

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA  
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E VETERINÁRIAS  
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**FUNDAMENTOS DA PESQUISA QUANTITATIVA EM ANÁLISE DE RISCO DE  
CRÉDITO: UMA ABORDAGEM SOB O PONTO DE VISTA DAS EMPRESAS E  
INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS**

**Orientanda:** Aimée Pichonelli  
**Orientador:** Nelson José Peruzzi

**JABOTICABAL – SP**

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA**  
**FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E VETERINÁRIAS**  
**CÂMPUS DE JABOTICABAL**

FUNDAMENTOS DA PESQUISA QUANTITATIVA EM ANÁLISE DE RISCO DE  
CRÉDITO: UMA ABORDAGEM SOB O PONTO DE VISTA DAS EMPRESAS E  
INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS

AIMÉE PICHONELLI

**Orientador:** Prof. Dr. Nelson José Peruzzi

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias UNESP, Câmpus de Jaboticabal, como parte das exigências para graduação em Administração.

Jaboticabal – SP  
2021

P593f	<p>Pichonelli, Aimée</p> <p>Fundamentos da pesquisa quantitativa em Análise de Risco de Crédito: uma abordagem sob o ponto de vista das empresas e instituições financeiras / Aimée Pichonelli. -- Jaboticabal, 2022</p> <p>53 f. : il., tabs.</p> <p>Trabalho de conclusão de curso (Bacharelado - Administração) - Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Jaboticabal</p> <p>Orientador: Nelson José Peruzzi</p> <p>1. Crédito direto ao consumidor. 2. Administração de Crédito. 3. Inadimplência (Finanças). 4. Créditos. I. Título.</p>
-------	--

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Jaboticabal. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA  
CÂMPUS DE JABOTICABAL

DEPARTAMENTO: Engenharia e Ciências Exatas

**CERTIFICADO DE APROVAÇÃO**  
TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

**TÍTULO :** FUNDAMENTOS DA PESQUISA QUANTITATIVA EM ANÁLISE DE RISCO DE CRÉDITO: UMA ABORDAGEM SOB O PONTO DE VISTA DAS EMPRESAS E INSTITUIÇÕES FINANCEIRAS

**ACADÊMICO:** Aimée Pichonelli

**CURSO:** Administração

**ORIENTADOR:** Prof. Dr. Nelson José Peruzzi

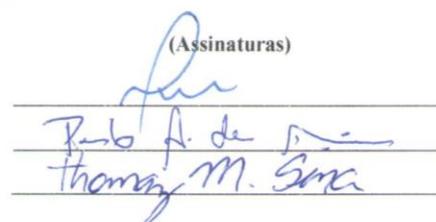
Aprovado e corrigido de acordo com as sugestões da Banca Examinadora

**BANCA EXAMINADORA:**

(Nomes)

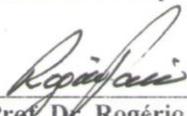
<b>Presidente</b>	Nelson José Peruzzi
<b>Membro</b>	Paulo Alexandre da Silva
<b>Membro</b>	Thomaz Marques Sena

(Assinaturas)



Jaboticabal 20 / 12 / 2021

Aprovado "ad referendum" pelo Conselho do Departamento em: 20 / 12 / 2021.

  
Prof. Dr. Rogério Teixeira de Faria  
Chefe do Departamento

## AGRADECIMENTOS

Aos meus pais José e Dagmar por sempre acreditarem em mim, por sempre me apoiarem e estarem presentes em todas as minhas conquistas. Graças a eles eu pude desfrutar das oportunidades que me foram oferecidas, sabendo que quando precisasse os teria ao meu lado.

Aos meus irmãos que me ensinaram muito, me incentivaram, tiveram respeito nos meus momentos de dificuldade e sempre estiveram ao meu lado.

À minha avó, que me transmite muita luz e inocência em tudo.

Ao meu orientador Peruzzi que sempre se fez presente, compartilhou ótimas ideias e sempre foi responsável pela minha oportunidade de desenvolvimento deste trabalho, a quem tenho muito carinho e gratidão desde o início da faculdade.

Aos meus amigos de sala de aula que alegraram os meus dias e estiveram presentes em diversos momentos durante minha trajetória no Curso de Administração, me proporcionando lembranças inesquecíveis.

Ao meu querido namorado e amigo Douglas por sempre ter acreditado em mim, ter me ajudado quando mais precisei e ter me incentivado em todos os projetos que busquei fazer parte, além de todas as conversas, conselhos, compreensão e parceria.

À minha Faculdade, aos professores, funcionários e diretores, pois é graças à dedicação e assistência recebidas que levamos muito conhecimento e inspiração para a vida.

Por fim, agradeço a Deus por iluminar meu caminho e me dar forças para enfrentar com cabeça erguida cada momento, por ser a base de tudo durante minha trajetória na Terra.

## EPÍGRAFE

*“Cada sonho que você deixa pra trás, é um pedaço do seu futuro que deixa de existir.”*

*Steve Jobs*

## RESUMO

As instituições financeiras, indústrias e mercado de varejo atualmente trabalham com a concessão de crédito a seus clientes e a identificam como fomentadora de seus negócios ao passo que traz benefícios, almeja atender necessidades e satisfazer desejos dos tomadores de crédito. Diante do cenário atual de inadimplência enfrentado não somente no Brasil como também mundialmente e do aumento dos solicitantes de crédito nas empresas, cada vez mais se faz necessário o uso de ferramentas e métodos para a previsão do risco de crédito para ter controle sobre os reais riscos incorridos na concessão de crédito a esses clientes. Assim sendo, o presente trabalho analisou os principais modelos de previsão para auxiliar no processo de tomada de decisão das empresas em busca da minimização dos seus riscos. No exemplo do trabalho, utilizou-se a teoria logit para avaliar a situação dos clientes no que diz respeito à adimplência/inadimplência com as obrigações assumidas, tendo em vista que apresenta propriedades importantes e nos traz respostas binárias a fim de identificar se o cliente é bom ou ruim.

Palavras-chave: Risco de Crédito; Inadimplência; Modelos de Previsão; *Credit Scoring*

## ABSTRACT

Nowadays the financial institutions, industries and retail market work with granting of credit to their customers and identify this as a promoter of their business while bring benefits, aiming to serve the needs and satisfy the wishes of credit borrowers. Before the current default scenario faced not only by Brazil but worldwilde and the increase in credit seekers in companies, it is increasingly necessary to use tools and methods to predict credit risk to have control of the real risks presents in granting credit to these clients. Therefore, the present work analyzed the main forecasting models to help in the decision-making process of companies looking for minimize their risks. In the example of this work, the logit theory was used to rate the situation of customers considering the possibility of default with the purchased obligations, taking that it has important properties and brings us binary answers in order to identify whether the customer is good or bad.

Key-words: Credit Risk; Default; Forecasting Models; *Credit Scoring*

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Processo do Credit scoring.....	21
Figura 2 – Funcionamento do Credit scoring.....	22
Figura 3 – Funcionamento do Behaviour scoring.....	23

**LISTA DE QUADROS**

Quadro 1 – Exemplo Máxima Verossimilhança para amostra Masculina.....	34
Quadro 2 – Exemplo Máxima Verossimilhança para amostra Feminina.....	34

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	1
<b>2. Objetivos</b> .....	3
<b>2.1 Objetivo Geral</b> .....	3
<b>2.2 Objetivos Específicos</b> .....	3
<b>3. METODOLOGIA</b> .....	3
<b>3.1 Revisão Bibliográfica</b> .....	3
<b>3.2 Conceitos básicos</b> .....	4
<b>5. REVISÃO TEÓRICA</b> .....	5
<b>5.1 Crédito</b> .....	5
<b>5.1.1 Micro e Pequenas Empresas</b> .....	6
<b>5.1.2 MicroCrédito</b> .....	7
<b>5.2 O problema da inadimplência</b> .....	8
<b>5.3 Risco de Crédito</b> .....	10
<b>5.3.1 Central de Risco de Crédito</b> .....	11
<b>5.3.2 Gestão de Crédito e sua importância</b> .....	12
<b>5.3.3 Avaliação do Risco de Crédito</b> .....	16
<b>5.3.4 Concessão de Crédito</b> .....	17
<b>5.4 Modelos de previsão do Risco de Crédito</b> .....	19
<b>5.4.1 Modelos de Scoring</b> .....	20
<b>5.4.2 Análise Discriminante</b> .....	24
<b>5.4.3 Regressão Logística</b> .....	25
<b>5.4.5 Redes Neurais</b> .....	27
<b>5.5 Modelos de classificação do Risco de Crédito</b> .....	29
<b>5.6 CreditRisk+ para gestão de risco de crédito</b> .....	30
<b>5.7 Mensuração do Risco de Crédito</b> .....	31
<b>6. RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	33
<b>7. CONCLUSÃO</b> .....	38
<b>8. REFERÊNCIAS</b> .....	39

## 1. INTRODUÇÃO

O conceito crédito pode ter uma análise em diversas perspectivas, dependendo do setor em que o tema é discutido. No caso das instituições financeiras, o crédito faz referência à atividade de dispor um valor para um tomador de recursos através de empréstimo ou financiamento, firmando um compromisso futuro de pagamento do valor acordado entre as partes que negociam (BRITO e ASSAF, 2008).

Nesse sentido, uma das principais funções das instituições financeiras é a intermediação de recursos entre os agentes deficitários, que são aqueles cuja renda não é capaz de cobrir suas despesas, e os agentes superavitários, aqueles cuja renda excede suas despesas, sendo o banco o responsável pelo pagamento dos recursos captados por esses agentes (CHAIA, 2003).

Ainda, para o autor, a operação de crédito envolve dois grupos de atividades, sendo o primeiro grupo relacionado ao processo de avaliação da capacidade financeira dos clientes e da concessão de crédito e o segundo associado ao acompanhamento da transação feita e também pela recuperação do crédito que seja inadimplente.

De acordo com Assaf Neto e Brito (2008), o risco de crédito geralmente envolve a expectativa do recebimento de um valor em um determinado período de tempo. Segundo o mesmo, conforme citado por Caouette et al. (1999), o risco de crédito pode ser entendido como a possibilidade de o credor incorrer em perdas, caso as obrigações assumidas pelo tomador não sejam liquidadas nas condições inicialmente firmadas. Mais especificamente, o risco de crédito é um indicativo que estabelece a chance de que a expectativa de recebimento não se cumpra.

Bessis (1998, p.81) destaca que o risco de crédito pode ser determinado pelas perdas geradas por um *evento de default* do tomador ou pela deterioração de sua qualidade de crédito. Um evento de *default* é por exemplo os atrasos no pagamento de alguma obrigação, o descumprimento de uma *covenant* (cláusula contratual restritiva), e no caso das empresas o início do processo de falência ou inadimplência de natureza econômica, que acontece quando o valor dos ativos de uma organização sofrem redução a um nível inferior aos das obrigações da mesma.

Atualmente, os modelos de previsão de insolvência têm atraído mais atenção dos pesquisadores. O grande propósito desses modelos, no âmbito das empresas, é medir a probabilidade que uma empresa tem de incorrer em um evento de *default* ao longo de um determinado intervalo de tempo. São modelos construídos a partir de uma amostra de casos

históricos de empresas tomadoras de crédito que ficam divididas em dois grupos distintos: o que engloba as que incorreram em *default*, denominadas insolventes, e o outro que contém as que não incorreram em *default*, que, por sua vez, são denominadas solventes.

A partir das características das empresas da amostra escolhida a fim de estudo, são identificadas as variáveis que discriminam aquelas que no período em estudo se tornaram insolventes e aquelas que permaneceram solventes. Ou seja, a identificação de variáveis que diferenciem as empresas é um processo que auxilia a construção dos modelos de insolvência. Dessa forma, é possível olhar para as empresas que propõem novas operações de crédito e classificá-las como prováveis solventes ou prováveis insolventes. Para discriminá-las, comumente utiliza-se os índices econômico-financeiros calculados a partir de demonstrações contábeis. Esses índices representam relações entre os grupos de contas ou contas que estão inseridos nas demonstrações contábeis, e tem como objetivo evidenciar determinados aspectos a respeito da situação econômica e financeira de uma empresa. São responsáveis por evidenciar a deterioração da situação da empresa ao longo do tempo, podendo ser utilizados para prever a ocorrência de *default* (BRITO e ASSAF, 2008).

Onusic, Casa Nova e Almeida (2005) afirmam que os modelos de previsão de insolvência são comumente baseados na estatística de análise multivariada, regressão linear e não linear. Nos processos de tomada de decisão em problemas multicritérios de análise de risco de crédito, tem-se usado método AHP (Analytical Hierarchy Process – Processo Hierárquico Analítico).

Para Selau e Ribeiro (2009), de acordo com Bueno (2003), as empresas que concedem crédito estão, atualmente, investindo em pesquisas para uma melhor análise de crédito, buscando evitar trabalhar com clientes que demonstrem um maior risco, o que pode ajudar a reduzir o índice de inadimplência. Como resultado das pesquisas, as empresas estão utilizando métodos e técnicas que auxiliam na etapa de decisão. A gestão de risco passou, então, a ocupar uma posição relevante na administração financeira, especialmente por conta da expansão do crédito, do crescimento do mercado e da globalização (SELAU e RIBEIRO, 2009).

A partir do estudo a respeito dos fundamentos teóricos que compõem a pesquisa quantitativa na análise de risco de crédito e os modelos de previsão do risco de crédito nas operações das empresas, é possível compreender que o processo de tomada de decisão na concessão de crédito busca a minimização de risco.

## 2. OBJETIVOS

### 2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral do trabalho foi estudar os fundamentos teóricos da pesquisa quantitativa na análise de risco de crédito e identificar quais são os principais modelos de previsão risco de crédito utilizados atualmente.

### 2.2 Objetivos Específicos

Visando atingir o objetivo principal, os objetivos específicos foram divididos em duas áreas – *Básica e Específica*. Na *Área Básica* os objetivos englobam:

- 1) Rever os conceitos fundamentais de matemática, probabilidade e estatística;
- 2) Complementar a formação de graduação:
  - a) estudar os principais elementos da álgebra matricial e vetorial;
  - b) aplicar o estudo, com apoio do orientador, em software livre *R*, agregando conhecimento para a formação;
  - c) Estudar os conceitos e modelos de regressão linear, não linear, máxima verossimilhança para maior aproximação com a regressão logística e o modelo de Gompertz.

Na *Área Específica*, os objetivos definidos englobam:

- 1) Estudar os conceitos na gestão e os fundamentos de risco de crédito;
- 2) Aplicar os conceitos do risco de crédito a um conjunto de dados secundários selecionado durante a realização do trabalho.

## 3. METODOLOGIA

Este projeto teve seu desenvolvimento com base em uma pesquisa exploratória, através de levantamento bibliográfico e análise de hipóteses, em duas etapas com grau crescente de complexidade, possibilitando desenvolvimento de conhecimentos e habilidades a respeito do tema de forma gradual.

### 3.1 Revisão Bibliográfica

A revisão bibliográfica foi realizada durante todo o desenvolvimento do projeto nas diversas bases científicas, como SciELO (Scientific Electronic Library Online), Periódicos Capes (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior), Biblioteca Digital de

Teses e Dissertações, Repositório Institucional da UFJF e RAE (Revista de Administração de Empresas), livros, artigos e TCC's (Trabalhos de conclusão de curso). Os dados foram coletados de forma secundária em pesquisa eletrônica por meio de sites oficiais.

### **3.2 Conceitos básicos**

Inicialmente, foram revisados os principais conceitos básicos do cálculo diferencial e integral, probabilidade e estatística univariável, visto que foram estudados no início do curso de graduação em Administração. Este estudo recebeu adequação após apresentação de seminários e entrega de material escrito.

Em seguida, para completar a formação de graduação, os principais elementos da álgebra matricial e vetorial também foram estudados, pois são fundamentos teóricos para entender diversas ferramentas analíticas e de predição, como a Análise de Componentes Principais e o método de tomada de decisão AHP, que poderão ser estudados em pesquisas futuras.

Por fim, os modelos de regressão linear, não linear simples e o modelo de Gompertz foram estudados, além dos conceitos básicos de matemática no software livre (*R*). As análises estatísticas e o desenvolvimento dos modelos de regressão e de Gompertz são feitos usando o software *R*. Houve utilização do software livre *R* para a implementação dos modelos de regressão e modelo de Gompertz dos dados obtidos consolidando, assim, os conteúdos pesquisados. O modelo da Máxima Verossimilhança foi utilizado para fornecer um fundamento para a utilização do modelo de regressão logística.

## 5. REVISÃO TEÓRICA

### 5.1 Crédito

O crédito, em se tratando do aspecto financeiro, corresponde à credibilidade de um credor ao disponibilizar recursos financeiros a um tomador, supondo que este valor será recebido futuramente. Diante disso, é necessário que se realize uma análise do cliente com o intuito de prevenir o surgimento de inadimplências.

Assaf (2005) afirma que o mercado de crédito tem como objetivo o suprimento das necessidades de caixa de curto e médio prazo de seus agentes, seja por meio da concessão às pessoas físicas ou às empresas através de financiamentos e empréstimos.

De acordo com Brito e Assaf Neto (2008), geralmente o crédito envolve a expectativa do recebimento de um valor em um período de tempo. Atualmente instituições financeiras, indústrias e mercado de varejo trabalham com a concessão de crédito aos seus clientes, e a entendem como fomentadora de seus negócios, sendo uma estratégia para atrair seus clientes. Amorim (2019) destaca que a necessidade de ceder crédito para incrementação das vendas é uma das questões principais que envolvem a importância da especialização das funções das empresas, evidenciando que a avaliação dos clientes tomadores do crédito é de mesma importância que a venda em si.

A necessidade de ceder crédito para incremento das vendas das empresas é considerada uma das principais questões que envolvem a importância da especialização das funções que ocorrem no interior de cada organização. A análise dos clientes aos quais será cedido crédito para a realização de compras é tão importante quanto a própria venda (AMORIM, 2019).

Ainda, segundo Amorim (2019), ao analisar a concessão do crédito, deve-se especificar o volume e limite de crédito ao qual o cliente poderá estar sujeito. Esta determinação é feita levando em consideração não somente a capacidade estimada de pagamento do devedor, mas também o volume que o cliente espera obter de crédito.

As estratégias de crédito adotadas por uma empresa podem ser diversas, e um ponto a ser considerado é a identificação das vantagens e desvantagens de cada uma delas para que haja maior assertividade ao realizar a escolha da política a ser seguida.

Quando as empresas operam com concessão de crédito, estão estas sujeitas ao fator risco, que é entendido como a possibilidade do credor incorrer em perdas devido à falta de cumprimento das obrigações assumidas por um tomador (ASSAF NETO e BRITO, 2008).

A diferenciação do risco e incerteza nesse processo é relevante, uma vez que o risco é possível modelar e portanto mensurar as perdas, enquanto na incerteza há um desconhecimento da real dimensão do problema, não sendo possível mensurar as perdas. Lombardi e Brito (2010) ressaltam que o termo risco está relacionado a uma quantidade suscetível de mensuração, entendido como uma incerteza mensurável e sendo, no entanto, diferente de algo imensurável, deveras uma incerteza.

### **5.1.1 Micro e Pequenas Empresas**

As Micro e Pequenas Empresas (MPEs) retratam uma parcela significativa na economia brasileira e fazem parte de um universo particular na estrutura e nos processos de gerenciamento interno. Geralmente contam com poucos colaboradores e compõem uma estrutura de gestão familiar centralizada, limitando a especialização das funções consideradas importantes para melhorar os resultados e os procedimentos. Uma das especializações das funções é a necessidade de ceder crédito para seus clientes para o incremento das vendas, exigindo uma análise de cada cliente a quem será concedido o crédito para a empresa não incorrer em perdas futuras. Quando se tem uma baixa especialização, os pequenos negócios acabam por emprestar recursos financeiros sem uma garantia maior de retorno (AMORIM, 2019). Ainda, de acordo com o autor:

“Uma opção para que esse risco seja mitigado reside nas empresas que efetuam análise e gestão do risco de crédito. Bancos efetuam compras de dívidas e empresas financeiras podem propor mecanismos de vendas personalizados – como cartões private labels (conhecidos como cartões fidelidade ou cartões marca própria). Porém, qualquer que seja o modelo utilizado, é comum que haja cobrança de taxas de serviços, que são normalmente proporcionais aos valores negociados (Mello, 2011).”

Tendo em vista que a maioria dos estudos encontrados não consideravam a limitação estrutural particular de cada um dos modelos de negócios e que esse fato caracteriza a dificuldade com relação à abordagem a ser escolhida na concessão de crédito, Amorim (2019) utiliza um modelo matemático capaz de comparar os custos financeiros decorrentes da inadimplência com os custos vindos da adoção da contratação e manutenção da parceria empresarial com empresas gestoras de créditos, e destaca que embora o foco de seu estudo tenha sido os pequenos negócios, o modelo pode ser aplicado em empresas de qualquer segmento e tamanho. Seu estudo, que para fins de continuidade deste trabalho não serão aprofundados, aborda a utilização de índices como: Vendas a Prazo (VP),

Índice de Inadimplência, Índice Financeiro, Prazo Médio de Recebimento (PMR), Índice de Administração de Crédito (IAC).

### 5.1.2 MicroCrédito

De acordo com o BNDES (Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social), o microcrédito é conhecido por ser um sistema diferenciado de crédito destinado a setores que possuem pouco ou nenhum acesso ao sistema financeiro tradicional, como os microempreendedores, trabalhadores informais, autônomos, artesãos, prestadores de serviços, micronegócios familiares, assim como associações ou cooperativas constituídas pelos segmentos citados, com o objetivo de modernização, implantação, ampliação ou diversificação de atividades capazes de gerar ou manter trabalho e renda, mediante investimentos de pequeno valor, com respaldo principalmente no sistema de crédito solidário. Caracteriza-se como a concessão de crédito de baixo valor a esses empreendedores informais e microempresas sem acesso ao sistema financeiro tradicional.

Araújo e Carmona (2007) apontam os principais aspectos que caracterizam o microcrédito como um tipo diferenciado de crédito, tais como:

- **Crédito produtivo:** o microcrédito é um crédito especializado que busca dar apoio aos pequenos empresários e microempreendedores que desejam investir no seu próprio negócio. Está voltado para negócios de pequeno porte que são gerenciados por pessoas de baixa renda, não se destinando ao financiamento do consumo.

- **Sistema de garantias:** as garantias utilizadas na concessão do microcrédito podem ser de duas maneiras. A primeira é o aval solidário (fiança solidária), que consiste na reunião geralmente de três a cinco pessoas com pequenos negócios e necessidades de crédito, que tem confiança entre si para formar um grupo solidário que objetiva assumir as responsabilidades pelos créditos de todo o grupo. O segundo tipo de garantia utilizado é uma alternativa para aqueles que não desejam participar da fiança solidária. Sendo assim, faz-se necessário a apresentação de um avalista/fiador que preencha as condições estabelecidas pela instituição de microcrédito.

- **Crédito orientado:** a metodologia de concessão de crédito e avaliação dos riscos presentes no microcrédito se caracteriza, principalmente, pelo acompanhamento dos créditos concedidos, sendo considerado um aspecto de fundamental importância no microcrédito, já que

orienta os tomadores para o emprego adequado dos recursos. Esse acompanhamento do crédito concedido é realizado pelo agente de crédito. O agente de crédito é o profissional cujo papel é analisar o empreendimento antes, durante e depois do empréstimo.

- **Crédito adequado ao ciclo do negócio:** as operações de microcrédito são consideradas adequadas principalmente devido às características como: empréstimos baseados em valores pequenos; prazos curtos de pagamento (geralmente prazos semanais, quinzenais ou, no máximo, mensais); possibilidade de renovação de empréstimos; empréstimos com valores crescentes (caracterizando-se como um sistema rotativo e cumulativo).

Uma das razões para a elevação da taxa de inadimplência das carteiras de microcrédito das Instituições de Microfinanças (IMFs) provém da distorção da metodologia de concessão do crédito quando não se empregam métodos característicos de concessão, como por exemplo o aval solidário. A inadimplência pode ser considerada como o principal problema do setor microfinanceiro, pois uma gestão inadequada da carteira de crédito eleva os custos da transação e inviabiliza a sustentabilidade financeira e crescimento da empresa (NICHTER, 2002 apud ALVES e CARMONA, 2014).

O processo de análise e concessão do microcrédito é diferenciado, pois o crédito é assistido e orientado, no qual os agentes buscam através de visitas aos empreendimentos alternativas para melhorias da gestão (ALVES e CAMARGOS, 2014).

Ainda, de acordo com Alves e Camargos (2014), o principal objetivo de uma IMF deve ser o alcance e o impacto sobre a população de baixa renda, ajudando na redução da pobreza. Porém, a sustentabilidade financeira é fundamental para que os programas possam e consigam ofertar o crédito em longo prazo.

## **5.2 O problema da inadimplência**

Um dos principais fatores da política de concessão de crédito em pequenas empresas, de acordo com Amorim (2019), é o risco de inadimplência associado à concessão de crédito. Comumente empresas enfrentam o desafio da inadimplência de seus clientes.

Assaf Neto e Brito (2008) definem a inadimplência como o não cumprimento das dívidas financeiras de um credor até a data contratada para a efetivação da entrega do valor da contraprestação. Assim, a empresa responsável pela concessão de crédito não recebe o valor devido, o que, de acordo

com a capacidade financeira de cada empresa, pode desencadear em desequilíbrios financeiros para a empresa credora.

A inadimplência é um contratempo que está presente em praticamente todas as modalidades de transações financeiras que envolvam a confiança no tomador como um dos fundamentos. Por conseguinte, toda operação de crédito apresenta inadimplência esperada.

De acordo com Chaia (2003), o risco de crédito é melhor definido como a perda inesperada decorrente de um erro no processo de avaliação da probabilidade de inadimplência do contratante. Esse erro na avaliação pode ser classificado em dois tipos: risco de crédito específico e risco de crédito sistemático. O risco de crédito específico (não sistemático) está associado ao não pagamento de um determinado agente sob um aspecto particular de uma empresa ou grupo de pessoas, como por exemplo a eficácia da gestão, a sazonalidade do negócio, legislações e padrões de comportamento dos consumidores no segmento em questão, afetando os ativos específicos. O risco de crédito sistemático está associado às alterações ocorridas nos níveis gerais de inadimplência da economia, afetando todo o sistema econômico.

Um dos problemas que influenciam na inadimplência, de acordo com Rebouças, Rocha e Costa (2017), surge na falta de educação financeira. Quando o credor não possui um planejamento e organização para honrar com suas obrigações adquiridas, incorre no risco de não suportar os compromissos assumidos e, em alguns casos, até mesmo o esquecimento de cumprir. Para Trindade, Righi e Vieira (2012), o endividamento exagerado é entendido como um reflexo da sociedade de consumo, caracterizando-se como um problema não somente de ordem individual, mas sim de ordem social, que afeta tanto os consumidores quanto os fornecedores.

Entre os fatores causadores da inadimplência de pessoas físicas e/ou jurídicas, pode-se destacar os seguintes:

- Desemprego/Atraso Salarial;
- Comprometimento de Renda;
- Despesas não Previstas;
- Possível má Administração de Recursos;
- Valor do financiamento;
- Valor dos investimentos em ativos fixos;

- Relação entre o faturamento anual e o valor do investimento.

Rebouças, Rocha e Costa (2017) citam, em conformidade com Ferreira (2007), que, no caso das pessoas físicas, as variáveis que influenciariam na inadimplência são aqueles indivíduos em que o endividamento ocorre por falta de recursos (pelo aumento de filhos, desemprego ou emprego precário, por exemplo) e também aqueles que ficam endividados não por apresentarem dificuldade em pagar suas contas, mas por uma competência insuficiente em administrar os recursos que possui, ou então, insuficiência de renda.

Com relação à pessoa jurídica, analisa-se a qualidade do gerenciamento, uma vez que as organizações necessitam de uma análise mais acurada e bem estruturada de recursos através de seus administradores e contadores existentes.

### **5.3 Risco de Crédito**

Todas as instituições financeiras estão sujeitas a riscos que são capazes de comprometerem seu desempenho e desenvolvimento no mercado. De acordo com Gonçalves et al. (2014), o autor Silva Júnior (2006) destaca o risco de crédito, risco de liquidez, risco operacional, risco legal, risco de imagem e risco sistêmico. O risco de crédito é definido pelo autor como um risco decorrente de uma obrigação contraída por algum cliente, ou então decorrente de um contrato que não fora quitado pela contraparte por qualquer motivo que seja (JUNIOR, 2006 apud GONÇALVES et al., 2014).

A análise de risco é considerada um dos aspectos mais significativos de estudo do mercado financeiro, visto que as decisões financeiras de uma empresa não são tomadas em um ambiente em que se há total certeza de seus resultados, sendo estas decisões fundamentalmente voltadas para o futuro (ASSAF NETO, 2003 apud GONÇALVES et al., 2014).

O risco de crédito de uma instituição financeira consiste na possibilidade do não recebimento dos valores (principal e rendimentos de juros) prometidos pelos títulos que mantém em sua carteira de ativos recebíveis, principalmente sendo os créditos fornecidos pelos bancos e os títulos de renda fixa emitidos pelos tomadores (ASSAF, 2005).

Ainda, de acordo com Assaf (p. 98, 2015), o risco de crédito é afetado pela política de concessão de crédito, eficiência administrativa da instituição e gestão de risco, sendo que uma das formas de gerenciá-lo é através da diversificação dos ativos de crédito, possibilitando sua redução e impactando também na inadimplência.

O fator risco é associado ao crédito ao consumidor, sendo que os riscos fazem parte de qualquer atividade econômica. Assumem uma relevância particular no caso do sistema financeiro, visto que o setor bancário é responsável por lidar com eventos futuros e incertos, existindo, então, o risco de falência bancária, pois a concessão de crédito depende essencialmente da confiança no cliente, seja ele pessoa física ou jurídica (GONÇALVES, GOUVÊA e MANTOVANI, 2013).

Para Mileo, Kimura e Kayo (2013), o tema é de grande relevância, tendo em vista que a quebra dos bancos está cada vez mais associada às inadimplências em massa, e novas regulamentações serviram como estímulo para que os bancos e empresas de consultoria buscassem novas alternativas de avaliação do risco de crédito que sejam capazes de mensurar o risco do portfólio como um todo.

Ademais, o risco de crédito pode ser avaliado a partir de seus componentes, sendo classificados em: risco de *default*, risco de exposição e risco de recuperação. O primeiro, também conhecido como “risco cliente”, está relacionado à possibilidade do tomador implicar, em um período de tempo, um evento de *default*, ou seja, incerteza em relação ao devedor honrar seus compromissos. O risco de exposição é a incerteza em relação ao valor do crédito no momento do *default*, e o risco de recuperação é entendido como a incerteza quanto ao valor que é possível ser recuperado pelo credor caso ocorra um *default* do tomador. O risco de exposição e o risco de recuperação são conhecidos como “risco operação”, pois estão relacionados a fatores específicos da operação de crédito (ASSAF NETO e BRITO, 2008).

### **5.3.1 Central de Risco de Crédito**

A Central de Risco de Crédito (CRC) é uma central de informações de crédito do sistema financeiro brasileiro que é gerenciada pelo Banco Central e engloba informações de todas as instituições financeiras que o compõem. O objetivo da criação da CRC é prever e prevenir eventuais crises no mercado financeiro que são decorrentes de problemas com as cobranças nas carteiras de crédito das instituições (ASSAF NETO, 2014).

No Brasil, a Central de Risco de Crédito foi criada em 1997, por meio da Resolução nº 2.390, do Conselho Monetário Nacional (CMN), abrangendo informações a respeito do montante dos débitos e as responsabilidades por garantias de clientes de instituições financeiras, além da classificação de risco das operações consolidadas por cliente (SOARES e SOBRINHO, 2008).

Uma parte das informações recebidas pela central é disponibilizada para todas as instituições financeiras com o intuito de contribuir para a gestão do risco nas mesmas e reduzir a inadimplência de seus clientes. Outra parcela das informações não é divulgada por ser de uso privativo do Banco Central, sendo utilizada pela área de supervisão do banco. Ainda, com base nas informações disponibilizadas pela CRC, o Banco Central consegue avaliar, com uma maior precisão, quais são as instituições financeiras que possuem algum tipo de problema com os créditos concedidos aos seus clientes e que demandam algum tipo de acompanhamento especial (ASSAF NETO, 2014).

Segundo Assaf Neto (2014), o benefício para as instituições financeiras que participam da CRC é o fato de que podem usar as informações contidas para as suas próprias decisões de concessão de crédito.

De acordo com Soares e Sobrinho (2008), no ano de 2000 percebeu-se a necessidade de evoluir para a construção do Sistema de Informações de Crédito do Banco Central (SCR), sucessor da Central de Risco de Crédito (CRC). Ademais, ressaltam que:

“No novo sistema, buscou-se ampliar o escopo das informações existentes e abranger não somente as necessidades da área de supervisão bancária, mas também de outras áreas de atuação do Banco Central. Assim, a partir da data-base de maio de 2002 (Circular nº 3.098/2002, do BCB), iniciou-se a coleta de informações mais completas sobre cada operação de crédito registrada no final do mês, concedida a pessoas físicas e jurídicas no País.”

Além da CRC e SCR existem outras centrais brasileiras que contém informações de risco de crédito, tais como: Sistema de Cadastro de Cheques Sem Fundos (administrado pelo Banco Central), Serviço de Proteção ao Crédito (comumente administrado pelas Associações Comerciais) e SERASA (marca administrada pela empresa Serasa S/A).

### **5.3.2 Gestão de Crédito e sua importância**

De acordo com dados do Banco Caixa Geral Brasil (2020), a gestão de crédito é composta por etapas adaptadas ao perfil de cada cliente e segmento, sendo elas: decisão, formalização, monitoramento e cobrança. O processo descrito é operacionalizado e controlado por sistemas que viabilizem o acompanhamento da qualidade da carteira de crédito continuamente.

O controle do risco de crédito é uma etapa de monitoramento do risco de determinada concessão a um cliente. Dentre os fatores que dificultam a gestão do crédito, encontram-se a disponibilidade de informações entre o credor e o devedor, os assuntos externos e as garantias. A disponibilidade limitada de informações pode comprometer a confiabilidade dos dados, tendo em vista que essa assimetria pode mostrar um resultado mais favorável erroneamente e, por fim, apresentar uma maior margem de erro na oferta de produtos ao cliente, comprometendo a empresa credora. De acordo com Stephanie Lea Blue (2004):

“Outra área onde há uma falta de informação é na Central de Risco de Crédito (CRC). A CRC fornece aos bancos informações importantes como o valor total que um cliente tem perante o mercado e os vencimentos dos empréstimos. Porém, não revela a origem (em quais bancos ou factorings) do crédito, além de não incluir valores embaixo de R\$ 5.000.”

Os assuntos externos podem ser considerados no momento da análise (assuntos econômicos e políticos), pois a mudança desses dois cenários pode indicar um aumento de incerteza e gerar problemas futuramente.

As garantias são geralmente relacionadas aos bancos que trabalham com crédito, sendo que as instituições podem considerar vários tipos de garantias, como por exemplo as duplicatas e o *warrant*. A garantia de duplicatas, normalmente utilizadas por empresas de médio porte, pode ser superficial em razão de poderem ser emitidas em duplicidade ou poderem ser falsas, o que se torna uma situação difícil de ser verificada pelo credor. Outra garantia que dificulta na análise é uma *warrant*. Tendo em vista que o agronegócio tem um papel importante no Brasil, esse tipo de segurança e outras baseadas em produtos agrícolas são comuns atualmente, e mesmo que sejam consideradas garantias fortes elas levam vários riscos, como por exemplo a possibilidade de que o preço do produto despenque antes de ser vendido, fazendo com que o valor do título também caia. No segmento de varejo, como no caso de automóveis e crédito imobiliário também existe essa dificuldade, pois podem surgir problemas no processo de retomada do bem devido a assuntos legais, levando tempo. Esse fator dificulta todo o processo de análise do risco de crédito para um indivíduo (BLUE, 2004).

De acordo com Gonçalves, Gouvêa e Mantovani (2013), a gestão do risco de crédito é considerada um fator estratégico nas instituições que ofertam produtos dessa natureza de mercado. Modelos matemáticos e estatísticos auxiliam no processo de gestão do crédito, visto

que permitem, com base em dados de contratos já existentes, a criação de equações que classifiquem os clientes em bons ou maus pagadores.

O gerenciamento do crédito é essencial, tendo em vista que quando as obrigações deixam de ser honradas, o sistema como um todo é afetado, gerando problemas com terceiros e muitas vezes entrando em um ciclo. Por exemplo, segundo Cirio (2018), um comerciante que vende a prazo não recebe o valor da venda no prazo acordado, possui obrigações a cumprir, terá que desembolsar o valor para manter sua empresa adimplente. Porém, caso não o faça, acarretará em um atraso com seus fornecedores/credores, e estes entrarão no mesmo ciclo. No caso dos financiamentos bancários, se o atraso ocorrer e os índices de inadimplência aumentarem, os bancos poderão rever suas políticas de liberações de crédito e até mesmo de preços, fazendo com que seja um processo mais exigente, conseqüentemente gerando um impacto negativo na economia toda vez que o acesso ao crédito se tornar mais enrijecido.

A tecnologia tem um papel importante na gestão de crédito, considerando que o uso de softwares auxilia e aprofunda os processos de análise de dados e informações dos clientes, sendo muito utilizados atualmente. O uso de softwares permite que a empresa lide com diferentes informações, como o histórico das transações financeiras, acesso ao banco de dados públicos e privados, consultas cadastrais em órgãos públicos (Receita Federal), entre outras medidas que são possíveis com a evolução tecnológica (DEPS, 2019).

A automação de análise permite a obtenção de informações referentes ao histórico e reputação do cliente no mercado, o que faz com que os setores possam trabalhar com um embasamento mais sólido e preciso a respeito das condições do mesmo, além de permitir que a concessão seja feita de forma mais segura. Se os softwares incluírem a divulgação e análise de demonstrações financeiras e a implementação e execução de modelos internos de classificação de risco de crédito, poderão auxiliar as indústrias e comércios a automatizarem fluxos de trabalho de crédito, contribuindo, então, para uma tomada de decisão de concessão mais fundamentada. A análise automatizada conta com o cruzamento de informações do cliente com as exigências definidas na política de crédito da empresa e, dessa forma, o próprio sistema avalia e define se o crédito será disponibilizado ou não, dando lugar a um processo mais ágil, seguro e padronizado (DEPS, 2019).

De acordo com Serasa Experian (2019), dentre as vantagens do uso de tecnologia na análise dos processos de concessão de crédito, cita-se: maior agilidade (rapidez e atualização

de informações), redução da inadimplência (através da avaliação de seu potencial retorno), informações centralizadas (consulta em uma única plataforma), maior segurança (padronização da análise) e controle total do processo (através de relatórios disponibilizados por alguns softwares).

Sendo assim, é a partir desse aprimoramento nas análises de crédito que as empresas podem, com mais rapidez, reunir as informações necessárias a respeito de seus clientes, delinear os perfis e gerenciar os riscos de suas operações, proporcionando uma realização das avaliações de forma correta e também possibilitando o desenvolvimento de estratégias indispensáveis para a rentabilidade e diminuição dos custos operacionais, além de garantir maior segurança na tomada de decisões de negócios (SERASA EXPERIAN, 2019).

A evolução da Inteligência Artificial trouxe o uso de um dos seus grandes componentes, o Machine Learning, que tem sido exponencial e abrangente à várias áreas, inclusive na área financeira, auxiliando na gestão de risco de crédito a partir da criação de novos modelos de previsão e classificação dos riscos inerentes ao processo. O Machine Learning é uma área de estudo que fornece aos computadores a habilidade para que aprendam alguns procedimentos sem serem especificamente programados para tal (PEREIRA, 2020).

Para realizar a gestão do risco de crédito, é necessário entender qual é o risco oferecido na concessão, realizar uma análise do cenário e identificar os possíveis impactos e problemas que podem ser causados ao negócio. Conforme a plataforma DEPS (2019), dentre as boas práticas a serem aplicadas para garantir uma boa gestão, destacam-se as seguintes:

**a) Classificar os perfis dos clientes**

Nessa etapa, considera-se que a avaliação do perfil do cliente é uma estratégia comum nas empresas de crédito, e, no caso da gestão de risco, quando um cliente com perfil desfavorável solicita um novo crédito ele é classificado como um perfil de risco, exigindo uma análise mais robusta.

**b) Atualizar e monitorar as regras de concessão de crédito**

Ter apenas uma política de crédito não é o suficiente, pois com o decorrer do tempo, a tendência é que ela fique desatualizada. Sendo assim, é imprescindível que a política de crédito seja reavaliada com certa frequência e em conjunto com as práticas de prevenção.

### **c) Definir limites de crédito**

Para evitar que as empresas sofram no futuro e incorram em prejuízos decorrentes da inadimplência, o indicado é que se defina um limite seguro de crédito, estudando a viabilidade de crédito para o faturamento do cliente e a capacidade de pagamento que ele tem.

### **d) Automatização das análises**

A automatização das análises é capaz de capturar e filtrar os dados referentes ao histórico e reputação dos clientes no mercado. Com ela, faz-se o cruzamento das informações com as exigências definidas na política de crédito das empresas. A partir disso, o próprio sistema consegue avaliar e definir se o crédito será concedido ao solicitante ou não. Além de tornar o processo mais seguro, a automatização também permite uma agilidade maior.

## **5.3.3 Avaliação do Risco de Crédito**

Anteriormente ao processo de concessão de crédito é necessário que procedimentos de avaliação sejam seguidos para decidir se o empréstimo de capital será realizado ou recusado (PEREIRA, 2004).

De acordo com Gonçalves, Gouvea e Mantovani (2003), a avaliação do risco potencial de um tomador pode ser feita de duas formas. Uma delas é por intermédio de julgamento, sendo considerada uma forma mais subjetiva e envolvida por uma análise mais qualitativa, conforme feito antigamente. Outra forma é através da classificação do tomador por modelos de avaliação, o que compõe uma análise mais quantitativa.

Ademais, grande parte das empresas que trabalham com concessão de crédito utilizam as duas formas combinadas, sendo que na avaliação do risco de crédito através do julgamento o analista avalia a solicitação do empréstimo mediante a ficha cadastral ou entrevista obtida Gonçalves, Gouvea e Mantovani (2003).

Para proceder com a classificação de risco de crédito nas operações em julgamento, as empresas recorrem às técnicas qualitativas e quantitativas. A análise dos elementos qualitativos abrange o ambiente externo, questões jurídicas e percepções sobre o emissor e seus processos, enquanto a análise dos elementos quantitativos abrange aspectos como análise de balanço, fluxo de caixa e projeções estatísticas (LUESKA, 2009).

### 5.3.4 Concessão de Crédito

De acordo com Pereira (2004), antes do processo de concessão de crédito, as instituições necessitam seguir um procedimento para decidir se efetivamente emprestarão capital ou não a um proponente, e essa decisão é imprescindível para o resultado financeiro da instituição, visto que o lucro dos credores está associado à proporção de candidatos aprovados e ao percentual de clientes que cumprem suas obrigações e pagam suas dívidas.

Ainda que as instituições façam análise antes da concessão de crédito existe certo grau de risco, o que desencadeou à adoção de uma política de crédito por parte das empresas, levando em conta a situação do patrimônio, as finalidades e a capacidade de quitação de cada cliente. Considera-se como outros meios de defesa os prazos (levam em conta o cenário político e econômico), a existência de planos de incentivo à antecipação da liquidação e também o gerenciamento da cobrança (YAMAMOTO, OLIVEIRA e SANTOS, 2003).

Caso as análises de concessão de crédito não sejam trabalhadas eficazmente e a liquidação do crédito não ocorra na data de vencimento, cabe à instituição bancária fazer um trabalho para recuperação de crédito, de acordo com Yamamoto, Oliveira e Santos (2003). Ademais, essa operação acaba sendo desgastante para ambas as partes, e também ocorrem perdas para o banco por conta do tempo que se torna improdutivo. Tendo em vista isso, é mais viável que ocorra uma análise prévia de alto grau de complexidade e trabalhosa para que futuros problemas sejam evitados.

Para o desenvolvimento de uma análise de crédito consistente, faz-se o uso dos C's do crédito. Esse conceito, de forma isolada, é responsável por dar a característica da empresa sob um enfoque, e a soma de todos fornece o retrato do cliente de forma mais nítida que aquele que seria feito se utilizasse apenas um enfoque (CIRIO, 2018). Os C's do crédito consistem em: caráter, capacidade, condições, capital, colateral e conglomerado. Segundo Cirio (2018), são definidos conforme abaixo:

**i) Caráter:** refere-se ao caráter do tomador do crédito, definido pela vontade em honrar com seus compromissos assumidos. Está fortemente ligado à honestidade, refletindo no esforço e na intenção de cumprir uma obrigação, tido como um princípio fundamental na análise cliente, que se inicia por ele. Entende-se que é comum que as pessoas ajam de formas diferentes diante de situações semelhantes, e no caso aqueles que se dispõem a vender seus bens para honrar suas obrigações demonstram boa fé, e aqueles que não demonstram esse esforço, acabam por mostrar

que seu caráter não é confiável. Ademais, se o principal C do crédito (caráter) for avaliado negativamente, os outros itens da análise sofrerão impacto negativo também.

**ii) Capacidade:** ainda que o cliente em análise tenha um caráter aceitável, se ele não possuir habilidade para gerar caixa, não terá capacidade financeira para honrar seu compromisso, medindo então o potencial de geração de recursos/caixa. É considerado de suma importância a análise de documentos contábeis para verificar a capacidade de gerar caixa para o cumprimento de obrigações.

**iii) Condições:** as condições do ambiente em que as empresas estão inseridas influenciam positivamente ou negativamente no desempenho de suas atividades. Se as condições de mercado são favoráveis, provavelmente a empresa terá um impulso para o sucesso e, sendo assim, saldar com folga seus compromissos. Caso as condições sejam desfavoráveis, haverá empecilhos para o bom desenvolvimento, possibilitando a dificuldade em realizar os pagamentos. Existem fatores fora do âmbito operacional do cliente que interferem de forma favorável ou desfavorável, sendo inerentes nas quais os clientes não tem poder. Podem ser oportunidades a serem aproveitadas ou então ameaças a serem minimizadas. Entre esses fatores pode-se citar as variáveis econômicas (taxas cambiais, inflação, juros, tributação, níveis de desemprego), variáveis políticas (segurança pública, políticas de privatização e estatização, políticas de relações externas, nível de regulamentação econômica) e variáveis tecnológicas (evolução dos equipamentos de informática, criação de aplicativos informatizados, novos processos produtivos). Deve-se estar sempre atento aos fatos que acontecem e que podem comprometer o mercado e suas capacidades de cumprir com suas obrigações.

**iv) Capital:** ainda que o cliente demonstre um bom caráter, boa capacidade administrativa e ainda que as condições do ambiente sejam favoráveis, ele poderá encontrar dificuldades para cumprir com suas obrigações caso a sua situação econômico-financeira não seja compatível com a obrigação assumida, necessitando de uma relação entre a dívida do cliente e seu patrimônio líquido. Além disso, no caso de pessoa jurídica, Silva (2014, p. 76, *apud* CIRIO, 2018) destaca que existem outros fatores que influenciam no capital da empresa analisada, como por exemplo a análise dos demonstrativos contábeis, considerados importantes por oferecerem informações valiosas a respeito do desempenho e solidez da empresa. Assim, capital diz respeito às fontes (de onde veio) e aos usos (em que foi aplicado) de recursos, revelando a situação econômico-financeiro da empresa.

v) **Colateral:** dentre os C's analisados, é o menos criterioso por conta de que a garantia é acessória a uma operação de crédito e, tendo em vista isso, sua importância é apenas relativa. De acordo com o autor, segundo Assaf Neto e Lima (2014), as garantias (colateral) julgam os ativos que o cliente pode oferecer como uma forma de garantir seu crédito. Pelo fato do colateral ser apenas acessório na análise, sua garantia é considerada uma espécie de segurança adicional. Silva (2014, p.77, apud CIRIO, 2018) ressalta que, em alguns casos, a concessão de crédito precisará dessa garantia (colateral) para compensar a fraqueza decorrente de outros fatores de risco. A chance de recuperação dos fundos pela empresa concedente –em caso de inadimplências– é maior ao passo que o valor de ativos disponíveis é maior também.

vi) **Conglomerado:** é quando se trata a conjuntura do grupo a que pertence a empresa (e não análise somente de uma única empresa), sendo a consolidação dos números. Possui como objetivo a apresentação dos resultados das operações e a posição econômico financeira da controladora e de suas controladas. É um importante conceito a ser observado, pois existem vários conglomerados de empresas que possuem interligações importantes e que devem ser levadas em conta. Consideram-se importantes essas interligações entre as empresas e administradores no que diz respeito à definição do quanto o conglomerado impacta positiva ou negativamente na análise do cliente.

#### 5.4 Modelos de previsão do Risco de Crédito

A história do Scoring remete à 1945, quando o primeiro modelo estatístico de análise de crédito foi desenvolvido. Os primeiros modelos foram feitos para análise do crédito do consumidor nas empresas de varejo e nas financeiras também. A expansão dos modelos se deu por consequência da expansão do mercado de crédito massificado, exigindo maior precisão, rapidez e homogeneidade na avaliação e em decorrência do desenvolvimento tecnológico dos sistemas computacionais que possibilitou o tratamento estatístico mais adequado para a grande quantidade de dados que eram recebidos (LEWIS, 1992).

Os modelos de crédito começaram a ser utilizados desde 1945 e permitem uma avaliação mais precisa do risco que está envolvido nas operações de crédito. Essa avaliação possibilita que as instituições possam garantir a otimização do risco retorno para a empresa e ao mesmo tempo conhece e controla seus riscos (SOUZA, 2010).

A partir dos anos 90, mudanças ocorreram no cenário financeiro mundial, como por exemplo a desregulamentação das taxas de juros e câmbio, aumento de liquidez e aumento da

competição bancária, o que fez com que, conseqüentemente, a preocupação das instituições financeiras com o risco de crédito aumentasse também. A necessidade de controle e gerenciamento fez com que as técnicas para essa função fossem aprimoradas através do desenvolvimento de modelos quantitativos pelas próprias instituições financeiras e empresas de consultoria e, consolidando o uso de modelos quantitativos até os dias atuais (ARAÚJO e CARMONA, 2007).

Os modelos de risco de crédito são considerados relevantes e estão sendo utilizados porque contribuem para que as decisões tomadas pelos gestores sejam mais seguras e de acordo com as políticas de crédito que as empresas ou instituições venham a adotar.

Segundo Samejima, Doya e Kawato (2003), as técnicas para a construção de modelos de risco de crédito contam com análise discriminante, regressão logística, árvores de decisão e a programação linear e suas variações.

Os modelos de previsão de risco de crédito são comumente utilizados atualmente para garantir que a tomada de decisão por parte das empresas seja mais assertiva no que diz respeito à concessão de crédito. Tais modelos serão tratados nas seções a seguir.

#### **5.4.1 Modelos de Scoring**

Os modelos de Scoring são classificações do tipo de modelo utilizado para auxiliar as organizações no processo de decisão da concessão de crédito e, mais atualmente, para ajudar a determinar o quanto será cobrado pelo crédito (SOUZA, 2010).

De acordo com Araújo e Carmona (2007), os modelos de Scoring são modelos quantitativos empregados geralmente pelas instituições financeiras no processo de mensuração e previsão do risco de crédito, tendo uso consolidado na concessão de crédito. Esses modelos buscam a segregação de características que possam distinguir os bons dos maus créditos.

Os sistemas de *Credit Scoring* são responsáveis por gerar uma pontuação que mostra o risco de perda, podendo ser interpretado como risco de inadimplência. De acordo com Araújo e Carmona (2007):

“O score que resulta da equação de Credit Scoring pode ser interpretado como probabilidade de inadimplência ao se comparar a pontuação de um crédito qualquer com determinada pontuação estabelecida como ponto de corte ou pontuação mínima aceitável.”

Portanto, a ideia essencial dos modelos de Scoring é identificar os fatores-chave que influenciam na adimplência ou inadimplência dos clientes, tornando possível a classificação deles em grupos diferentes e decidir se aceitam ou não o crédito que passa por análise. É importante ressaltar que esses modelos podem ser aplicados tanto para análise de crédito de pessoas físicas quanto para pessoas jurídicas/empresas (ARAÚJO e CARMONA, 2007).

De acordo com Araújo e Carmona (2007), no caso da aplicação para pessoas físicas/CPF, utiliza-se informações cadastrais e de comportamento dos clientes. No caso das empresas/CNPJ, índices financeiros com variáveis determinantes ou não da insolvência das empresas são utilizados para realizar esta análise.

Apesar de ser aplicado de forma diferente para pessoas físicas e jurídicas, a ideia é a mesma: a identificação prévia de fatores que podem comprometer a concessão de crédito, identificando aqueles que determinam a probabilidade de inadimplência e também realizando sua combinação ou ponderação para produzir uma pontuação quantitativa.

A figura abaixo, definida por Sousa e Chaia (2000) demonstra o processo de concessão de crédito por meio do uso de modelos de credit scoring:

**Figura 1:** Processo do Credit scoring



Fonte: Sousa e Chaia (2000).

Nesse sentido, segundo Araújo e Carmona (2007), os modelos de *Credit Scoring*, que dão suporte à tomada de decisão no tocante da concessão de crédito, podem ser divididos em duas categorias, sendo elas: Modelos de aprovação de crédito (*Credit Scoring* propriamente dito) e Modelos de escoragem comportamental (*Behavioural Scoring*), em conformidade com Saunders (2000).

### a) Modelos de aprovação de crédito (Credit Scoring)

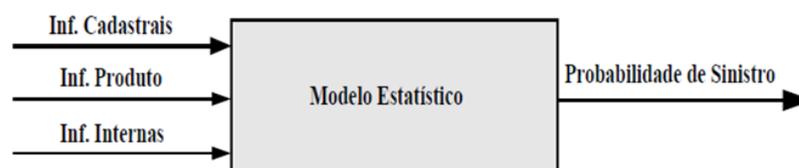
O principal objetivo dos modelos de aprovação de crédito é estimar qual é a probabilidade de um novo solicitante de crédito, em determinado período, se tornar inadimplente com a instituição (THOMAS, 2000). Ou seja, mensurar qual é o risco do cliente no processo da decisão da concessão.

O *Credit Score* permite que a decisão tenha o seu risco medido e controlado, visto que a instituição tem conhecimento antecipado do risco do cliente, decidindo então quanto quer perder/ganhar com esta carteira de clientes. Também é realizado um estudo financeiro que completa o processo de decisão de quais clientes serão aprovados, por exemplo aprovar só aqueles que possuem risco de não pagar inferior à margem de 10% estabelecida.

Segundo Souza (2010), para a construção do modelo geralmente são utilizadas os seguintes tipos de informações:

- i. **Informações Cadastrais:** sexo, estado civil, etc.;
- ii. **Informações de Operação:** valor das parcelas, quantidade de parcelas, tipo de garantia, etc.;
- iii. **Informações de Mercado:** verificação se é negativação no SPC (Serviço de Proteção ao Crédito) e no SERASA;
- iv. **Informações Internas:** situação em outros produtos de crédito, histórico de pagamentos em créditos anteriores, informações e parceiros.

**Figura 2:** Funcionamento do Credit scoring



Fonte: Souza (2010).

Os estudos mostram que a taxa de sinistro como função do tempo tende a se estabilizar após 12 meses, identificando se o cliente é um mau pagador ou não. Períodos inferiores a 12 meses podem não refletir a realidade. No entanto, períodos superiores a 24 meses para essa

predição não são confiáveis, tendo em vista que a população não é estática e durante esse período as características podem ter mudado. Ainda assim, o horizonte de tempo para se prever precisamente o risco do cliente é uma questão a ser estudada pelos credores (SOUZA, 2010).

### b) Behaviour Scoring

Os modelos de escoragem comportamental buscam estimar qual é a probabilidade de inadimplência de um tomador que já possui um crédito ou produto com a instituição. São responsáveis por auxiliar na administração dos créditos já existentes, ou seja, clientes que já possuem alguma relação com a instituição (THOMAS, 2000).

Nos modelos de *Behaviour Scoring* utilizam-se informações de como o produto está sendo utilizado, como por exemplo os dias de atraso, o saldo da conta-corrente, entre outros. Por conta de utilizar informações de comportamento e informações mais atualizadas, os modelos de *Behaviour Scoring* tem uma capacidade até duas vezes maior de identificar quais são os maus pagadores do que no caso dos modelos de *Credit Scoring*, ou seja, sua precisão na probabilidade de pagamento da dívida é maior (SOUZA, 2010).

**Figura 3:** Funcionamento do Behaviour scoring



Fonte: Souza (2010).

Ainda, para o autor, os modelos de *Behaviour Scoring*, bem como os modelos *Credit Scoring*, fazem o uso de amostras passadas de comportamento dos clientes. Porém, no caso do *Behaviour Scoring*, fixa-se um ponto no tempo e a partir deste ponto é observado o comportamento do cliente para saber se ele é um bom pagador ou não, e antes deste ponto todas as informações de pagamento ficam disponíveis para análise. As informações utilizadas nos modelos são coletadas anteriormente a este ponto definido (exemplo mês N-1).

A diferença entre as duas categorias de modelos está no fato de que no *Behaviour Scoring* a instituição já tem conhecimento acerca do cliente, podendo então ter acesso às operações anteriores e avaliar de forma mais precisa o risco da nova operação solicitada, sendo

que no caso dos modelos de *Credit Scoring* o solicitante ainda não possui um histórico com a instituição, então ela não o conhece ainda (ARAÚJO e CARMONA, 2007).

Segundo Carmona e Amorin Neto (2004), enquanto os modelos de aprovação de crédito/*Credit Scoring* se preocupam apenas com a concessão e volume de crédito a novos clientes, os modelos de escoragem comportamental/*Behaviour Scoring* oferecem uma ferramenta para gerenciamento da carteira já existente de clientes, gerindo os limites de crédito, autorizando compras acima do limite nos casos dos cartões de crédito, realizando cobrança preventiva, entre outras estratégias.

Algumas variáveis são pré-selecionadas para auxiliar na classificação dos clientes, sendo então variáveis explicativas ou independentes que tem possibilidade de influenciar na adimplência dos clientes, como por exemplo, o estado civil do cliente, gênero, residência, idade, natureza da atividade econômica do negócio, número de dependentes, renda familiar, despesa familiar, receita e despesa bruta do negócio, empréstimos, percentual e endividamento, entre outros.

Ainda, existem métodos estatísticos que são utilizados na aplicação dos modelos de Credit Scoring, como a análise discriminante, regressão logística e, mais recentemente, modelos baseados em redes neurais (AMORIM NETO e CARMONA, 2004).

#### **5.4.2 Análise Discriminante**

A primeira técnica estatística utilizada na criação dos modelos de escoragem de crédito foi a da análise discriminante, sendo utilizada inicialmente quando David Duran, membro da National Bureau of Economic Research publicou, em 1941, publicou um estudo referente aos elementos de risco no financiamento a prazo do consumidor, no qual fez uso da análise discriminante para mensurar o risco de crédito. De acordo com Amorim Neto e Carmona (2004), para Cole e Mishler (1998), os modelos de *pontuação* de crédito passaram a ser considerados seriamente somente a partir de meados da década de 60.

A análise discriminante consiste em uma técnica estatística multivariada que é utilizada na resolução de problemas que envolvem uma separação de conjuntos distintos de objetos ou observações, e a alocação de novos objetos ou observações em conjuntos já definidos anteriormente (ARAÚJO e CARMONA, 2009).

Ainda, a análise discriminante busca resolver problemas que contenham não apenas variáveis numéricas, mas também variáveis que sejam de natureza qualitativa, como empresas “solventes” e “insolventes”, segundo Amorim e Carmona (2004).

Com relação à aplicação da análise discriminante para avaliação do risco de crédito, geralmente admite-se a existência de dois grupos distintos, sendo clientes adimplentes e inadimplentes ou, no caso de empresas, solventes e insolventes. Dessa forma, deseja-se encontrar uma função/combinção linear para discriminar melhor os grupos entre si, isto é, obter um conjunto único de coeficientes para cada uma das variáveis independentes, classificando cada elemento em um dos grupos que foram definidos previamente (ARAÚJO e CARMONA, 2009).

### 5.4.3 Regressão Logística

Na década de 80, a técnica da regressão logística começou a ser utilizada com mais frequência para realizar a análise de crédito, posteriormente dando espaço aos modelos baseados em redes neurais também. Desde então, a regressão logística se tornou um dos modelos mais utilizados na hora de se avaliar crédito no mercado (COELHO, AMORIM e CAMARGOS, 2021). Ainda, os autores ressaltam que a capacidade desse método analisar dados de natureza binomial fez com que ele se tornasse importante para modelos de credit scoring, nos quais a variável dependente é a ocorrência de inadimplência e as variáveis independentes são os fatores explicativos.

Amorim Neto e Carmona (2004) ressaltam que, segundo Bruni, Murray e Famá (1998): “A evolução das técnicas preditivas de insolvência possibilitou a utilização de modelos estatísticos mais sofisticados como a Análise Discriminante Múltipla (ADM) ou a Análise de Regressão Logística (*Logit*), presentes em boa parte dos modelos acadêmicos elaborados”.

A regressão logística começou a ser utilizada com mais frequência para analisar crédito a partir da década de 1980 (THOMAS, 2009). Desde então, se tornou um dos modelos mais utilizados na hora de se avaliar crédito no mercado. Por sua capacidade de analisar dados dicotômicos, de natureza binomial, a regressão logística se tornou importante para modelos de Credit Scoring, nos quais a variável dependente é a ocorrência de inadimplência e as variáveis independentes são seus fatores explicativos.

Para Araújo e Carmona (2007), a análise *Logit* é baseada em uma técnica estatística utilizada na separação de dois grupos – como por exemplo, grupo de clientes que podem ser

adimplentes e inadimplentes – com os objetivos de determinar a probabilidade de que uma observação pertença a um grupo de conjunto estabelecido, em função do comportamento das variáveis independentes, sendo geralmente utilizada para uma análise de dados com resposta binária ou dicotômica. Consiste em, através de um modelo, relacionar a variável resposta (variável dependente binária) com fatores capazes de influenciar ou não a probabilidade de ocorrência de determinado evento (variáveis independentes). As variáveis dependentes abrangem a situação de inadimplência ou inadimplência, enquanto as variáveis independentes representam os fatores que influenciam o inadimplemento, como dados pessoais, econômicos, financeiros (no caso de pessoas físicas) e índices financeiros e cenário político-econômico (no caso das empresas).

Com relação à aplicação da análise de regressão logística ao risco de crédito, é utilizada para avaliar a inadimplência de determinado grupo de clientes em situações que sejam relativas à concessão de crédito, assumindo que a probabilidade de inadimplência é distribuída logisticamente, com resultado binomial sendo 0 ou 1 (ARAÚJO, 2006).

O uso da regressão não linear logístico binário se dá conforme acima, ou seja, quando a variável resposta é qualitativa e expressa dois resultados possíveis, como a adimplência (é ou não é adimplente) e solvência das empresas (é ou não solvente).

A variável dependente (resposta) nos modelos de Credit Scoring é a qualidade de crédito (adimplência ou inadimplência, solvência ou insolvência). As variáveis independentes (explicativas) que podem influenciar a situação de adimplência dos clientes podem ser: estado civil, gênero, idade, local de residência, receita e despesa familiar bruta, resultado líquido familiar, receita e despesa bruta do negócio, resultado líquido do negócio, histórico com a instituição, número de parcelas do último empréstimo, valor do último empréstimo, percentual de endividamento, entre outros (ARAÚJO, 2006).

Amorim e Carmona (2004) ressaltam, sobretudo, que estudos comparativos entre os modelos que utilizam técnicas de Regressão Logística e os modelos de Análise Discriminante mostraram que a capacidade de previsão entre eles é similar. Sendo assim, não existe uma técnica estatística predominante.

### 5.4.5 Redes Neurais

Atualmente, as instituições e empresas que vendem soluções passaram a buscar em outros campos técnicas que sejam capazes de conseguir melhores desempenhos ou então suprir necessidades que a regressão logística não consiga, por exemplo no caso do reconhecimento de eventos raros, surgindo a técnica das Redes Neurais Artificiais, que tinham como ideia reproduzir o funcionamento do cérebro humano em um esforço de conseguir entender o mesmo, produzindo correlações nunca vistas antes (SOUZA, 2010). Ainda, o autor destaca:

“As redes artificiais são baseadas em como o cérebro humano é organizado pois ele é espetacularmente superior a computação digital. Atualmente os chips são capazes de calcular operações simples em nanossegundos enquanto o cérebro demora milissegundos, porém o cérebro é capaz de reconhecer padrões antigos por um ângulo nunca visto antes. A principal diferença não está na velocidade mas em como o processamento da informação é organizado. No cérebro o processamento é massivamente paralelo e um neurônio está conectado a muitos outros através das conexões sinápticas. Outra característica da atividade neurológica é a capacidade de adaptar e de se auto-organizar. A medida que se vai se adquirindo novas experiências o cérebro tem que se adaptar para poder assimilar novas perspectivas. Também é conhecido que dependendo da atividade apenas uma região do cérebro é ativada.”

Com isso, as redes neurais artificiais tinham como ideia inicial reproduzir o funcionamento do cérebro humano em um esforço de conseguir entender o mesmo. Teve como objetivo a reprodução de mecanismos artificiais capazes de funcionar da mesma maneira que o cérebro humano, aprendendo, tomando decisões, reconhecendo padrões armazenados anteriormente, produzindo correlações nunca vistas antes, entre outros, conforme Souza (2010). Representam modelos computacionais inspirados no modelo do sistema nervoso humano, buscando maior precisão para as decisões.

Sendo assim, enquanto o foco da preocupação dos modelos de aprovação de crédito é a concessão e o volume de crédito, os modelos de escoragem comportamental podem ser aplicados na gerência dos limites de crédito, na cobrança preventiva dos clientes e demais estratégias. Tendo em vista as abordagens dos modelos de *Credit Scoring*, de acordo com Caouette, Altman e Narayanan (1998), é possível evidenciar as principais vantagens de sua aplicação, como:

- a) **Consistência:** o fato de serem modelos elaborados, de utilizarem a experiência de cada instituição e servirem para administrar de forma objetiva o crédito dos clientes existentes e dos novos clientes traz consistência ao modelo;
- b) **Facilidade:** são modelos de aplicabilidade mais simples e fácil de ser interpretada. As metodologias normalmente utilizadas para construir tais modelos e avaliá-los são mais comuns e bem entendidas no geral;
- c) **Informação de crédito tem uma melhor organização:** a organização das informações e sistematização contribuem para a evolução do processo de concessão de crédito aos clientes;
- d) **Redução de metodologia subjetiva:** utilizar o método quantitativo com regras bem definidas colabora para a redução do subjetivismo nos processos de avaliações de risco de crédito;
- e) **Maior eficiência do processo:** os modelos de Credit Scoring direcionam os esforços dos analistas, o que gera uma redução de tempo e reflete em uma maior eficiência ao processo de avaliação e concessão.

Além das vantagens, os autores elencam as principais desvantagens como:

- a) **Custo de desenvolvimento:** o desenvolvimento de um sistema de Credit Scoring envolve custos não só com o sistema mas também com o suporte para sua construção, seja com profissionais capacitados, coleta de informações, equipamentos, entre outros;
- b) **Excesso de confiança nos modelos:** as estatísticas podem superestimar a eficácia dos modelos, o que faz com que os usuários confiem de tal forma que não criticam seus resultados e os assumem fielmente como corretos;
- c) **Falta de dados oportunos:** pode ser que o sistema apresente problemas na utilização caso hajam dados que não sejam informados, gerando resultado diferentes dos esperados. Além disso, é necessário analisar a qualidade e fidedignidade das informações disponíveis;

- d) **Interpretação equivocada dos escores:** caso os escores sejam interpretados equivocadamente em decorrência da falta de treinamento e aprendizagem dos funcionários, poderá acarretar em problemas sérios às instituições.

Portanto, pode-se verificar que os modelos de Credit Scoring podem trazer muitos benefícios para a instituição desde que desenvolvidos e utilizados adequadamente. Porém, tais modelos também possuem suas limitações que precisam ser bem observadas durante a implementação do modelo.

Thomas (2000) afirma que originalmente a metodologia adotada na construção desses modelos era julgamental e que, nos modelos julgamentais, as variáveis que compõem os escores e seus pesos são determinadas pelos gestores de crédito da instituição, seguindo critérios subjetivos. Ainda que algumas instituições utilizem os modelos julgamentais, nos dias atuais a maior parte desses modelos é construída com técnicas de análise estatística multivariada, como análise discriminante e regressão logística, também as redes neurais, que são modelos de inteligência artificial.

### **5.5 Modelos de classificação do Risco de Crédito**

O processo de avaliação do risco de crédito nas instituições financeiras vem passando por revisão, e os modelos tradicionais de decisão baseados nos critérios julgamentais vem perdendo espaço nas atividades de crédito dos bancos, que estão buscando cada vez mais instrumentos mais eficazes para realizar a mensuração do risco dos tomadores e carteiras (BRITO; ASSAF, 2008).

Tendo em vista o contexto apresentado, observa-se, de acordo com Brito e Assaf Neto (2008), que há uma ênfase maior das instituições em modelos quantitativos como suporte para as decisões de concessão de crédito aos tomadores e para a gestão das carteiras.

Brito e Assaf Neto (2008) salientam que os modelos do risco de crédito contém ferramentas e aplicações cujo objetivo principal é mensurar o risco de tomadores e transações individuais ou então de uma carteira de crédito como um todo. Os autores destacam que, para Andrade (2003), os modelos de risco de crédito podem ser classificados em três grupos. São eles:

- **Modelos de classificação de risco:** procuram avaliar o risco de um tomador ou operação, por meio da atribuição de uma medida que representa a expectativa de risco de *default*, normalmente expressada na forma de *rating* (classificação de risco) ou *escore*

(pontuação). Tais modelos são utilizados pelas instituições financeiras em seus processos de concessão de crédito.

- **Modelos estocásticos de risco de crédito:** são aqueles cujo objetivo é avaliar o comportamento estocástico do risco de crédito, sendo uma variável que ao longo do tempo se comporta de maneira aleatória, representada através da probabilidade da evolução através do tempo. São modelos utilizados pelas instituições financeiras principalmente para precificar os títulos e os derivativos do crédito.

- **Modelos de risco de portfólio:** buscam estimar a distribuição estatística das perdas ou do valor de uma carteira de crédito. A partir dessa distribuição medidas que quantificam o risco do portfólio são extraídas. Esses modelos são ferramentas importantes no processo de gestão de riscos das empresas, pois permitem uma avaliação de forma agregada do risco de crédito, considerando os efeitos da diversificação que são produzidos pelas correlações entre os ativos da carteira. São utilizados também para cálculo do capital econômico que deve ser alocado pela instituição.

## 5.6 CreditRisk+ para gestão de risco de crédito

A quebra das instituições financeiras está interligada à ocorrência de inadimplência por parte dos credores perante os financiamentos realizados. Portanto, o assunto tem sido cada vez mais discutido pelas instituições financeiras, e, conseqüentemente, tem gerado diversos estudos a respeito de modelos que possam prever tais riscos antes das operações serem realizadas.

O CreditRisk+ foi um modelo criado pelos bancos, elaborado pelo CreditSuisse no ano de 1997, com o objetivo de realizar uma avaliação prévia do risco de crédito, sendo uma ferramenta capaz de mensurar o risco do portfólio como um todo. Apresenta como vantagem ser relativamente de fácil implementação nos bancos, pois é uma alternativa que não necessita de grande quantidade de informações para ser aplicada (MILEO; KIMURA; KAYO, 2013).

Com base no referencial teórico buscado por Mileo, Kimura e Kayo (2013), no setor bancário, o número de inadimplências e falências foi um problema desde 1984:

“Babbel (1989) mencionava o problema do aumento do número de falências bancárias desde 1984. Com o intuito de promover maior segurança ao sistema financeiro internacional, o Comitê de Supervisão Bancária da Basileia publicou, em 1992, o Acordo de Capital da Basileia I, conhecido também como Basileia I,

que definiu diferentes graus de riscos para diferentes categorias de ativos (MOHANTY, 2008).”

Para a modelagem das carteiras de crédito, o CreditRisk+ é um dos modelos reduzidos mais disseminados, considerado único entre todos os demais disponíveis para a gestão do portfólio de crédito, tendo em vista que utiliza técnicas de matemática atuarial para estimar a distribuição das perdas que ocorrem no portfólio (MILEO; KIMURA; KAYO, 2013)

Além disso, o modelo é analisado como de fácil implementação prática, pois exige um baixo número de premissas, sua implementação é transparente, com conceitos utilizados em larga escala pelas seguradoras e há uma estimativa consideravelmente simples da distribuição das perdas por meio do uso de um procedimento iterativo.

### **5.7 Mensuração do Risco de Crédito**

Dentre as principais funções do gerenciamento de risco de crédito, destacam-se a identificação, a mensuração, o controle e mitigação dos riscos associados a cada instituição, assim como o acompanhamento dos riscos associados às demais empresas. A mensuração do risco de crédito é uma etapa crucial, ao passo que gera informações a partir dos dados de cada cliente.

Atualmente, com a evolução tecnológica, é possível através de sistemas, rotinas e procedimentos identificar, mensurar, controlar e mitigar a exposição ao risco de crédito, seja em uma visão individual das operações quanto em um nível agregado, quando estas apresentam características semelhantes entre si. É necessário também que haja um acompanhamento desses sistemas para garantir a qualidade dos resultados (LANZARIN, 2009).

Por conta da necessidade da alimentação das bases para mensuração e previsão, existe uma exigência da identificação do tomador de crédito, pois ele é a base do risco da operação. Com a coleta das informações é possível realizar um controle e mitigar os riscos envolvidos.

A devida mensuração, previsão e gestão do risco de crédito tem se mostrado cada vez mais relevante e indispensável para a operação das instituições. Nos dias atuais fica evidente que a má avaliação, quantificação e gestão do risco de crédito compromete as instituições e organizações, e, em casos mais graves, chega a quebrá-las.

Ademais, a falta de automação na mensuração e gestão do risco de crédito afeta diretamente na qualidade desses processos, dado que diminui a eficiência operacional, leva a

um aumento dos custos e ainda torna os erros mais frequentes. Pensando nisso, as possíveis soluções para evitar essas situações são: i. Investir em softwares de gestão; ii. Contar com sistemas autônomos que realizam a avaliação de crédito e, iii. Apostar em soluções que sejam inovadoras, como Business Intelligence (DEPS, 2019).

## 6. RESULTADOS E DISCUSSÃO

O método de estimação de parâmetros utilizados pela técnica da regressão logística pode ser apresentado através de um estudo de probabilidade simples aplicado a um modelo de regressão, ao contrário de ser apresentado apenas por um modelo de probabilidade.

A partir da revisão bibliográfica do tema proposto, aplicado hipoteticamente por Souza (2010), a pesquisa baseou-se em um conjunto de dados secundários para aplicação e entendimento acerca do risco de crédito. Sendo assim, utilizou-se um estudo de caso que considerou duas amostras hipotéticas de 2.000 indivíduos, sendo uma com 1.000 pessoas do gênero masculino e outra de 1.000 pessoas do gênero feminino. No caso do gênero masculino, 200 indivíduos não honraram seus compromissos e, no caso do gênero feminino, 100 indivíduos não honraram suas obrigações. No estudo em questão foi considerada a variável explicativa  $x$  (gênero) e a variável resposta  $y$  (situação das obrigações financeiras).

A ideia do estudo é apresentar a estimativa dos parâmetros no conjunto de clientes definido acima, que com as características  $x$  (sexo), tem as possibilidades Masculino (M) ou Feminino (F), e um conjunto  $y$  (resposta), que por sua vez, pode ser um cliente que honrou com seus compromissos (0) ou um cliente que não honrou seus compromissos assumidos (1).

No âmbito de aplicação ao risco de crédito para o modelo em estudo, a técnica de regressão logística é utilizada para a avaliação da inadimplência de determinado grupo de clientes em situações relativas à concessão de crédito, assumindo que a probabilidade de inadimplência é binomialmente distribuída, trazendo o resultado binomial 0 ou 1 (ARAÚJO e CARMONA, 2007).

O método de Máxima Verossimilhança fornece o fundamento para aproximação com o modelo de regressão logística. Em um sentido mais geral, de acordo com Souza (2010), o método de máxima verossimilhança produz valores para os parâmetros desconhecidos que maximizam a probabilidade de obtenção dos conjuntos de dados observados, sendo assim, a partir da observação dos dados podemos encontrar os parâmetros desconhecidos.

**Quadro 1.** Exemplo Máxima Verossimilhança para amostra Masculina

<b>Exemplo Máxima Verossimilhança Masculino</b>			
<b>Observação</b>	<b>Sexo (x)</b>	<b>Situação</b>	<b>Resposta (y)</b>
1	M	Adimplente	0
2	M	Adimplente	0
3	M	Adimplente	0
4	M	Adimplente	0
5	M	Inadimplente	1
6	M	Adimplente	0
7	M	Adimplente	0
8	M	Inadimplente	1
⋮	⋮	⋮	⋮
998	M	Inadimplente	1
999	M	Adimplente	0
1.000	M	Inadimplente	1
<b>Total Amostra</b>			<b>1.000</b>

**Quadro 2.** Exemplo Máxima Verossimilhança para amostra Feminina

<b>Exemplo Máxima Verossimilhança Feminino</b>			
<b>Observação</b>	<b>Sexo (x)</b>	<b>Situação</b>	<b>Resposta (y)</b>
1	F	Adimplente	0
2	F	Adimplente	0
3	F	Inadimplente	1
4	F	Adimplente	0
5	F	Adimplente	0
6	F	Adimplente	0
7	F	Inadimplente	1
8	F	Adimplente	0
⋮	F	⋮	⋮
998	F	Adimplente	0
999	F	Inadimplente	1
1.000	F	Adimplente	0
<b>Total amostra</b>			<b>1.000</b>

Em uma análise inicial, pode-se observar que a taxa de inadimplência dos homens é 20% e das mulheres 10%. Porém, é preciso entender que estes dados contemplam apenas a amostra de uma população, e não a população como um todo, e por decorrência disso se faz necessário o cálculo da probabilidade de cada um dos clientes se encaixarem na amostra, bem como a relação estimada.

O estudo de caso proposto é justamente apresentar a estimativa dos parâmetros de um conjunto de clientes cuja característica considerada é o sexo (X), podendo ser Feminino (0) e Masculino (1), e um conjunto de resposta (Y) que refletem se o cliente é adimplente (0) ou

inadimplente (1). Para calcular o modelo fez-se necessário a escolha de qual característica X seria modelada como referência, pois como as informações de masculino e feminino são complementares, se inseríssemos as duas informações elas seriam colineares com o intercepto do modelo. Sendo assim, o estudo de caso foi aplicado com a característica “feminino” e o resultado foi dado com relação a ela.

Para análise e inferência do risco de crédito envolvido na operação, utilizou-se a técnica Credit Score, abrangendo a Regressão Logística, a distribuição de Bernoulli e o método da Máxima Verossimilhança.

A fórmula específica do modelo de Regressão Logística é dada como:

$$\pi(x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}}$$

onde,  $\beta_i$  são os parâmetros e x são as variáveis explicativas.

No exemplo em estudo  $X_i$  pode assumir apenas 2 valores (sendo 0 ou 1) e  $Y_i$  também, assim temos apenas quatro equações para verossimilhança:

$$\text{Feminino bom cliente: } a = 1 - \frac{e^{\beta_0}}{1 + e^{\beta_0}}$$

$$\text{Feminino mau cliente: } b = \frac{e^{\beta_0}}{1 + e^{\beta_0}}$$

$$\text{Masculino bom cliente: } c = 1 - \frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}}$$

$$\text{Masculino mau cliente: } d = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}}$$

Tendo em vista as equações, identificamos a equação de máxima verossimilhança, utilizando o logaritmo:

$$\ln(L) = \ln\left(\left(1 - \frac{e^{\beta_0}}{1 + e^{\beta_0}}\right)^{90} \cdot (e^{\beta_0})^{10} \cdot \left(1 - \frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1}}\right)^{80} \cdot (e^{\beta_0 + \beta_1})^{20} \cdot (1 + e^{\beta_0})^{-10} \cdot (1 + e^{\beta_0 + \beta_1})^{-20}\right)$$

A previsão do modelo de Risco de Crédito do caso estudado foi feita através da relação linear entre a média da variável resposta y e a variável explicativa x, isto é:

$$\mu = E(y) = \beta_0 + \beta_1 x$$

em que  $\beta_0$  é o intercepto e  $\beta_1$  é a taxa de inadimplência referente à característica escolhida, que no caso foi a variável gênero feminino.

Como na amostra temos observações independentes, então a função de verossimilhança dos parâmetros  $\beta_0$  e  $\beta_1$  é:

$$L(y|\beta_0, \beta_1) = \frac{e^{30\beta_0 + 20\beta_1}}{(1+e^{\beta_0})^{100} (1+e^{\beta_0+\beta_1})^{100}}$$

Calculando-se as derivadas parciais de  $\ln(L(y|\beta_0, \beta_1))$  e igualando a zero, obtemos:

$$\beta_0 = -2.197 \text{ e } \beta_1 = 0.8109$$

Dessa forma, o modelo fictício da amostra em estudo indicou que as mulheres são 81,09% melhores pagadoras que os homens. Estes, por sua vez, são  $1/0.8109 - 1 = 23.32\%$  mais arriscados que as mulheres. A partir da análise, nota-se a importância do uso dos modelos de previsão do risco de crédito atualmente, tendo em vista que ao passo que as empresas adotam medidas para minimizar seus riscos, a probabilidade de inadimplência do tomador de crédito passa a ser de conhecimento prévio da organização. Outro ponto de destaque é que, recentemente, já é prática de algumas instituições a flexibilização de crédito para atingir uma carteira maior de clientes, fato esse que pode impactar na inadimplência futuramente, se fazendo interessante a implementação de softwares tecnológicos que sejam capazes de mostrar um equilíbrio entre a rigidez e a flexibilidade no momento da análise para concessão de crédito.

No exemplo fictício do estudo de caso o homem foi identificado com uma maior probabilidade de inadimplência, o que não pode ser generalizado para todos os casos, tendo em vista que depende de cada análise particular, de acordo com as premissas definidas anteriormente.

De acordo com uma pesquisa realizada pela Serasa Experian, no Brasil, em agosto de 2019, o número de brasileiros inadimplentes chegou a 63,4 milhões, o que reflete cerca de 40,6% da população adulta do país. Na divisão de gênero, os homens apareceram como os mais inadimplentes (50,8%), cujas dívidas estão relacionadas em sua maior parte com relação ao segmento bancário e de cartão de crédito. Já no caso das mulheres, na amostra aparecem com mais dívidas em contas de luz, água e gás, revelando que 49,2% das mulheres possuem essas dívidas (REDAÇÃO FOLHA VITÓRIA, 2019).

Ainda, para o mês de maio de 2021, o Serasa divulgou um mapa de inadimplência que apontava cerca de 62,56 milhões de brasileiros inadimplentes, o que não apresenta grande discrepância se comparado ao número apresentado em 2019, considerando o cenário instável decorrente da pandemia do coronavírus que trouxe grandes impactos econômicos e financeiros desde o início de 2020. O maior volume das dívidas identificado está na categoria dos cartões e bancos, seguidos de dívidas com contas como luz, água e gás. As compras no varejo, por sua vez, representam 13% das dívidas dos brasileiros (AGÊNCIA BRASIL, 2021).

Conforme identificado ao longo do trabalho, os motivos que levam um cliente à inadimplência podem ser vários, o que leva as empresas à realizarem estudos acerca dos riscos envolvidos antes da concessão de crédito. Enquanto o risco permite mensurar as possíveis perdas, no caso da incerteza se desconhece a dimensão dos problemas envolvidos, dificultando a mensuração de perdas.

O cenário de incerteza pode ser observado no caso da pandemia do COVID-19 que atingiu o mundo todo no ano de 2020 e provocou mudanças significativas no cotidiano da vida da população e na economia dos países. Diante desse cenário, os economistas encontraram dificuldades em prever de forma exata quais serão as perdas, pois houve muita incerteza presente em todos os parâmetros passíveis de análise. Já no caso de uma solicitação de empréstimo realizada por um cliente, é possível realizar uma análise de perfil e das condições através de mensuração para que o empréstimo seja ou não viabilizado ao tomador, envolvendo, conseqüentemente, um risco.

## 7. CONCLUSÃO

Observou-se durante o estudo a vasta aplicação de modelos de previsão de risco de crédito nas empresas. O estudo teórico a respeito dos fundamentos da pesquisa quantitativa na análise de risco de crédito e dos modelos de previsão desse risco, finalizados com uma resolução analítica trouxe um melhor entendimento acerca do tema. Sendo assim, entende-se que os modelos mais utilizados atualmente são os modelos de aprovação de crédito e de escoragem comportamental. Os modelos de *Scoring* são considerados quantitativos e trazem a segregação de características que possam distinguir os bons dos maus clientes. O uso desses modelos contribuem para a amenização de problemas enfrentados pelas organizações, como os altos custos operacionais e altas taxas de inadimplência, que exercem impacto negativo em sua sustentabilidade financeira.

No caso apresentado, um dos grupos se apresentou mais favorável que outro na decisão da concessão de crédito, o que também evidencia que cada organização tem sua particularidade na escolha das variáveis para aplicação do método. Os resultados nos mostram que a adoção de métodos para previsão do risco que um cliente pode vir a trazer para a organização vem sendo cada vez mais explorado e aprimorado pelos pesquisadores e pelas empresas e, além de tudo, elimina a subjetividade da análise, criando, assim, um procedimento padronizado para as decisões, que também pode ser complementado com informações extras que não estejam inseridas no modelo matemático para incremento da análise.

Portanto, a evolução da pesquisa evidenciou a necessidade da realização de uma boa análise dos clientes antes da aprovação do crédito. A modelagem pode ser utilizada na análise/aprovação do crédito, minimizando as perdas financeiras. Além disso, é possível agregar os modelos com a aplicação de outras técnicas, tais como análise discriminante, redes neurais, entre outras, para que seja possível realizar comparações entre os modelos e aplicar os ajustes mais propícios para as organizações.

## 8. REFERÊNCIAS

- AGÊNCIA BRASIL; **Mapa da Inadimplência aponta mais de 62 milhões de endividados.** Disponível em: <https://agenciabrasil.etc.com.br/economia/noticia/2021-07/mapa-da-inadimplencia-aponta-mais-de-62-milhoes-de-endividados>. Acesso em: 05 jul. 2021.
- ALVES, C. M.; CAMARGOS, M. A.; **Fatores Condicionantes da Inadimplência em Operações de Microcrédito**, 2014. Revista Base (Administração e Contabilidade) da UNISINOS. Disponível em: <https://www.redalyc.org/pdf/3372/337230057006.pdf>
- AMORIM NETO, A. A; CARMONA, C. U. M. **Modelagem do Risco de Crédito: Um Estudo do Segmento de Pessoas Físicas em um Banco de Varejo**, 2004. Disponível em: <<https://www.seer.ufrgs.br/read/article/view/41887>>. Acesso em: 03 jul. 2019.
- AMORIM, G. **Concessão de Crédito e Receita Financeira: Uma Ferramenta de Análise Econômico-Gerencial**, 2019. Disponível em: <<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7002030>>. Acesso em: 27 jul. 2019.
- ANTON, H., **Cálculo, um novo horizonte**. Vol 1 e 2, 8ª ed. Artmed, 2007.
- ANTON, H., **Álgebra Linear com Aplicações**, Bookman, 8ª ed., 2004.
- ARAÚJO, E. A; CARMONA, C. U. M. **Construção de Modelos Credit Scoring com Análise Discriminante e Regressão Logística para a Gestão do Risco de Inadimplência de uma Instituição de Microcrédito**, 2009. Disponível em: <<https://www.seer.ufrgs.br/read/article/view/39180>>. Acesso em: 25 ago. 2020.
- ARAÚJO, E. A; CARMONA, C. U. M. **Desenvolvimento de Modelos Credit Scoring com Abordagem de Regressão Logística para a Gestão da Inadimplência de uma Instituição de Microcrédito**, 2007. Disponível em: <<https://www.redalyc.org/pdf/1970/197014735006.pdf>>. Acesso em: 22 fev. 2020.
- ASSAF NETO, A. **Mercado Financeiro**. 13. ed. São Paulo, 2015.
- ASSAF NETO, A.; BRITO, G. A. S.; **Modelo de Classificação de Risco de Crédito de Empresas**, 2008. Disponível em: <http://www.redalyc.org/html/2571/257119525003/>. Acesso em: Fevereiro 2019.
- BRITO, G. A. S.; NETO, A. A.; CORRAR, L. J.; **Sistema de classificação de risco de crédito: uma aplicação a companhias abertas no Brasil**, 2009. Disponível em: <https://www.revistas.usp.br/rcf/article/view/34299/37031>. Acesso em: Fevereiro 2019
- BANCO CAIXA GERAL BRASIL; **Risco de Crédito**, 2020. Disponível em: <https://www.bcgbrasil.com.br/Divulgacao-informacoes/Gestao-Risco/Paginas/Risco-de-Credito.aspx>
- BLUE, S. L. **Análise de Risco de Crédito: Fatores que dificultam o processo para os bancos no sistema financeiro tradicional brasileiro**. Disponível em: <<https://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/bitstream/handle/10438/5596/1200500177.pdf>> Acesso em 23 fev. 2020.

CARMONA, C. U; AMORIN NETO, A. **Modelagem do Risco de Crédito: Um Estudo do Segmento de Pessoas Físicas em um Banco de Varejo**. Revista Eletrônica de Administração da UFRGS - REAd. 40<sup>a</sup> Edição, Porto Alegre, Vol. 10, Jul/ago, 2004. Disponível em <<http://www.read.adm.ufrgs.br>> Acesso em 25 nov. 2004.

CAOQUETTE, J. ALTMAN, E; NARAYANAM, P. **Gestão do Risco de Crédito: o Próximo Grande Desafio Financeiro**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.

CHAIA, A. J. **Modelos de gestão de risco de crédito e sua aplicabilidade ao mercado brasileiro**, 2003. Disponível em: <[http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/12/12139/tde-21012004-224716/publico/Modelos\\_de\\_Credito.pdf](http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/12/12139/tde-21012004-224716/publico/Modelos_de_Credito.pdf)> Acesso em: 15 mar. 2019

CIRIO, D. D. M. **Os C's Do Crédito: Aplicação em Pequenas Empresas**. Disponível em <[https://biblioteca.unilasalle.edu.br/docs\\_online/tcc/pos\\_graduacao/mba\\_gestao\\_financeira\\_e\\_controladoria/2018/ddmcirio.pdf](https://biblioteca.unilasalle.edu.br/docs_online/tcc/pos_graduacao/mba_gestao_financeira_e_controladoria/2018/ddmcirio.pdf)> Acesso em 18 fev. 2020.

COELHO, F. F.; AMORIM, D. P. L.; CAMARGO, M. A. **Analisando Métodos De Machine Learning E Avaliação Do Risco De Crédito**, 2021.

DEPS. **O que é gestão de risco de crédito**. Disponível em: <<https://deps.com.br/o-que-e-gestao-de-risco-de-credito/>>. Acesso em: 10 mar. 2020.

FERREIRA, D. F.; **Estatística Multivariada**, UFLA, 2<sup>a</sup> ed., 675p, 2011.

GONÇALVES, E. B; GOVÊA, M. A; MANTOVANI, D. M. N. **Análise de risco de crédito com o uso de regressão logística**, 2013. Disponível em: <https://periodicos.ufsc.br/index.php/contabilidade/article/view/19514>>. Acesso em: 03 fev. 2020.

GONÇALVES, R. M. L. et al. **LIVRE ADMISSÃO E RISCO DE CRÉDITO EM UMA COOPERATIVA DO ALTO PARANAÍBA**, 2014. Disponível em: <<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5160899>>. Acesso em: 18 set. 2019.

HAIR, J.F.; **Análise Multivariada de Dados**, Bookman, 5a ed., 2005.

KIMURA, H.; **Ferramentas de Análise de Riscos em Estratégias Empresariais**, 2002. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/raeel/v1n2/v1n2a18>. Acesso em: Fevereiro 2019,

LANZARIN, A. M. **A importância da classificação de risco de crédito do associado no sistema SICREDI**, 2009. Disponível em: <<https://www.lume.ufrgs.br/handle/10183/26251>>. Acesso em: 22 mar. 2021.

LEWIS, E. **An Introduction to Credit scoring**. Fair Isaac: San Rafael, California. 1992.

LOMBARDI, M. F. S; BRITO, E. P. Z. **Incerteza Subjetiva no Processo de Decisão Estratégica: uma Proposta de Mensuração**, 2010. Disponível em: <<https://www.redalyc.org/pdf/840/84015139002.pdf>>. Acesso em: 13 ago. 2020.

MILEO, R.; KIMURA, H.; KAYO, E.K.; **Análise do Modelo CreditRisk+ em uma amostra de portfólio de crédito**, 2013. Disponível em:

[http://repositorio.unb.br/bitstream/10482/17938/1/ARTIGO\\_AnaliseModeloCreditRisk.pdf](http://repositorio.unb.br/bitstream/10482/17938/1/ARTIGO_AnaliseModeloCreditRisk.pdf). Acesso em: Fev., 2019

ONUSIC, L. M; CASA NOVA, S. P. C; ALMEIDA, F. C. **Modelos de previsão de insolvência utilizando a análise por envoltória de dados: aplicação a empresas brasileiras**, 2007. Disponível em: <[https://www.scielo.br/scielo.php?pid=S1415-65552007000600005&script=sci\\_arttext&tlng=pt](https://www.scielo.br/scielo.php?pid=S1415-65552007000600005&script=sci_arttext&tlng=pt)>. Acesso em: 09 jan. 2020.

PEREIRA, G. H. A. **Modelos de Risco de Crédito de Clientes: Uma Aplicação a Dados Reais**, 2004. Disponível em: <<https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/45/45133/tde-28122004-224257/en.php>>. Acesso em: 13 set. 2020.

PEREIRA, P. M. P. **Análise de Risco de Crédito usando algoritmos de Machine Learning**. Disponível em: <<https://repositorio.ul.pt/handle/10451/48083>>. Acesso em 16 set. 2021

REBOUÇAS, L. S; ROCHA, E. M; COSTA, W. P. L. B. **Fatores Influenciadores da Inadimplência e seus Impactos: um estudo nas Instituições Financeiras**, 2017. Disponível em: <<https://www.facet.br/gc/artigos/resumo.php?artigo=118>>. Acesso em: 18 out. 2020.

REDAÇÃO FOLHA VITÓRIA. **Inadimplência: mulheres possuem mais dívidas em contas domésticas, aponta Serasa**. Disponível em: <https://www.folhavoria.com.br/economia/noticia/10/2019/inadimplencia-mulheres-possuem-mais-dividas-em-contas-domesticas-aponta-serasa>. Acesso em: 23 jul. 2020

SAATY T.L. **Decision-making with the AHP: Why is the principal eigenvector necessary?** *European Journal of Operational Research*, vol. 145, 2003, pp.85-91.

SAMEJIMA, K.; DOYA, K; KAWATO, M. **Inter-module credit assignment in modular reinforcement learning**, 2003. Disponível em: <[https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0893608002002356?casa\\_token=gI2B2kdqi7wAAAAA:wy1zY89W7LH37pt1qGBw08VHLbSiFPTfuuGLh6F85-Ful52yjdzei2plluQwGK6KNBfIK4Mz](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0893608002002356?casa_token=gI2B2kdqi7wAAAAA:wy1zY89W7LH37pt1qGBw08VHLbSiFPTfuuGLh6F85-Ful52yjdzei2plluQwGK6KNBfIK4Mz)>. Acesso em: 26 set. 2019.

SELAU, L. P.; RIBEIRO, J. L. (jul-set de 2009). **Uma sistemática para construção e escolha de modelos de previsão de risco de crédito**. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/gp/v16n3/v16n3a07>. Acesso em: Fevereiro 2019.

SERASA EXPERIAN. **Qual é o papel da análise de crédito na tomada de decisão?**. Disponível em: <<https://www.serasaexperian.com.br/blog/qual-e-o-papel-da-analise-de-credito-na-tomada-de-decisao>>. Acesso em: 10 mar. 2020.

SOARES, M. M; SOBRINHO, A. D. M. **Microfinanças: O Papel do Banco Central do Brasil e a Importância do Cooperativismo de Crédito**, 2008. Disponível em: <[https://www.bcb.gov.br/htms/public/microcredito/livro\\_microfinan%E7as\\_internet.pdf](https://www.bcb.gov.br/htms/public/microcredito/livro_microfinan%E7as_internet.pdf)>. Acesso em: 11 mar. 2020.

SOUSA, Almir F., CHAIA, Alexandre J. **Política de crédito: uma análise qualitativa dos processos das empresas**. *Caderno de Pesquisas em Administração*, v.07, nº 03, pp 13-25. São Paulo: Julho/2000.

SOUZA, C. R. **Modelos Para Previsão do Risco de Crédito**, 2010. Disponível em: <<http://repositorio.unicamp.br/handle/REPOSIP/259123>>. Acesso em: 13 jan. 2020.

THOMAS, L. C. A. **Survey of Credit and Behavioral Scoring: Forecasting Financial Risk of Lending to Consumers**, *International Journal of Forecasting, Edinburgh - U.K.*, v. 16, p.149-172, 2000.

TRINDADE, L. L.; RIGHI, M. B.; VIEIRA, K. M. **De onde vem o endividamento feminino? Construção e Validação de um Modelo PLS-PM**, 2012. Disponível em: <<https://seer.ufrgs.br/read/article/view/35451/22988>>. Acesso em: 14 jun. 2020.

YAMAMOTO, W. A. A.; OLIVEIRA, E. A. A. Q.; SANTOS, V. S. **O gerenciamento de risco de crédito em um banco de varejo: um estudo do segmento pessoas físicas**, 2003.