  24.69  2.3974  5.3959
## ds$ativo_lp=20 ou mais   68     11  11.38  0.0129  0.0177
##
## Chisq= 9.9 on 2 degrees of freedom, p= 0.007
```

Estimador de Kaplan-Meier dada a informação de ativo de LP ou não

```
## Call: survfit(formula = Surv(ds$surv, ds$status) ~ ds$inf_ativoslp,
## data = ds, conf.type = "plain")
##
## ds$inf_ativoslp=0
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
## 10  142    1  0.993 0.00702    0.979    1.000
## 14  140    2  0.979 0.01213    0.955    1.000
## 15  138    1  0.972 0.01396    0.944    0.999
## 17  136    1  0.965 0.01558    0.934    0.995
## 18  134    3  0.943 0.01959    0.905    0.981
## 19  129    1  0.936 0.02076    0.895    0.976
## 22  127    1  0.928 0.02186    0.885    0.971
## 23  124    1  0.921 0.02293    0.876    0.966
## 28  69     1  0.907 0.02620    0.856    0.959
## 33  60     1  0.892 0.02981    0.834    0.951
## 35  57     1  0.877 0.03314    0.812    0.942
## 40  6      2  0.584 0.17015    0.251    0.918
## 46  2      1  0.292 0.22346    0.000    0.730
##
## ds$inf_ativoslp=1
## time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
## 7   130    1  0.992 0.00766    0.977    1.000
## 8   129    1  0.985 0.01079    0.963    1.000
```

##	9	128	3	0.962	0.01687	0.928	0.995
##	12	121	1	0.954	0.01850	0.917	0.990
##	13	120	2	0.938	0.02134	0.896	0.980
##	16	118	1	0.930	0.02259	0.885	0.974
##	17	116	4	0.898	0.02690	0.845	0.950
##	18	109	1	0.889	0.02789	0.835	0.944
##	19	106	1	0.881	0.02886	0.825	0.938
##	20	105	2	0.864	0.03065	0.804	0.924
##	22	99	1	0.856	0.03156	0.794	0.917
##	23	87	4	0.816	0.03572	0.746	0.886
##	24	73	1	0.805	0.03694	0.733	0.877
##	25	55	2	0.776	0.04099	0.695	0.856
##	29	47	1	0.759	0.04331	0.674	0.844
##	30	45	1	0.742	0.04551	0.653	0.832
##	38	7	1	0.636	0.10565	0.429	0.843

```
## Call:
## survival::survdiff(formula = survival::Surv(ds$surv, ds$status) ~
##   ds$inf_ativoslp)
##
##           N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
## ds$inf_ativoslp=0 142      17   24.7    2.40    5.4
## ds$inf_ativoslp=1 131      28   20.3    2.92    5.4
##
## Chisq= 5.4 on 1 degrees of freedom, p= 0.02
```

Estimação do modelo com fração de cura sem covariáveis para cada distribuição

Distribuição F generalizada

```

## Call:
## curereg(formula = Surv(surv, status) ~ 1, data = ds, timedist = "genf",
##   ncausedist = "poisson")
## Distribution: Generalized F
##
## Cure probability model:
## Not stated 'cureformula!'
## Failure time distribution model:
##           Estimate Std. Error Z value Pr(>|Z|)
## (Intercept)  3.9383    0.3877 10.1592  0.00000
## Log(sigma)   0.2928    0.1498  1.9539  0.02536
## Q            -1.5582    1.1211 -1.3899  0.08228
## Log(P)       -5.8746   23.7725 -0.2471  0.40241
##
## n = 273, Events: 45, Censored: 228
## Log-likelihood = -262.8436
## AIC = 533.6873

```

Distribuição Gamma generalizada

```

## Call:
## curereg(formula = Surv(surv, status) ~ 1, data = ds, timedist = "gengamma",
##   ncausedist = "poisson")
## Distribution: Extended generalized gamma
##
## Cure probability model:
## Not stated 'cureformula!'
## Failure time distribution model:
##           Estimate Std. Error Z value Pr(>|Z|)
## (Intercept)  4.0206    0.4014 10.0154  0.00000

```

```
## Log(sigma)  0.2391  0.2058  1.1619  0.1226
## Q          -1.2270  1.2677 -0.9679  0.1665
##
## n = 273, Events: 45, Censored: 228
## Log-likelihood = -262.8175
## AIC = 531.635
```

Distribuição Weibull

```
## Call:
## curereg(formula = Surv(surv, status) ~ 1, data = ds, timedist = "weibull",
##   ncausedist = "poisson")
## Distribution: Weibull
##
## Cure probability model:
## Not stated 'cureformula!'
## Failure time distribution model:
##      Estimate Std. Error Z value Pr(>|Z|)
## (Intercept)  4.261    0.1318  32.337 0.000e+00
## Log(shape)   0.694    0.1326   5.234 8.306e-08
##
## n = 273, Events: 45, Censored: 228
## Log-likelihood = -264.9908
## AIC = 533.9816
```

Distribuição log-normal

```
## Call:
## curereg(formula = Surv(surv, status) ~ 1, data = ds, timedist = "lnorm",
##   ncausedist = "poisson")
## Distribution: Lognormal
##
```

```

## Cure probability model:

## Not stated 'cureformula!'

## Failure time distribution model:

##      Estimate Std. Error Z value Pr(>|Z|)
## (Intercept) 4.27829    0.1501 28.5109  0.0000
## Log(sdlog) -0.08593    0.1208 -0.7113  0.2385

##

## n = 273, Events: 45, Censored: 228

## Log-likelihood = -263.4135

## AIC = 530.827

```

Distribuição log-logística

```

## Call:
## curereg(formula = Surv(surv, status) ~ 1, data = ds, timedist = "llogis",
##   ncausedist = "poisson")
## Distribution: Log-logistic
##
## Cure probability model:
## Not stated 'cureformula!'
## Failure time distribution model:
##      Estimate Std. Error Z value Pr(>|Z|)
## (Intercept) 4.27829    0.1388 30.8291  0.0000
## Log(shape)  0.08593    0.1511  0.5686  0.2848

##

## n = 273, Events: 45, Censored: 228

## Log-likelihood = -285.5721

## AIC = 575.1441

```

Distribuição exponencial

```

## Call:
## curereg(formula = Surv(surv, status) ~ 1, data = ds, timedist = "exp",
##   ncausedist = "poisson")
## Distribution: Exponential
##
## Cure probability model:
## Not stated 'cureformula!'
## Failure time distribution model:
##      Estimate Std. Error Z value Pr(>|Z|)
## (Intercept) -5.119    0.1491  -34.34    0
##
## n = 273, Events: 45, Censored: 228
## Log-likelihood = -275.3337
## AIC = 552.6673

```

Após observação das estimações, considerando o AIC de cada um dos modelos, bem como os resultados da estimação sem covariáveis, foi realizado o teste de razão de verossimilhança por meio da função LRT do pacote flexcure.

Testes de razão de verossimilhança

```

## Likelihood ratio test
##
## LRS = -0.05227, df = 1, p-value = 1
## alternative hypothesis:
## Extended generalized gamma
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = 4.294, df = 2, p-value = 0.1168
## alternative hypothesis:
## Weibull

```

```
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = 1.14, df = 2, p-value = 0.5656
## alternative hypothesis:
## Lognormal
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = 45.46, df = 2, p-value = 1.346e-10
## alternative hypothesis:
## Log-logistic
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = 24.98, df = 3, p-value = 1.559e-05
## alternative hypothesis:
## Exponential
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = 4.347, df = 1, p-value = 0.03708
## alternative hypothesis:
## Weibull
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = 1.192, df = 1, p-value = 0.2749
## alternative hypothesis:
```

```
## Lognormal
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = 45.51, df = 1, p-value = 1.519e-11
## alternative hypothesis:
## Log-logistic
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = 25.03, df = 2, p-value = 3.667e-06
## alternative hypothesis:
## Exponential
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = -3.155, df = 0, p-value = 1
## alternative hypothesis:
## Lognormal
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = 41.16, df = 0, p-value < 2.2e-16
## alternative hypothesis:
## Log-logistic
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = 20.69, df = 1, p-value = 5.412e-06
```



```
## alternative hypothesis:
## Exponential
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = 44.32, df = 0, p-value < 2.2e-16
## alternative hypothesis:
## Log-logistic
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = 23.84, df = 1, p-value = 1.047e-06
## alternative hypothesis:
## Exponential
## is not suitable
## Likelihood ratio test
##
## LRS = -20.48, df = 1, p-value = 1
## alternative hypothesis:
## Exponential
## is not suitable
```

Teste AIC e BIC

```
## df AIC
## fit1 4 533.6873
## fit2 3 531.6350
## fit3 2 533.9816
## fit4 2 530.8270
## fit5 2 575.1441
```

```
## fit6 1 552.6673
##   df   BIC
## fit1 4 548.1252
## fit2 3 542.4634
## fit3 2 541.2005
## fit4 2 538.0460
## fit5 2 582.3631
## fit6 1 556.2768
```

Estimação de modelo flexível com fração de cura

```
## Warning in (function (formula, anc = NULL, data, weights, bhazard, subset, :
## Optimisation has probably not converged to the maximum likelihood - Hessian is
## not positive definite.
## Call:
## curereg(formula = Surv(surv, status) ~ tipo + setor + porte +
##   inf_empregados, cureformula = ~tipo + setor + porte + inf_empregados,
##   data = ds, timedist = "lnorm", ncausedist = "poisson")
## Distribution: Lognormal promotion time model
## Coefficients:
## Cure probability model:
##   (Intercept)      tipoSL  setorIndustria  setorServicos      porteME
##   -1.7872      -5.0812       2.4410      -0.6944       6.1652
## inf_empregados
##   3.7107
##
## Failure time distribution model:
##   (Intercept)      tipoSL  setorIndustria  setorServicos      porteME
##   3.5938      -2.5828       1.3409      -0.4102       3.7716
```

```

## inf_empregados    Log(sdlog)
##      1.4690      0.3526
##
## n = 273, Events: 45, Censored: 228
## Log-likelihood = -249.7114
## AIC = 525.4227
## Call:
## curereg(formula = Surv(surv, status) ~ tipo + setor + porte +
##   inf_empregados, cureformula = ~tipo + setor + porte + inf_empregados,
##   data = ds, timedist = "lnorm", ncausedist = "poisson")
## Distribution: Lognormal promotion time model
##
## Cure probability model:
##           Estimate Std. Error Z value Pr(>|Z|)
## (Intercept)  -1.7872
## tipoSL      -5.0812
## setorIndustria  2.4410
## setorServicos -0.6944
## porteME      6.1652
## inf_empregados  3.7107
##
## Failure time distribution model:
##           Estimate Std. Error Z value Pr(>|Z|)
## (Intercept)   3.5938
## tipoSL       -2.5828
## setorIndustria  1.3409
## setorServicos -0.4102
## porteME      3.7716
## inf_empregados  1.4690

```

```

## Log(sdlog)    0.3526

##

## n = 273, Events: 45, Censored: 228

## Log-likelihood = -249.7114

## AIC = 525.4227

## head:

##  tipoSL setorIndustria setorServicos porteME inf_empregados curefraction
## 6    0      0      0    1      1 0.000000e+00
## 23   0      0      1    1      1 0.000000e+00
## 34   0      1      0    1      0 0.000000e+00
## 193  0      1      0    1      1 0.000000e+00
## 13   1      1      0    1      1 1.151276e-101
## 40   0      0      0    1      0 2.482500e-35
## 7    0      1      0    0      1 7.195028e-35
## 16   0      0      1    1      0 5.239640e-18
## 1    1      0      0    1      1 1.625638e-09
## 18   1      0      1    1      1 4.083788e-05
## 67   0      0      0    0      1 1.064371e-03
## 63   1      1      0    1      0 3.396971e-03
## 22   0      0      1    0      1 3.276606e-02
## 19   1      0      0    1      0 6.095740e-01
## 4    1      1      0    0      1 6.136170e-01
## 15   1      0      1    1      0 7.809964e-01
## 127  0      0      0    0      0 8.458324e-01
## 58   1      0      0    0      1 9.583667e-01
## 170  1      0      1    0      1 9.789884e-01
## 59   1      1      0    0      0 9.881255e-01
## 55   1      0      0    0      0 9.989604e-01
## 72   1      0      1    0      0 9.994807e-01

```

...

tail:

tipoSL setorIndustria setorServicos porteME inf_empregados curefraction

## 6	0	0	0	1	1	0.000000e+00
## 23	0	0	1	1	1	0.000000e+00
## 34	0	1	0	1	0	0.000000e+00
## 193	0	1	0	1	1	0.000000e+00
## 13	1	1	0	1	1	1.151276e-101
## 40	0	0	0	1	0	2.482500e-35
## 7	0	1	0	0	1	7.195028e-35
## 16	0	0	1	1	0	5.239640e-18
## 1	1	0	0	1	1	1.625638e-09
## 18	1	0	1	1	1	4.083788e-05
## 67	0	0	0	0	1	1.064371e-03
## 63	1	1	0	1	0	3.396971e-03
## 22	0	0	1	0	1	3.276606e-02
## 19	1	0	0	1	0	6.095740e-01
## 4	1	1	0	0	1	6.136170e-01
## 15	1	0	1	1	0	7.809964e-01
## 127	0	0	0	0	0	8.458324e-01
## 58	1	0	0	0	1	9.583667e-01
## 170	1	0	1	0	1	9.789884e-01
## 59	1	1	0	0	0	9.881255e-01
## 55	1	0	0	0	0	9.989604e-01
## 72	1	0	1	0	0	9.994807e-01