

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

ARIANE MAYRA DE CASTRO CAMPOS TABORDA RIBAS

**CAPTURA DE EXPERTISE DE ANALISTAS EM PROCESSO DE PRÉ-
ANÁLISE DE CRÉDITO**

CURITIBA

2021

ARIANE MAYRA DE CASTRO CAMPOS TABORDA RIBAS

**CAPTURA DE EXPERTISE DE ANALISTAS EM PROCESSO DE PRÉ-ANÁLISE
DE CRÉDITO**

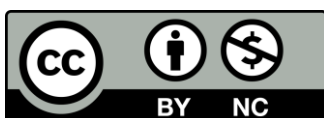
Capture the expertise of analysts in the credit pre-analysis process.

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

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo Alves Silva

CURITIBA

2021



[Atribuição – Uso não
Comercial](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

Atribuição - Uso Não Comercial (BY-NC) - Permite que outros remixem, adaptem e criem obras derivadas sobre a obra licenciada, sendo vedado o uso com fins comerciais. As novas obras devem conter menção ao autor nos créditos e também não podem ser usadas com fins comerciais. Porém as obras derivadas não precisam ser licenciadas sob os mesmos termos desta licença.



ARIANE MAYRA DE CASTRO CAMPOS TABORDA RIBAS

**CAPTURA DE EXPERTISE DE ANALISTAS EM PROCESSO DE PRÉ-ANÁLISE
DE CRÉDITO**

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: 29 de Outubro de 2020

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

Prof Thiago Cavalcante Nascimento, Doutorado - Universidade

Tecnológica Federal do Paraná Prof Vilmar Rodrigues Moreira,

Doutorado - Pontifícia Universidade Católica do Paraná (Pucpr)

Documento gerado pelo Sistema Acadêmico da UTFPR a partir dos dados da Ata de Defesa em 29/10/2020.

À minha família, meu marido Roberto e meu filho Mateus, por todo amor e incentivo ao longo dos anos.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, a Deus, por minha vida, por estar sempre ao meu lado me dando força para continuar e me permitir ultrapassar as barreiras encontradas ao longo do mestrado.

Ao meu avô Célio de Castro (in memoriam) e minha avó Norma Couto de Castro, pelos ensinamentos e valores transmitidos.

À minha mãe Ana Beatriz de Castro, exemplo de amor e dedicação, por nunca ter medido esforços para me proporcionar um ensino de qualidade e por acreditar no meu potencial.

Aos meus irmãos Priscilla de Castro Campos Leitner, Andréia de Castro Campos e Gustavo de Castro Campos por toda compreensão a minha ausência e por saberem que sempre estive presente em pensamento.

Ao meu marido Roberto Taborda Ribas Junior, pela parceria, companheirismo e paciência.

Ao meu filho Mateus, pelos momentos de alegria, descontração e companhia enquanto me dedicava à redação desta obra.

Aos meus sogros Roberto Taborda Ribas e Jocelen Gulineli Taborda Ribas, por me apoiarem e acreditarem em mim.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Rodrigo Alves Silva, por me guiar, me tranquilizar nos momentos de incerteza, pela compreensão e dedicação.

A todos meus professores, pelo estímulo em busca de conhecimento, pela ajuda e paciência com a qual guiaram meu aprendizado.

Aos meus colegas de mestrado, pelas risadas e trocas de conhecimentos.

A Universidade Tecnológica Federal do Paraná essencial para o meu desenvolvimento pessoal e profissional.

À toda equipe das Sociedades Garantidoras de Crédito que contribuíram para a realização deste estudo com informações, dados e parte de seu tempo. Espero que este trabalho os ajude na grandiosa missão de facilitar o acesso ao crédito em condições mais favoráveis para os pequenos negócios.

A Capes que financiou esta pesquisa (Processo nº 88882.432280/2019-01).

RESUMO

RIBAS, Ariane M. C. C. T. **Captura de expertise de analistas em processo de pré-análise de crédito.** Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Administração, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2020.

As Sociedades de Garantia são organizações cujo objetivo é mitigar imperfeições do mercado de microcrédito quanto ao suprimento de recursos para Micro e Pequenas Empresas por meio da oferta de garantias. As principais dificuldades enfrentadas pelas MPEs são as altas taxas de juros, a assimetria de informações e a ausência de garantias reais. As Sociedades Garantidoras de crédito, se diferenciam das demais instituições financeiras, por terem simultaneamente, objetivos econômicos e sociais. Onde buscam viabilizar o retorno para os associados por meio da oferta de serviços financeiros e condições mais favoráveis. Além de conseguir alcançar regiões mais distantes e menos favoráveis economicamente. O presente estudo tem por objetivo desenvolver e ajustar um modelo de *credit scoring* para pré-análise de operações de garantia de crédito com base na expertise dos analistas das Sociedades Garantidoras de Crédito de Curitiba. Para tanto, foi utilizado o método de regressão logística, estimando o parâmetro por máxima verossimilhança, a validação dos dados se deu por K-fold Cross Validation e a legitimação por ACC, MCC, Precision, Recall e F1-score. Sendo realizado no software R. O modelo estimado teve medidas estatísticas de desempenho superiores a 75% para quatro das cinco métricas analisadas. Os resultados possibilitam os analistas de crédito das SGCs a automatizarem a análise com base na própria expertise se preparando para o aumento da demanda por microcrédito, conforme já vem ocorrendo nos últimos anos.

Palavras-chave: Risco de *default*. *Credit Scoring*. Sociedades Garantidoras de Crédito. Microcrédito.

ABSTRACT

RIBAS, Ariane M. C. C. T. **Capture the expertise of analysts in the credit pre-analysis process.** Dissertation (Master's in Administration) – Programa de Pós-Graduação em Administração, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2020.

Guarantee Societies are organizations whose objective is to mitigate imperfections in the microcredit market in terms of supplying resources to Micro and Small Enterprises through the provision of guarantees. The main difficulties faced by MSEs are high interest rates, information asymmetry and the absence of collateral. Credit Guarantee Societies are different from other financial institutions in that they have both economic and social objectives. Where they seek to make the return for members viable by offering financial services and more favorable conditions. In addition to reaching more distant and less economically favorable regions. The present study aims to develop and adjust a credit scoring model for pre-analysis of credit guarantee operations based on the expertise of analysts from Curitiba Credit Guarantee Societies. For this purpose, the logistic regression method was used, estimating the parameter by maximum likelihood, data validation was done by K-fold Cross Validation and legitimation by ACC, MCC, Precision, Recall and F1-score. Being performed in software R. The estimated model had statistical measures of performance greater than 75% for four of the five metrics analyzed. The results enable SGCs' credit analysts to automate the analysis based on their own expertise, preparing for the increased demand for microcredit, as has been happening in recent years.

Keywords: Default risk. Credit Scoring. Credit guarantee companies. Microcredit.

LISTAS DE EQUAÇÕES

Equação 1 - Perda esperada	51
Equação 2 - Perda em caso de default.....	52
Equação 3 - Perda esperada em Bernoulli.....	52
Equação 4 - Exposição ao default	52
Equação 5 - Perda esperada para portfólio de crédito.....	53
Equação 6 - Perda não esperada extensão da perda esperada	53
Equação 7 - Perda esperada	53
Equação 8 - Perda não esperada para portfólio.....	54
Equação 9 – Probabilidade de ocorrência i.....	54
Equação 10 - Probabilidade de ocorrência j	54
Equação 11 - Perda não esperada com severidade constante	54
Equação 12 - Regressão Logística Binária	68
Equação 13 - Chance (odds).....	68
Equação 14 - Logaritmo natural da chance.....	68
Equação 15 - Logaritmo natural da chance.....	69
Equação 16 - Isolando Pi	69
Equação 17 - Probabilidade de ocorrência de default.....	69
Equação 18 - Probabilidade de não ocorrência de default.....	69
Equação 19 - Probabilidade Geral.....	69
Equação 20 - Máxima Verossimilhança.....	70

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Spread da taxa de juros	13
Gráfico 2 - Atividade de crédito com proporção ao PIB	17
Gráfico 3 - Saldo de operações de crédito do sistema financeiro a pessoa jurídica por porte da empresa (em R\$ bilhões).....	18
Gráfico 4 - Mercado de crédito por porte das empresas.....	22
Gráfico 5 - Aplicações e exigíveis MPO.....	45
Gráfico 6 - Residuals vs Fitted.....	78
Gráfico 7 - Scale-Location	79
Gráfico 8 - Residuals vs Leverage	80
Gráfico 9 - Curva ROC.....	81
Gráfico 10 - Métricas de comparação	82

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Vantagens das SGC	16
Figura 2 - Triângulo básico dos sistemas de garantia	25
Figura 3 - O Triângulo Ampliado	26
Figura 4 - Localização e abrangência das SGC no Paraná	31
Figura 5 – Estrutura do Sistema Nacional de Garantia	37
Figura 6 - Acordos da Basileia.....	48
Figura 7 - Distribuição de Perdas.....	51
Figura 8 - Fluxograma do modelo	60
Figura 9 - Integração da pesquisa bibliográfica à análise.....	61
Figura 10 - Matriz Confusão.....	72

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Garantidoras de crédito no Paraná.....	31
Tabela 2 - Evolução do microcrédito no Brasil	Erro! Indicador não definido.
Tabela 3 - Classificação de rating das três principais agências	Erro! Indicador não definido.
Tabela 4 - Demonstrativo das operações da Garantisul em 2018	62
Tabela 5 – Variáveis presentes na base de dados	64
Tabela 6 - Métricas usadas para comparação de métodos.....	71
Tabela 7 - Modelo inicialmente estimado pelo algoritmo <i>backward</i>	74
Tabela 8 - Fator de inflação da variância.....	75
Tabela 9 - Resultado do modelo	75
Tabela 10 - Fator de inflação da variância modelo selecionado.....	76
Tabela 11 – Estatísticas do modelo.....	77
Tabela 12 - Valor de referência para o ponto de corte.....	81
Tabela 13 – Métricas para comparação de métodos.....	84

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA	19
1.2	OBJETIVOS DA PESQUISA	21
1.2.1	OBJETIVO GERAL	21
1.2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	21
1.3	JUSTIFICATIVA TEÓRICA E PRÁTICA	21
2	SOCIEDADES DE GARANTIA E FUNDOS DE AVAL ASSOCIATIVOS	25
2.1	CONTEXTO HISTÓRICO DOS FUNDOS DE AVAL NO MUNDO	27
2.2	RESULTADOS DE PESQUISAS EMPÍRICAS SOBRE FUNDOS DE AVAL	32
2.3	GESTÃO E POLÍTICAS DE GARANTIA DE CRÉDITO	34
3	CREDIT SCORING EM OPERAÇÕES DE MICROCRÉDITO	39
3.1	OPERAÇÕES DE MICROCRÉDITO	41
3.2	RISCO DA OPERAÇÃO DE CRÉDITO	45
3.3	COMPONENTES DA MENSURAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO	50
3.4	MODELOS DE DECISÃO DE CRÉDITO	55
3.4.1	MODELOS DE DECISÃO	55
3.4.2	MODELOS DE CLASSIFICAÇÃO DE RISCO	56
4	MATERIAIS E MÉTODOS	59
4.1	BASE DE DADOS, MODELO E FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS	62
4.1.1	REGRESSÃO LOGÍSTICA BINÁRIA	68
4.1.2	ESTIMAÇÃO, VALIDAÇÃO E ANÁLISE DE DESEMPENHO DO MODELO	70
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	74
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	86
	REFERÊNCIAS	89

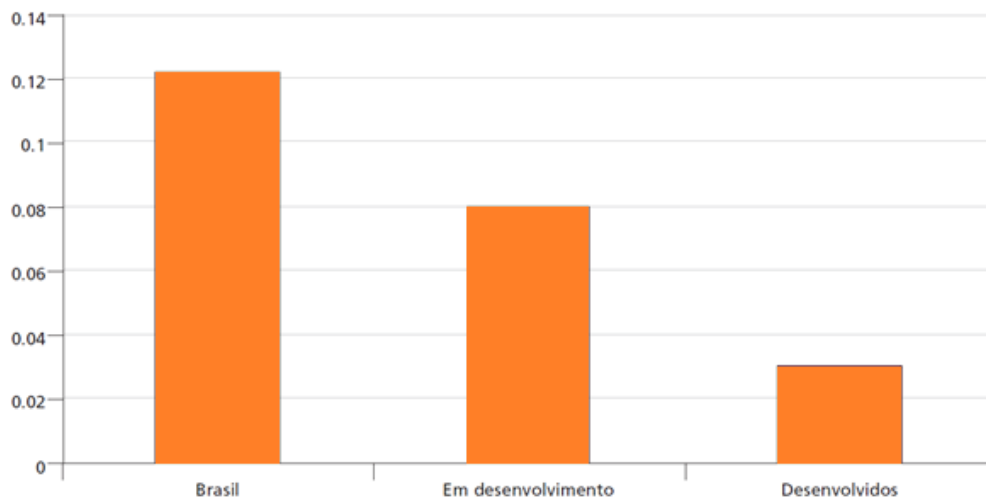
1 INTRODUÇÃO

O crédito é considerado uma atividade fundamental para a economia, no sentido de que contribui para a alocação de recursos (intermediação) de agentes superavitários para suprir demandas de agentes deficitários (MALDONADO; PETERS; WEBER, 2018; ALA'RAJ; ABBOD, 2016).

De acordo com os resultados do estudo empírico de Cao e Leung (2020) realizado com dados de Pequenas e Médias empresas no Canadá, há evidências robustas de que a relação entre a dívida de longo prazo / ativo não está associada à restrição financeira (inclusive de acesso a créditos), enquanto o tamanho da empresa está. Com base em seus achados os pesquisadores apontam haver indícios de redução da produtividade proveniente da restrição ao crédito, sendo que tal restrição se manifesta de forma mais proeminente em empresas menores.

A proporção (em pontos do PIB) do volume de crédito no Brasil é de 59%, sendo que, em países desenvolvidos o percentual médio é de 95% (SILVA; ZILBERMAN, 2018). Esta diferença se reverte quando observadas as porcentagens dos requerimentos de colaterais para empréstimos, o que no Brasil é de 95% e nos países desenvolvidos 50%. O spread da taxa de juros, diferença entre as taxas de juros cobradas em empréstimo e as taxas de captação de recursos, no Brasil, é muito elevado em relação à média dos países desenvolvidos e em desenvolvimento (SILVA; ZILBERMAN, 2018). O Gráfico 1 demonstra o desequilíbrio entre o spread da taxa de juros.

Gráfico 1 - Spread da taxa de juros



Fonte: Silva e Zilberman (2018).

De acordo com o Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas - SEBRAE (2018), existe mais de 11,8 milhões de micro e pequenas empresas (MPEs), responsáveis pela geração de 72,3% novos postos de trabalho em 2018.

No entanto, as MPEs têm dificuldades de obter empréstimos com taxas competitivas e melhores prazos por dois fatores: assimetria de informações e ausência de garantias. A dificuldade de acesso ao crédito enfrentado pelas MPEs acaba impactando negativamente na economia do país (ABREU, 2018; LI; LIN, 2017; CASTRO, 2014; BECK; KLAPPER; MENDOZA, 2010; OH; LEE; HESHMATI; CHOI, 2009). Por outro lado, existe ainda a baixa flexibilidade das linhas de crédito oferecidas, o que reduz a rentabilidade dos empresários.

Em um estudo randomizado com pequenos empresários na Índia Aragón, Karaivanov e Krishnaswamy (2020), encontraram evidências de que créditos flexíveis elevam a rentabilidade média dos empresários em 7% em comparação com empréstimos tradicionais, se elevando para 15% para os casos em que os desembolsos para amortização ocorrem após 18 semanas.

Para além, pequenos negócios muitas vezes não possuem informações contábeis e gerenciais, o que dificulta o processo de análise de crédito e conseqüentemente aumenta o risco da operação. Em vista disso, as instituições financeiras exigem maiores garantias quando o risco é maior (ABREU, 2018). No caso brasileiro, por exemplo, as MPE's não são obrigadas a manter contabilidade organizada, podendo operar com demonstrativos mais simples e baseados exclusivamente no regime de caixa.

Como forma de mitigar o problema do acesso ao crédito surgiu na Europa o modelo de Sociedades de Garantia Mutualista (SGM), nas quais um terceiro garante o reembolso parcial para o credor no caso em que o devedor inadimplir. (COWAN; DREXLER; YAÑEZ, 2015).

No Brasil, a primeira Sociedade de Garantia foi a Associação de Garantia de Crédito da Serra Gaúcha – Garantiserra, criada em 2003 por meio de um convenio realizado entre o Sebrae-RS, o Banco Interamericano de Desenvolvimento (BID), o Governo do Estado do Rio Grande do Sul, Prefeituras Municipais da Serra Gaúcha e várias outras entidades representativas de classe da região (BUNDT; FERREIRA; RIBASKI, 2019).

As Sociedades Garantidoras de Crédito (SGC) no Brasil, são sociedades de caráter privado sem fins econômicos, formadas por empresários locais, agências de fomento, em parceria com instituições financeiras e outras entidades de apoio ao desenvolvimento econômico local, com cunho social (BUNDT; FERREIRA; RIBASKI, 2019; ABREU, 2018).

O sistema de garantia de crédito compensa exatamente o risco de crédito mencionado anteriormente (CRAIG; JACKSON; THOMSON, 2008), pois pretende mitigar a alocação ineficiente de crédito, reduzindo o custo financeiro sofrido pelas instituições no caso de *default*. Atualmente, existem mais de 170 países que usam o programa de garantia de crédito, a fim de ajudar as MPEs a obter acesso mais fácil ao capital de giro. Uma vez que um empréstimo é aprovado por uma garantidora, a carta de garantia é essencialmente equivalente a um aumento no retorno esperado de um empréstimo e a perda real é significativamente amenizada mesmo que ocorra uma inadimplência (LIANG; HUANG; LIAO; GAO, 2017).

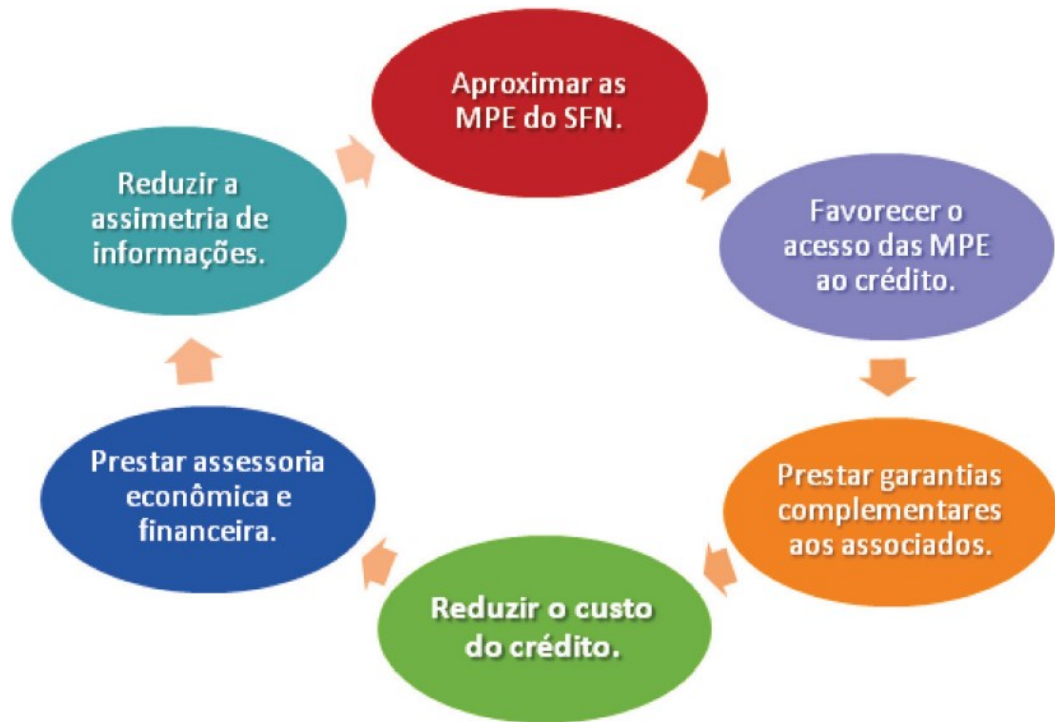
Outro ponto importante é o fomento de competição no mercado de emprestáveis. Segundo Azevedo, Ribeiro e Rodrigues (2019), a concorrência no setor bancário ocasiona a redução dos *spreads* e contribui para o desenvolvimento da intermediação financeira. As SGCs possibilitam que as micro e pequenas empresas tenham mais acesso a crédito, tendo em vista que se tornam atrativas para um número maior de instituições financeiras. Além disso, as SGCs podem oferecer outras vantagens aos tomadores de crédito, como realizar capacitação e assessoria empresarial, dentre outras (ABREU, 2018).

Segundo Abdou e Pointon (2011), nas decisões de gestão de crédito a avaliação é um dos processos mais cruciais. Segundo os autores, o desenvolvimento da avaliação e decisão da concessão de crédito compreende a coleta, análise e classificação de diferentes elementos e variáveis capazes de discriminar indivíduos pagadores daqueles que não serão capazes de honrar os compromissos contratados. Logo, a qualidade das informações obtidas pelos gestores é diretamente proporcional a eficiência da decisão de concessão de crédito reduzindo o risco de *default*.

No caso das SGCs, essas se constituem mecanismos de transferência e diversificação de risco, uma vez que reduz o risco de empréstimos para bancos ou outras instituições financeiras, ao mesmo tempo em que busca expandir os empréstimos para as MPEs, com foco em regiões ou mesmo em setores específicos. Essa diversificação de risco deriva do fato de que as Sociedades Garantidoras de Crédito (SGC) colateralizarem parcial ou totalmente o contrato de crédito da concessora através do fundo gerado pela arrecadação multilateral presente nas SGC. O foco em uma determinada área geográfica possibilita o acesso à informação, o que é uma das principais dificuldades enfrentadas pelas instituições financeiras em relação as MPEs (BECK; KLAPPER; MENDOZA, 2010).

Desta forma, as sociedades de garantia contribuem positivamente para o ambiente de negócios das MPEs, facilitando o acesso ao crédito, além de beneficiar as instituições financeiras com a redução dos custos com análise de risco e garantia líquida certa, atuando nos dois fatores que dificultavam o acesso ao crédito das MPEs (assimetria de informações e ausência de garantias). A Figura 1 demonstra as vantagens do modelo das SGC.

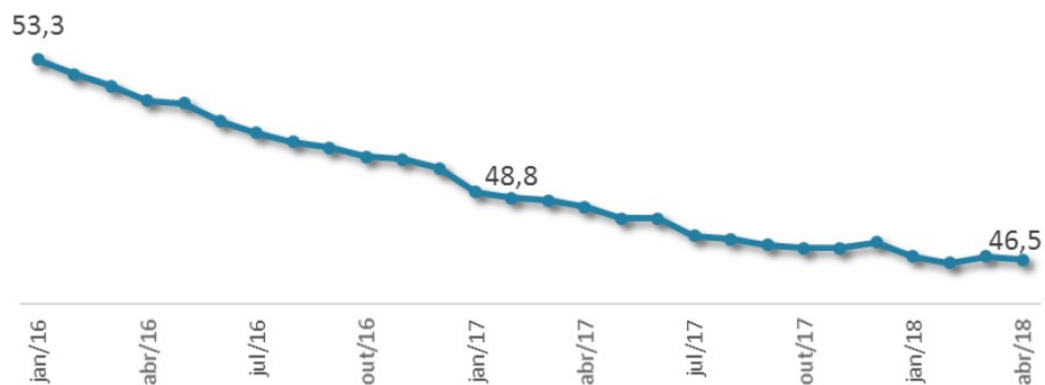
Figura 1 - Vantagens das SGC



Fonte: Castro (2014).

De acordo com o Banco Central do Brasil, o saldo total de crédito do sistema financeiro como proporção do Produto Interno Bruto (PIB), atingiu em abril de 2018 46,5%, uma redução de 1,8 ponto percentual abaixo do registrado um ano antes. Esta redução na atividade de crédito há alguns anos como pode ser visto na Gráfico 2.

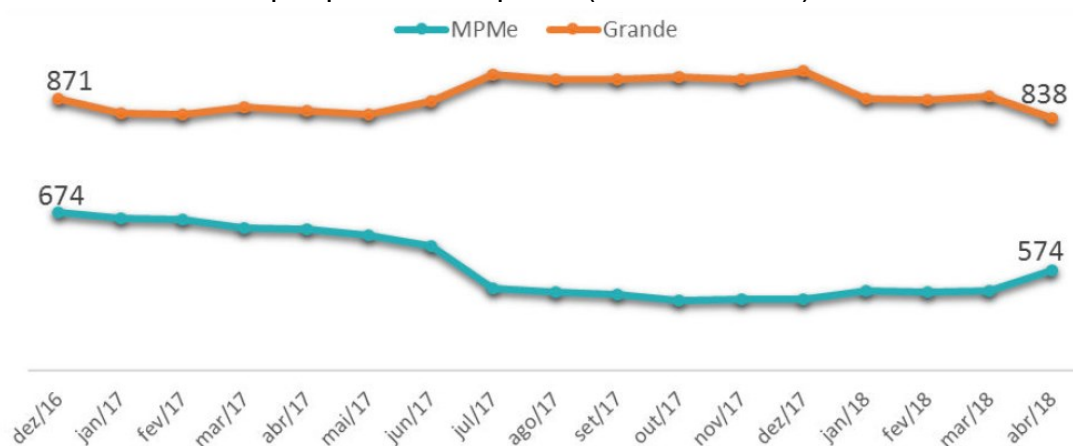
Gráfico 2 - Atividade de crédito com proporção ao PIB



Fonte: Sebrae (2018).

O saldo total das operações de crédito a empresas também sofreu uma redução em comparação ao registrado em 2017. Em abril de 2018, o saldo atingiu R\$ 1.412 bilhões, o equivalente a uma contração de crédito de 5,5% em 12 meses. Na comparação de acesso ao crédito por porte da empresa, foram destinadas às MPMEs 40,6% do saldo de operações de crédito, um saldo de R\$ 574 bilhões em abril de 2018. Já as grandes empresas obtiveram 59,4% da parcela do saldo de operações de crédito, que somaram R\$ 838 bilhões em março. Como demonstra o Gráfico 3.

Gráfico 3 - Saldo de operações de crédito do sistema financeiro a pessoa jurídica por porte da empresa (em R\$ bilhões)



Fonte: Sebrae (2018).

Segundo Zica e Martins (2008), diante da baixa relação do PIB e do crédito verificada no país, o problema se agrava no universo das micro e pequenas empresas, pois aumenta a concorrência pelo crédito para esse tipo de empresa que não dispõe das mesmas condições das empresas de maior porte para financiamento de suas atividades.

Portanto, as SGCs surgiram como mecanismo protetivo tanto para os tomadores de crédito quanto para as instituições financeiras concedentes. Sendo um instrumento importantes de apoio para as micros e pequenas empresas que devem estar preparadas para o aumento no volume de solicitação e crédito (NITSCH; KRAMER, 2013). Desta forma, o presente estudo se propõe a investigar o preparo da SGC.

Contudo, para o caso das Sociedades de Garantia do Paraná, existe uma dificuldade técnica derivada da abordagem qualitativa de análise de risco de crédito,

qual seja a baixa capacidade de análise de grandes volumes de requisições. De tais elementos pode-se extrair e fundamentar o problema da presente pesquisa.

1.1 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA

As Sociedades Garantidoras de Crédito atuam para expandir o volume de crédito disponível no mercado, além de servir de canal para facilitar o acesso ao crédito para pequenas empresas que, como expresso anteriormente, representam 98,5% dos empreendimentos do país.

Segundo o censo realizado pelo Banco Central, em dezembro de 2019 os depósitos elegíveis a garantia eram de 2,3 trilhões no Brasil. Em números absolutos, 256 milhões de clientes se encontravam 100% cobertos em relação ao valor depositado. O Paraná é um estado que se destaca, sendo responsável por mais da metade das operações de garantia do país. Em Curitiba e região Metropolitana o volume de crédito concedido a MPEs já ultrapassa 15 milhões, com crédito disponível de quase 20 milhões (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2019).

Segundo Matias (2007) o processo de gestão de risco de crédito, traduzido como a política de crédito organizacional, é composto de: (i) Solicitação, (ii) pré-análise; (iii) análise; (iv) cadastro positivo; (v) definição de elementos de política de crédito; (vi) estabelecimento de padrões de crédito e (vii) estabelecimento dos requisitos mínimos para a concessão.

De acordo com o autor, a pré-análise é o processo pelo qual a concessora realiza um filtro inicial dos solicitantes com especial interesse em agilizar o processo de concessão de crédito. Desta forma, tal atividade é de grande valia em processos como os existentes nas Sociedades de Garantia atualmente.

Porém, conforme visita técnica realizada nos dias 28 e 31 de outubro de 2019, a SGC de Curitiba não está preparadas para um crescimento acelerado, pois os processos de análise são feitos pelo método julgamental, o que se justifica em situação de baixo volume de concessão de crédito.

De acordo com Abdou e Pointon (2011), análises julgamentais são mais demoradas e podem trazer problemas derivados da interpretação dos julgadores e,

em contrapartida, produzem benefícios importantes no processo de identificação e análise de fatores não capturados pelos modelos quantitativos.

Por outro lado, o estudo de DeZoort, Willkins e Justice (2017) aponta que mesmo o tipo de relatório ofertado aos analistas pode mudar o perfil de risco em um processo julgamental.

Dessa forma, para crescimento do processo de aprendizagem e mesmo das operações de crédito, modelos como os de *credit scoring* são relevantes para a realização de análises de risco de crédito.

Segundo Louzada, Ara e Fernandes (2016), os conceitos modernos e as ideias de análise de *credit scoring* surgiram na década de 40. Desde então, se passou a coletar e categorizar informações sobre os requerentes de crédito, a fim de decidir a concessão ou não. O segundo acordo da Basileia, alavancou consideravelmente a utilização de *credit scoring* para auxiliar na decisão de concessão de crédito e na gestão de risco. O terceiro acordo da Basileia surgiu em consequência da última crise mundial, no final de 2010, e trouxe recomendações para fortalecer a regulação, supervisão e gestão de risco dos bancos (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2019).

Considerando a capacidade julgamental dos analistas, simular sua capacidade de análise de forma a reduzir a pressão sobre o processo na medida em que cresce o volume de análises é algo desejável, não apenas na área financeira, mas em toda a administração.

Os modelos de simulação utilizam um algoritmo que representa o comportamento de um sistema em uma menor escala. Desta forma, partindo-se do pressuposto que seria possível construir um modelo capaz de simular os conhecimentos de especialistas, estudos têm se dedicado a modelar sistemas reais cada vez mais complexos. Estes sistemas de suporte a decisão permitem a criação de cenários e estudos de previsão.

Por outro lado, um desafio comum na área de Administração é a falta de dados estruturados e adequadamente registrados e armazenados para a realização de análises robustas. No caso das sociedades de garantias as bases de dados não são organizadas de forma a possibilitar um estudo retrospectivo, em especial pela ausência de registro de propostas negadas, gerando a necessidade de se criar um procedimento que permita a simulação direta.

Sendo assim, busca-se responder neste estudo o seguinte problema: **Como criar um modelo de *credit scoring* que simule a expertise dos analistas no processo de pré-análise das SGCs?**

Ao concluir este questionamento espera-se obter um modelo de *credit scoring* que possua uma boa acurácia e que seja passível de calibração a fim de auxiliar os tomadores de decisão das sociedades de garantia.

1.2 OBJETIVOS DA PESQUISA

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral desta pesquisa pode ser declarado como: “desenvolver e ajustar um modelo de *credit scoring* para pré-análise de operações de garantia de crédito com base na expertise dos analistas das Sociedades Garantidoras de Crédito de Curitiba.”

1.2.2 Objetivos Específicos

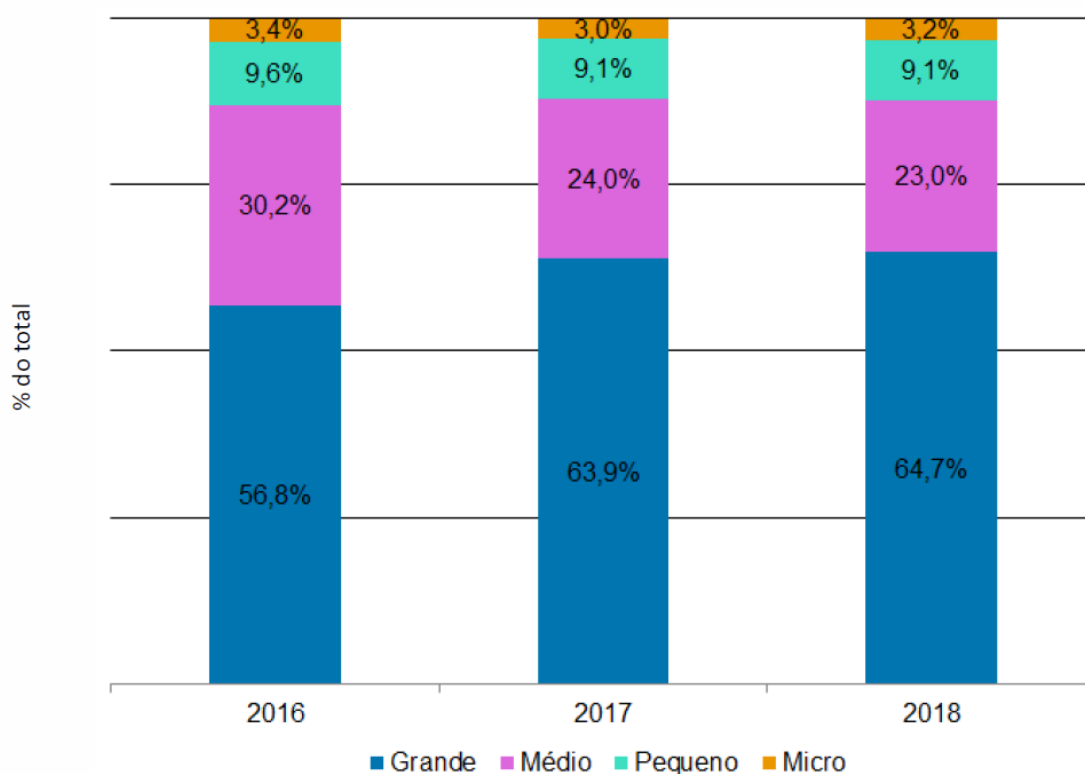
Os objetivos específicos determinados com base no objetivo geral são:

- a) Identificar variáveis significativas para os analistas;
- b) Estimar um modelo de *credit scoring* com base na expertise dos analistas; e
- c) Calibrar/validar os modelos de *credit scoring*.

1.3 JUSTIFICATIVA TEÓRICA E PRÁTICA

No Brasil, existem 6,4 milhões de empresas, destas 99% são micro e pequenas empresas, as quais são responsáveis por 52% dos empregos com carteira assinada no país (SEBRAE, 2018). Mesmo com esse cenário as MPEs têm dificuldade de acesso ao crédito. O Gráfico 4 demonstra o percentual da carteira de crédito no Sistema Financeiro Nacional (SFN) por porte da empresa.

Gráfico 4 - Mercado de crédito por porte das empresas



Fonte: BCB (2018).

A baixa representatividade das MPEs no mercado de crédito decorre, dentre outros aspectos, do fato de não terem (por não serem obrigadas) demonstrativos financeiros e contábeis organizados, bem como pela falta de garantias. Tais fatores dificultam a análise da saúde financeira das MPEs, bem como prejudicam a recuperação em caso de default (ABREU, 2018). De acordo com Columba, Gambacorta e Mistrulli (2010) existe um consenso dentro da literatura especializada acerca da dificuldade de acesso ao crédito de pequenos negócios derivada da assimetria de informação.

Neste sentido, Columba, Gambacorta e Mistrulli (2010), ponderam que são importantes os sistemas de garantia mutualistas, os quais têm como objetivo minimizar os efeitos da assimetria de informação e da percepção de risco, permitindo às MPEs o acesso a crédito em condições mais favoráveis.

As instituições de garantia de crédito, são consideradas úteis tanto para o controle de risco (ORTIZ-MOLINA; PENAS, 2008; SCHEELINGS, 2006) quanto para

o aprimoramento do relacionamento (LI; LIN, 2017; CALCAGNINI et. al., 2007; ONO; UESUGI, 2005).

Num estudo que analisou os efeitos do acesso ao crédito sobre pequenos negócios, Cowan, Drexler e Yañez (2015), identificaram que um incremento de um dólar na disponibilidade de garantias elevaria em 0,65 centavos o crédito alocado às empresas dessa tipologia.

O modelo das Sociedades de Garantia de Crédito implantado no Brasil no ano de 2003 se espelha em modelos existentes na Europa, se diferenciando em função da proximidade com o negócio do tomador do empréstimo, o que aumenta o acesso de informações relevantes para uma análise mais eficiente. Além disso, existe uma fiscalização indireta dos associados quanto ao compromisso de pagamento, o que reduz os riscos de *default* (ABREU, 2018).

O risco de crédito e a previsão de falências foram extensivamente estudados nos últimos anos (MASMOUDI; ABID; MASMOUDI, 2019). O risco de *default* representa 60% da ameaça global para bancos, sendo considerado como um problema multidimensional complexo que visa compreender o comportamento do solicitante e prever riscos (SOUI; GASMI; SMITI; GHEDIRA, 2019; BUEHLER; FREEMAN; HULME, 2008).

Antever os clientes que provavelmente abandonarão o pagamento do empréstimo via modelagem, tem sido um tópico muito importante e estudado nas últimas décadas, principalmente porque ajuda as empresas a se tornarem lucrativas (MALDONADO; BRAVO; LÓPEZ; PÉREZ, 2017).

Contudo, esta é uma tarefa complexa e que deve ser considerada no âmbito das sociedades de garantia. Uma vez que um número elevado de MPEs poderiam ser beneficiadas pela associação mutualista presente nas Sociedades de Garantia, tais Sociedades teriam uma elevada demanda de serviços de análise, a qual se dá, como visto anteriormente, via modelo julgamental o que impossibilitaria um elevado número de processamentos, reduzindo o impacto positivo dessas ações. Os modelos de *credit scoring* podem ser de grande valia nesse sentido.

Especificamente no que tange os modelos de *credit scoring* se faz necessário algumas etapas para garantir um modelo eficiente na análise de risco de crédito. Primeiramente é realizado a identificação de variáveis significativas, ou seja, dentre várias variáveis quais são as que auxiliam a detectar possíveis *default*. Em seguida

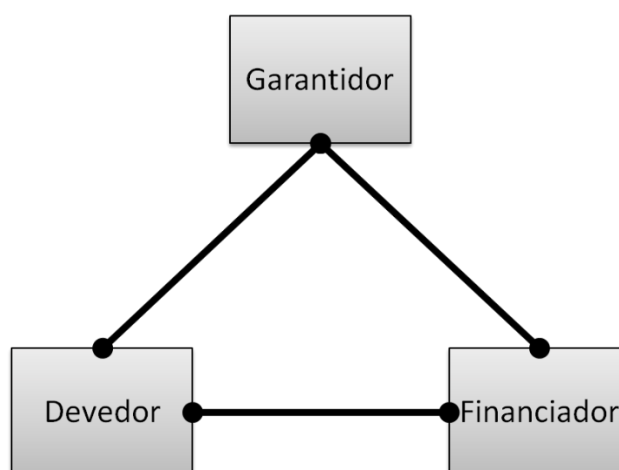
estima-se o parâmetro do modelo capaz de detectar possíveis clientes que faltaram com suas obrigações. Logo após, é realizada uma calibragem/validação, no qual o modelo é testado aleatoriamente a fim de detectar o melhor modelo possível (LOUZADA et. al., 2016; ABDU; POINTON, 2011; BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2010).

Diante do exposto, estudos que se proponham a desenvolver e ajustar um modelo de *credit scoring*, para aprimorar técnicas de análise e gestão de risco de crédito, contribuem amplamente na Administração. Pois, possuem capacidade de colaborar na maximização da eficiência econômica dos recursos destinados ao crédito, além de cooperar com a gestão de valor das instituições.

2 SOCIEDADES DE GARANTIA E FUNDOS DE AVAL ASSOCIATIVOS

Segundo Nitsch e Kramer (2013), um modelo formal de sistema de garantia encontrado em várias partes do mundo, consiste em três partes: um garantidor, um devedor e um financiador. No triângulo básico dos sistemas de garantia, o devedor é uma MPE que busca financiamento de uma instituição de microfinanças junto com um garantidor ou financiador, ainda sem forma institucional. Tal estrutura se expressa conforme demonstrado na Figura 2.

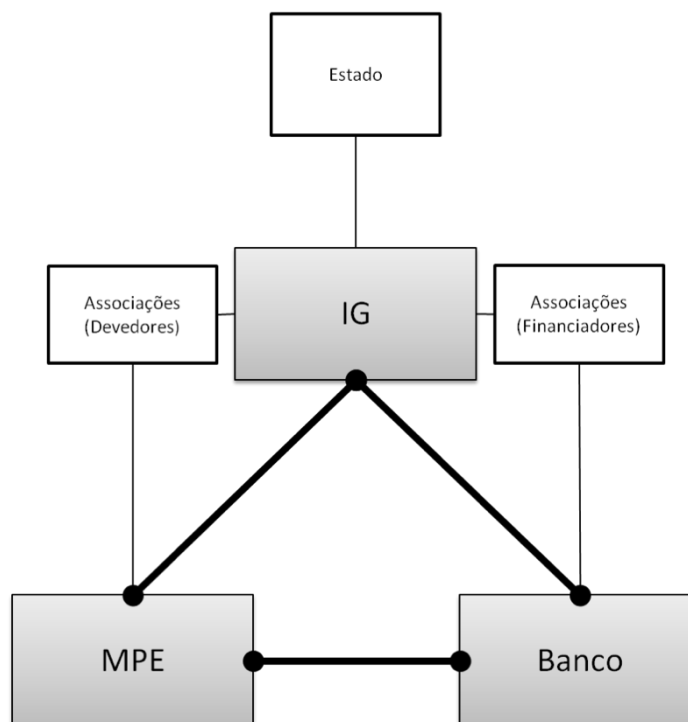
Figura 2 - Triângulo básico dos sistemas de garantia



Fonte: Adaptado de Nitsch e Kramer (2013).

No sistema de garantia com base no triângulo básico, as instituições financeiras ainda enfrentam assimetria de informações, ocasionando a redução de concessão de crédito, além das empresas terem que buscar um garantidor. Com o surgimento das Sociedades de Garantia o triângulo é ampliado pelo apoio do poder público, como pode ser observado na Figura 3, que intervém para superar a falha de mercado devido a problemas de assimetria de informações e o acesso ao crédito (NITSCH; KRAMER, 2013).

Figura 3 - O Triângulo Ampliado



Fonte: Adaptado de Nitsch e Kramer (2013).

Com a chegada das sociedades de garantia e com a intervenção do Estado, o garantidor no triângulo básico passa a ser uma instituição garantidora (IG), que atua como intermediária entre Estado, MPE e banco. Na Figura 3 pode-se perceber que o Estado está acima do sistema, pois possui a função de regulamentar o sistema de garantia, além de poder financiar-lo. Sendo assim, a instituição garantidora passa a ser um instrumento de política pública reconhecida pelas MPEs e pelos bancos, que se associam as garantidoras tanto para financiar o sistema, quanto para obter acesso ao crédito (NITSCH; KRAMER, 2013).

Segundo a pesquisa realizada por Pombo e Herrero (2003), os sistemas de garantia mais desenvolvidos, União Europeia, Estados Unidos, Turquia, Canadá, Japão, Coreia e Taiwan, baseiam sua eficácia essa estrutura do triângulo ampliado com alianças entre estado, entidades financeiras e MPEs.

No Sistema financeiro, as garantias são instrumentos empregados para mitigar o risco das operações de crédito, pois, reduzem os problemas de assimetria de informação e proporcionam maior segurança para as instituições financeiras (POMBO; MOLINA; RAMÍREZ, 2013).

De acordo com Beck, Klapper e Mendonza (2010), há três principais razões para surgir os sistemas de garantia:

- (i) redução dos problemas de assimetrias de informação e melhoramento do acesso e / ou redução dos custos do empréstimo de financiamento para determinados grupos de mutuários;
- (ii) diversificação dos riscos entre os credores com diferentes especializações setoriais ou geográficas; e
- (iii) explorar a arbitragem regulatória se o garantidor não estiver sujeito aos mesmos requisitos regulamentares que o credor

Portanto, uma Sociedade Garantidora de Crédito, geralmente é administrada por um governo ou associação comercial, que procura facilitar o acesso ao capital, fornecendo aos financiadores o conforto de uma garantia por uma quantia substancial (YOSHINO; TAGHIZADEH-HESARY, 2018).

A seguir são apresentados os principais elementos históricos das Sociedades de Garantia (também conhecidos como Fundos de Aval mutualistas) no mundo e no Brasil.

2.1 CONTEXTO HISTÓRICO DOS FUNDOS DE AVAL NO MUNDO

No início do século XX, artesões franceses reivindicavam leis que protegessem suas produções e atividades empresariais. O governo da França baseado na recém criada sociedade cooperativa de caução mútua (SCM) em 1917, elaborou um modelo de garantia financiado por uma sociedade mercantil, a fim de conceder crédito para o desenvolvimento dos negócios (POMBO; FIGUEIREDO, 2006; POMBO; HERRERO, 2003).

O modelo elaborado pelos franceses se expandiu por toda Europa como solução para artesãos, comerciantes e produtores rurais, recuperarem os prejuízos obtidos na segunda Guerra Mundial. Em 5 de setembro de 1991, a Comissão Europeia publicou uma diretiva no qual os sistemas de garantias eram considerados programas públicos e sociedades de garantia mútua, e foi recomendado a todos os governos da

União Europeia que promovessem os sistemas de garantia ou o criassem. (POMBO; HERRERO, 2003).

O crescimento das sociedades de garantia de crédito na Europa fez com que houvesse a necessidade de fundar uma associação representativa, a Associação Europeia de Instituições de Garantia - AECM (*The European Association of Guarantee Institutions – AECM*). Instituída em 1992 por cinco organizações. A AECM possui 48 membros que operam em 29 países europeus, com volume total de garantias concedidas de 125,6 bilhões de euros no final de 2018. Os principais países que compõem a associação são: Alemanha, Austrália, Bélgica, Bulgária, Croácia, Eslovênia, Espanha, Estônia, Finlândia, França, Hungria, Itália, Kosovo, Letônia, Lituânia, Reino Unido, República Checa e Turquia. (AECM, 2019; AECM, 2018).

Na Ásia, encontra-se sistemas de garantia em vários países: China, Coreia, Filipinas, Ilhas Salomão, Índia, Indonésia, Japão, Malásia, Mongólia, Nepal, Sri Lanka, Tailândia e Vietnã, enquanto no Oriente Médio, há relatos em Israel e Jordânia (YOSHINO; TAGHIZADEH-HESARY, 2018; POMBO; HERRERO, 2003). Ainda segundo os autores, no sudeste asiático, o modelo de garantia predominante é o modelo corporativo de sociedade de garantia.

Segundo o estudo de Pombo e Herrero (2003), o maior destaque entre os países asiáticos é o Japão, que possui uma das Sociedades de Garantias mais avançadas do mundo. No Japão, os sistemas de garantia são financiados pelo Ministério das Finanças através do Ministério da Economia, Comércio e Indústria e pelos governos locais e se subdivide em dois subsistemas: as corporações de garantia de crédito, as (*Credit Guarantee Corporations – CGC*) e um sistema de seguro de crédito. (YOSHINO; TAGHIZADEH-HESARY, 2018).

O governo japonês fornece subsídios direto as CGCs e subsídios para ativos de compensação à Federação Japonesa de Empresas de Garantia de Crédito, que oferecem compensação em caso de perdas incorridas por CGCs. Em 2013, 37,9% das PME estavam garantidas por CGCs. Atualmente existem 51 CGCs no Japão, um para cada estado e um em cada uma das cidades de Kawasaki, Gifu, Nagoya e Yokohama. No final de 2013, seu passivo total permanecia em cerca de 30 trilhões de ienes (YOSHINO; TAGHIZADEH-HESARY, 2018; KRAMER, 2013).

A África começou a implementar o sistema de garantia nas décadas de 1970 e 1980, países como o Egito, Marrocos e África do Sul possuem sistemas avançados,

outros países vivem um momento incipiente. Seus fundos de garantias são provenientes, na maioria das vezes, de organizações internacionais e interestatais como um Fundo de Garantia da OIT20, com operação no Moçambique, Quênia e Ruanda; o Garantias MIGA21, atuante na Angola, Cabo Verde, Guiné Equatorial, Moçambique e Quênia; e os Programa de Garantia da USAID19, com participação no Guiné, Quênia, Senegal e Zimbábue (ABREU, 2018).

Na América do Norte o sistema de garantia predominante é o programa de garantia administrado por agência estatal. Teve seu início no Canadá em 1961 com a criação do programa para facilitar o crédito a pequenas empresas, por meio da Lei de empréstimos para pequenas empresas (Small Business Loans Act - SBLA). Essa Lei foi reformulada em 1999 e passou a ser a Lei de Financiamento para Pequenas Empresas do Canadá (Canada Small Business Financing Act – CSBFA) sendo revisada a cada cinco anos. Nos últimos 10 anos, as pequenas empresas receberam mais de US \$ 9,5 bilhões em financiamento baseado em ativos, representando mais de 63.000 empréstimos feitos (ABREU, 2018).

Nos Estados Unidos o sistema de garantia de crédito foi criado nos anos setenta sendo administrado pela agência de fomento *Small Business Administration – SBA*. (POMBO; MOLINA; RAMÍREZ, 2007). As histórias de sucesso da SBA, como Nike Shoes, Microsoft, Intel Computers e Apple, são atraentes para formuladores de políticas públicas em todo mundo (KRAMER, 2013).

O programa de garantia do México teve início em 1997, sendo administrado por um banco de desenvolvimento estatal. A instituição de crédito Nacional Financeira (NAFIN) foi fundada em 1934, com a missão de apoiar o desenvolvimento principalmente de PMEs. Até então o sistema financeiro do México, não possuía bancos interessados em fornecer crédito para as micro e pequenas empresas, por isso não existia modelos de gerenciamento de risco adequados para as MPEs. Após algumas adaptações, no ano de 1989, a NAFIN passou a ser um banco de segundo piso e por meio de alianças com o Governo estruturaram o Sistema Nacional de Garantias (NAVARRO, 2014).

Na América Central e Caribe, os programas de garantia existentes foram descontinuados nas décadas de 80 e 90. Estruturações políticas permitiram a criação de sistemas de garantias nos anos seguintes, como o fundo criado em 2002 na Costa Rica o Fondo de Desarrollo de la Micro, Pequeña y Mediana Empresa –

FODEMIPYME e uma sociedade de garantia em El Salvador, Sociedade de Garantia Recíproca – SGR e outros programas administrado pelo Banco Multisectorial de Inversiones - BMI (ALFARO, 2008).

Já na América do Sul, as Sociedades de Garantia Recíprocas da Argentina possuem em sua grande maioria fundos privados apenas a Garantizar SGR utiliza aportes privados e estatais. O Chile possui um modelo semelhante ao do Brasil, onde um fundo estatal, criado em 1980, Fondo de Garantía Estatal para Pequeños Empresários de Chile – FOGAPE, atua com as 14 Sociedades de Garantia Recíprocas privadas. Na Colômbia, foi fundado em 1982 o Fundo Nacional de Garantia – FNG financiado pela Corporação Financeira de Desenvolvimento, as diferentes seccionais da Associação Colombiana de Pequenas e Médias Indústrias – ACOPI e pelo Instituto de Fomento Industrial – IFI (ABREU, 2018). O fundo abrange micro, pequenas e médias empresas, possibilitando garantias a 95% das empresas colombianas (FNG, 2019).

No Peru, surgiu em 1979, na forma de fundação, o Fondo de Garantia para Préstamos a la Pequeña Indústria – FOGAPI por iniciativa da Sociedade Alemã de Cooperação Técnica – GTZ, da Sociedade Nacional de Indústrias – SNI, do Serviço Nacional de Aprendizagem e Trabalho Industrial – SENATI, e da Associação das Pequenas e Médias Indústrias do Peru – APEMIPE (ABREU, 2018).

No Brasil, o processo de regulamentação das Sociedades Garantidoras de crédito começou em 1996 por meio da Lei Federal 9.317 que foi revogada em 1999 pela Lei Federal 9.841, a qual foi substituída pela Lei complementar 123 em 2006 e recentemente em 2019 sofreu alterações pela Lei complementar 169. Embora recentes mudanças na legislação, o sistema de garantias brasileiro ainda precisa aprofundar sua regulamentação (BUNDT; *et.al.*, 2019).

Atualmente existem 15 SGC instituídas no Brasil e mais 3 em processo de criação, a primeira surgiu em 2003 por iniciativa de empresários da cidade de Caxias do Sul que realizaram uma visita técnica na Itália, mais precisamente na região de Vêneto e trouxeram o modelo para o Brasil. A Associação de Garantia de Crédito da Serra Gaúcha – Garantiserra, realizou convênios com Sebrae, o Banco Interamericano de Desenvolvimento (BID), o Governo do Estado do Rio Grande do Sul, a Prefeitura Municipais da Serra Gaúcha e várias outras entidades

representativas de classe da região, que apoiaram a iniciativa por meio de recursos financeiros, técnicos e institucionais (BUNDT; *et.al.*, 2019; ABREU, 2018).

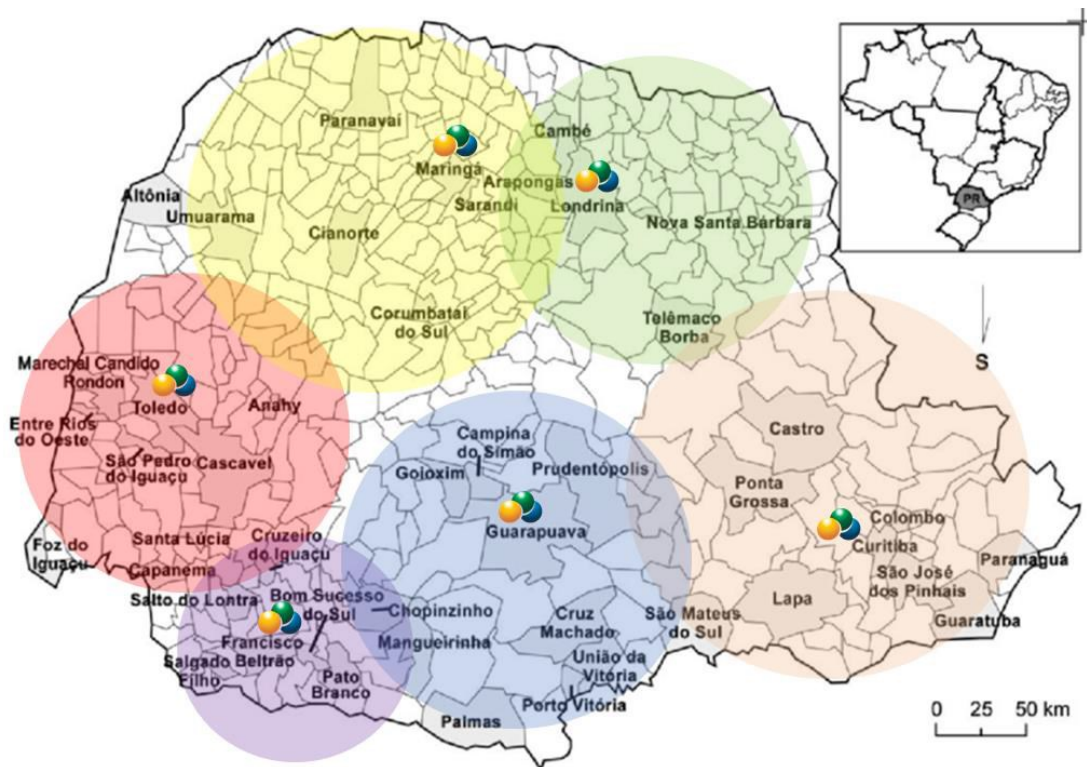
O estado do Paraná possui o maior número de SGC do Brasil, são seis divididas entre as regiões do estado. A Tabela 1 ilustra as SGC, a cidade da sede, o ano da fundação e o ano da primeira carta de crédito. Já a Figura 4 demonstra a região de atuação de cada SGC.

Tabela 1 - Garantidoras de crédito no Paraná

SGC	Cidade Sede	Ano de Fundação	Ano da primeira carta
GarantiOeste	Toledo	2009	2011
GarantiSudoeste	Francisco Beltrão	2011	2011
Noroeste Garantias	Maringá	2011	2011
Centro Sul	Guarapuava	2014	Não informado
GarantiNorte	Londrina	2014	2014
GarantiSul	Curitiba	2015	2016

Fonte: Sociedade Garantidora de Crédito Central, 2020.

Figura 4 - Localização e abrangência das SGC no Paraná



Fonte: Bundt, Ferreira & Ribaski, 2019.

Cada SGC possui uma abrangência de atuação com limites territoriais, mas é permitido obter associados de outras regiões, desde que não ultrapasse o limite de 10% do número de associados (BUNDT; *et.al.*, 2019). Segundo o Governo do Estado do Paraná, em 2019 o estado apresentava 7,3 mil empresas associadas em 245 municípios e um volume de 430 milhões em operações de crédito.

2.2 RESULTADOS DE PESQUISAS EMPIRICAS SOBRE FUNDOS DE AVAL

As pesquisas expostas brevemente demonstram os avanços nos estudos sobre Sociedades de Garantia de Crédito no mundo.

De acordo com Busetta e Zazzaro (2012), a motivação para o surgimento das SGCs reside nas ineficiências criadas pela seleção adversa, quando os mutuários não têm riqueza suficiente para satisfazer os requisitos de garantia. Nesse cenário, concluem que as SGCs são como um mecanismo de acumulação de riqueza que permite que tomadores de empréstimo com racionamento ineficiente obtenham crédito.

Segundo o estudo de Bartoli, Ferri, Murro e Rotondi (2013), sobre o papel desempenhado pelas Instituições de Garantia Mútua (IGM) nas políticas de empréstimos durante a crise de 2007 a 2009, na Itália. Os autores finalizam expondo que as empresas apoiadas por IGM sofreram tensões financeiras com o estresse financeiro do período. Mas as IGM desempenharam um papel de sinalização além do simples fornecimento de garantias. Esta última descoberta sugere que as informações fornecidas pelas IGMs acabaram sendo essenciais para as relações entre banco e empresa, uma vez que os sistemas de pontuação e classificação normalmente baseados em indicadores pró-cíclicos se tornaram menos informativos durante a crise.

Columba, Gambacorta e Mistrulli (2010), mostram que as pequenas empresas podem melhorar sua capacidade de endividamento ingressando em Instituições de Garantia Mútua (IGM). A análise empírica dos autores mostra que as pequenas empresas filiadas as IGMs pagam menos pelo crédito em comparação com empresas semelhantes. Argumentam que as descobertas são consistentes com a visão de que

as IGMs são melhores na triagem e monitoramento de tomadores de empréstimos opacos do que os bancos. Assim, os bancos se beneficiam da disposição dos IGMs de depositar garantias, uma vez que isso implica que as empresas são mais bem selecionadas e monitoradas.

Além disso, Giuli, Maggi e Paris (2009), compararam o sistema de garantia mútua com um não mútuo na Europa, concluindo que o custo do sistema de garantia mútua é menor.

Ono, Uesugi e Yasuda (2013), em seu estudo que analisa a eficácia de um Programa de Garantia de Crédito de Emergência do Japão, em aumentar a disponibilidade de crédito e melhorar o desempenho de pequenas empresas, após a falência do banco Lehman Brothers. O artigo examina se as relações de empréstimo aumentaram ou atenuaram os efeitos do programa de garantia.

Foi verificado que o houve melhora significativa da disponibilidade de crédito para empresas, no entanto, quando foi um credor de relacionamento (banco principal) que concedeu um empréstimo, o aumento da disponibilidade foi parcialmente compensado por uma redução nos empréstimos sem garantia pelo mesmo banco.

Além disso, o desempenho das empresas que receberam empréstimos com garantia do banco principal se deteriorou mais do que o das empresas que receberam outros empréstimos pelo mesmo banco. Não foi encontrado esses efeitos de “substituição” ou “deterioração” de desempenho de empréstimos quando um banco não principal (como uma SGC) concedeu empréstimos com garantia. Nossos resultados sugerem que relacionamentos estreitos com bancos firmes podem ter efeitos perversos sobre a eficácia das garantias de crédito público.

O estudo de Chen (2006), pontua que se o valor da garantia dada em um contrato de empréstimo exceder um valor crítico, o projeto do mutuário pode ser liquidado de forma ineficiente, uma vez que ele se torna financeiramente problemático. Também mostra que uma garantia de empréstimo com preço justo fornecida por um terceiro pode aliviar parcialmente esse problema de liquidação ineficiente. Este artigo prevê que os tomadores de empréstimo mais arriscados prometerão mais garantias, o que é consistente com os achados empíricos de Berger e Udell (1990) e Leeth e Scott (1989).

Usando dados do Fundo Italiano de Garantia Central para Pequenas e Médias Empresas, Boschi, Girardi e Ventura (2014), analisam o efeito das garantias parciais

de crédito no financiamento das empresas. Mostram que negligenciar a heterogeneidade nas intensidades de garantia, conduz a uma medição errada do efeito da condicionalidade. Além disso, demonstram a existência de efeitos não lineares, sugerindo que as coberturas abaixo de um certo limite são provavelmente ineficazes para diminuir os obstáculos enfrentados pelas empresas ao buscarem fundos de financiamento externo.

O estudo de Blasio, Mitri, D'Ignazio e Russo (2018), avaliou o impacto das garantias fornecidas pelo Fondo di Garanzia italiano para pequenas e médias empresas. Por meio da exploração do mecanismo de atribuição das garantias baseadas em um sistema de pontuação para avaliar a elegibilidade, eles concluem que no limiar entre empresas elegíveis e não elegíveis, o programa tem um impacto positivo sobre os empréstimos bancários às empresas, no qual os empréstimos garantidos são utilizados principalmente para financiar capital de giro.

Com o exposto percebe-se que os fundo de aval são amplamente estudados no mundo, comprovando a sua importância para o acesso as crédito da MPEs. No entanto, no Brasil esses estudos ainda são escassos, sendo que pesquisas sobre melhoria da expertise ainda não existe nem no Brasil nem no mundo. A seguir, é apresentado como funciona a gestão e políticas de garantia de crédito no Brasil.

2.3 GESTÃO E POLÍTICAS DE GARANTIA DE CRÉDITO

A decisão de concessão de crédito não é uma tarefa simples, pois além de depender dos elementos associados ao perfil e aos riscos da operação, também necessita estar alinhado estrategicamente com a gestão, pois as políticas e os objetivos de crédito do credor influenciam na decisão. As políticas de crédito buscam atender aos objetivos da concedente, porquanto esses objetivos, na maioria das vezes, estão relacionados ao volume operacional da empresa.

Segundo Pombo, Molina e Ramírez (2013), as garantias de crédito são instrumentos tradicionalmente utilizados pelo sistema financeiro para proporcionar segurança, amenizar o risco das operações de crédito e mitigar os problemas de assimetria de informação entre o tomador e o credor. Portanto o objetivo dos sistemas de garantia de crédito é realizar a integração entre as MPEs com o sistema financeiro

formal, por meio de melhores condições de juros e taxas (ZICA; MARTINS, 2008). Estudos realizados por Pombo e Herrero (2003), identificaram a existência de três modelos gerais que abrangem todos os sistemas de garantias de crédito:

- Fundo de garantias – recursos provenientes de fundações, programas públicos, organizações não governamentais ou de alguma cooperação internacional, são recursos limitados e transitórios. A responsabilidade de análise, concessão e recuperação pertencem às entidades financeiras;
- Programas de garantias – recursos provindos do Estado ou de organismos de cooperação multilaterais e bilaterais podem ser limitados e renováveis. A administração é realizada, por algum banco público, por meio de uma agência de desenvolvimento estatal ou do banco central do país envolvido;
- Sociedades de garantia de crédito – recursos oriundos de agências de fomento, entidades de classes, o poder público e organizações nacionais e internacionais. Podem ser de âmbito local, regional ou estatal. Possuem objetivo de conceder garantias complementares, além de prestar avais técnicos e comerciais, bem como de serviços correlatos ao assessoramento financeiro de seus sócios, MPEs. A SGC é responsável pela análise e concessão de crédito.

Alguns elementos são necessários para que haja um Sistema Nacional de Garantia, a saber: (i) regulamentação específica, (ii) supervisão por órgão competente, (iii) integração e complementariedade entre os atores, (iv) existência de mecanismos de contra garantia (ABREU, 2018; CASTRO, 2014). No Brasil, alguns Fundos Garantidores e fundos de avais já existem, tais como:

- 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, a fim de reduzir a mortalidade das MPEs especialmente nas crises. A operacionalização do Fundo é conferida às Instituições Financeiras Conveniadas;

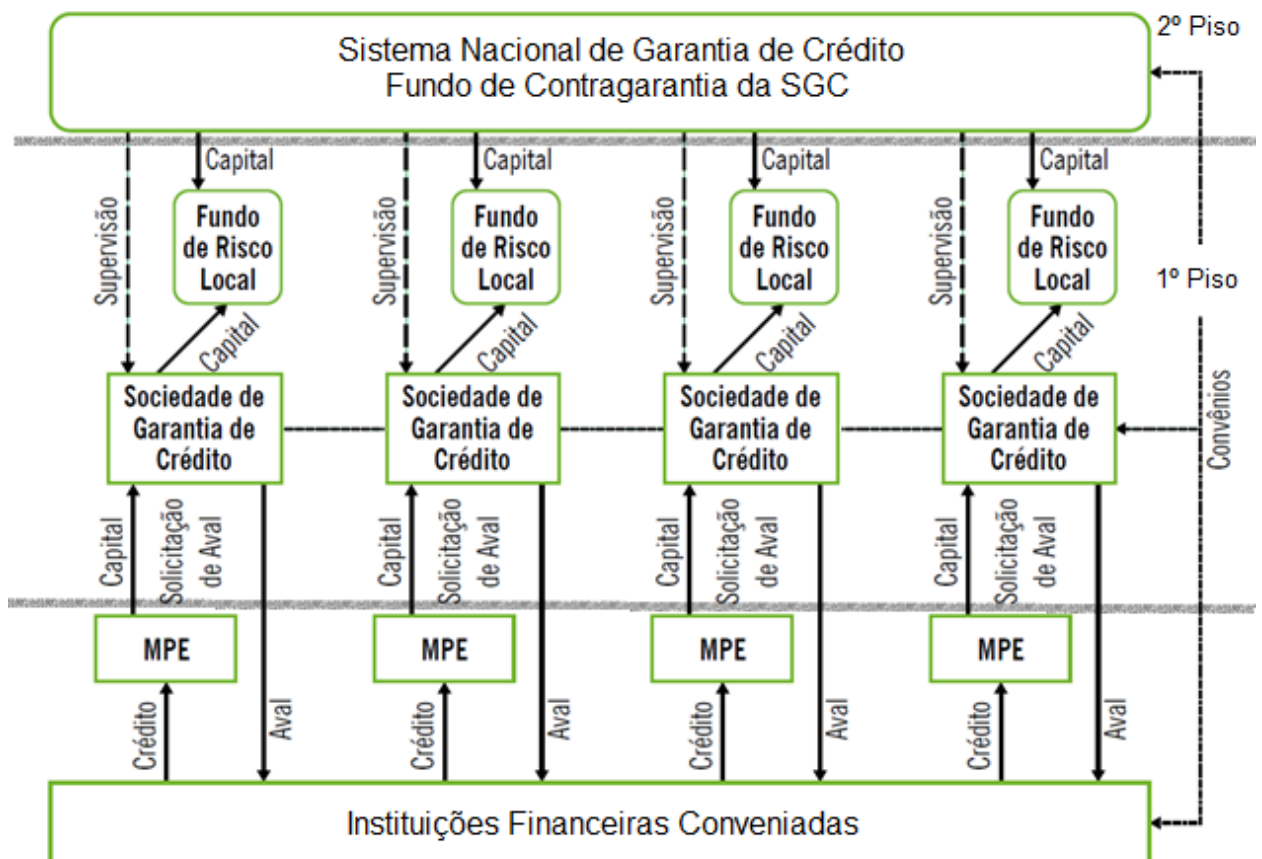
- Fundo de Garantia para a Promoção da Competitividade (FGPC) – fundado em 1997, com o propósito de prover recursos para garantir o risco das operações de financiamento realizadas, direta ou indiretamente, pelo BNDES e pela Agência Especial de Financiamento Industrial (Finame). Sendo administrado pelo BNDES;
- 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). Administrado pelo Banco do Brasil e supervisionado pelo Conselho Deliberativo do Fundo de Amparo ao Trabalhador (Codefat);
- 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. Pode ser operado tanto por bancos públicos quanto privados. Banco do Brasil é o gestor do fundo;
- 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.

Existem algumas diferenças entre as SGC e os fundos de avais, apresentando certas vantagens para as sociedades garantidoras. Primeiramente, as SGC podem efetuar convênios com diversas instituições financeiras, ampliando o leque de oportunidades para os associados. Em segundo lugar, possuem menor nível médio de inadimplência que os fundos, devido a redução do risco moral e da melhora da qualidade das análises de concessão de crédito. Dando procedência, as SGC têm a possibilidade de aproximação entre os parceiros, permitindo negócios entre si. Em quarto lugar, a participação do fundo de aval é relativamente pequena comparado à grande carência de crédito por falta de garantias. A última diferença entre as SGC e

os fundos de avais é o estímulo ao desenvolvimento econômico local, o que possibilita a atração de novos negócios na região e o aumento do poder de barganha perante as instituições financeiras (ZICA; MARTINS, 2008; POMBO; HERRERO 2003).

O Sistema Nacional de Garantia é formado por quatro agentes. Os primeiros são os bancos conveniados, que podem ser os bancos públicos, privados ou cooperativas de crédito, que aceitam as garantias das Sociedades Garantidoras de Crédito (SGC) para seus clientes. Em seguida, estão as Micro e Pequenas Empresas (MPEs) associadas da SGC. Logo após, estão as SGC que atuam no primeiro piso, isto é, são as instituições que aprovam a concessão de crédito em favor de seus associados e assumem parte ou a totalidade do risco no caso de inadimplência. Por último, o Fundo de Risco Local (FRL) (ABREU, 2018). A Figura 5 demonstra a estrutura de funcionamento do Sistema de Garantia do Brasil.

Figura 5 – Estrutura do Sistema Nacional de Garantia



Fonte: Adaptado de Abreu (2018).

O FRL é formado pelo capital de instituições de apoio e fomento e das empresas associadas a SGC. As instituições podem ser agências de fomento, entidades de classe, o poder público e organizações nacionais e internacionais. Os recursos obtidos pelo Fundo de Risco Local são depositados nas instituições financeiras conveniadas com a Sociedade Garantidora de Crédito, os quais ficam disponíveis para saldar as garantias nos casos de inadimplência (ABREU, 2018).

A supervisão do Sistema Nacional de Garantia é realizada pela garantidora de segundo piso, formada pelas SGC de primeiro piso. Desenvolvida com o intuito de fortalecer o sistema, por meio da diluição do risco. Sendo de sua responsabilidade o apoio e a supervisão das Sociedades Garantidoras de primeiro piso, e a administração de um fundo de contra garantia que será utilizado para suprir eventual insuficiência de recursos de algum FRL (ABREU, 2018; CASTRO, 2014).

Em um processo de decisão em conceder crédito é necessário estabelecer padrões para análise e concessão, monitoramento e cobrança. A gestão e políticas de garantia de crédito visam justamente estabelecer estes procedimentos incluindo padrões de requisição, pré-análise, análise, controle do volume da carteira de crédito, padrões de crédito, prazos, descontos e políticas de cobrança, e requisitos mínimos para a concessão. Na próxima seção estudaremos mais a fundo crédito e seus riscos.

3 CREDIT SCORING EM OPERAÇÕES DE MICROCRÉDITO

A história do crédito acompanhou a evolução do desenvolvimento econômico da sociedade, buscando desenvolver instrumentos necessários para o progresso da humanidade. As operações de crédito apresentam um importante papel social, pois facilita a dinâmica do processo econômico, principalmente por proporcionar o aumento dos níveis de atividade das empresas e estimular o consumo dos indivíduos, sendo assim, contribuindo para o aperfeiçoamento das condições socioeconômica (PEREIRA, 1998).

Segundo Finlay (2009) concordando com Beckman (1962), o crédito é um fator dinâmico e causal no mundo dos negócios, pois facilita e aumenta o volume das vendas, cria consumidores satisfeitos, abre mercados de novos compradores e cria demanda para alguns produtos ou serviços, que não a teriam na ausência de crédito. Para ele, o crédito é um fator causal e pode ser visto como um estimulante na economia como um todo, onde as políticas adotadas para expandir ou para contrair o crédito têm tido um efeito direto sobre a inclinação e o volume da atividade negocial.

De acordo com Conant (1967), em seu estudo sobre a evolução histórica do crédito, observou que na antiga Assíria, Fenícia e Egito já havia diversas classes de instrumentos de crédito. Entretanto, as operações de crédito somente foram encontradas na Grécia e Roma, onde as instituições bancárias se originaram a partir dos cambistas, que ficavam em pequenos bancos nos lugares mais movimentados, trocando diversas moedas existentes na época e obtendo vantagens nas transações, sendo denominados banqueiros (FINLAY, 2009; HOMER; SYLLA 2005).

As atividades creditícias dos cambistas se expandiram e passaram a oferecer depósitos de dinheiro e empréstimos mediante a cobrança de uma taxa de juros. Porém, não satisfaziam as operações mercantis da época, devido a baixa quantidade de dinheiro e a falta de efetividade na cobrança do devedor, pois a atividade era considerada como ofício ignóbil, e as taxas muito elevadas chegando a 66% de acordo com documentos do negociante Taieb Ben Mojtar el Harras no ano de 1368 na era Maometana (FINLAY, 2009; HOMER; SYLLA 2005; CONANT, 1967).

Para Homer e Sylla (2005), cerca de 1800 a.C. o rei da primeira dinastia da antiga Babilônia, Hammurabi, instituiu o primeiro código formal de lei que retratavam sobre as relações entre devedor e credor. Regulamentando a taxa máxima de juros

anual e estipulando um contrato entre as partes, referendado na presença de funcionário público. No ano 1300 a.C. os empréstimos documentados podiam ser utilizados com garantias de hipotecas, adiantamentos de depósitos e mesmo fianças. E em 1000 a.C. já faziam remessas para praças distantes de pagamentos de dívidas entre comerciantes (CREDIT RESEARCH FOUNDATION, 1958).

Na Europa Medieval, os primeiros banqueiros cobravam tarifas de seus clientes em função dos custos associados a guarda de seus recursos. Não demorou muito para perceberem que emprestando esses recursos poderiam lucrar. Começaram a pagar uma taxa pelo aluguel dos recursos e cobravam taxas maiores para emprestar, apoderando da diferença (spread) (FINLAY, 2009; HOMER; SYLLA 2005; CAOQUETTE; ALTMAN; NARAYANAN, 1998).

Segundo Finlay, 2009, a igreja não apoiava as operações de crédito, pois considerava proibido a cobrança de juros sobre empréstimos. Devido a isso a profissão de banqueiro se fortaleceu na população judia, expandindo até a Inglaterra pelos lombardos, onde emprestavam grandes quantias para a dinastia Plantagenets nos anos de 1154 a 1485.

Com a evolução do consumo a restrição da igreja foi perdendo força, passando a aceitar as operações de crédito em algumas situações. Com o crescimento do crédito bancário, surgiu operações de ajuda mútua entre comerciantes a fim de suprir faltas momentâneas de mercadoria, o chamado crédito comercial. Logo essas operações passaram a ser feitas com o intuito de obter lucro, sendo uma forma de contornar a restrição da igreja aos juros de empréstimos, pois o valor da mercadoria em uma venda financiada era maior que a vista. Com o crescimento do crédito comercial os comerciantes passaram a fornecer financiamento também aos compradores (FINLAY, 2009; HOMER; SYLLA 2005).

Assim viu-se necessário a criação de um título de reconhecimento de dívida pelo comprador das mercadorias, a chamada Letra Cambial, sua função era evitar os riscos e custos do transporte dos recursos a ser recebidos pela venda a prazo entre localidades. Além de possibilitar o recebimento antecipado por meio da venda dos títulos. De acordo com Weber (1967), a princípio a letra de câmbio se assemelhava ao cheque de nossos dias e servia para ordenar o pagamento de um valor a uma determinada pessoa, em lugar distinto daquele em que residia o comprador.

As operações de crédito comercial não têm dados precisos sobre o seu início e desenvolvimento, essas transações sempre existiam para facilitar a concretização da venda de mercadorias. Como processo natural das vendas a prazo surgiram as empresas de crédito, que inicialmente, atuavam no desconto dos títulos de crédito e depois passaram a fazer concessão de créditos individuais. Segundo Homer & Sylla (2005), foi nos Estados Unidos que o crescimento do crédito ao consumidor atingiu seu apogeu. Por iniciativa do A.J. Morris, que fundou em 1907 os bancos que levaram o seu nome, e se estenderam por todo o país, forçando a criação da *Industrial Finance Corporation*, que funcionou como um braço financeiro das organizações Morris.

Corroborando com o histórico do crédito, Matias (2007), separa a origem do crédito de três formas: (i) sob forma de bens e serviços, (ii) sob forma de valores monetários, e (iii) sob forma de valores disponíveis. A primeira forma, sob bens e serviços, bens são oferecidos em troca de uma promessa de pagamento futura do bem acrescida de uma taxa de remuneração do capital ou quando uma venda à vista que não foi liquidada. A segunda forma de origem, o tomador do crédito busca valores monetários para finalidades diversas, contraindo uma obrigação futura. A terceira forma, sob valores disponíveis, estes são colocados à disposição do tomador mesmo sem a solicitação de retirada, ou seja, um crédito pré-aprovado.

De uma forma geral, esta mesma situação é observada para o caso do microcrédito.

3.1 OPERAÇÕES DE MICROCRÉDITO

O microcrédito faz parte da microfinanças. A microfinanças baseia-se na oferta de serviços financeiros como a poupança, o seguro e o crédito para pessoas físicas de baixa renda e pessoas jurídicas com faturamento anual de até 120 mil reais, que apresentem dificuldades de acesso ao crédito. E o microcrédito consiste na concessão de empréstimos de pequeno valor para o mesmo público alvo (SANTO; BARROS; TAKEDA; GONZALES, 2019; MAGDALON; FUNCHAL, 2016).

As primeiras alternativas de microfinanças surgiram na década de 70, com o sucesso obtido pelo Grameen Bank de Muhammad Yunus no alívio da pobreza em Bangladesh. (CULL; MORDUCH, 2017; ABDULLAHI; SAKARIYAHU; OLATUNJI,

2016). Foi a partir da expansão do microcrédito nos anos 2000, que a microfinanças se fortaleceu em diversos países. 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 MPEs (CULL; MORDUCH, 2017; MAGDALON; FUNCHAL, 2016).

Segundo Ho e Út (2009), o microcrédito é uma extensão de pequenos empréstimos destinados a ajudar os pobres e os de baixa renda a iniciarem seus negócios e assim aumentar sua renda. Para Banto e Monsia (2020), o microcrédito é uma ferramenta que contribui para o desenvolvimento social e econômico dos países, possibilitando pessoas de baixa renda e as MPEs terem acesso ao crédito.

O desenvolvimento econômico pode ser afetado pelo desempenho das instituições financeiras por meio dos investimentos e consumos, o que é mais perceptível em países em desenvolvimento. Por isso, a literatura nos últimos anos demonstra que o microcrédito é constantemente abordado de forma econômica e social (BANTO; MONSIA, 2020; CHURCHILL, 2019).

Como o estudo de Ho e Út (2009), onde os autores relatam que entre o início da década de 90 até 2008 o microcrédito auxiliou na redução da proporção de famílias pobres de 17% para 1,34%. E no trabalho de Yu, Han, Chen e Ren (2020), no qual analisaram sobre o impacto do microcrédito na redução de pobreza na China. E os resultados mostraram que o microcrédito afeta positivamente a renda de produção das famílias pobres, incluindo aquelas que são pobres por falta de fundos e famílias pobres com chefes femininos.

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 (NIETO; CINCA, 2019; HERMES; HUDON, 2018; FALL; AKIM; WASSONGMA, 2018; CULL; MORDUCH, 2017).

Por outro lado, o microcrédito deixou de ter apenas um efeito positivo na redução da pobreza para ser uma oportunidade de mercado, pois possibilita ofertar crédito a taxas marginalmente maiores. De acordo com Alvira e Deidda (2019), houve um aumento da participação de instituições financeiras no mercado de microcréditos

nos últimos anos, inclusive instituições financeiras que ainda presam pela oferta de formas tradicionais de créditos.

Nos resultados de Altman et. al. (2018), algumas das fontes mais tradicionais (bancos comerciais) de financiamento às pequenas e médias empresas na Itália se tornaram mais populares. Entretanto, essas organizações não ofereceriam financiamentos atrativos e flexíveis, restringindo, assim, o acesso das micro e pequenas empresas ao crédito.

Segundo o Banco Central do Brasil (2019), o microcrédito no país evoluiu de um ambiente inicial não regulado, onde o crédito era obtido apenas por organizações não governamentais para o ambiente atual, no qual coexiste uma pluralidade de agentes, propósitos, fontes de recursos e níveis de regulação. Esta evolução é demonstrada na Quadro 1.

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).

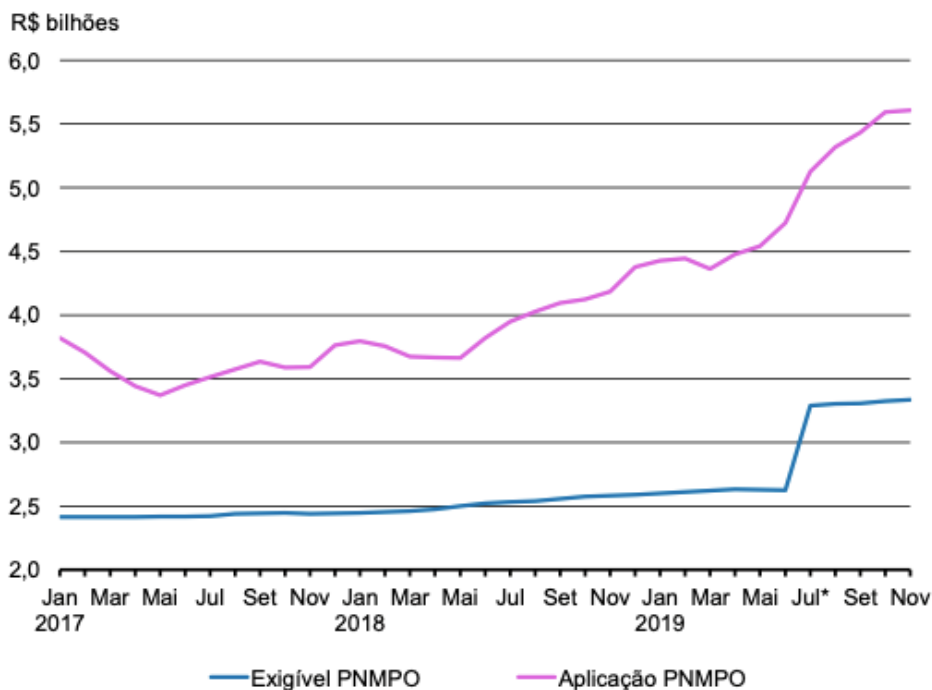
Como pôde ser observado, o microcrédito no Brasil teve seu início em 1972 com concessões por meio de organizações governamentais. Dezessete anos depois as concessões de microcréditos passaram a ser feitas por governos municipais, sendo que dentro do período de 1998 a 2018 foram sancionadas as regulações do microcrédito e direcionamento do crédito. No período de 2003-2018 foi criado o programa de microcrédito produtivo orientado (MPO), onde os recursos emprestados são destinados para atividade econômica do tomador e a operação passa a ser monitorada e orientada por um agente de crédito. 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.

Segundo o BCB (2019), em dezembro de 2019, o volume total de crédito no âmbito do MPO foi de R\$ 6,6 bilhões, o que corresponde a 9% aproximadamente do total do microcrédito. Isso representa um crescimento de 1,6 bilhão ou 32% em relação a carteira ativa em 2017. No mesmo período, um total de 98 instituições financeiras se enquadravam nos critérios de exigibilidade de recursos destinados ao MPO, dessas 73 não destinaram recursos ou realizaram operações. Por outro lado, alguns bancos públicos de atuação regional, um banco privado e treze cooperativas de crédito aplicam mais recursos que o valor máximo do direcionamento, que é de 2% dos depósitos à vista da instituição.

Sendo assim, parte substancial da carteira de MPO do Sistema Financeiro Nacional (SFN) é constituída de forma voluntaria, independentemente da natureza mandatária do direcionamento. E o saldo global de aplicações correspondeu a 168% da exigibilidade.

No total, os valores destinados ao MPO têm sido crescentes e superiores aos valores mínimos exigíveis conforme o Gráfico 5 apresenta.

Gráfico 5 - Aplicações e exigíveis MPO



Fonte: BCB (2019).

Tratando-se especificamente das Sociedades Garantidoras de crédito, que atuam como facilitadoras de crédito para MPEs, e se diferenciam das demais instituições financeiras, por terem simultaneamente, objetivos econômicos e sociais. Essas instituições buscam viabilizar o retorno para os associados por meio da oferta de serviços financeiros e condições mais favoráveis, além de conseguir alcançar regiões mais distantes e menos favoráveis economicamente (ABREU, 2018).

3.2 RISCO DA OPERAÇÃO DE CRÉDITO

A definição de crédito de Bluhm, Overbeck e Wagner (2010) é, uma operação que se baseia na expectativa de um recebimento futuro de valores emprestados ao tomador tendo um risco de não ocorrer. É este risco presente na operação de crédito que torna necessário o processo de análise de concessão de crédito.

A avaliação do tomador consiste em comparar os atributos deste com um histórico de características de outros clientes. Quando estes atributos se aproximarem das características de clientes que apresentaram algum *default*, o crédito não é liberado ou quando se aproximarem de clientes bons pagadores é realizado a concessão de crédito (ABDOU; POINTON, 2011; BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2010).

Como pode-se observar, o *credit scoring* é amplamente estudado, onde a maioria das pesquisas no mundo buscam maximizar a capacidade preditiva através de modelos novos e mais modernos, com técnicas computacionais mais avançadas. No entanto, no Brasil a busca é pela relevância de teorias e variáveis para o desenvolvimento interno de classificação, o que indica problemas de idiosincrasias econômicas e institucionais (ANDRADE; THOMAS, 2007).

Dentro deste cenário, Louzada et. al. (2016) fez um levantamento das principais técnicas utilizadas na classificação de *credit scoring*, regressão logística, redes neurais, árvore de decisão e suporte vetor machine são as mais utilizadas com diversas aplicações na análise de risco de crédito.

As discussões sobre riscos da operação de crédito ganharam destaque quando os presidentes dos bancos centrais, dos países pertencentes ao G10, instituíram o Comitê de Supervisão Bancária da Basileia (Basel Committee on Banking Supervision). Originado em 1974, surgiu com a necessidade de concentrar a regulação e a fiscalização do mercado financeiro, após a falência do banco alemão Herstatt que gerou a interrupção do fluxo de créditos e débitos, além de prejudicar outras instituições financeiras globalmente (KRAFT, 2019; ALBUQUERQUE; MEDINA; SILVA, 2017; BUEHLER et. al, 2008).

No ano de 1988, o Comitê da Basileia publicou o seu primeiro documento de natureza jurídica denominado “*concordat*” sucedido pelo nome de (acordo da) “Basileia I”. Continha várias recomendações de organização e conduta de agentes de mercado e seus supervisores. Entretanto, as recomendações que originalmente possuíam caráter técnico acabaram se tornando normas cogentes expandindo-se para além dos países do G10, participantes das discussões (KRAFT, 2019).

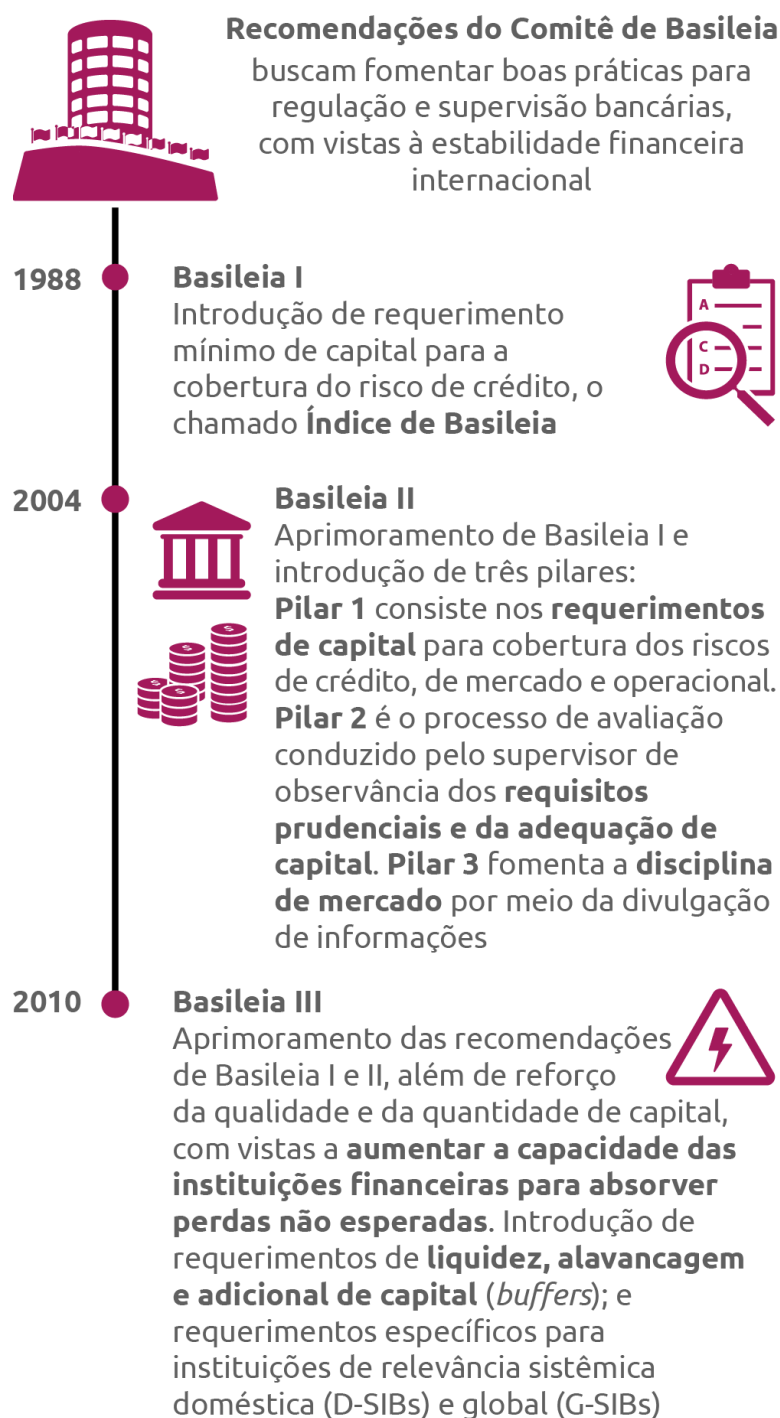
O Basileia II, foi divulgado em 2004 contendo uma revisão do primeiro acordo e o detalhamento de três pilares para a regulação prudencial: (i) requerimentos mínimos de capital (riscos de crédito, mercado e operacional); (ii) princípios de

supervisão para a revisão de processos internos de avaliação da adequação de capital e de melhores práticas de gerenciamento de riscos por meio do seu monitoramento e mitigação; e (iii) incentivo à transparência e disciplina de mercado relacionadas aos riscos assumidos pelas instituições. (BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION, 2004). Segundo Soui et. al. (2019) o acordo de Basileia II veio propor padrões para melhorar a flexibilidade e a sensibilidade ao risco de instituições financeiras.

No ano de 2006, o Comitê de Supervisão bancária da Basileia realizou uma pesquisa com 115 países não integrantes do G10 (13 países), para avaliar a adesão do Basileia II. O resultado da pesquisa indicou que 82 países adotaram o acordo (BIS – Bank for International Settlements, 2006). No Brasil, o Banco Central (Bacen), publicou o cronograma de implementação do Basileia II no final de 2004 por meio do Comunicado nº 12.746, que detalhava a implementação dos riscos de *default*, mercado e operacional pelo Sistema Financeiro Nacional (BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2004). A Figura 2 apresenta um resumo dos Acordos da Basileia.

O Acordo da Basileia III foi publicado em 2010, contendo um conjunto de recomendações promovidas pelo G20 e pelo Fórum de Estabilidade Financeira (Financial Stability Board, FSB) em resposta a crise do subprime. As novas propostas do comitê têm o objetivo de fortalecer a regulação, supervisão e gestão de risco dos bancos. Para isso, adicionaram no primeiro pilar requerimentos de liquidez, alavancagem e adicional de capital, além de requerimentos específicos para instituições financeiras de relevância sistêmica doméstica e global. A fim de reduzir a solvabilidade dos bancos e a interdependência dos mesmos. A Figura 6 apresenta um resumo dos Acordos da Basileia.

Figura 6 - Acordos da Basileia



Fonte: Banco Central do Brasil (2019).

As instituições financeiras enfrentam diversos tipos de riscos associados as operações de crédito. García, Giménez e Guijarro (2013) destacam cinco deles:

- Risco de mercado: risco de perda associados a mudanças inesperadas nos preços ou taxas praticados no mercado financeiro;
- Risco operacional: risco relativo a falhas da adequação de processos, pessoas e sistemas de informação como fraude, falhas no sistema, erros de negociação;
- Risco de crédito: risco mediante mudanças de valor associadas a qualidade de crédito, ou seja, risco do ativo ou empréstimo se tornar todo ou em parte irrecuperável no caso de default;
- Risco de liquidez: risco em decorrência a falta de liquidez para findar os compromissos assumidos por meio de perdas ou aumento dos custos ou redução do acesso a financiamento; e
- Risco sistemático: risco relacionado a ocorrência de crises de reação em cadeia que afetam todo o mercado.

Outro risco importante correlacionado a operação de crédito é o risco legal que ocorre quando há uma violação de regulamentos, ou seja, risco relativo perdas decorrentes de problemas em contratos, multas, penalidades ou indenizações resultantes do descumprimento de dispositivos legais, bem como indenizações decorrentes de decisão desfavorável em processos por danos a terceiros (ALBERTON; NASCIMENTO; ZANETTE, 2009).

A presente pesquisa tem seu foco voltado ao risco de crédito (*default*), sendo assim para complementar a definição a cima, expõe-se a elucidação realizada em 30 de abril de 2009, pelo Banco Central do Brasil por meio da resolução 3.721, onde risco de crédito é descrito como sendo a possibilidade de ocorrer perdas financeiras associadas ao não cumprimento, de uma das parte, das obrigações firmadas; à desvalorização de contrato de crédito pela deterioração na classificação de risco do tomador; à diminuição de remunerações ou ganhos; os benefícios concedidos na renegociação e aos custos de recuperação (ALBUQUERQUE et. al., 2017; LOUZADA et. al., 2016; BANCO CENTRAL DO BRASIL, 2009).

O risco de crédito (*default*) pode ocorrer por meio de perdas esperadas e não esperadas. Mesmo bons clientes têm potencial de inadimplir, a perda esperada refere-se a esta situação, representa uma fração de perda em um determinado período, estabelecida de acordo com a experiência histórica de inadimplência. Tudo que exceder a média de perdas sofridas no passado em mais de um desvio padrão é chamada de perda inesperada.

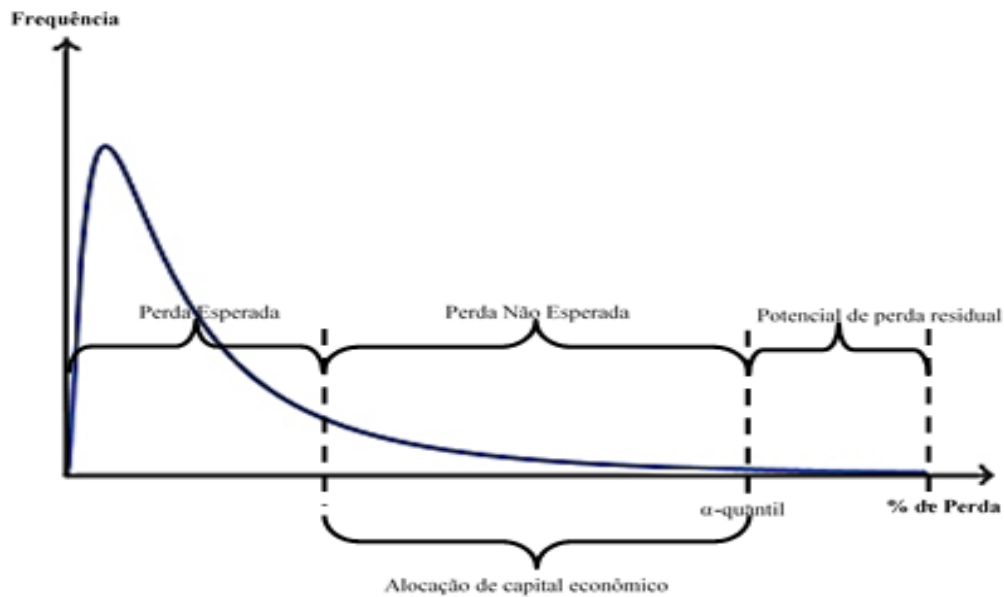
Os principais métodos para calcular a distribuição das probabilidades de perdas são por meio de simulações (Monte Carlo) e aproximações (BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2010).

3.3 COMPONENTES DA MENSURAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO

A avaliação de risco de crédito é uma tarefa complexa e na medida em que os mercados tornam cada vez mais globalizados e competitivos, ganha ainda mais complexidade (GARTNER; MOREIRA; ALVES, 2009). De uma forma geral, quanto maior a capacidade de análise de risco de crédito, maior a capacidade competitiva do cedente, melhorando a sua relação risco/retorno. O fator crítico do processo está na correta identificação e quantificação dos tipos de riscos provenientes das operações de crédito.

No processo de mensuração de risco de crédito há uma preocupação com as perdas que podem ser classificadas em perdas esperadas e não esperadas. Mesmo bons clientes têm potencial de inadimplir, a perda esperada refere-se a esta situação, representa uma fração de perda em um determinado período, estabelecida de acordo com a experiência histórica de inadimplência. Tudo que exceder a média de perdas sofridas no passado em mais de um desvio padrão é chamada de perda inesperada (BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2010). A Figura 7 demonstra a distribuição de perdas.

Figura 7 - Distribuição de Perdas



Fonte: Adaptado de Bluhm, Overbeck e Wagner (2010).

As técnicas quantitativas são fortes aliadas das análises de decisões de concessão de crédito, pois seus modelos auxiliam na classificação para previsão de *default* e otimização do crédito. Sendo assim, estes modelos ajudam na alocação do capital econômico e a minimizar as perdas esperadas. A otimização do crédito vem de um equilíbrio entre as perdas advindas dos eventos de *default* e das perdas provenientes de políticas de restrição de crédito (MALDONADO, 2018; LU; HUANG; CHING; SIU, 2013).

Portanto, a perda esperada de um crédito é uma função do volume de exposição, do percentual de recuperação em caso de *default* e da frequência de ocorrência do evento, pode ser estimada como:

$$EL = f(X|\theta) = EAD * LGD * P(\theta)I_D \quad [1]$$

Onde:

EL = perda esperada

EAD = exposição ao *default*

LGD = perda em caso de *default*

$P(\theta)$ = probabilidade de ocorrência

I_D = função indicadora de ocorrência de *default*

É importante ressaltar que o volume de perda em caso de *default* (LGD), é uma função do volume de recuperação esperado:

$$LGD = 1 - \% \text{ de recuperação} \quad [2]$$

No caso de um experimento único de Bernoulli, como frequentemente é modelado, em que EAD e LGD são constantes, pode-se considerar que $P(\theta)I_D = P(\theta)$, isto é:

$$EL = \begin{cases} EAD * LGD * P(X = x), & x = 1 \\ 0, & x = 0 \end{cases} \quad [3]$$

De forma introdutória é possível classificar a exposição ao default como:

$$EAD = S_a + \theta L \quad [4]$$

Onde:

EAD = exposição ao *default*

S_a = saldo a amortizar

θL = limite da perda (varia entre 0 e 1)

No caso da probabilidade de default, um desafio extra é a sua calibração, que pode ser feita por meio de modelos internos, ou mesmo por modelos de mercado, também conhecidos como modelos de rating, o qual veremos mais adiante.

Já para o caso de um portfólio de crédito, a perda esperada pode ser descrita como a combinação das perdas dos ativos individuais que compõe o mesmo, pode ser estimada como:

$$EL_{CP} = \sum_{i=1}^m EAD_i * LGD_i * P(\theta_i)I_{Di} \quad [5]$$

Como visto anteriormente, Bluhm, Overbeck e Wagner (2010), expressam que a perda não esperada 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. Então a perda inesperada pode ser definida como uma medida de volatilidade do risco de crédito associada a eventos sistêmicos, que busca captar o risco de concentração da carteira. Tal raciocínio pode ser observado pela expressão abaixo:

$$UL = \sqrt{V(EL)} = \sqrt{V(EAD * SEV * DP)} \quad [6]$$

Onde SEV representa a severidade em caso de perda. Considerando que $V(X)=E(X^2)-E(X)^2$ e $V(1D)=DP(1-DP)$ pode-se definir a perda não esperada como:

$$UL = EAD\sqrt{V[SEV]DP + DP(1 - DP)LGD^2} \quad [7]$$

Desta forma, tanto a probabilidade quanto a severidade das perdas são variáveis independentes. No caso de perda inesperada para um portfólio, em consequência da definição da perda esperada para portfólio temos que:

$$UL_{CP} = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m EAD_i EAD_j * COV[SEV_i L_i, SEV_j L_j]} \quad [8]$$

De tal forma que:

$$L_i = P(\theta_i) I_{Di} \quad [9]$$

E

$$L_j = P(\theta_j) I_{Dj} \quad [10]$$

Em uma situação hipotética em que a distribuição da perda é constante (severidade constante) temos que:

$$UL_{CP}^2 = \sum_{j=1}^m EAD_i EAD_j LGD_i LGD_j \sqrt{DP_i(1 - DP_i) DP_j(1 - DP_j)} \rho_{ij} \quad [11]$$

Onde, ρ_{ij} é a correlação entre os tomadores i e j.

Sendo assim, a distribuição da medida de perda é afetada pela correlação entre os tomadores que compõem essa carteira. Para o caso em que a correlação entre i e j for positiva, isto é, $\rho > 0$, tem-se que o risco será maior do que seria a probabilidade de $P(L_2=1 | L_1=1)$ para $L_2 \perp L_1$ ou para $\rho < 0$.

As medidas desenvolvidas acima demonstram que a expectativa de perda é uma função do perfil dos indivíduos que o cedente decide ter como cliente. Entretanto, o cedente é induzido a cobrar um prêmio pelo risco de cada crédito contratado,

guardando o recurso como reserva para as perdas esperadas. Esse raciocínio torna o próprio *default* uma constante que não interferirá nas volatilidades das taxas de juros para curto prazo, dado que é de se esperar que, no curto prazo, a distribuição das perdas é independente da taxa (BRIGO; MERCURIO, 2001).

As técnicas quantitativas são fortes aliadas das análises de decisões de concessão de crédito, pois seus modelos auxiliam na classificação para previsão de *default* e otimização do crédito. Sendo assim, estes modelos ajudam na alocação do capital econômico e a minimizar as perdas esperadas. A otimização do crédito vem de um equilíbrio entre as perdas advindas dos eventos de *default* e das perdas provenientes de políticas de restrição de crédito (MALDONADO, 2018; LU; HUANG; CHING; SIU, 2013).

3.4 MODELOS DE DECISÃO DE CRÉDITO

Como resultado das crises, os bancos agora estão cientes da necessidade de adotar modelos rigorosos de avaliação de risco de crédito em seus sistemas ao conceder um empréstimo a um cliente individual ou a uma empresa (ALA'RAJ; ABBOD, 2016; BUEHLER; FREEMAN; HULME, 2008). Existem dois modelos que são mais utilizados em análise de risco de crédito, são os modelos de decisão também conhecidos como modelo estocástico, e de classificação ou modelo de *credit rating* (BRITO; ASSAF NETO, 2008; BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2010).

3.4.1 Modelos de decisão

Os modelos de decisão são utilizados para modelar o comportamento estocástico das variáveis de interesse, ou seja, a probabilidade dos eventos de *default*. Os modelos podem ser qualitativos (julgamentais) como os 6 C's de crédito (caráter, capital, capacidade, colateral, condições e conglomerado), análise fundamentalista, entre outros; ou quantitativos como modelo de múltiplos, *credit*

scoring, métodos de aprendizagem estatísticos e de inteligência artificial (MATIAS, 2007).

Os modelos de decisão do risco de crédito podem ser realizados através de procedimentos de *credit scoring*. Definido como um conjunto de modelos de decisões e suas técnicas subjacentes que auxiliam na concessão de crédito, sendo uma expressão numérica baseada em uma análise de nível de credibilidade do cliente, uma ferramenta útil para avaliação e prevenção de *default* (ABELLÁN; CASTELLANO, 2017; LOUZADA; ARA; FERNANDES, 2016).

Ao mesmo tempo, a estatística e as técnicas de mineração de dados deram uma contribuição significativa para o campo da ciência da informação e são capazes de construir modelos para medir o nível de risco de um único cliente condicionado às suas características, e depois classificá-lo como um bom ou mau pagador de acordo com seu nível de risco.

Assim, a ideia principal dos modelos de *credit scoring* é identificar características que influenciam o pagamento ou o comportamento de não pagamento do cliente, bem como seu risco de inadimplência, ocorrendo como classificação em dois grupos distintos caracterizados pela decisão sobre a aceitação ou rejeição do pedido de crédito (ABELLÁN; CASTELLANO, 2017; LOUZADA; ARA; FERNANDES, 2016).

Apesar da evolução da tecnologia, a regressão logística ainda é o modelo mais empregado na previsão de *default*, mas muitos estudos têm demonstrado que as técnicas de inteligência artificial, como redes neurais, *Support Vector Machine* (SVM), árvores de decisão, florestas aleatórias e redes bayesianas, podem ser substituídos por abordagens estatísticas na construção de modelos de pontuação de crédito. (MASMOUDI; ABID; MASMOUDI, 2019; ABELLÁN; CASTELLANO, 2017; ALA'RAJ; ABBOD, 2016).

3.4.2 Modelos de classificação de risco

Os modelos de *credit rating* objetivam fazer uma classificação que descreva a credibilidade do tomador ou operação, isto é, atribuem-se níveis de probabilidade de *default* (BRITO; ASSAF NETO, 2008). Podem ser internos a instituição financeira,

externos por meio de agências de *rating* ou por dados de mercado realizados por métodos como *Credit Metrics*, *KMV®*, *Credit Risk+*, *Credit Portfolio View* e *Dynamic Intensity* (BLUHM; OVERBECK; WAGNER, 2010). As agências de classificação de crédito (Credit Rating Agencies – CRAs) mais conhecidas, são Moody's, Standard & Poor's e Fitch (SPUČHL`ÁKOVÁ; VALAŠKOVA; ADAMKO, 2015).

Segundo Bluhm, Overbeck e Wagner (2010), o procedimento de classificação é geralmente mais baseado no julgamento e na experiência do analista do que em procedimentos matemáticos. Entretanto, não quer dizer que a capacidade creditícia não pode ser capturada por ferramenta estatísticas. A primeira indicação sobre a classificação de um cliente ocorre por meio de modelos quantitativos, mas, devido aos vários fatores subjacentes a um *rating*, a responsabilidade de atribuir uma classificação final pertence ao analista de *rating*. Para atribuição de *rating*, os analistas de crédito consideram vários fatores quantitativos e qualitativos diferentes do futuro econômico da empresa considerada, como, por exemplo:

- ganhos e fluxos de caixa futuros;
- dívida, passivos de curto e longo prazo e obrigações financeiras;
- estrutura de capital (por exemplo, alavancagem);
- liquidez dos ativos da empresa;
- situação (por exemplo, política, social etc.) do país de origem da empresa;
- situação do mercado (por exemplo, indústria), em que a empresa tem suas principais atividades; e
- qualidade de gestão, empresa, estrutura etc.

A classificação de risco é realizada em uma escala ordenada de *ratings* em termos de um sistema de letras descrevendo a capacidade creditícia de clientes ou empresas catalogadas. A Tabela 2 demonstra a classificação das três principais agências de *rating* Moody's, Standard & Poor's (S & P) e Fitch, que são ligeiramente diferentes.

Tabela 2 - Classificação de rating das três principais agências

	Moody's	Standard & Poor's	Fitch
Qualidade de crédito alta e baixo risco	Aaa	AAA	AAA
	Aa1	AA+	AA+
	Aa2	AA	AA
	Aa3	AA-	AA-
	A1	A+	A+
	A2	A	A
	A3	A-	A-
Qualidade de crédito média	Baa1	BBB+	BBB+
	Baa2	BBB	BBB
	Baa3	BBB-	BBB-
Qualidade de crédito baixa (especulação)	Ba1	BB+	BB+
	Ba2	BB	BB
	Ba3	BB-	BB-
	B1	B+	B+
	B2	B	B
	B3	B-	B-
Risco alto de inadimplência	Caa1	CCC+	CCC
	Caa2	CCC	
	Caa3	CCC-	
	Ca	CC	
	C	C	
		D	DDD
			DD
		D	

Fonte: Elaborado pela autora (2019).

Os modelos de classificação podem também ser expressos por pontuação ordinais, como números de 0 a n, onde o 0 compreenderia o maior grau de risco de *default*, o 1 elevado risco assim por diante até o n que representaria a melhor qualidade de crédito (BRITO; ASSAF NETO, 2008).

Desde o segundo acordo de Basileia, de 2004, conhecido como Basileia II e divulgado pelo Comitê de Basileia de Supervisão Bancária, as instituições financeiras supervisionadas são obrigadas a usar *ratings* internos para mensurar o risco de crédito (ABELLÁN; CASTELLANO, 2017; ALA'RAJ; ABBOD, 2016).

A presente dissertação, busca contribuir neste aspecto, propondo um modelo de *credit scoring* com base na expertise dos analistas das Sociedades Garantidoras de Crédito. Possibilitando uma padronização da análise de decisão de concessão de crédito, sendo assim, melhorando a eficiência do Sistema de Garantia.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

Os procedimentos metodológicos desta pesquisa se dividem em três grandes categorias. Primeiramente, realizou-se o levantamento teórico-conceitual sobre crédito e mercado de crédito; juros no Brasil; objetivo da existência das Sociedades de Garantia.

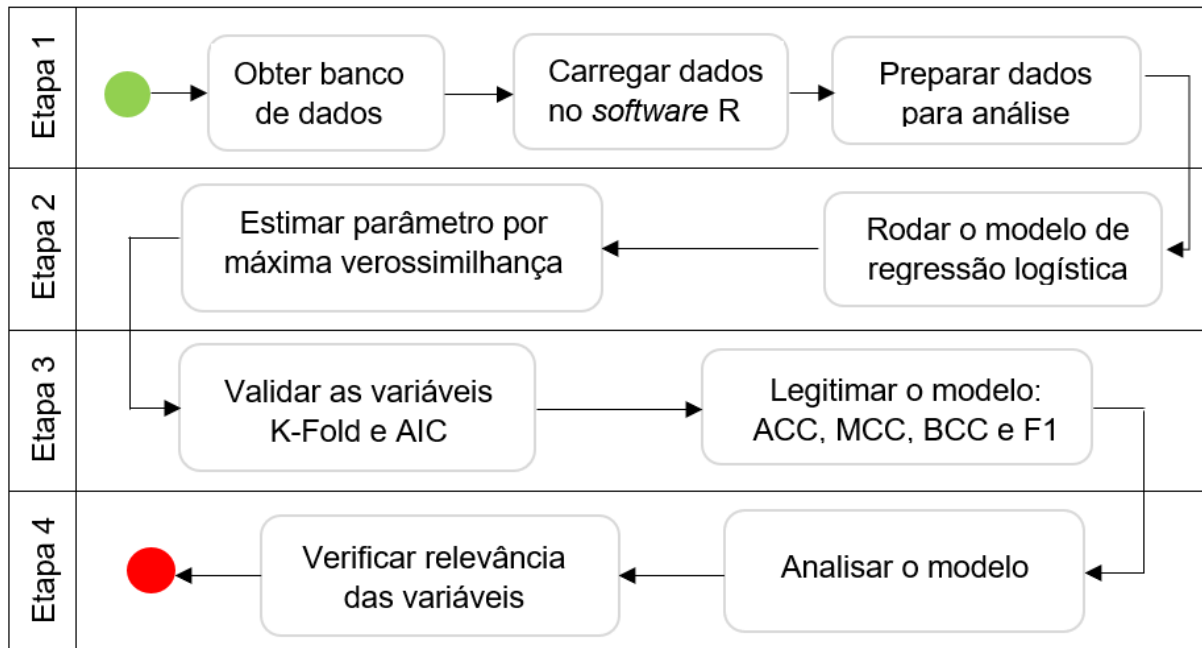
O referencial teórico é apresentado nos capítulos um, dois e três anteriores. O primeiro capítulo realiza o cotejo do mercado de crédito com as demandas de MPEs revelando as imperfeições do mercado no que se refere à capacidade de atendimento do segmento de MPEs no país, bem como da importância de sociedades de garantia e fundos de aval para mitigar tal problemática. Adicionalmente se mostrou que o método adotado de análise pelas Sociedades de Garantia encontra limitações em operações em larga escala. Tais levantamentos foram utilizados para se formular o problema de pesquisa e os objetivos do estudo, dispostos no capítulo introdutório.

O segundo capítulo apresenta uma fundamentação sobre sociedades de garantia e fundo de aval; demonstrando seu contexto histórico no mundo; trazendo resultados de pesquisas empíricas e apontando a gestão e políticas de garantia de crédito. No terceiro capítulo, descreve-se *credit scoring* em operações de microcrédito; risco da operação de crédito e modelos de decisão e modelos de classificação de risco.

A terceira etapa apresenta a metodologia utilizada para produzir a presente pesquisa, sendo exposta neste quarto capítulo. O fluxograma apresentado na figura 7 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.

Com vistas a simplificar o entendimento dos procedimentos adotados na estimação, o fluxograma apresentado na Figura 8 está subdividido em quatro etapas.

Figura 8 - Fluxograma do modelo



Fonte: Elaborado pela autora (2019).

Na primeira etapa, foram realizados esforços para a coleta e validação da base de dados, a qual se deu de forma simulada como será descrito na sessão posterior. Tais dados foram pré-processados e analisados com uso do software estatístico R. A preparação dos dados diz respeito à criação de descritores das características das variáveis categóricas, observação de redundâncias, análise da existência de inconsistências ou de valores omissos (NAs – Not Available). Para a presente pesquisa os valores omissos, redundantes ou inconsistentes foram excluídos da base de dados quando identificados.

Alternativamente seria possível empregar critérios de imputação de dados, o que não foi buscado pela baixa frequência de tais problemas.

A segunda e a terceira etapas tratam do modelo em si, nas quais foram desenvolvidos e estimados os scripts do modelo de regressão logística binária (logit). As estimativas dos parâmetros do modelo foram realizadas por estimação de máxima verossimilhança a partir da amostra coletada. Como critério de inclusão das variáveis se empregou o Critério de Informação de Akaike (AIC), enquanto a validação do modelo em si (de seus resultados) se deu por meio do método de *K-fold cross*

validation. O desempenho preditivo do modelo foi estimado pelas métricas estatísticas ACC, MCC, BCC e F1 Score.

Por fim, na última etapa foram demonstrados e analisados os resultados produzidos a partir de tais procedimentos metodológicos. Essa etapa se concentra na demonstração dos mecanismos pelos quais tal modelo pode auxiliar na predição de risco de *default*, bem como a melhorar a compreensão acerca do risco pela relevância relativa de cada variável para o modelo, ou seja, qual variável que uma empresa tem capacidade de elevar ou reduzir probabilidade de *default*. A Figura 9 expõem a integração da pesquisa bibliográfica à análise.

Figura 9 - Integração da pesquisa bibliográfica à análise

Introdução	Referencial Teórico	Materiais e Métodos	Resultados e Discussões
<ul style="list-style-type: none"> -Crédito, conceito, mercado e risco - Ambiente de crédito e importância - Sociedades de garantias - Problemas da Pesquisa - Objetivos - Justificativa 	<ul style="list-style-type: none"> - Sociedade de Garantia e Fundos de Aval - Contexto histórico no mundo - Resultados de pesquisas empíricas e gestão - Gestão e Políticas de garantia de crédito - <i>Credit Scoring</i>, microcrédito - Risco - Componentes da mensuração - Modelos de decisão 	<ul style="list-style-type: none"> - Base de dados - Modelo - Ferramentas - Regressão Logística Binária - Estimção, Validação e análise de desempenho do modelo 	<ul style="list-style-type: none"> - Estimar o modelo - Verificar a existência de multicolinearidade - Estimar via algoritmo <i>backward</i>. - Analisar as variáveis explicativas - Estimar o ajuste do modelo pelo pseudo R² - Fazer a análise gráfica - Realizar ajuste via curva ROC - Comparar métricas

Fonte: Elaborado pela autora (2019).

As próximas seções detalham as 4 etapas do modelo, conforme descrito no fluxograma apresentado na figura 8.

4.1 BASE DE DADOS, MODELO E FERRAMENTAS COMPUTACIONAIS

A base de dados para realização da pesquisa de *credit scoring*, foi obtido por intermédio de um processo de simulação junto a uma Sociedade Garantidora de Crédito que se situa e atende clientes em Curitiba/PR e região metropolitana. Como expresso anteriormente, o Estado possui 6(seis) garantidoras de crédito, conforme já exposto na Figura 4.

A Garantisul começou a operar dia 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. A Tabela 3 demonstra as operações da Garantisul 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 (GARANTISUL-PR, 2019).

Tabela 3 - Demonstrativo das operações da Garantisul em 2018

	Agronegócios	Indústria	Comércio e Serviço
Número de operações	-	16	134
Valores de concessão de crédito	-	R\$ 1.374.440,00	R\$ 6.549.264,32

Fonte: Elaborado pela autora (2019).

Foi efetuado uma visita técnica na Garantisul, para observar como realizam as análises de crédito para poder delimitar esta pesquisa. Visita Técnica tem como objetivo fornecer uma rápida visão sobre os aspectos operacionais e funcionais da organização. Pode-se observar que na Sociedade de Garantia de Curitiba existe somente três agentes de crédito, e estes visitam todas as empresas requerentes ao crédito e fazem um levantamento socioeconômico.

Como informado anteriormente, a análise de concessão de crédito na referida Sociedade de Garantia, quando da execução dessa pesquisa, era integralmente

judgmental, não existindo uma base de dados estruturada para tanto. O processo de análise se existente à época era constituída do preenchimento de ficha cadastral corroborada por informações do negócio presentes em relatórios e documentos não estruturados. O conjunto de informações contidas na Ficha e nos documentos passavam por um processo de checagem in loco. Todo o conjunto de informações eram analisados por um grupo de três analistas em uma “mesa de crédito” que, compreendendo a tomada de risco, aprovavam ou não a solicitação realizada.

Desta forma, não existia uma base de dados estruturada para análise. Para além, na eminência de crescimento no número de operações das operações das Sociedades, o processo se mostrava um gargalo importante a ser relaxado. Desta forma, a pesquisa se concentrou na criação de um procedimento para captura da expertise na análise documental realizada pelos analistas.

Tarefas complexas como a análise de risco de crédito, diagnóstico médico e outras têm sido foco de diversos esforços acadêmicos que buscam criar modelos que simulem a decisão humana. Neste sentido, o procedimento comumente empregado se concentra em apresentar situações aos analistas e solicitar seu julgamento. Neste caso, o analista atua como supervisor do processo, classificando em um grupo finito de categorias cada situação apresentada.

Para o caso da análise de risco em processo de concessão de crédito tem-se duas possíveis categorias, quais sejam a aprovação ou a recusa. Contudo, para o caso em questão foi necessário criar um conjunto de situações a serem analisadas pelos analistas. Para tanto, a pesquisa in loco foi necessária, levantando-se um conjunto de noventa e cinco variáveis comumente observadas pelos analistas no processo de análise. Tais variáveis eram de três tipos básicos: variáveis binárias (sim ou não), variáveis categóricas (com quantidade finita de categorias) e variáveis numéricas (discretas ou contínuas). Todas as variáveis foram organizadas em um novo modelo de ficha-cadastro que foi foco de um processo de simulação.

Para realização da simulação, além da ficha cadastro foi necessário observar quais características e perfis seriam os mais frequentes entre as solicitações e quais seriam raros. A partir de tais informações foram excluídos os perfis e características raras da análise e criado um processo de aleatório baseado em uma distribuição uniforme contínua com parâmetros zero e um para selecionar características que pertenceriam a cada ficha simulada.

Assim, foram geradas mil fichas distintas, com base na política de crédito já utilizada pela garantidora, conforme o Anexo A. Das quais foram extraídas aleatoriamente 150 (cento e cinquenta) fichas distintas sem a existência de valores omissos ou inconsistentes. Tais fichas foram submetidas à apreciação dos analistas que classificaram as mesmas como “A” (para fichas pré-aprovadas) ou “C” (para fichas recusadas no processo de pré-análise). O retorno das informações apresentou apenas um valor omissos de análise. As variáveis existentes inicialmente nas fichas simuladas podem ser observadas na Tabela 4 abaixo.

Tabela 4 – Variáveis presentes na base de dados

Variável	Descrição	Tipo de Variável	n° Categorias
ID	Identificador da ficha de solicitação	Inteiro	
Status	Situação da solicitação	Binário	
analista	Profissional que realizou a análise	Categórico	3
montante	Valor solicitado	Numérico	
duration	Duração em meses	Inteiro	
finalidade	Finalidade	Categórico	4
garantia	Tipo de garantia oferecido	Categórico	4
p_garantia	Percentual da garantia em relação ao montante solicitado	Numérico	
Setor	Setor da empresa	Categórico	3
c_setor	Condição do setor para a política de crédito	Categórico	5
classe_emp	Classificação fiscal da empresa	Categórico	4
cnpj_atual	Cadastro CNPJ atualizado	Binário	
t_empresa	Tempo de vida da empresa	Categórico	5
t_endereço	Tempo da empresa no endereço	Categórico	5
Cred_ant	Existência de Créditos anteriores	Categórico	5
ap_SRC	Existência de apontamento no SRC/BC	Categórico	3
vap_SRC	Valor do apontamento	Numérico	
Fatura	Faturamento médio	Numérico	
fat_ger	% do faturamento gerencial em relação ao médio	Numérico	
MI	% margem líquida	Numérico	
s_financeira	Situação financeira da empresa solicitante	Categórico	3

cred_90d	Existência de solicitações de crédito nos últimos 90 dias	Categórico	3
ref_forn	Referências comerciais de fornecedores	Binário	
ref_serv	Referências comerciais de prestadores de serviços	Binário	
ref_cliente	Referências comerciais de clientes	Binário	
cg_proprio	Existência de capital de giro próprio	Categórico	3
st_conhec	Saldo em tesouraria conhecido	Categórico	3
compromet_t	Endividamento total (comprometimento do ativo)	Numérico	
recb_lp	Valor em recebíveis LP	Numérico	
mq_eq	Valor em máquinas e equipamentos	Numérico	
investimento	Valor em investimentos	Numérico	
veiculos	Valor em veículos no patrimônio da empresa	Numérico	
alien_veic	Veículos da empresa estão alienados?	Binário	
imobilizado	Valor em imobilizado	Numérico	
alien_imob	Imobilizado alienado?	Binário	
status_s1	Status social do sócio 1	Categórico	4
src_bacens1	Existência de apontamento no SRC/BC do sócio 1	Categórico	3
spc_s1	Existência de apontamento no SPC do sócio 1	Categórico	3
serasa_s1	Existência de apontamento no SERASA do sócio 1	Categórico	3
scoring_s1	Scoring Serasa do Sócio 1	Numérico	
status_s2	Status social do sócio 2	Categórico	5
src_bacens2	Existência de apontamento no SRC/BC do sócio 2	Categórico	4
spc_s2	Existência de apontamento no SPC do sócio 2	Categórico	4
serasa_s2	Existência de apontamento no SERASA do sócio 2	Categórico	4
scoring_s2	Scoring Serasa do Sócio 2	Numérico	
status_s3	Status social do sócio 3	Categórico	5
src_bacens3	Existência de apontamento no SRC/BC do sócio 3	Categórico	4
spc_s3	Existência de apontamento no SPC do sócio 3	Categórico	4
serasa_s3	Existência de apontamento no SERASA do sócio 3	Categórico	4
scoring_s3	Scoring Serasa do Sócio 3	Numérico	
retirada_s1	Existência de retiradas (incluindo pró-labore) em favor do sócio 1	Binário	
v_retiradas1	Valor das retiradas do sócio 1	Numérico	

outra_rendas1	Existência de outras rendas do sócio 1	Binário	
v_outrarendas1	Valor das outras rendas do sócio 1	Numérico	
retirada_s2	Existência de retiradas (incluindo pró-labore) em favor do sócio 2	Binário	
v_retiradas2	Valor das retiradas do sócio 2	Numérico	
outra_rendas2	Existência de outras rendas do sócio 2	Binário	
v_outrarendas2	Valor das outras rendas do sócio 2	Numérico	
retirada_s3	Existência de retiradas (incluindo pró-labore) em favor do sócio 3	Binário	
v_retiradas3	Valor das retiradas do sócio 3	Numérico	
outra_rendas3	Existência de outras rendas do sócio 3	Binário	
v_outrarendas3	Valor das outras rendas do sócio 3	Numérico	
imov_s1	Existência de imóveis em nome do sócio 1	Categórico	5
alien_imos1	Existência de alienação imobiliária para o sócio 1	Binário	
valor_imos1	Valor do imóvel do sócio 1	Numérico	
veic_s1	Existência de veículo e status para sócio 1	Categórico	3
veic_valors1	Valor do veículo do sócio 1	Numérico	
imov_s2	Existência de imóveis em nome do sócio 2	Categórico	6
alien_imos2	Existência de alienação imobiliária para o sócio 2	Binário	
valor_imos2	Valor do imóvel do sócio 2	Numérico	
veic_s2	Existência de veículo e status para sócio 2	Categórico	4
veic_valors2	Valor do veículo do sócio 2	Numérico	
imov_s3	Existência de imóveis em nome do sócio 3	Categórico	6
alien_imos3	Existência de alienação imobiliária para o sócio 3	Binário	
valor_imos13	Valor do imóvel do sócio 3	Numérico	
veic_s3	Existência de veículo e status para sócio 3	Categórico	4
veic_valors3	Valor do veículo do sócio 3	Numérico	
src_bacencs1	Existência de apontamento no SRC/BC do cônjuge do Sócio 1	Categórico	4
spc_cs1	Existência de apontamento no SPC do cônjuge do Sócio 1	Categórico	4
serasa_cs1	Existência de apontamento no SERASA do cônjuge do Sócio 1	Categórico	4
scoring_cs1	Scoring SERASA do cônjuge do Sócio 1	Numérico	
or_cs1	Existência de fonte de renda do cônjuge do Sócio 1	Categórico	4
vor_cs1	Valor das rendas do cônjuge do sócio 1	Numérico	

src_bacencs2	Existência de apontamento no SRC/BC do cônjuge do Sócio 2	Categórico	4
spc_cs2	Existência de apontamento no SPC do cônjuge do Sócio 2	Categórico	4
serasa_cs2	Existência de apontamento no SERASA do cônjuge do Sócio 2	Categórico	4
scoring_cs2	Scoring SERASA do cônjuge do Sócio 2	Numérico	
or_cs2	Existência de fonte de renda do cônjuge do Sócio 2	Categórico	4
vor_cs2	Valor das rendas do cônjuge do sócio 2	Numérico	
src_bacencs3	Existência de apontamento no SRC/BC do cônjuge do Sócio 3	Categórico	4
spc_cs3	Existência de apontamento no SPC do cônjuge do Sócio 3	Categórico	4
serasa_cs3	Existência de apontamento no SERASA do cônjuge do Sócio 3	Categórico	4
scoring_cs3	Scoring SERASA do cônjuge do Sócio 3	Numérico	
or_cs3	Existência de fonte de renda do cônjuge do Sócio 3	Categórico	4
vor_cs3	Valor das rendas do cônjuge do sócio 3	Numérico	

Fonte: Elaborado pela autora (2020).

Desta forma, as 149 (cento e quarenta e nove) fichas validadas foram organizadas em uma base de dados com as respostas dos analistas como supervisor (variável explicada ou dependente). A partir da base simulada foi possível estimar o modelo de *credit scoring* que simularia a decisão dos analistas.

Cabe destacar que as fichas simuladas tinham perfis para até três sócios(as) e cônjuges. À partir dessas simulações foram criadas outras seis variáveis, quais sejam: existência de algum sócio com algum tipo de registro em órgão de proteção ao crédito, menor e maior *scoring* entre os sócios, existência de, pelo menos, um imóvel não alienado entre os sócios, existência de restrições em nome de cônjuges de algum dos sócios.

Para estimação do modelo de *credit scoring* que atenda às necessidades e expectativas da Sociedade de Garantia optou-se na escolha da regressão logística binária por sua facilidade de implementação e compreensão.

4.1.1 Regressão Logística Binária

Segundo Masmoudi et. al. (2019), Abellán e Castellano (2017) e Ala'raj e Abbod, (2016), a regressão logística é uma das técnicas mais utilizadas para previsão de *default*. Principalmente quando a variável dependente assume valores binários, ou seja, bom ou mal pagador, com base no comportamento das variáveis explicativas.

Fávero e Belfiore (2017), exprimem que a regressão logística binária afere a probabilidade de ocorrência ou não de um evento, no qual pode-se definir um vetor de variáveis explicativas, com respectivos parâmetros estimados, conforme a Equação 12.

$$Z_i = \alpha + \beta_1 \times X_{1i} + \beta_2 \times X_{2i} + \dots + \beta_k \times X_{ki} \quad [12]$$

Onde:

Z = logito

α = constante

β = parâmetros estimados de cada variável explicativa

X = variáveis explicativas

A probabilidade de ocorrência de *default* para cada observação em função dos parâmetros estimados em cada variável explicativa é definida pela chance ou odds da Equação 13. Onde p_i é a probabilidade de acontecer o evento de interesse.

$$chance (odds)_{Y_i=1} = \frac{p_i}{1-p_i} \quad [13]$$

A regressão logística binária define o logito Z como o logaritmo natural da chance de modo que:

$$\ln(chance Y_i = 1) = Z_i \quad [14]$$

De modo que:

$$\ln \left(\frac{p_i}{1-p_i} \right) = Z_i \quad [15]$$

Para obter a expressão da probabilidade de ocorrência de *default*, isola-se o p_i matematicamente, da seguinte maneira:

$$\frac{p_i}{1-p_i} = e^{Z_i}$$

$$p_i = (1-p_i) \times e^{Z_i}$$

$$p_i \times (1 + e^{Z_i}) = e^{Z_i} \quad [16]$$

Portanto, a probabilidade de ocorrência de *default* é expressa pela Equação 17 e a probabilidade de não ocorrência de *default* está demonstrada pela expressão 18:

$$p_i = \frac{e^{Z_i}}{1+e^{Z_i}} = \frac{1}{1+e^{-Z_i}} \quad [17]$$

$$1 - p_i = 1 - \frac{e^{Z_i}}{1+e^{Z_i}} = \frac{1}{1+e^{Z_i}} \quad [18]$$

A partir das equações 12 e 17 pode-se obter a expressão geral da probabilidade estimada de ocorrência de *default*.

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 \times X_{1i} + \beta_2 \times X_{2i} + \dots + \beta_k \times X_{ki})}} \quad [19]$$

A fim de estimar o parâmetro do modelo utilizou-se o método de máxima verossimilhança, o qual é a técnica mais utilizada para estimar parâmetros de modelos de regressão logística. Esta técnica procura maximizar a probabilidade de um evento por meio de pesquisas de valores para os parâmetros. Como a variável dependente segue uma distribuição de Bernoulli na regressão logística binária, pode-se utilizar ferramentas de programação linear, com o propósito de estimar os parâmetros α , β_1 , β_2 , ..., β_k com base na equação a seguir (FÁVERO; BELFIORE, 2017):

$$LL = \sum_{i=1}^n \left\{ \left[Y_i \times \ln \left(\frac{e^{Z_i}}{1 + e^{Z_i}} \right) \right] + \left[(1 - Y_i) \times \ln \left(\frac{1}{1 + e^{Z_i}} \right) \right] \right\} = \text{máx} \quad [20]$$

4.1.2 Estimação, validação e análise de desempenho do modelo

Dentro do processo de seleção das variáveis do modelo foi utilizado o algoritmo “*backward*” que inicia o processo de seleção de variáveis com o escopo da análise, isto é, todas as variáveis disponíveis na base de dados utilizando, para tanto, o critério de informação de Akaike (AIC). Desta forma, o algoritmo privilegia o modelo que gere a menor perda de informação proveniente da retirada de variáveis.

As inteirações provenientes da estimação de máxima verossimilhança (solução numérica) estimaram os parâmetros do modelo a partir de amostras de treinamento e teste. O ajuste do modelo aos dados de treinamento foi testado pelo Pseudo- R^2 de Nagelkerke.

Esse procedimento se deu por meio do método conhecido como *K-fold Cross Validation*. Esse método subdivide a base de dados em K partições de mesmo tamanho, sendo utilizadas amostras de tamanho $1/k$ como amostras de teste e amostras de tamanho $1-1/k$ como amostras de treinamento, sendo que as

observações que compõem as amostras de treinamento e teste são selecionadas aleatoriamente.

No caso da presente pesquisa, as amostras de treinamento tiveram tamanho de 119 observações e as amostras de testes tiveram tamanho de 30 observações. Segundo Louzada et. al. (2016), *k-fold* é um dos métodos de validação mais utilizado.

Dadas as amostras de teste geradas o modelo realiza predições nessas amostras, sendo sua performance estimada por métricas comumente utilizadas, quais sejam, acurácia (ACC), coeficiente de correlação de Matthews (MCC), agrupamento de código binário (BCC) e o F1 Score, seguindo os métodos empregados pela seguintes pesquisas Luque, Carrasco, Martín e Heras (2019), Soui et. al. (2019), Ala'raj e Abbod, (2016) e Louzada et. al. (2016).

Estes são escolhidos, pois, segundo a revisão sistemática realizada por Louzada et. al. (2016), as métricas baseadas na matriz confusão são utilizadas em 45% em análise de risco de crédito, além de. A Tabela 5 mostra as métricas escolhidas para comparar métodos com base na matriz confusão apresentada na Figura 10.

Tabela 5 - Métricas usadas para comparação de métodos

Métrica	Fórmula	Características
ACC	$ACC = \frac{Tp + Tn}{Tp + Fp + Tn + Fn}$	Performance geral da classificação.
MCC	$MCC = \frac{TpTn - FpFn}{\sqrt{(Tp + Fn)(Fp + Tn)(Tp + Fp)(Fn + Tn)}}$	Comparação do modelo com a aleatoriedade.
Precision	$PRECISION = \frac{Tp}{Tp + Fp}$	Nível de precisão, ou taxa de predição positiva.
Recall	$RECALL = \frac{Tp}{Tp + Fn}$	Nível de sensibilidade, ou taxa de verdadeiro positivo.
F1-score	$F1 = \frac{2Tp}{Fp + Fn + 2Tp} = 2 \cdot \frac{Recall \cdot Precision}{Recall + Precision}$	Performance para evento raro.

Fonte: Elaborado pela autora (2019).

Os acertos e erros de previsão são, normalmente, organizados em matrizes 2x2 comumente conhecidas como matriz de confusão.

A matriz confusão é uma ferramenta que auxilia na avaliação de modelos de *default* em aprendizado de máquina. A tabela demonstra a frequência dos resultados que podem ser: verdadeiro positivo (em que o cliente é considerado de perfil interessante para concessão de crédito e foi corretamente classificado), falso positivo (em que o cliente é considerado de perfil interessante para concessão de crédito e foi incorretamente classificado como de perfil desinteressante para a concessão), verdadeiro negativo (em que o cliente é desinteressante para concessão e foi corretamente classificado como tal) e falso negativo (em que o cliente é desinteressante para a concessão e foi incorretamente classificado como interessante para a concessão).

Os clientes foram classificados à priori como interessantes ou desinteressantes para a concessão pelos próprios analistas, no momento da análise das fichas simuladas. De uma forma geral, entende-se que aqueles clientes (fichas simuladas) classificados à priori como desinteressantes, apresentariam, na opinião dos analistas, um perfil de risco insuportável para a Sociedade de Garantia, devendo ter sua proposta negada. O falso negativo e o falso positivo são previsões incorretas, isso é, situações em que o modelo selecionou uma opção (concessão ou não) diferente da opção que fora selecionada pelos analistas à priori.

Para este tipo de estudo, o modelo será tão melhor quanto mais eficiente for para capturar a expertise dos analistas, isso é, mais eficiente for para tomar decisões iguais àquelas tomadas pelos analistas.

Figura 10 - Matriz Confusão

		Valor Verdadeiro	
		positivos	negativos
Valor Previsto	positivos	VP (TP) Verdadeiro Positivo	FP Falso Positivo
	negativos	FN Falso Negativo	VN (TN) Verdadeiro Negativo

Fonte: Elaborado pela autora (2019).

Como exposto anteriormente, o modelo *logit* é parametrizado para ofertar uma resposta entre zero e um, sendo essa a probabilidade de a observação pertencer ao grupo positivo ou negativo. Desta forma, para esta pesquisa, entendeu-se que a estimação seria realizada tendo como referência os clientes desinteressantes, o que significa que, quanto mais próximo de 1, maior seria a probabilidade de a ficha simulada pertencer àquelas classificadas à priori como fichas de desinteresse para a concessão.

A decisão de concessão ou não se dá por meio da estipulação de um ponto de corte segundo o qual, a partir do valor de referência o cliente pertencerá à classe de fichas de interesse ou fichas de desinteresse para a concessão.

A definição do ponto de corte foi realizada com base na curva ROC que busca estimar o ponto que maximiza a especificidade e a sensibilidade das classificações realizadas. Todos os procedimentos de estimação foram realizados com base no software estatístico R com auxílio dos pacotes ROCR, pROC e BaylorEdPsych.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Como é possível observar na Tabela 4 anterior, o conjunto de dados tem um total de 95 variáveis, sendo 44 categóricas, 16 binárias, 33 numéricas e 2 inteiras. O modelo estimado teve como escopo todas as variáveis, bem como aquelas criadas posteriormente (cinco variáveis). O modelo inicialmente estimado pelo algoritmo *backward* pode ser observado na Tabela 6.

Tabela 6 - Modelo inicialmente estimado pelo algoritmo *backward*

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-2.207e+00	2.895e+00	-0.763	0.44574
montante	-1.554e-04	5.705e-05	-2.723	0.00646 **
duration	-1.617e-01	1.175e-01	-1.376	0.16883
finalidadeA62	2.494e+00	1.161e+00	2.149	0.03162 *
finalidadeA63	2.813e+00	1.167e+00	2.410	0.01593 *
finalidadeA64	5.016e+00	2.220e+00	2.260	0.02384 *
t_empresaA122	-2.430e+00	1.196e+00	-2.032	0.04219 *
t_empresaA123	-5.686e+00	1.901e+00	-2.991	0.00278 **
t_empresaA124	-1.030e-01	9.295e-01	-0.111	0.91177
t_empresaA125	-2.578e+00	1.330e+00	-1.938	0.05256 .
ap_SRCA152	2.675e+00	1.104e+00	2.422	0.01544 *
ap_SRCA153	-1.292e-01	8.952e-01	-0.144	0.88521
fatura	3.897e-05	1.392e-05	2.799	0.00513 **
fat_ger	7.482e+00	3.909e+00	1.914	0.05561 .
mq_eq	7.317e-06	3.097e-06	2.363	0.01813 *
veiculos	-2.627e-05	1.173e-05	-2.239	0.02515 *
registro_spccA772	1.894e+00	1.149e+00	1.648	0.09941 .
registro_spccA773	-3.884e+00	1.859e+00	-2.090	0.03663 *
registro_spccA774	9.938e-01	1.614e+00	0.616	0.53811

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Nota: Null deviance: 129.489 on 99 degrees of freedom. Residual deviance: 57.723 on 81 degrees of freedom. AIC: 95.723. Number of Fisher Scoring iterations: 7

Fonte: Elaborado pela autora (2020).

Desta forma, o modelo seria, à priori, estimado como:

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 \text{montante}_i + \beta_2 \text{finalidade}_i + \beta_3 \text{t_empresa}_i + \beta_4 \text{ap_SRC}_i + \beta_5 \text{fatura}_i + \beta_6 \text{fat_ger}_i + \beta_7 \text{mq_eq}_i + \beta_8 \text{veic}_i + \beta_9 \text{reg_spcc}_i)}}$$

Contudo, ao analisar a existência ou não de multicolinearidade do modelo, via VIF – Fator de inflação da variância, verificou-se que o modelo apresentou multicolinearidade para a variável faturamento gerencial e faturamento, como observa-se na Tabela 7.

Tabela 7 - Fator de inflação da variância

	GVIF	Df	GVIF ^{1/(2*Df)}
montante	7.498694	1	2.738374
duration	3.349031	1	1.830036
finalidade	4.215596	3	1.270993
t_empresa	6.320451	4	1.259197
ap_SRC	2.559593	2	1.264861
fatura	14.209427	1	3.769539
fat_ger	18.051421	1	4.248696
mq_eq	6.017073	1	2.452972
veiculos	8.591643	1	2.931150
registro_spcc	6.419583	3	1.363278

Fonte: Elaborado pela autora (2020).

Sendo assim, a pesquisa alterou o escopo do algoritmo retirando as variáveis faturamento gerencial e realizando novamente o processo de estimação via algoritmo *backward*. O resultado do modelo selecionado foi o que segue:

Tabela 8 - Resultado do modelo

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	7.283e-01	1.873e+00	0.389	0.697461
ap_SRC152	2.180e+00	9.210e-01	2.367	0.017931 *
ap_SRC153	-3.057e-01	7.860e-01	-0.389	0.697283
montante	-7.987e-05	2.465e-05	-3.240	0.001195 **
c_setorA102	2.104e+00	1.388e+00	1.515	0.129771
c_setorA103	2.850e+00	1.500e+00	1.900	0.057436 .
c_setorA104	2.509e+00	1.420e+00	1.767	0.077198 .
c_setorA105	4.074e+00	1.555e+00	2.620	0.008788 **
t_empresaA122	-6.312e-01	1.008e+00	-0.626	0.531194
t_empresaA123	-5.979e+00	1.734e+00	-3.447	0.000566 ***
t_empresaA124	-1.522e+00	9.805e-01	-1.552	0.120646
t_empresaA125	-7.048e-01	9.595e-01	-0.735	0.462592
fatura	1.548e-05	4.538e-06	3.411	0.000647 ***
n_socios	-9.068e-01	5.196e-01	-1.745	0.080980 .
referA242	1.104e+00	6.573e-01	1.679	0.093079 .

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Nota: Null deviance: 129.489 on 99 degrees of freedom. Residual deviance: 71.092 on 85 degrees of freedom. AIC: 101.09

Fonte: Elaborado pela autora (2020).

Como é possível observar, o AIC desse modelo foi maior do que o AIC do modelo anterior, contudo, dada a inexistência de multicolinearidade neste modelo, esse se mostrou preferível ao modelo anterior.

Tabela 9 - Fator de inflação da variância modelo selecionado

	GVIF	Df	GVIF^(1/(2*Df))
ap_SRC	2.017508	2	1.191801
montante	1.568276	1	1.252308
c_setor	2.815417	4	1.138133
t_empresa	2.926788	4	1.143665
fatura	1.999937	1	1.414191
n_socios	1.596604	1	1.263568
refer	1.247735	1	1.117020

Fonte: Elaborado pela autora (2020).

Assim, o modelo estimado ficou como segue:

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 \text{montante}_i + \beta_2 \text{ap_SRC}_i + \beta_3 \text{t_empresa}_i + \beta_4 \text{c_setor}_i + \beta_5 \text{faturamento}_i + \beta_6 \text{n_socios}_i + \beta_7 \text{refer}_i)}}$$

Ao analisar o modelo, observa-se que apenas sete variáveis são explicativas, isto é, o modelo apresentou o menor AIC com apenas sete variáveis explicativas. No modelo, o sinal (positivo ou negativo) das variáveis trazidos na tabela 8 na coluna “*estimate*” denota a sua contribuição para essa pertencer ao grupo de desinteresse. A variável ap_SRC refere-se à existência ou não de apontamento no Sistema de Informações de Crédito do Banco Central, por isso é de se esperar que seja uma das variáveis explicativas do modelo. A segunda variável é o montante que juntamente com o faturamento, o tempo de vida da empresa, o número de sócios e as condições do setor para a política de crédito, são informações importantes da empresa que já se espera que sejam variáveis explicativas da concessão ou não de crédito. A última variável é a não existência de referências comerciais de prestadores de serviço, está não é uma variável que se espera ser explicativa de um modelo, mas pode ser que

para os analistas da SGC está seja uma informação que passe mais confiança na empresa.

Neste sentido, quanto maior o tempo de empresa, por exemplo, menor é o valor do coeficiente estimado para a variável e menor será a probabilidade de a ficha pertencer ao grupo de desinteresse.

Sendo assim, das 95 variáveis utilizadas pela SGC de Curitiba, apenas 7 delas são explicativas na tomada de decisão de concessão de crédito. Ou seja, os três analistas de crédito da GarantiSul consideram importantes em suas decisões as respostas destas sete variáveis.

Ao estimar o ajuste do modelo pelo pseudo R^2 observou-se um valor de 0,67, aceitável para o perfil de pesquisa em questão, em especial se analisado, em conjunto o baixo AIC e a estimativa elevada de ACC.

Tabela 10 – Estatísticas do modelo

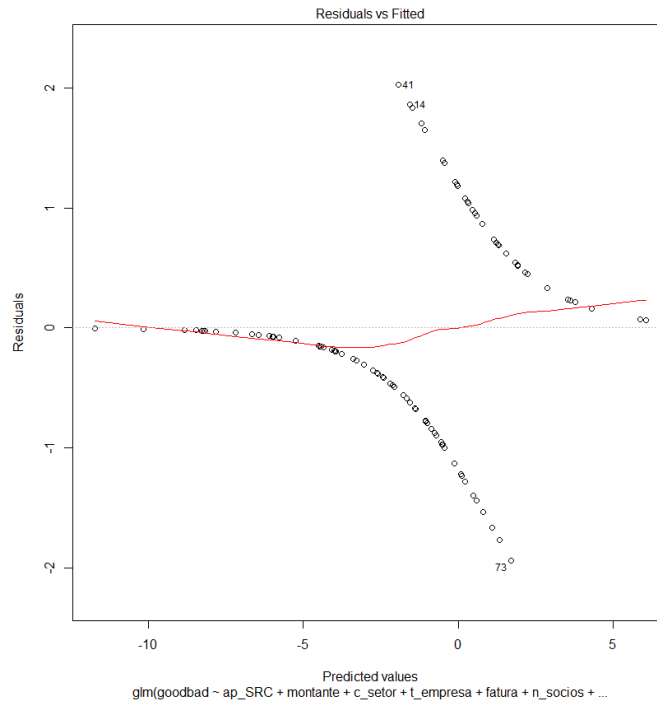
McFadden	Adj.McFadden	Cox.Snell	Nagelkerke
0.4486477	0.2015231	0.4406338	0.668727
McKelvey.	Zavoina	Effron Count	Adj.Count
0.7417400	0.4740479	0.8300000	0.5142857
AIC	Corrected.AIC		
101.3942324	107.1085181		

Fonte: Elaborado pela autora (2020).

Entretanto, o valor do pseudo R^2 pode revelar problemas de estimação. Por tal motivo foi realizada a análise gráfica do modelo estimado.

Corroborando com o exposto, é possível visualizar no gráfico Residuals vs Fitted vs valores ajustados, que as curvas estão distantes da linha horizontal entre os valores 5 e -5, demonstrando que o modelo carece de melhoria neste ponto. Entretanto, pode-se observar que, em linhas gerais, o modelo se comporta bem, sendo a linha vermelha aproximadamente linear em relação à linha horizontal (que denota resíduos de média zero).

Gráfico 6 - Residuals vs Fitted



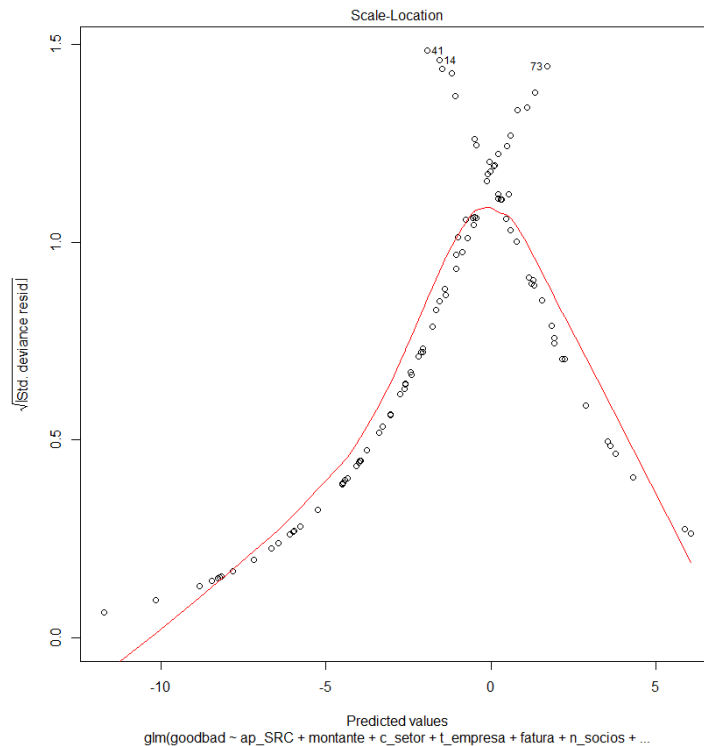
Fonte: Elaborado pela autora (2020).

Embora a quantidade de dados fosse grande, o elevado número de variáveis para serem estimadas, provavelmente prejudicou o ajuste do modelo. Optou-se, para o presente estudo, não realizar procedimentos de redução de dimensionalidade ou outras técnicas visando reduzir o número de parâmetros para estimação por se tratar de um estudo que buscou capturar percepções a partir de dados analisados, havendo perda de informação e interpretação caso se optasse pela redução de dimensionalidade.

Outro gráfico comumente utilizado para analisar o ajuste de modelos de regressão logística é o gráfico de escala e locação (gráfico 7). Onde é possível observar um distanciamento dos pontos (observações) da curva teórica (denotada pela linha em vermelho), em especial para valores próximos de zero.

De uma forma geral, com exceção dos valores citados os pontos se aproximam da curva teórica, o que denota capacidade de predição nos extremos e perda de precisão próximo ao ponto de corte (o que é esperado para problemas de classificação).

Gráfico 7 - Scale-Location



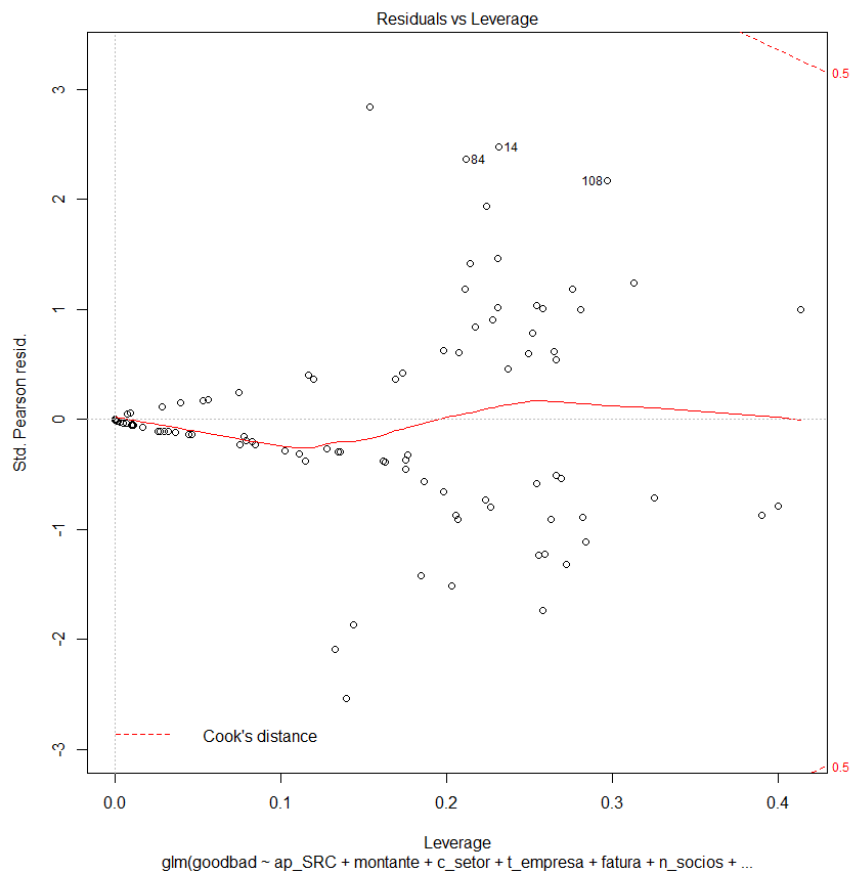
Fonte: Elaborado pela autora (2020).

Por fim, a pesquisa analisou o gráfico de resíduos versus alavancagem que analisa a capacidade de outliers serem classificados como pontos de alavanca, isto é, valores que destoam dos valores esperados tanto para o eixo y quanto para o x. A presença desse tipo de valor extremante produz imprecisões na estimação por média e variância que podem produzir efeitos danosos relevantes no modelo.

Tal análise se dá pela observação da distância de Cook. Como é possível observar pelo Gráfico 8, nenhuma observação apresenta potencial de alavanca, isto é, nenhuma observação tem seus valores pontuados para fora da linha vermelha tracejada, sendo a linha vermelha teórica (horizontal) perturbada apenas pela

observações 14, 84 e 108 que, ainda que sejam um outliers, não podem ser classificadas com um extremante capaz de produzir alavanca.

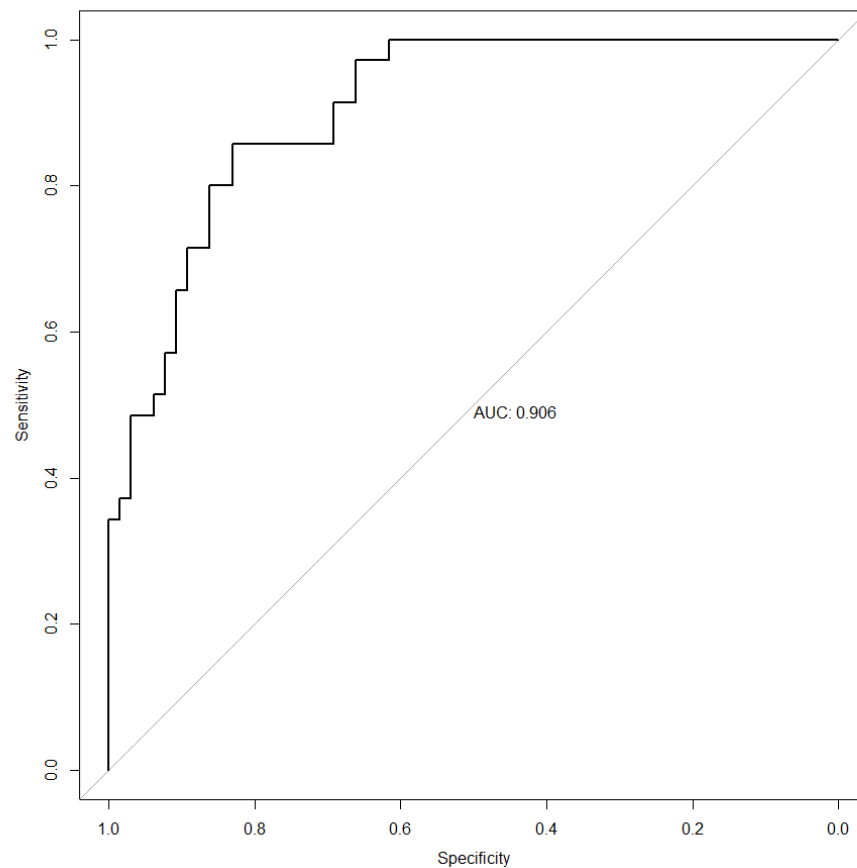
Gráfico 8 - Residuals vs Leverage



Fonte: Elaborado pela autora (2020).

Sendo assim, foi realizado um ajuste por meio da maximização da capacidade de predição via curva ROC (Receiver Operating Characteristic). A curva ROC é um método bastante utilizado na análise de crédito, determina o ponto de corte (cut-off) e apresenta valores de 0 a 1 sendo obtida por meio da consideração das proporções de classificação e dos acertos e erros de cada classificação para todos os valores de corte (Duan & Shrestha, 2011). E os resultados estão apresentados a seguir.

Gráfico 9 - Curva ROC



Fonte: Elaborado pela autora (2020).

A área abaixo da curva ROC (AUC) (Gráfico 9) foi próxima de 1 (um) o que indica boa adequação do modelo em termos de especificidade e sensibilidade. Analisando especificamente o valor de referência para o ponto de corte (ROC cut-off), esse valor ficou em 0,3771659 como é possível observar na Tabela 12. Isso significa que esse valor seria o ponto para aceitação ou rejeição do proponente de acordo com o modelo.

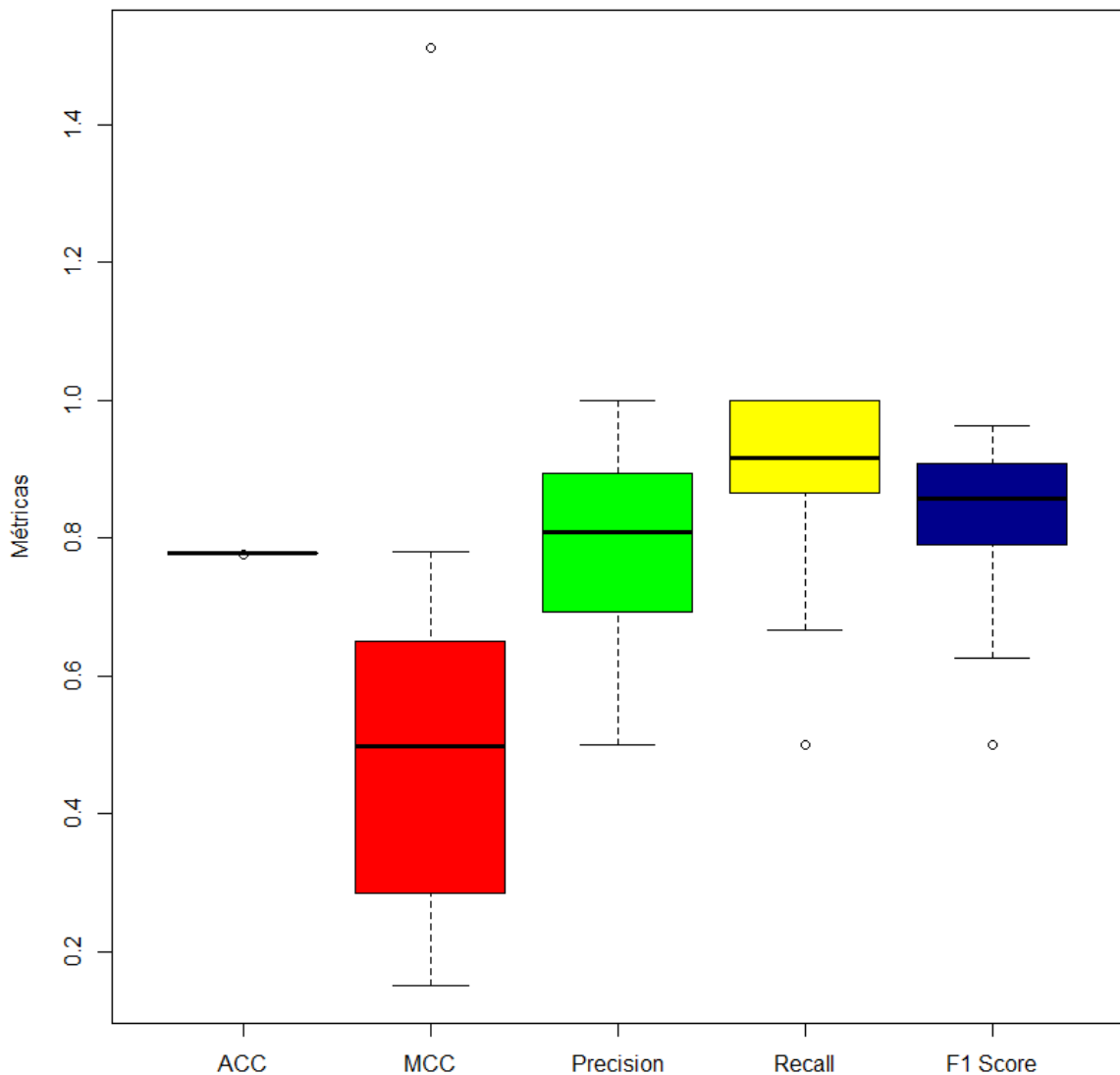
Tabela 11 - Valor de referência para o ponto de corte

	threshold	specificity	sensitivity
best	0.3771659	0.8307692	0.8571429

Fonte: Elaborado pela autora (2020).

Para analisar a capacidade preditiva do modelo foi realizado o cálculo das métricas baseadas na matriz confusão, conforme descrito anteriormente. A comparação entre as estimações realizadas foi realizada pelas métricas ACC, MCC, Precision, Recall, e F1 score, pois segundo Louzada et. al. (2016) são as métricas mais usadas na análise de risco de crédito. O cálculo de cada uma dessas medidas pode ser observado na Tabela 12, sendo os cálculos estimados conforme descrito na Tabela 6 presente na sessão de materiais e métodos.

Gráfico 10 - Métricas de comparação



Fonte: Elaborado pela autora (2020).

Como é possível observar pelo Gráfico 10, a acurácia total média do modelo, medida pela métrica ACC foi de, aproximadamente 80% na amostra de teste. Analisando especificamente para os erros de falso negativo e positivo, sendo respectivamente 3,303% e 16,67% para a amostra de teste.

Desta forma, ao aplicar o modelo da forma que foi estabelecido à priori, o modelo seria capaz de replicar aproximadamente 80% das respostas dos analistas, sendo que seria esperado que menos de 5% das amostras de teste seriam aprovadas para clientes de desinteresse da instituição.

O destaque para os acertos de verdadeiro positivo também pode ser observado nas métricas de precisão de classificação (Precision), bem como no Recall e no F1-

Score (presentes na figura anterior). Especificamente nas métricas Recall e Precision, o limite superior da predição da métrica foi próximo de 1. Entretanto, o destaque negativo do modelo está por conta do Coeficiente MCC que apresentou baixo desempenho, em especial para os erros de falso positivo.

Cabe, porém, ressaltar que não há forte presença de outliers nas medidas de classificação dos modelos, o que fornece evidências que as médias das métricas são estáveis dentro dos intervalos calculados.

Para facilitar a análise dos dados, foram realizadas estimações dos intervalos de confiança para cada uma das estimativas apresentadas anteriormente. Tal procedimento é importante dado que o estudo realizou estimações de 1000 (mil) amostras de teste de acordo com o procedimento K-fold Cross Validation.

Tabela 12 – Métricas para comparação de métodos

	LI	E(X)	LS
ACC	0.7783	0.7785	0.7787
MCC	0.2876	0.5654	0.8432
Precision	0.7555	0.7800	0.8039
Recall	0.8953	0.9148	0.9343
F1.Score	0.8175	0.8355	0.8561

Fonte: Elaborado pela autora (2020).

Como relatado anteriormente e visualizado nos gráficos, o modelo estimado teve medidas estatísticas de desempenho superiores a 75% para quatro das cinco métricas analisadas, mesmo em seus limites superiores, sendo que em quatro das métricas o limite superior da medida foi superior a 80%.

Cabe ressaltar, também, que o procedimento metodológico não permite comparar a eficiência do modelo com a eficiência da decisão dos especialistas, tendo em vista que o modelo buscou simular a decisão do especialista.

Com a maximização da capacidade de predição o modelo treinamento, melhorou em quase todas as métricas de comparação, reduzindo apenas na precisão

o que é normal após o ajuste. Deste modo foi desenvolvido e ajustado um modelo de *credit scoring* para operações de garantia de crédito com base na expertise dos analistas das Sociedades Garantidoras de Crédito de Curitiba.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

As micro e pequenas empresas são importantes agentes econômicos tanto para países desenvolvidos quanto para os em desenvolvimento. Entretanto, essas organizações enfrentam diversas barreiras, sendo o acesso a recursos financeiros o mais citado nos estudos acadêmicos. As principais dificuldades enfrentadas pelas MPEs são as altas taxas de juros, a assimetria de informações e a ausência de garantias reais.

As Sociedades Garantidoras de Crédito surgiram como mecanismo protetivo tanto para os tomadores de crédito quanto para as instituições financeiras concedentes. Proporcionando o acesso ao crédito para as MPEs, por meio de garantias complementares mitigando as dificuldades enfrentadas na obtenção de crédito junto às instituições financeiras. E com o aumento de competição no mercado de crédito ocasiona a redução dos spreads contribuindo para o desenvolvimento da intermediação financeira.

No Brasil, a primeira SGC surgiu em 2003 em Caxias do Sul - RS e atualmente existem 15 instituídas e mais 3 em processo de criação. No entanto, as Sociedades Garantidoras de Crédito enfrentam alguns contratempos para desenvolver modelos de *credit scoring*, conforme observado na visita técnica realizada em outubro de 2019. Dessa forma, a questão de pesquisa que norteou este trabalho foi: Como criar um modelo de *credit scoring* que simule a expertise dos analistas no processo de pré-análise das SGCs?

Os modelos de *credit scoring* auxiliam as análises das operações de microcrédito que recentemente foram alteradas pelo Banco Central do Brasil. Passaram a oferecer 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. Sendo justamente neste ponto em que as SGCs atuam e estão se preparando para o aumento da demanda por microcrédito, conforme já vem ocorrendo nos últimos anos.

No entanto, toda operação de crédito tem riscos envolvidos, e a avaliação de risco de crédito é uma tarefa complexa e na medida em que os mercados tornam cada

vez mais globalizados e competitivos, ganha ainda mais complexidade. E modelos de *credit scoring* são fortes aliados das análises de decisões de concessão de crédito, pois seus modelos auxiliam na classificação para previsão de default e otimização do crédito.

O objetivo geral definido para este trabalho foi atingindo uma vez que foi desenvolvido um modelo de *credit scoring* para ser utilizado na pré-análise das operações de garantia de crédito, com base na expertise dos analistas das Sociedades Garantidoras de Crédito.

Para isso, utilizando o software estatístico R, foi necessário primeiramente identificar as variáveis explicativas, no modelo inicialmente estimado pelo algoritmo *backward*, e verificar a multicolinearidade, via VIF – Fator de inflação da variância, onde o modelo apresentou multicolinearidade para duas variáveis, sendo estas, faturamento gerencial e faturamento. Portanto, foi fundamental a retirada da variável, faturamento gerencial, melhorando o critério de Akaike (AIC) que compara um modelo verdadeiro com possíveis modelos candidatos com a intenção de obter o melhor modelo possível, passando de 95.723 para 101.09.

Em seguida, ao estimar o ajuste do modelo pelo pseudo R^2 e compara-lo com a análise gráfica, percebeu-se problemas de estimação do modelo sendo essencial realizar um ajuste por meio da maximização da capacidade de predição via curva ROC (Receiver Operating Characteristic). Logo após, o modelo apresentou boa adequação em termos de especificidade e sensibilidade.

Por último foi testada capacidade preditiva do modelo, realizado o cálculo das métricas baseadas na matriz confusão, pois são as métricas mais utilizadas na análise de risco de crédito. A comparação entre as estimações foi realizada pelas métricas ACC, MCC, Precision, Recall, e F1 score. Para facilitar a análise dos dados, foram realizadas estimações dos intervalos de confiança, realizando estimações de 1000 (mil) amostras de teste de acordo com o procedimento K-fold Cross Validation.

Obtendo assim um modelo com medidas estatísticas de desempenho superiores a 75% para quatro das cinco métricas analisadas. Apenas a métrica, coeficiente de correlação de Matthews (MCC), que faz uma comparação do modelo com a aleatoriedade, apresentou baixo desempenho, em especial para os erros de falso positivo.

A contribuição desta obra, do ponto de vista teórico, amplia o debate e a produção científica sobre Sociedades de Garantia de Crédito, bem como *credit scoring* em operações de microcrédito. Do ponto de vista prático, oferece subsídios para a melhoria da gestão e implementação de modelo de *credit scoring* de captura de expertise de analistas de crédito elevando o desempenho organizacional das Sociedades Garantidoras de Crédito em Curitiba.

É importante ainda destacar que, embora se tenham tomado uma série de cuidados, algumas limitações ainda podem ser atribuídas à pesquisa. O procedimento metodológico utilizado não permite comparar o desempenho do classificador com o desempenho do analista ou mesmo do modelo em produção, uma vez que os dados são simulados. Também foi utilizado apenas a expertise de uma SGC.

Recomenda-se para estudos futuros, continuar explorando modelos que capturem a expertise de analistas de crédito, pois na literatura acadêmica esses modelos ainda são escassos. Ampliar o número de analistas de crédito, a fim de aumentar a captura de expertise. Outro ponto importante de salientar é, que existem outros métodos de aprendizagem estatística que podem ser utilizados para análise de dados simulados.

REFERÊNCIAS

ABELLÁN, J.; CASTELLANO, J. G. A comparative study on base classifiers in ensemble methods for credit scoring. **Expert Systems With Applications**, v. 73, p. 1-10, 2017.

ABDOU, H.; POINTON, J. Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: A Review of the Literature. **Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management**, v. 18, n. 2-3, p. 59-88, 2011.

ABDULLAHI, I. B.; SAKARIYAHU, O. R.; OLATUNJI, A. Unemployment menace and the fallacy of microcredit policy in nigeria. **African Journal of Economic Review**, v. 4, p. 171-187, 2016.

ABREU, W. R. de A. Sociedades garantidoras de crédito para pequenos negócios: fatores críticos de sucesso. **SEBRAE**, v. 1, p. 1-128, 2018.

ABREU, W. R. de A. Sociedades de garantia de crédito: estudo comparativo dos modelos de Brasil, Chile, Espanha e Portugal. **Congresso Internacional de Administração, 2018**.

AECM. Best Practice Guarantee Projects. Nov. 2019. Disponível em: <https://aecm.eu/wp-content/uploads/2019/12/AECM-Booklet.pdf>. Acesso em: 3 de março de 2019.

AECM. Annual Activity Report. 2018. Disponível em: <https://aecm.eu/wp-content/uploads/2019/07/AECM-Annual-Report-2018.pdf>. Acesso em: 20 de março de 2019.

ALA'RAJ, M.; ABBOD, M. F. Classifiers consensus system approach for credit scoring. **Knowledge-Based Systems**, v. 104, p. 89-105, 2016.

ALBERTON, L.; NASCIMENTO, C.; ZANETTE, M. A. Gestão do risco em cooperativas de crédito a partir dos preceitos da metodologia caso: Estudo multicaso. **3º Congresso de Controladoria e Finanças da UFSC**, 2009.

ALBUQUERQUE, P. H. M.; MEDINA, F. A. S.; SILVA, A. R. Regressão logística geograficamente ponderada aplicada a modelos de credit scoring. **Revista de Contabilidade e Finanças – USP**, São Paulo, v. 28, n. 73, p. 93-112, 2017.

ALFARO, R. Desarrollo e impacto de los sistemas de garantías en El Salvador. **XIII Foro de Garantías Iberoamericano de Sistemas de Garantías y Financiamiento de Mipymes**, p. 1-24, 2008.

ALVIRA, José J. Cao; DEIDDA, Luca G. Development of bank microcredit. **North American Journal of Economics and Finance**, v. 51, 2019. Doi: doi.org/10.1016/j.najef.2019.101077.

ANDRADE, F. W. M.; THOMAS, L. Structural models in consumer credit. **European Journal of Operational Research**, v. 183, n. 3, p. 1569–1581, 2007.

ARAGÓN, F. M.; KARAIVANOV, A.; KRISHNASWAMY, K. Credit lines in microcredit: Short-term evidence from a randomized controlled trial in India. **Journal of Development Economics**, v. 146, 2020.

AZEVEDO, P.F.; RIBEIRO, P.; RODRIGUES G. Credit portability and spreads: Evidence in the Brazilian market. **Journal of Economics and Business**, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jeconbus.2019.05.001>.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Comunicado nº de 12.746 de 9 de dezembro de 2004**. Disponível em: <https://www3.bcb.gov.br/normativo/detalharNormativo.do?N=104206982&method=detalharNormativo>. Acesso em: 28 de maio de 2019.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Resolução CMN nº 3.721, de 30/04/2009**. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br>. Acesso em: 28 de maio de 2019.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (2018). Relatório de Economia Bancária. Disponível em: https://www.bcb.gov.br/conteudo/homeptbr/TextosApresentacoes/Apresentacao_REB%202018-2019_28_5_2019.pdf. Acesso em: 28 de maio de 2019.

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**, v. 25, 2020. DOI: org/10.1016/j.qref.2020.06.004.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. International convergence of capital measurement and capital standards – Basel II. **Bank for International Settlements**, 2004.

BECK, T.; KLAPPER, L. F.; MENDOZA, J. C. The typology of partial credit guarantee funds around the world. **Journal of Financial Stability**, v. 6, p. 10-25, 2010.

BECKMAN, Theodore N. **Credits and Collections**. Nova York, Mc Graw-Hill, 1962.

BERGER, A. N.; UDELL, G. F. Collateral, loan quality, and bank risk. **Journal of Monetary Economics**, v. 25, p. 21–42, 1990.

BLASIO, G.; MITRI, S.; D'IGNAZIO, A.; RUSSO, P. F. Public guarantees to SME borrowing. An RDD evaluation. **Journal of Banking and Finance**, v. 96, p. 73-86, 2018.

BLUHM, C.; OVERBECK, L.; WAGNER, C. **Introduction to credit risk modeling**. Chapman & Hall/CRC Financial Mathematics Series, London, ed. 2, 2010.

BOSCHI, M.; GIRARDI, A.; VENTURA, M. Partial credit guarantees and SMEs financing. **Journal of Financial Stability**, v. 15, p. 182-194, 2014.

BRIGO, Damiano; MERCURIO, Fabio. A deterministic–shift extension of analytically–tractable and time–homogeneous short–rate models. **Finance and Stochastics**, v. 5, p. 369 – 387, 2001.

BRITO, G. A.; ASSAF, A. Neto. Modelo de classificação de risco de crédito em empresas. **Revista de Contabilidade e Finanças**, São Paulo, v. 19, n. 46, p. 18-29, 2008.

BUEHLER, K.; FREEMAN, A.; HULME, R. The tools - The new arsenal of risk management. **Harvard Business Review**, v. 86, n. 9, p. 92-+, 2008.

BUNDT, C. F. C.; FERREIRA, J. M.; RIBASKI, S. A. Sociedades de garantia de crédito do Paraná – breve descrição e análise de atividades em 2018. **Brazilian Journal of Technology**, v. 2, p. 730 – 741, 2019.

BUSETTA, Giovanni; ZAZZARO, Alberto. Mutual loan-guarantee societies in monopolistic credit markets with adverse selection. **Journal of Financial Stability**, v. 8, p. 15-24, 2013.

CALCAGNINI, G.; FARABULLINI, F.; GIOMBINI, G. Loans, interest rates and guarantees: Is there a link? Working Paper, presented at the Workshop Interest Rates in Retail Banking Markets and Monetary Policy, European Central Bank, Frankfurt, Italy: **University of Urbino**, 2007.

CAO, Shutao; LEUNG, Danny. Credit constraints and productivity of SMEs: Evidence from Canada. **Economic Modelling**, v. 88, p. 163-180, 2020.

CAOQUETTE, John B.; ALTMAN, Edward I.; NARAYANAN, P. **Managing credit risk – the next great financial challenge**. New York: John Wiley & Son Inc, 1998.

CASTRO, L. H. Sociedade Garantidora de Crédito. **Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas – SEBRAE**, 2014.

CHEN, Y. Collateral, loan guarantees, and the lenders' incentives to resolve financial distress. **The Quarterly Review of Economics and Finance**, v. 46, p. 1-15, 2006.

CHURCHILL, S. A. The macroeconomy and microfinance outreach a panel data analysis. **Applied Economics**, v. 51, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1080/00036846.2018.1540857>.

COLUMBA, F.; GAMBACORTA, L.; MISTRULLI, P. E. Mutual guarantee institutions and small business finance. **Journal of Financial Stability**, v. 6, p. 45-54, 2010.

CONANT. Principles of money and banking. In: MEDINA, Ramón Zapico. **Creditos y cobros**. N.Y.: Minerva, 1967.

COWAN, K.; DREXLER, A.; YANEZ, A. The effect of credit guarantees on credit availability and delinquency rates. **Journal of Banking & Finance**, v. 59, p. 98-110, 2015.

CRAIG, B.R., JACKSON III, W. E.; THOMSON, J. B. Credit market failure intervention: do government sponsored small business credit programs enrich poorer areas? **Small Bus. Econ**, v. 30, p. 345–360, 2008.

CREDIT RESEARCH FOUNDATION. **Credit management handbook**. Illinois: Irwin, 1958.

CULL, Robert; MORDUCH, Jonathan. Microfinance and Economic Development. **Policy Research Working Paper**, v. 8252, 2017.

DeZOORT, F. T.; WILKINS, A.; JUSTICE, S. E. The effect of SME reporting framework and credit risk on lenders' judgments and decisions. **J. Account. Public Policy**, v. 36, p. 302-315, 2017.

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

FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P. **Manual de análise de dados**. Elsevier, 1. ed, 2017.

FINLAY, S. **Consumer Credit Fundamentals**. Palgrave Macmillan, 2. ed., 2009.

FNG. **Fundo de Garantia da Colômbia**. Disponível em: <https://www.fng.gov.co/sobre-el-fng/historia>. Acesso em: 5 outubro de 2019.

GARANTISUL-PR. **Números do Desenvolvimento**. Disponível em: <https://www.garantisul.com.br/#nossos-numeros>. Acesso em: 10 de setembro de 2020.

GARCÍA, F.; GIMÉNEZ, V.; GUIJARRO, F. Credit risk management: A multicriteria approach to assess creditworthiness. **Mathematical and Computer Modelling**, v. 57, p. 2009-2015, 2013.

GIULI, E.; MAGGI, M. A.; PARIS, F. M. Deposit guarantee evaluation and incentives analysis in a mutual guarantee system. **Journal of Banking & Finance**, v. 33, p. 1058-1068, 2009.

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

HO, D. P.; ÚT, T. T. Microcredit to reduce poverty in HCMC: efficiency and policy suggestions. **Economic Development Review**, p. 13-16, 2009.

HOMER, S.; SYLLA, R. **A History of Interest Rates**. John Wiley & Sons, Inc. Hoboken, New Jersey, 2005.

KRAFT, Dan M. *Finanças Corporativas – Vol II*. Disponível em: <https://ssrn.com/abstract=3310389>. Acesso em: 20 de julho de 2019.

KRAMER, V. **Credit Guarantee Schemes for Small Businesses**: between Euphoria and Scepticism, 2013.

LEETH, J. D.; SCOTT, J. A. The incidence of secured debt: evidence from the small business community. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, v. 24, p. 379–394, 1989.

LI, Jiaming; LIN, Xiaohua. Assessing credit guarantee companies in China: Applying a new framework. **China Economic Review**, v. 44, p. 98-111, 2017.

LIANG, L. W.; HUANG, B. Y.; LIAO, C. F.; GAO, Y. T. The impact of SMEs' lending and credit guarantee on bank efficiency in South Korea. **Review of Development Finance**, v. 7, p. 134–141, 2017.

LOUZADA, F.; ARA, A.; FERNANDES, G. B. Classification methods applied to credit scoring: Systematic review and overall comparison. **Surveys in Operations Research and Management Science**, v. 21, p. 117-134, 2016.

LU, F. Q.; HUANG, M.; CHING, W. K.; SIU, T. K. Credit portfolio management using two-level particle swarm optimization. **Information Sciences**, v. 237, p. 162-175, 2013.

LUQUE, A.; CARRASCO, A.; MARTÍN, A.; HERAS, A. The impact of class imbalance in classification performance metrics based on the binary confusion matrix. **Pattern Recognition**, v. 91, p. 216-231, 2019.

MAGDALON, W. P.; FUNCHAL, B. The effect of oriented productive microcredit in Brazil: Incentive to default? **Revista de Administração e Contabilidade da Unisinos**, v. 13, 2016. DOI: <https://doi.org/10.4013/base.2016.134.03>.

MALDONADO, S.; PETERS, G.; WEBER, R. Credit Scoring using Tree-Way Decisions with Probabilistic Rough Sets. **Information Sciences**, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2018.08.001>.

Maldonado, S.; BRAVO, C.; LÓPEZ, J.; PÉREZ, J. Integrated framework for profit-based feature selection and SVM classification in credit scoring. **Decision Support Systems**, v. 104, p. 113-121, 2017.

MASMOUDI, K.; ABID, L.; MASMOUDI, A. Credit risk modeling using Bayesian network with a latent variable. **Expert Systems With Applications**, v. 127, p. 157-166, 2019.

MATIAS, A. B. **Finanças corporativas de curto prazo – A gestão do valor do capital de giro**. São Paulo: Atlas, 2^a ed, v.1, 2007.

NAVARRO, R. P. El Programa de garantías de NAFIN como dinamizador y estimulador del crédito en México. In: POMBO, P.; ALVIM, P. (Eds.). **Coletânea Garantias 2014 - Parceria SEBRAE e REGAR**. Brasília - DF, Brasil: Serviço Brasileiro de Apoio à Micro e Pequena Empresa - SEBRAE, p. 68 – 79, 2014.

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

NITSCH, M.; KRAMER, D. Credit guarantee systems for small enterprises under scrutiny: The case of the German Buergschaftsbanken. **Revista de Administração Pública**, v. 44, p. 995–1022, 2010.

NITSCH, M.; KRAMER, D. Garantias de crédito para micro e pequenas empresas: experiências com sistemas entre autoajuda, fomento público e parcerias público-privadas. In: SANTOS, C. A. **Pequenos negócios: desafios e perspectivas: serviços financeiros**. v. 5. Brasília: Sebrae, 2013, p. 233-247. Disponível em: <https://www.lai.fu-berlin.de/homepages/nitsch/garantias19-final-Manfred-Nitsch-e-Dirk-Kramer.pdf>.

OH I.; LEE, J.D.; HESHMATI, A.; CHOI, G.G. Evaluation of credit guarantee policy using propensity score matching. **Small Business Economics**, v. 33, n. 3, p. 335-351, 2009.

ONO, A.; UESUGI, I. The role of collateral and personal guarantees in relationship lending: Evidence from Japan's small business loan market. **Research Institute of Economy, Trade and Industry (RIETI)**, Discussion Paper Series 05-E-027, 2005.

ONO, A; UESUGI, I.; YASUDA, Y. Are lending relationships beneficial or harmful for public credit guarantees? Evidence from Japan's Emergency Credit Guarantee Program. **Journal of Financial Stability**, v. 9, p. 151-167, 2013.

ORTIZ-MOLINA H.; PENAS, M. F. Lending to Small Businesses: The Role of Loan Maturity in Addressing Information Problems. **Small Business Economics**, v. 30 n. 4, p. 361–383, 2008.

PEREIRA, L. C. J. Quantificação e precificação de risco de crédito através do modelo de opções. **Revista de Administração de Empresas, FGV**, v. 37, p. 42-55, 1998.

POMBO, P.; FIGUEIREDO, J. F. La experiencia europea para promover el acceso al crédito de las micro, pequeñas y medianas empresas (MIPYMES) a través de

sistemas de garantía. In: **La extensión del crédito y los servicios financieros**. [s.l.] Secretaria General Iberoamericana – SEGIB, 2006.

POMBO, P. G.; HERRERO, A. C. Los sistemas de garantías para la pyme em uma economia globalizada. **Edição Eletrônica Cyberlibro**, 2003.

POMBO, P. G.; MOLINA, H.; RAMÍREZ, J. N. Clasificación de los sistemas de garantía desde la experiencia latinoamericana - Nota Técnica IDB-TN-503. Banco Interamericano de Desarrollo, Departamento de Desarrollo Sostenible, **División de Micro, Pequeña y Mediana Empresa**, Enero, 2013.

SANTO, A. L. C.; BARROS, L. A. B. C.; TAKEDA, T.; GONZALEZ, L. Effects of regulatory changes in microcredit on the financial and social performance of Brazilian credit unions. **Revista Contabilidade & Finanças – USP**, v. 30, p. 338-351, 2019.

SCHEELINGS, R. (2006). Firm risk and collateralized asset choice in small business bank lending: Theory and evidence. **SSRN Working Paper series**, p. 1-26, 2006.

SEBRAE. Panorama Sebrae. Disponível em: https://datasebrae.com.br/wp-content/uploads/2018/06/Panorama-Sebrae_052018.pdf. Acesso em: 5 novembro 2019.

SILVA, N.; ZILBERMAN, E. Restrições financeiras e o PIB per capita no Brasil. **Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – IPEA**, Brasília, 2018.

SOCIEDADE GARANTIDORA DE CRÉDITO CENTRAL (SGC Central). Disponível em: <http://www.sgccentral.com>. Acesso em: 10 outubro de 2020.

SOUI, M.; GASMI, I.; SMITI, S.; GHEDIRA, K. Rule-based Credit Risk Assessment Model Using Multi-Objective Evolutionary Algorithms. **Expert Systems with Applications**, v. 126, p. 44-157, 2019.

SPUČHLÁKOVÁ, R.; VALAŠKOVÁ, K.; ADAMKO, P. The Credit risk and its Measurement, Hedging and Monitoring. **Procedia Economics and Finance**, v. 24, p. 675 – 681, 2015.

WEBER, Max. História econômica general. In Medina, Ramón Zapico. **Creditos y cobros**. N.Y.: Minerva, 1967.

YOSHINO, N.; TAGHIZADEH-HESARY, F. Optimal credit guarantee ratio for small and medium-sized enterprises' financing: Evidence from Asia. **Economic Analysis and Policy**, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eap.2018.09.011>.

YU, J.; HAN, X.; CHEN, B.; REN, J. Estimating the impact of poverty Alleviation microcredit on the income of poor households using the propensity score matching method: Evidence from China. **Agriculture**, v. 10, p. 293, 2020. DOI:10.3390/agriculture10070293.

ZICA, R. M. F.; MARTINS, H. C. Small business através do panóptico. **Revista de Administração Pública - RAP**, v. 42, n. 1, p. 181-204, 2008.

ANEXO A – MODELO DE FICHA DE CADASTRO DE SOLICITAÇÃO DE CRÉDITO

FICHA DE CADASTRO E SOLICITAÇÃO DE CRÉDITO PESSOA JURÍDICA					
INFORMAÇÕES SOBRE A SOLICITAÇÃO					
Nº	673	VALOR	R\$ 59,842.00	Nº PARCELAS	36
FINALIDADE	INVESTIMENTO Imob.	ATIVIDADE PRINCIPAL (CNAE PRINCIPAL)			
TIPO DE GARANTIA	AVALISTA/FIADOR	% GARANTIA	142%		
2					
DADOS DE IDENTIFICAÇÃO EMPRESARIAL					
SETOR	SERVIÇOS	CONDIÇÕES	SETOR DE INTERESSE		
CLASSIFIC. EMPRESARIAL	ME	CNPJ		ATUALIZADO ?	Sim
ENDEREÇO					
TEMPO/EMPRESA	ENTRE 3 E 5 ANOS	T_ENDEREÇO	ENTRE 1 E 3 ANOS		
DADOS DE HISTÓRICO DE CADASTRO					
CRÉDITOS ANTERIORES?	SIM - PAGOS C/ PERDA PARCIAL				
APONTAMENTO SRC (BC)?	NÃO - SEM HISTÓRICO		VALOR	R\$	
FATURAMENTO MÉDIO	R\$ 4,297.08		% FAT. GERENCIAL	117%	
MARGEM LÍQUIDA MÉDIA	15%		SITUAÇÃO FINANCEIRA	EM QUEIMA DE CAIXA	
ALGUMA ANÁLISE DE CRÉDITO NOS ÚLTIMOS 90 DIAS?	SIM - CRÉDITO APROVADO				
REFERÊNCIAS PESSOA JURÍDICA?					
i) FORNECEDORES	SIM				
ii) PRESTADORES DE SERVIÇOS	NÃO				
iii) CLIENTES	SIM				
LIQUIDEZ E ENDIVIDAMENTO					
CAPITAL DE GIRO PRÓPRIO?	SIM		SALDO TESOURARIA?	SIM	

COMPROMETIMENTO TOTAL	63%					
DADOS PATRIMONIAIS						
RECEBÍVEIS LP	R\$					
	-					
MÁQUINAS E EQUIPAMENTOS	R\$					
	7,354.35					
INVESTIMENTOS	R\$					
	-					
VEÍCULOS	R\$		ALIENADO?	NÃO		
	-					
IMOBILIZADO	R\$		ALIENADO?	NÃO		
	-					
INFORMAÇÕES SOCIETÁRIAS						
	ESTADO CIVIL	SCR_BACEN	SPC	SERASA	SCORING/SE RASA	
SÓCIO 1/EMPREENDEDOR	DIVORCIADO(A)	NÃO - C/ HISTÓRICO	NÃO - C/ HISTÓRICO	NÃO - C/ HISTÓRICO	647	
SÓCIO 2	CASADO(A)	NÃO - C/ HISTÓRICO	NÃO - C/ HISTÓRICO	NÃO - C/ HISTÓRICO	483	
SÓCIO 3	UNIÃO ESTÁVEL	NÃO - C/ HISTÓRICO	NÃO - C/ HISTÓRICO	NÃO - C/ HISTÓRICO	590	
INFORMAÇÃO FINANCEIRA SOCIOS						
	RETIRADA	VALOR	OUTRAS RENDAS	VALOR		
SÓCIO 1	SIM	R\$ 176.18	SIM	R\$ 1,013.00		
SÓCIO 2	SIM	R\$ 176.18	SIM	R\$ 1,064.00		
SÓCIO 3	NÃO					
INFORMAÇÃO PATRIMONIAL SOCIOS						
	IMÓVEL PRÓP?	ALIENADO?	VALOR?	VEÍCULOS?	VALOR?	
SÓCIO 1	SIM - CASA	NÃO	R\$ 259,500.00	SIM - Alienados	R\$ 12,000.00	

SÓCIO 2	SIM - SÍTIOS	NÃO	R\$ 210,000.00	SIM - Alienados	R\$ 10,000.00	
SÓCIO 3	SIM - APARTAMENTO	NÃO	R\$ 154,500.00	SIM - desalienados	R\$ 10,000.00	
INFORMAÇÕES DE CONGLOMERADO						
RELAÇÕES CONJUGAIS						
	SCR_BACEN	SPC	SERASA	SCORING (SERASA)	Outras Rendas Conj.	VALORES_Rendas_Conj
CÔNJ. SÓCIO 1						
CÔNJ. SÓCIO 2	NÃO - C/ HISTÓRICO	NÃO - C/ HISTÓRICO	NÃO - C/ HISTÓRICO	451	SIM/INFORMAIS	R\$ 1,130.06
CÔNJ. SÓCIO 3	NÃO - C/ HISTÓRICO	NÃO - C/ HISTÓRICO	NÃO - C/ HISTÓRICO	615	SIM/FORMAIS	R\$ 2,476.60
PARECER DO ANALISTA:		(A) APROVAR S/ OUTRAS ANÁLISES (B) SEGUIR COM ANÁLISES E VISITAS (C) NEGAR S/ OUTRAS ANÁLISES				