

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

MARIA VITORIA ANSCHAU SPERRY

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ (UTFPR)

RODRIGO ALVES SILVA

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ (UTFPR)

SAMYA

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ (UTFPR)

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

1. INTRODUÇÃO

O crédito para micro e pequenas empresas é um tema recorrente em pesquisas econômicas e financeiras. Tal recorrência se deve principalmente a dois fatores fundamentais amplamente discutidos, quais sejam: (i) a importância desse tipo organizacional para a geração de emprego e renda, e (ii) as dificuldades de acesso ao crédito no sistema financeiro que esse tipo organizacional em várias economias (Kautonen et al., 2020; Carvalho et al., 2019).

Autores como Degryse et al. (2018) e Harrison et al. (2022) afirmam adicionalmente que as dificuldades de acesso ao crédito para MPE's se devem à maior percepção de risco e do custo (proporcional) de transação. Para autores como Kautonen et al. (2020) há um desinteresse das instituições bancárias em conceder empréstimos para micro e pequenas empresas que resulta, em parte, exatamente do alto risco percebido nas operações. 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, falta de garantias, dentre outros (Degryse et al., 2018).

Ademais, Harrison et al. (2022) destaca que em economias que apresentam elevado custo de capital e escassez de crédito - como a brasileira - as operações para esse tipo de organização são ainda mais difíceis, uma vez que a alocação ótima de carteiras pode ocorrer a retornos elevados mesmo com exposições (riscos) menores.

Neste contexto, Fundos de Aval, Sociedades de Garantias e outras instituições públicas e associativas de fomento ao crédito surgem como mecanismos de socialização dos riscos e facilitação de acesso ao crédito (Altman et al., 2018; Chen et al. 2020; Pomeroy et al., 2020). Autores como Lanz e Cotovio (2018) defendem que, no contexto do crédito às micro e pequenas empresas, os fundos de aval (ou fundos garantidores) desempenham um papel importante no relaxamento das restrições creditícias e no incentivo à formação de um mercado de crédito capaz de ofertar produtos para MPE's, uma vez que, ao oferecerem garantias aos concessores, os riscos de perda em caso de *default* são minimizados.

No que se refere ao marco legal nacional, o artigo 60 da lei complementar 123/2006 com regulamentação via decreto 10.780/2021 instituiu o Sistema Nacional de Garantias de Crédito dentro do Sistema Financeiro Nacional, tendo como órgão regulador das prestações e aceitações de garantias o CMN – Conselho Monetário Nacional.

As chamadas sociedades de garantias solidárias e sociedades de contragarantia são os tipos de prestadores de garantias instituídos no artigo 5º da referida lei, sendo definidas como fundos de aval associativos (ou solidários), caracterizando-se como uma união de indivíduos (empresas ou pessoas naturais) destinada à prestação de garantias em operações de empréstimos e financiamentos.

Considerando a resolução 4.553/2017 do Banco Central, tais organizações, ainda que não sejam objeto direto da resolução, são classificadas como de segmento 5 (cinco), não sendo sujeitadas à apuração de Patrimônio de Referência. Tal caracterização faz com que suas estruturas prudenciais sejam simplificadas, o que pode prejudicar a aceitação das garantias ofertadas e reduzir o horizonte de atuação. Outrossim, observa-se que o problema da gestão de risco também precisa ser analisado e gerenciado pelas prestadoras de garantias.

Diante da importância da adoção de instrumentos efetivos na redução das restrições ao crédito de MPE's, bem como da possível existência de risco proveniente da estrutura prudencial de Sociedades de Garantia Solidárias, entende-se que estudos que se concentrem sobre os riscos nas operações das organizações do Sistema Nacional de Garantias são de grande importância.

Autores como Kaufman (2014) e Hesary et al. (2020) entendem que, dado que o risco de crédito é decorrente da probabilidade de alteração da qualidade dos mutuários (de adimplente para inadimplente), pode-se identificar este como um dos principais tipos de risco aos quais fundos de aval estão expostos. Por outro lado, 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 no momento do *default*. Desta forma, a perda é uma função condicional do tempo, sendo maior, quanto menor for o tempo transcorrido entre a concessão e o *default* (Bluhm et al., 2003).

Contudo, estudos que se dediquem à identificação dos determinantes do tempo até o *default* não são comuns na literatura sobre o tema. Além disso, também não são comuns estudos sobre risco e perda em caso de *default* no contexto de Fundos de Aval Solidários brasileiros. Diante do exposto, o presente estudo objetiva identificar os determinantes da sobrevivência de contratos de crédito em operações de garantia.

Com tal objetivo declarado, a pesquisa contribui para o entendimento do fenômeno do tempo até o evento em contratos de crédito, bem como para o estudo do risco e seus determinantes em Fundos de Aval Solidários brasileiros.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Contratos de crédito são acordos firmados entre o tomador (mutuário) e o concessor (cedente) no qual são estabelecidas as condições segundo as quais as obrigações previstas para ambas as partes deverão ser honradas. No que se refere ao risco de *default* de crédito, o mesmo se caracteriza como a probabilidade de que o mutuário deixe de honrar os pagamentos previstos, ficando inadimplente (Zang et al., 2022).

Autores como Ho e Saadaoui (2022) salientam que, embora seja complexa, a relação entre desenvolvimento econômico e crédito (em qualidade e disponibilidade) é amplamente reconhecida. Contudo, também é observado na literatura que a qualidade e a disponibilidade do crédito nas economias é bastante variável.

Como destacado por Degryse et al. (2018) e Harrison et al. (2022), Zang et al. (2022) microempresas e empresas de pequeno porte têm fatores de risco associados às suas características estruturais que impõem dificuldades extras ao processo de análise, bem como são focos recorrentes de restrições em mercados de crédito em todo o mundo.

Fundos de aval públicos e Sociedades de Garantia Solidária são mecanismos úteis para mitigar tal problema. Neste caso, o crédito é viabilizado por meio da concessão de cartas de garantia complementares. As cartas de garantias fornecidas pelo garantidor servem para lastrear as operações de crédito, reduzindo as restrições dos tomadores (Yu et al., 2022), uma vez que reduz sensivelmente as perdas em caso de *default*.

O evento de *default* pode ser considerado um evento terminal para a operação de crédito, equivalente a um evento de morte na análise de sobrevivência (Ding et al., 2018). O evento de *default* reduz a qualidade do tomador e, por consequência, a qualidade e o valor do portfólio de crédito do cedente.

Diversos estudos se dedicaram a modelar determinantes probabilidade de *default* no contexto das MPE's, tais como os estudos de Carvalho et al. (2019), Yang et al. (2017).

Em seu estudo, Carvalho et al. (2019) avaliaram dados de 47 (quarenta e sete) mil contratos de microcrédito de curto prazo com exigência de garantias firmados junto a MPE's entre 2004 e 2010 com o objetivo de estimar a probabilidade de sobrevivência dos contratos de curto prazo dentro de 6 meses. Para a modelagem foram considerados como inadimplentes contratos que, dentro do período, apresentavam probabilidade de sobrevivência menor que 60%. Como forma de analisar a qualidade do ajuste, a pesquisa comparou tais contratos com

aqueles que não cumpriram as obrigações no período. O modelo adotado apresentou uma acurácia de 86,06% na predição de *defaults*.

Já no estudo de Yang et al. (2017), os autores modelaram a sobrevivência de 60 mil contratos de crédito de curto prazo de um banco Chinês, definindo-se o primeiro *default* de tempo como a morte do contrato. Na análise dos resultados foi observado que a probabilidade de *default* em 48 meses de vida do contrato seria próximo a 80%.

Diversos outros estudos em MPE's estudaram os determinantes de *default* com base em variáveis financeiras e não financeiras. As principais variáveis financeiras e não financeiras identificadas consideradas significativas no conjunto de estudos empregados como referências para a presente pesquisa estão organizadas na tabela 1.

Tabela 1 - 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); Ferruci et al. (2020); Conceição et al., (2016); Oliveira e Maciel (2020)
2. Setor	Serviço, Comércio e Indústria.	Barbosa (2016); Ferrucci et al. (2020); Iwasaki e Kočenda (2020); Oliveira 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 et al. (2009)
4. Idade da empresa	Empresas acima de 20 anos.	Yang et al. (2017); Ferruci et al, (2020); Mourão (2020); Carvalho et al. (2019); Bennouna & Tkiouat (2019); Oliveira & Maciel (2020)
5. Montante	O valor do montante.	Chen et al.,(2020); Hesary et al. (2020); Bennouna & Tkiouat (2019)
6. Finalidade de crédito	Objetivo da solicitação do crédito (conforme o autor, a falha está relacionada a finalidade do empréstimo).	Bennouna & Tkiouat (2019)
7. Garantia real	Percentual da garantia	Hesary et al. (2020)
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 et al. (2009)
9. Índice de empréstimo e prazo do contrato	Índice de empréstimos da empresa cobertos pelo FGC; prazo do contrato financeiro;	Ferrucci et al. (2020); Yang et al. (2017); Carvalho et al. (2019); Li et al. (2019)

Fonte: elaborado pelos autores (2022).

A partir da tabela 1 é possível separar as principais de variáveis empregadas pelos estudos referenciados, em três blocos a saber:

- i) Características das empresas tomadoras de crédito (setor, porte, tamanho e idade),
- ii) Características da operação de crédito (montante e finalidade do crédito), e
- iii) Aspectos financeiros da empresa tomadora (ativo de longo prazo e índice de empréstimo e prazo do contrato).

Observando a distribuição do *default* no Brasil segundo o perfil dos clientes, o estudo de Oliveira e Maciel (2020) — que compreendeu um período de 5 anos (2013 a 2017) — identificou que o evento tem maior prevalência entre microempresas individuais, com destaque para o segmento de serviços.

Já o estudo de Alves e Camargos (2010) – que teve como objetivo identificar e analisar os fatores condicionantes da inadimplência nas operações de crédito de instituições de microcrédito do Maranhão – identificou que o principal determinante para a inadimplência é a finalidade de crédito – sendo a finalidade "capital de giro" a de maior prevalência. Tal estudo foi realizado a partir de modelos de classificação aplicados a 20.033 (vinte mil e trinta e três) contratos de microcréditos firmados no período de 2003 a 2009.

Observa-se que tanto no contexto internacional quanto nacional, existem estudos acerca da identificação de determinantes de *default* em operações de microcrédito. Contudo, seria uma contribuição importante para os estudos voltados para a gestão de risco, orientação organizacional e de políticas de controle da perda em Sociedades de Garantia Solidárias a identificação de quais desses determinantes podem estar associados ao tempo até o evento de *default*. Para responder a esta questão de pesquisa, o presente estudo endereçou a metodologia descrita como segue.

3. METODOLOGIA

3.1 Delimitação da amostra e coleta de dados

O conjunto de dados utilizado na pesquisa foi formado por dados de 273 (duzentas e setenta e três) operações de garantias (contratos) firmadas por uma Sociedades de Garantia Solidárias que atende clientes de Curitiba-PR e Região Metropolitana compreendendo o período de 2016 a 2020. Os dados foram extraídos dos cadastros, contratos e cartas de aval apresentadas. As variáveis levantadas podem ser observadas na tabela 2.

Como é possível observar pela tabela 2, o conjunto de variáveis extraídos dizem respeito ao status no momento da observação e o tempo até o evento, bem como o conjunto das covariáveis pertinentes ao tipo organizacional e de operação identificadas na literatura previamente consultada. Para além, na hipótese de não observância de dados específicos, a pesquisa gerou variáveis indicadoras. Este é o caso das variáveis que representam a existência ou não de informação sobre quantidade de empregados e a existência ou não de informação do ativo de longo prazo.

Tabela 2 - Variáveis presentes na base de dados

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_ativolp	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: elaborado pelos autores (2022).

Considerando que há a possibilidade de que um contrato de crédito nunca venha a ser considerado em *default* (caso em que o contrato seja quitado), é inadequada a utilização de modelo que tenha como pressuposto que, no tempo n, todos os indivíduos apresentarão o evento (caso do modelo clássico de sobrevivência). Por tal motivo, para além da análise das curvas de sobrevivência, os dados foram modelados prevendo-se fração de cura.

3.1.2 Análise de sobrevivência com fração de cura

Define-se análise de sobrevivência como um conjunto de procedimentos estatísticos para a análise de dados, do tipo "tempo para a ocorrência de um evento de interesse" (Austin, 2017). Dentro do processo de aplicação da análise de sobrevivência, uma primeira etapa exploratória 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 (Schober & Vetter, 2018). Dito de outra forma:

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

Em que S(t) é função de sobrevivência; P é probabilidade; T representa o tempo de falha (tempo do evento de interesse) e t é o tempo.

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

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

Em que F(t) é função de distribuição acumulada e S(t) é função sobrevivência

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:

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

Neste estimador o $t_1 < t_2 < \cdots < t_k$ representa os k tempos distintos e ordenados de falha, d_j representa o número de falhas em t_j , com $j=1,2,\ldots,k$, 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,...,k, e que m_j seja o número de observações censuradas no intervalo semiaberto $[t_j,t_{j+1})$, nos tempos $t_{1j},...,t_{jm_j}$, a probabilidade de default tempo t_j pode ser dada por $S(t_j)-S(t_j+1)$, com $S(t_j)+=S(t_j+\Delta t)$, j=1,2,...,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 pelo tempo até a censura t_{jl} , com $l=1,2,...,m_j$ como: $P(T>t_{jl})=S(t_{jl}+)$. Desta forma, a função de verossimilhança para estimação do tempo de sobrevivência é dada por:

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

As principais propriedades do estimador de Kaplan-Meier são:

- 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 grupo e o correspondente número de falhas esperadas sob a hipótese nula (Colosimo & Giolo, 2006).

Para modelagem, a pesquisa adota a abordagem semiparamétrica via modelo de riscos proporcionais de Cox (regressão de Cox), bastante utilizado em estudos realizados em diversas áreas do conhecimento (Fávero & Belfiore, 2017). A forma funcional do modelo é dada por:

$$\hat{S}_{i}(t) = \hat{S}_{0i}(t). e^{(\beta_{1}.X_{1i+}\beta_{2}.X_{2i+}\beta_{k}.X_{ki})}$$

Em que $S_i(t)$ 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; β (i=1,2,...,k) são os parâmetros estimados de cada variável i explicativa; i são as variáveis explicativas (métricas ou i e o subscrito i representa cada observação da amostra (i=1,2,...,n, em que i e 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 sobrevida 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 sobrevida (Clark et al., 2003).

A abordagem do estudo pode ser classificada como retrospectiva, 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 (como é o caso do presente estudo), no qual numa amostra de contratos se observa o evento de interesse (caso) e em outra (controle) não.

Dentre os estudos levantados que empregaram técnicas de tempo até o evento para tratar o problema de crédito (default) é comum o uso de modelos clássicos de sobrevivência com riscos proporcionais de Cox. Contudo, nesses estudos de sobrevivência, se considera que todos os indivíduos existentes na amostra falharão em algum momento do tempo, uma vez que este é um pressuposto do modelo (Barbosa, 2016; Carvalho et al., 2019; Divino & Rocha, 2012; Ding et al. 2018; Mourão 2020; Yang et al., 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 et al., 2003).

Neste contexto, 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 suas aplicações. Contudo, é importante observar que, para alguns tipos de problemas de tempo até o evento, existe uma fração de indivíduos que nunca observarão o evento de interesse. Isso ocorre em estudos nos quais o tempo de observação é limitado, como é o caso do 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 (pagamento integral).

Diante dessa condição é possível pré-selecionar indivíduos (contratos) para compor o estudo em função de uma predisposição 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. Há duas considerações 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 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, Granzotto (2008) trabalhou com os modelos de análise de sobrevivência com fração de cura, contextualizando que essa, incorpora a heterogeneidade de duas populações (suscetíveis 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. Os modelos de fração de cura foram estimados para as distribuições: i) F generalizada, ii) Gamma generalizada, iii) Weilbull, iv) Log-normal, v) Exponencial e vi) Log-logística. A seleção de covariáveis dos modelos, bem como as comparações dos mesmos foram baseadas nos critérios de informação AIC e BIC. Para o caso da comparação dos modelos estimados para cada distribuição se utilizou, adicionalmente, o Teste de Razão de Verossimilhança - TRV, que teve sua estatística por meio da função LRT do pacote flexcure e *survival*, disponíveis no R.

Nos modelos com Fração de cura são estimados dois modelos, o primeiro modelo que 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 que estima para chance de morte, ou seja, de ocorrer o evento, e os dois modelos são interativos.

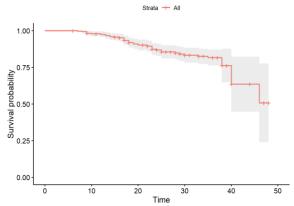
A seleção de covariáveis em tais modelos empregou o algoritmo "backward" segundo o qual as covariáveis levantadas pela teoria são inseridas no modelo que otimiza o critério selecionado ao excluir as covariáveis em sequência das menos relevantes para as mais relevantes. No caso os critérios foram AIC e BIC tendo como critério de parada a elevação das estimações de informação para cada modelo.

4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Ainda que se tenha dificuldades iniciais pelas premissas do estimador, conforme abordado na metodologia, entende-se como importantes as curvas de sobrevivência para visualização do comportamento dos dados dadas as variáveis categóricas em estudo.

A figura 1 apresenta a curva de sobrevivência do conjunto de dados estudado. Nesta figura observa-se que até os 10 meses quase 100% dos empréstimos estão sendo pagos, no entanto nota-se que a curva diminui consideravelmente quando chega em 40 meses, período em que a população em risco estimada é de 63,4%, o que implica que a probabilidade estimada de ocorrência de evento até esse período é de 36,6%. Essa seria a probabilidade de ocorrência de uma interrupção no contrato devido à não ocorrência dos pagamentos (interrupção no fluxo de pagamentos), gerando a descontinuidade do contrato de crédito.

Figura 1 - Estimador de Kaplan Meier



Fonte: elaborado pelos autores (2024).

Tais observações corroboram achados de autores como Divino e Rocha (2012) e Carvalho et al. (2019) que indicaram que quanto mais próximo do término do contrato maior a probabilidade de as empresas apresentarem eventos de default, bem como autores como Yang et al. (2017), e Li et al. (2019) que indicaram que contratos maiores têm maior probabilidade de observação do evento. Considera-se, assim, que contratos maiores implicam em maior tempo de exposição e, consequentemente, maior risco para o perfil do conjunto analisado.

Na figura 2 são apresentados, em conjunto, os dados referentes ao (a) porte, (b) tipo fiscal, (c) setor de atuação e (d) finalidade do crédito.

-- porte=EPP -- porte=ME + tipo=EI/EIRL + tipo=SL 0.75 0.50 0.50 Survival probability Survival p = 0.0340.00 40 50 40 50 20 30 Finalida Setor 1.00 Survival probability Survival probability p = 0.89p = 0.560.00

Figura 2 - Estimador de Kaplan Meier para os estratos: porte, tipo, setor e finalidade

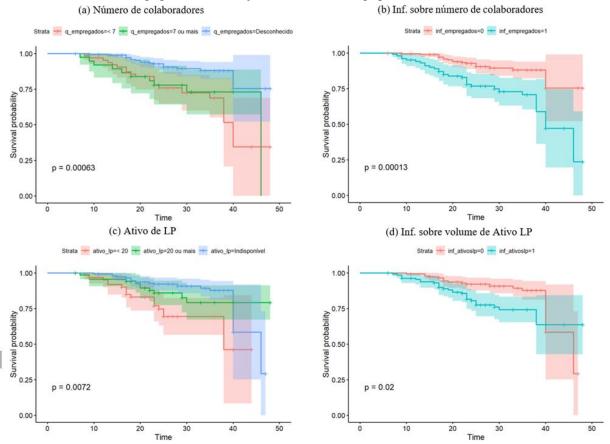
Fonte: elaborado pelos autores (2024).

Nos gráficos das curvas de sobrevivência apresentados o valor de p em destaque em cada gráfico denota o valor da probabilidade de erro do tipo I ao se rejeitar a hipótese nula estimado a partir da estatística do teste de *logrank*. Como é possível observar, apenas o tipo fiscal foi estatisticamente significativo para explicar alterações na curva estimada, indicando que empresas individuais (EI/EIRELI) têm probabilidade de ter observado evento de *default* (e consequente descontinuidade de contrato) em tempo menor que Sociedades Limitadas (SL).

Já na figura 3 são apresentadas as curvas referentes a (a) quantidade de empregados, (b) existência de informações sobre número de empregados, (c) volume de ativo de longo prazo e (d) existência de informação sobre volume de empregados.

Nos gráficos apresentados na figura 3 também estão plotadas as respectivas estimativas para o valor p. Considerando o valor p crítico estipulado pela pesquisa é possível observar que, para o conjunto analisado, as variáveis são estatisticamente significativas.

Figura 3 - Estimador de Kaplan Meier para os estratos: número de colaboradores, Informação sobre o número de colaboradores, ativo de longo prazo e informação sobre ativo de longo prazo



Fonte: elaborado pelos autores (2024).

No que se refere ao número de empregados, observa-se que empresas com sete ou mais colaboradores (curva verde do gráfico a) têm maior sobrevivência que empresas com menos de sete (curva rosada do gráfico a). Ferrucci et al. (2020) apontaram para a mesma direção, indicando que empresas com maior número de colaboradores têm menor risco. Contudo, observou-se, nos gráficos (a) e (b) que a não declaração (desconhecimento) do número de colaboradores representa menor risco. O mesmo ocorre nos gráficos (c) e (d) da figura.

Tal inconsistência com a teoria pode ser pela própria prática da instituição no que se refere à coleta ou não de dados completos de determinados tipos de clientes, sendo esta uma limitação do conjunto de dados. Já em relação ao ativo de longo prazo, volumes de ativos de longo prazo

menores que R\$20 mil estão associados a maior risco que volumes iguais ou maiores. Tal observação não encontrou respaldo na teoria estudada. Em parte se reflete o fato de que os ativos das pequenas empresas e balanços não são muito detalhados, refletindo nas análises de risco (Columba et al., 2009).

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

Após a realização das estimações, considerando os critérios de informação empregados em cada um dos modelos, bem como os resultados da estimação sem covariáveis (modelo nulo), foi realizado o teste de razão de verossimilhança – TRV. Com base em tais testes e critérios observou-se que a distribuição que gerou o modelo mais ajustado aos dados foi a distribuição Lognormal. Tanto pelo critério de informação de Akaike (AIC) quanto pelo critério de informação Bayesiano (BIC) o modelo preferível foi o estimado considerando a distribuição lognormal, reforçando os resultados observados no TRV.

Considerando os critérios de seleção de covariáveis e procedimentos empregados e anteriormente detalhados na seção de metodologia, os modelos selecionados foram os trazidos nas tabelas 3 e 4.

Tabela 3 - Estimador modelo flexível com fração de cura

Tuesta E Zermader me dere nem ver com may de de com						
Descrição do modelo			Resultados			
(Intercept)	Tipo SL	Setor	Setor	Porte	inf_empregados	
		Indústria	Serviços	ME		
-1.7872	-5.0812	2.4410	-0.6944	6.1652	3.7107	
(Intercept)	Tipo SL	Setor	Setor	Porte	inf_empregados	
		Indústria	Serviços	ME		
3.5938	-2.5828	1.3409	-0.4102	3.7716	1.4690	
	-1.7872 (Intercept)	-1.7872 -5.0812 (Intercept) Tipo SL	(Intercept) Tipo SL Setor Indústria -1.7872 -5.0812 2.4410 (Intercept) Tipo SL Setor Indústria	(Intercept) Tipo SL Setor Indústria Serviços -1.7872 -5.0812 2.4410 -0.6944 (Intercept) Tipo SL Setor Setor Indústria Serviços	(Intercept) Tipo SL Setor Setor Porte Indústria Serviços ME -1.7872 -5.0812 2.4410 -0.6944 6.1652 (Intercept) Tipo SL Setor Setor Porte Indústria Serviços ME	

Fonte: elaborado pelos autores (2024).

Tabela 4 - Estimador modelo flexível com fração de cura

Descrição do modelo	Resultados		
Log (sdlog)	0.3526		
Nº observações	273		
Eventos	45		
Censuras	228		
Log - lokelihhod	249.7114		
AIC	525.4227		

Fonte: elaborado pelos autores (2024).

Ao analisar os modelos observa-se que apenas quatro variáveis explicativas foram consideradas, quais sejam o tipo fiscal, setor, porte e se tem informação ou não do número de empregados. Neste sentido, essas seriam as covariáveis consideradas como determinantes para a sobrevivência de contratos de microcrédito firmados com garantia solidária para as microempresas e empresas de pequeno porte estudadas.

Pelas estimativas realizadas observa-se que as covariáveis tipo fiscal (quando não igual a Sociedade limitada - SL) e a covariável setor (quando igual a serviços) contribuem negativamente para o tempo de sobrevida do contrato.

Cabe ressaltar que esta contribuição do estudo não implica dizer que tais tipos organizacionais têm maior probabilidade de descontinuar o pagamento de um contrato, mas sim que a esperança de tempo de vida do contrato é menor para este tipo de organização. Isso implica que não se pretende substituir análises via modelos de classificação por modelos de

tempo até o evento, mas sim lançar luz acerca do problema da estimação do tempo para problemas como o risco de exposição no momento do *default*, auxiliando na compreensão e proposição de soluções para tais problemas.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A concessão de microcréditos a indivíduos e micro e pequenas empresas têm 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 e perda dado o *default*. Com o objetivo de minimizar as restrições oriundas dessa tipologia organizacional, os fundos de aval 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, o problema do tempo até o evento é pouco explorado na bibliografia de referência na área, em especial considerando a existência de uma fração de indivíduos que, de fato, não observaram o evento em tempo nenhum do contrato.

Diante do exposto, a presente pesquisa buscou identificar os determinantes da sobrevivência de contratos de garantia de operações de crédito, utilizando como fonte de dados uma Sociedade de Garantias do Estado do Paraná. Para tanto, lançou-se mão de análises exploratórias e descritivas da relação entre a curva de sobrevivência desses contratos e um conjunto de covariáveis associadas a: i) características das empresas tomadoras de crédito, ii) características da operação de crédito pretendida e iii) aspectos financeiros da empresa tomadora. As covariáveis elencadas foram observadas em estudos sobre o tema e tidas como associadas à ocorrência do evento para identificar os determinantes da sobrevivência de contratos de crédito em operações de garantia. Diante disso, a pesquisa buscou verificar se tais covariáveis também seriam associadas ao tempo até o evento.

As análises exploratórias foram realizadas pela análise das curvas de sobrevivência, as quais foram estimadas via estimador de Kaplan-Meier e comparadas via teste de *logrank*. A partir do exame dessas estatísticas se observou possíveis efeitos das covariáveis sobre o comportamento da curva e, consequentemente, sobre o risco de sobrevivência do contrato.

Por fim, foram estimados os modelos de fração de cura que identificaram que as covariáveis que compõem o modelo de ajuste ótimo para os dados é composto das covariáveis tipo fiscal, setor de atuação e porte da empresa. Cabe ressaltar que a análise se deu sob uma perspectiva retrospectiva, sendo oportunidades de melhoria para futuras pesquisas o emprego de estudos de coorte prospectiva, com maior controle da distribuição dos participantes ao longo do território nacional. Tal pesquisa seria capaz de ofertar diferenças existentes, inclusive, de aspectos exógenos à empresa e sua atuação setorial, tais como aspectos geográficos.

As contribuições da presente pesquisa, do ponto de vista teórico, estão associadas à ampliação do debate e à produção científica sobre fundo de aval, bem como sobre a possibilidade de utilização do modelo de sobrevivência em contratos de microcrédito, contornando os problemas trazidos da aplicação clássica da análise. Tais contribuições podem ampliar o campo de estudo e incentivar o uso das técnicas para outras áreas de finanças. Para além, estudos como os que se apresentam aqui também contribuem para o entendimento do problema do tempo e da associação do tempo ao nível de exposição dos agentes, colaborando para melhor gestão de Sociedades de Crédito Solidário e fundos de aval.

REFERÊNCIAS

- Altman, E. I., Esentato, M. & Sabato, G. (2018) Assessing the credit worthiness of Italian SMEs and mini-bond issuers. *Global Finance Journal*, 43. DOI: doi.org/10.1016/j.gfj.2018.09.003.
- Alves, C. M. & Camargos, M. A., de,. (2010) Previsão de Inadimplência em Operações de Microcrédito. XXX Encontro Nacional de Engenharia de Produção.
- Austin, P. C. (2017) A Tutorial on Multilevel Survival Analysis: Methods, Models and Applications. *International Statistical Review*, 85, p. 185–203. DOI:10.1111/insr.12214.
- Banco central do brasil (BCB). (2020). *Sistema Gerenciador de Séries Temporais*. https://www3.bcb.gov.br/sgspub/localizarseries/localizarSeries.do?method=prepararTela_LocalizarSeries.
- Barbosa, E. G. (2016). Determinants of small business survival: the case of very small enterprises of the traditional manufacturing sectors in Brazil. *Social Science Research Network*. DOI: dx.doi.org/10.2139/ssrn.2802706.
- Bennouna, G. & Tkiouat, M. (2019). Scoring in microfinance: credit risk management tool Case of Morocco. Procedia Computer Science. 522–531.
- DOI: 10.1016/j.procs.2019.01.025.
- Bluhm, C., Overbeck, L., & Wagner, C. (2003). *An Introduction to Credit Risk Modeling*. Chapman & Hall/CRC Financial Mathematics Series, London.
- Brasil. Decreto nº 10.780, de 25 de agosto de 2021. Institui o Código Civil. Diário Oficial da União. https://www.in.gov.br/en/web/dou/-/decreto-n-10.780-de-25-de-agosto-de-2021-340746651.
- Carvalho, J., Orrilo, J. & Silva, F. R. G. (2019) Probability of default in collateralized credit operations for small business. *North American Journal of Economics and Finance*. 52, 1062-9408. DOI: doi.org/10.1016/j.najef.2019.101129.
- Colosimo, E. A. & Giolo, S. R. (2006). *Análise de Sobrevivência Aplicada*. Brasil, São Paulo -SP. Editora Edgard Blucher.
- Columba, F., Gambacorta, L. & Mistrulli, E. (2009) Mutual guarantee institutions and small business finance. *Journal of Financial Stability*. 6, 45–54. DOI:10.1016/j.jfs.2009.12.002.
- Conceição, O. C., Saraiva, M. V., Fochezatto, A. & França, M. T. A. (2016) O Simples Nacional e as empresas industriais: uma análise de sobrevivência a partir de micro dados da RAIS. *Confederação Nacional da Indústria*. Porto Alegre.
- Chen, S., Jiang, X., He, H. & Zhou, X. (2020) A pricing model with dynamic repayment flows for guaranteed consumer loans. *Economic Modelling*, 91, 1-11. DOI: doi.org/10.1016/j.econmod.2020.05.013.
- Clark, T; Bradburn, M.J.; Love, S. B. & Altmam D. G. (2003) Survival Analysis Part I: Basic concepts and first analyses. Tutorial Paper. *British Journal of Cancer*, 89, 232–238.
- Degryse, H., Matthews, K., Zhao, T. (2018). SMEs and access to bank credit: Evidence on the regional propagation of the financial crisis in the UK. *Journal of Financial Stability*. Vol. 38, oct. 2018, pgs 53-70.
- Ding, A. A., Tian, S., Yu, Y. & Guo, H. (2018) A Class of Discrete Transformation Survival Models With Application to Default Probability Prediction. *Journal of the American Statistical Association*, 107. DOI: 10.1080/01621459.2012.682806.
- Divino, J. A. & Rocha, L. C. S. (2012). Probability of default in collateralized credit operations. *North American Journal of Economics and Finance*, 25, 276–292. DOI: 10.1016/j.najef.2012.06.015.
- Fávero, L. P. & Belfiori, P. (2017). *Manual de análise de dados*. Edição 1. Brasil, Rio de Janeiro RJ, Editora Elsevier.

- Ferruci, E., Guida, R. & Meliciani, V. (2020). Financial constraints and the growth and survival of innovative start-ups: An analysis of Italian firms. *European Financial Management*, 1-23. DOI: 10.1111/eufm.12277.
- Granzotto, C. T. D. (2008). *Seleção de Modelos de Tempos com Longa Duração para Dados de Finanças*. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de São Carlos Des/UFSCar. São Paulo- SP, Brasil.
- Harrison, R., Li, Y., Vigne, S., Wu, Y. (2022). Why do small businesses have difficulty in accessing bank financing? *International Review of Financial Analysis*. Vol. 84, nov. 2022.
- Hesary, F. T., Yoshino, N., Fukuda, L. & Rasoulinezhad, E. (2020). A model for calculating optimal credit guarantee fee for small and medium-sized enterprises. *Economic Modelling*, 259-1292. DOI: doi.org/10.1016/j.econmod.2020.03.003.
- Ho, S. & Saadaoui, J. (2022) Bank credit and economic growth: A dynamic threshold panel model for ASEAN countries. *International Economics*, Vol. 170, pg. 115-128.https://doi.org/10.1016/j.inteco.2022.03.001.
- Iwasaki, I. & Kočenda, E. (2020) Survival of service firm in European emerging economies. *Applied Economics Letters*, 27: 4, 340-348. DOI: 10.1080 / 13504851.2019.1616053.
- Oliveira, M. C., Junior & Maciel, A. A. (2020) Perfil dos Clientes Inadimplentes de uma Empresa de Factoring em uma Capital Brasileira Baseada na Teoria da Curva Abc. *UFAM Business Review*, 2, 35-57. DOI: https://10.47357/ufambr.v2i3.6376.
- Kaufman, G. G. (2014). Too big to fail in banking: What does it mean? *Journal of Financial Stability*, 13, 214–223. DOI: doi.org/10.1016/j.jfs.2014.02.004.
- Kautonen, T., Fredriksson, A., Minniti, M., Moro, A. (2020). Trust-based banking and SMEs' access to credit. *Journal of Business Venturing Insights*. Vol. 14, nov. 2020.
- Lanz, L. Q. & Cotovio, A. C. P. (2018). Garantia por carteira: proposta de modelo adaptado para os fundos garantidores no Brasil. *Revista do BNDES*, 28, 401-440.
- Li, Y., Li, Y. & Li, Y. (2019). What factors are influencing credit card customer's default behavior in China? A study based on survival analysis. *Physica*, 526. DOI: doi.org/10.1016/j.physa.2019.04.097.
- Mourão, P. R. (2020). On the different survival rates of Portuguese microbusinesses the case of projects supported by microcredit. *Applied Economics*, 52, 3391–3405.DOI: 10.1080/00036846.2019.1710456.
- Pomeroy, R., Arango, C., Lomboy, C. G. & Box, S. (2020). Financial inclusion to build economic resilience in small-scale fisheries. *Marine Policy*, 118.
- Schober, P. & Vetter, T. R. (2018). Survival Analysis and Interpretation of Time-to-Event Data: *The Tortoise and the Hare*, 127.DOI: 10.1213/ANE.00000000003653.
- Yang, C. G., Trim, S., Lee, S. G. & Yang, J. S. (2017). A Survival Analysis of Business Insolvency in ICT and Automobile Industries. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 16, 1523–1548. DOI: 10.1142/S021962201550011X.
- Yu, J., Peng, F., Shi, X., Yang, L. (2022). Impact of credit guarantee on firm performance: Evidence from China's SMEs. *Economic Analysis and Policy*. Vol. 75, sept. 2022, pgs 624-636.