

**UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS – UNISINOS
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CONTÁBEIS
NÍVEL MESTRADO**

KARINA GUIMARÃES PACHECO FORTES

**MODELO DE ESCORAGEM DE CRÉDITO NAS OPERAÇÕES A PARTICIPANTES
DE UMA EFPC**

PORTO ALEGRE

2021

KARINA GUIMARÃES PACHECO FORTES

**MODELO DE ESCORAGEM DE CRÉDITO NAS OPERAÇÕES A PARTICIPANTES
DE UMA EFPC**

Projeto de Pesquisa ou Qualificação apresentado como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis, pelo Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Universidade do Vale do Rio dos Sinos - UNISINOS

Orientador: Prof. Dr. João Zani

Coorientador: Prof. Dr. André Luis Korzenowski

PORTO ALEGRE – RS

2020

F738m Fortes, Karina Guimarães Pacheco

Modelo de escoragem de crédito nas operações a participantes de uma EFPC / por Karina Guimarães Pacheco Fortes. – 2021.
83 f. : il., 30 cm.

Dissertação (mestrado) — Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis, 2021.

Orientação: Prof. Dr. João Zani ; Coorientação: Prof. Dr. André Luis Korzenowski.

1. Risco de crédito. 2. Modelos de Credit Scoring.
3. Regressão logística. 4. Operações a participantes. 5. Entidade fechada de previdência complementar. I. Título.

CDU 657

Dedico este trabalho ao meu marido Cristiano Godoy Fortes por ter me acompanhado nessa jornada com todo apoio, incentivo e amor incondicional

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus primeiramente, pela grande oportunidade de cursar o mestrado e pelas bênçãos que me concedeu que me permitiram chegar até aqui. Obter o título de Mestre em Ciências Contábeis pelo Programa de Pós Graduação em Ciências Contábeis é, sem dúvidas, uma prerrogativa de muito valor no meio acadêmico e eu corroboro com minha experiência pois foi incrível tudo o que eu vivi nesses 4 anos. Iniciei como aluna não regular e tive a certeza que entrar no PPG estaria fazendo um dos melhores investimentos da minha vida. Dessa forma, para percorrer essa trajetória muitas pessoas foram essenciais, para quais eu dedico minha gratidão.

Agradeço ao meu orientador, Prof. Dr. João Zani e meu Coorientador Prof. Dr. André Luis Korzenowsk, por todo o tempo dedicado a sanar minhas dúvidas e contribuir na elaboração da minha pesquisa. Agradeço ao Coordenador do Programa Prof. Dr Cristiano Costa por acreditar e me apoiar a permanecer no Programa mesmo diante de um momento tão adverso em minha vida, minha gratidão. À Prof. Emanuelle Smaniotto sempre solícita e paciente obrigada pelos ensinamentos transmitidos.

Agradeço a todos os professores do PPG que sempre estão dispostos a ajudar, contribuir e ensinar. Sou grata pelas aulas, conversas, conselhos e incentivos que me inspiraram e inspiram todos os dias. Aos colaboradores da Unisinos agradeço por toda atenção e empenho nas funções exercidas, em especial a Carolina Mentz.

Aos meus colegas de mestrado Fernanda, Silvana, Maria Cecília, Leonardo Oberherr, Leonardo Baltazar, Fátima, Claudine e Ricarte. Jamais vou esquecer de vocês e de quanto foram especiais na minha caminhada. Desejo a todos muito sucesso em suas carreiras.

Agradeço a toda a minha família. Ao meu esposo Cristiano Godoy Fortes, por toda a compreensão, paciência, atenção e amor por estar sempre ao lado me incentivando. Por ser meu apoio, meu exemplo de coragem e determinação obrigada por acreditar em mim mesmo quando eu não acreditava e por me dizer que sempre tudo iria ficar bem mesmo em momentos tão difíceis, te amo.

À minha mãe Antônia Maria Guimarães Pacheco que sempre me encorajou, incentivou e educou com todo amor, dona do maior coração do mundo. Também agradeço por todas as barreiras rompidas e, principalmente por todo conhecimento adquirido.

*“O que sabemos é uma gota;
o que ignoramos é um oceano.”*

Isaac Newton

RESUMO

O crédito desempenha importante papel econômico e social, ao possibilitar que empresas aumentem o seu nível de atividade pelo investimento recebido através do crédito. Esse mecanismo econômico traz benefícios para quem empresta, já que o retorno da taxa de juros, embutida na operação, é superior à de muitos investimentos. O crédito concedido aos participantes das Entidades Fechadas de Previdência Complementar (EFPC) é um investimento rentável e estável em diferentes ciclos econômicos, desde que controlados os níveis de inadimplência. Diante desse contexto o objetivo do presente estudo é propor um modelo de escoragem de crédito, para mitigar o risco de crédito nas operações a participantes no portfólio de investimentos de uma EFPC. Utilizando a técnica estatística de regressão logística para estimar a probabilidade de risco de crédito, o modelo foi desenvolvido com base em uma amostra de participantes que possuem contratos de empréstimo ativo junto a EFPC. As variáveis explicativas do modelo foram obtidas através da ficha cadastral e financeira dos participantes das quais três obtiveram resultados significativos. O modelo de regressão logística apresentou adequados indicadores de ajustes de dados, podendo ser utilizado no processo de apoio à decisão de concessão de crédito nas operações a participantes.

Palavras-chave: Risco de Crédito, Modelos de Credit Scoring, Regressão Logística, Operações a Participantes, Entidade Fechada de Previdência Complementar.

ABSTRACT

Credit plays an important economic and social role, by enabling companies to increase their level of activity through investment received through credit. This economic mechanism brings benefits to the lender, since the return on the interest rate, embedded in the operation, is higher than that of many investments. The credit granted to the participants of the Closed Complementary Pension Funds (Entidades Fechadas de Previdência Complementar - EFPC) is a profitable and stable investment in different economic cycles, as long as the levels of default are controlled. In this context the objective of this study is to propose a credit bracing model to mitigate the credit risk in transactions with participants in the investment portfolio of a private pension fund (EFPC). Using the logistic regression statistical technique to estimate the probability of credit risk, the model was developed based on a sample of participants who have active loan agreements with EFPC. The explanatory variables of the model were obtained from the participants' registration and financial records, of which three obtained significant results. The logistic regression model showed adequate data adjustment indicators, and can be used in the decision support process for granting credit in operations to participants.

Keywords: Credit risk, Credit Scoring Model's, Logistic, Operations to Participants, Closed Complementary Pension Funds.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 — Matriz de confusão.....	53
Figura 2 — Curva ROC	55
Figura 3 — Curva ROC etapa de validação.....	64

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 — Inadimplência de carteira de empréstimos a partir de janeiro de 2011 a janeiro de 2021.	46
Gráfico 2 — Inadimplência – média de 6,07% no ano de 2020.	47
Gráfico 3 — Gráfico de Distribuição	63
Gráfico 4 — Q-Q Plot teste não paramétrico para comparação de distribuição subjacente.	63
Gráfico 5 — Comparativo de retornos EFPC x e Instituições Financeiras.	68

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 — Rentabilidade x Meta Atuarial	19
Quadro 2 — Diferenças entre empréstimo e financiamento.	24
Quadro 3 — Os C's do Crédito.....	25
Quadro 4 — Parâmetros de alguns critérios, utilizados para a avaliação de crédito.....	32
Quadro 5 — Registro cadastral de dívida	34
Quadro 6 — Pontuação em relação às faixas etárias.....	35
Quadro 7 — Estudos relacionados ao tema seus objetivos e variáveis	36
Quadro 8 — Procedimentos descritivos das variáveis preditoras do modelo	52
Quadro 9 — Estatística Descritiva Variáveis.....	56
Quadro 10 — Categorização não métrica - Inadimplência	57
Quadro 11 — Categorização não métrica – Estado civil	57
Quadro 12 — Categorização não métrica – Gênero.....	58
Quadro 13 — Interpretação do Ajuste do Modelo (K-S).....	61
Quadro 14 — Teste de Normalidade.....	62

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 — PCLD – Apuração na prática.....	29
Tabela 2 — Método de cotas – cálculo de rentabilidade – operações a participantes	30
Tabela 3 — Política de investimentos.....	41
Tabela 4 — Carteira consolidada por tipo de aplicação.....	41
Tabela 5 — Modelo Inicial	59
Tabela 6 — Modelos Ajustados.....	60
Tabela 7 — Correlação entre as variáveis: Modelo ajustado III.....	61
Tabela 8 — Valores Curva Roc	66
Tabela 9 — Matriz de Confusão Ponto de Cortes = 0.045377246	67
Tabela 10 — Matriz de Confusão Corte = 0.492928965.....	67

LISTA DE FÓRMULAS

Cálculo de Amostra Aleatória Simples (1).....	47
Regressão Logística (2).....	51
Acurácia(3).....	54
Sensibilidade Curva Roc (4).....	54
Especificidade Curva Roc (5).....	54
Equação final Regressão Logística (6).....	61
Risco de Crédito (7).....	61

LISTA DE SIGLAS

ABRAAP	Associação das Entidades Fechadas de Previdência Complementar
AETQ	Administrador Estatutário Tecnicamente Qualificado
ANBIMA	Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais
BACEN	Banco Central do Brasil
BD	Benefício Definido
CD	Contribuição Definida
CMN	Conselho Monetário Nacional
CNPC	Conselho Federal de Contabilidade
COPOM	Comitê de Política Monetária
CPE	Código de Endereçamento Postal
CPF	Cadastro de Pessoas Físicas
DARF	Documento de Arrecadação Fiscal
EAPC	Entidades Abertas de Previdência Complementar
EFPC	Entidade Fechada de Previdência Complementar
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IDP	Investimento Direto no País
PCLD	Provisão para Créditos de Liquidação Duvidosa
PIB	Produto Interno Bruto
PREVIC	Superintendência Nacional de Previdência Complementar
RAI	Relatório Anual de Informações
RG	Registro Cadastral ou Carteira de Identidade
RPA	Recibos de Pagamentos Autônomos
SELIC	Sistema Especial de Liquidação e de Custódia
SPC	Serviço de Proteção ao Crédito
SUSEP	Superintendência de Seguros Privados
TJP	Taxa de Juros Padrão
TMA	Taxa Mínima Atuarial

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO.....	15
1.2	FORMULAÇÃO DO PROBLEMA.....	17
1.3	OBJETIVOS.....	17
1.3.1	Objetivo geral	18
1.4	JUSTIFICATIVA.....	18
1.4.1	Necessidade de garantir a taxa mínima atuarial	18
1.4.2	Risco de privatizações	19
1.4.3	Competividade	20
1.4.4	Risco de Inadimplência e impacto na rentabilidade	20
1.5	LIMITES (ESCOPO).....	21
1.6	ESTRUTURA DO TRABALHO	21
2	REVISÃO DA LITERATURA	23
2.1	CRÉDITO.....	23
2.2	RISCOS.....	25
2.2.1	Risco de crédito	26
2.2.2	Provisão para crédito de liquidação duvidosa	28
2.3	TÉCNICAS DE ANÁLISE DE CRÉDITO	30
2.3.1	Análise subjetiva	30
2.3.2	Análise objetiva	31
2.4	MÉTODOS QUANTITATIVOS PARA ANÁLISE DE CRÉDITO.....	31
2.4.1	Credit scoring	31
2.4.2	Behaviour scoring	33
2.4.3	Modelo misto	33
2.5	VARIÁVEIS EXPLICATIVAS PARA MODELOS DE <i>CREDIT SCORING</i>	34
2.5.1	Estudos relacionados ao tema	36
2.6	CONSTITUIÇÃO E FUNCIONAMENTO DE UMA EFPC.....	37
2.7	POLÍTICA DE INVESTIMENTOS.....	39
2.8	OPERAÇÕES A PARTICIPANTES	42

SUMÁRIO

3.1	DELINEAMENTO E CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA.....	45
3.2	AMOSTRA.....	46
3.3	DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS.....	48
3.4	DESENVOLVIMENTO DO MODELO.....	50
3.5	PROCEDIMENTO DE TRATAMENTO E ANÁLISE DE DADOS.....	52
4	ANÁLISE DE RESULTADOS.....	56
4.1	ANÁLISE EXPLORATÓRIA DAS VARIÁVEIS PREDITORAS.....	56
4.2	AJUSTAMENTO DO MODELO LOGÍSTICO.....	58
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	67
5.1	CONCLUSÕES.....	67
5.2	LIMITAÇÕES DA PESQUISA e sugestões para trabalhos futuros.....	69
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	70
	ANEXO 1.....	77

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

No final de 2019, as entidades fechadas de previdência complementar (EFPCs), conhecidas como fundos de pensão, divulgaram um saldo superavitário em R\$ 400 milhões (PREVIC, 2020). Esse número é consequência de uma série de resultados positivos agregados a partir do ano de 2015. Anterior a esse período, o sistema acumulava déficits, gerados principalmente pelo descasamento do ativo e passivo nos planos de benefício definido BD (PREVIC nº 7 2018). A solvência desse sistema é obtida por duas ações, quais sejam: o equilíbrio técnico atuarial e a obtenção de resultados positivos dos investimentos.

As operações de crédito aos participantes de uma EFPC faz parte do portfólio de investimentos possível de alocação para rentabilizar o patrimônio dos planos de benefícios. Nesse sentido, a Resolução do Conselho Monetário Nacional (CMN) n.º 4.661/2018 dispõe sobre as diretrizes para a aplicação dos recursos garantidores, administrados pelas EFPC's. Com o intuito de mitigar os riscos inerentes à gestão de investimentos, a Resolução estabelece limites de alocação de recursos e de concentração por emissor.

A EFPC faz uma gestão de investimentos, voltada para o passivo, com o objetivo de fazer frente aos pagamentos das futuras aposentadorias, pensões, resgates, entre outros benefícios previstos em regulamento. Para cumprir os compromissos futuros, é estabelecida uma meta, visando a atingir uma rentabilidade mínima atuarial (Taxa Mínima Atuarial TMA = INPC + taxa de juros parâmetro de 5,75% a.a., considerando 10 anos, de acordo com a Portaria PREVIC n.º 292 de 08/04/2020).

Assim, para atingir a meta, o gestor de investimentos de uma EFPC busca oportunidades que garantam o melhor resultado para os investimentos, pois o mau desempenho do portfólio pode comprometer o futuro dos planos de benefícios da entidade e a solvência desta. Os segmentos que possuem o maior percentual de limite de alocação de investimento, conforme a Resolução n.º 4.661/2018, são a renda fixa e a renda variável (CMN, 2018).

Na renda fixa, segmento que possui maior percentual para alocação de recursos, o cenário de queda na taxa de juros – Sistema Especial de Liquidação e de Custódia (Selic) – faz com que os títulos públicos remunerem menos os ativos mobiliários lastreados pelo

índice. Nesse cenário, o Banco Central do Brasil vem reduzindo a taxa de juros Selic desde a Reunião 224.º de 31/07/2019 (BACEN, 2019). A Reunião 234.º de 28/10/2020 do Comitê de Política Monetária (COPOM) fixou em 2% a sua meta anual (FOCUS, 2020). A taxa Selic representa a taxa de juros básica da economia brasileira e, dentre as suas funções, é ser um índice de referência para a remuneração dos títulos de renda fixa e para as operações de financiamentos e empréstimos (BACEN, 2020). Dessa forma, o segmento de renda fixa atual não consegue garantir o mínimo atuarial e impulsiona o gestor a diversificar o portfólio.

Os ativos mobiliários, que correspondem ao segmento de renda variável em uma EFPC, conforme a Resolução CMN n.º 4.661/2018, são muito afetados pela demanda e representam uma alta volatilidade. Segundo dados do Banco Central, os investimentos diretos no país (IDPs) estão em queda e, em abril de 2020, registraram o seu pior resultado em 26 anos da série (BACEN série 22885). Segundo Bodie, Kane e Marcus (2014), na determinação do desempenho de um portfólio, normalmente a escolha referente à alocação de ativos é mais importante que as decisões por títulos específicos, por isto a relevância da diversificação em diferentes segmentos.

O segmento de operações a participantes de uma EFPC possui um limite legal de 15% (Resolução CMN 4.661/2018). dos recursos garantidores dos planos de benefícios, e, controlados os níveis de inadimplência, pode ser uma alternativa para compensar o baixo desempenho dos demais segmentos. Para Carvalho (1999, p. 5), “uma das vantagens e consequência que a estabilização da taxa de juros nos trouxe com certeza foi a expansão do crédito para pessoa física”. Se compararmos o volume financeiro das concessões com o mesmo período do ano passado, percebemos que, em março de 2020, houve um incremento de 35%, o que demonstra o crescimento do segmento (BACEN, 2020).

Porém, o segmento apresenta riscos, sendo o mais relevante o risco de crédito (FERREIRA; CELSO; BARBOSA NETO, 2012, p. 42). Por esse motivo, o órgão fiscalizador, que é a Superintendência Nacional de Previdência Complementar (PREVIC), estabelece limites para a utilização dos recursos garantidores do fundo e recomenda a utilização de cláusula de garantia de reserva de poupança, para mitigar o risco de crédito inerente a essas operações (Resolução CMN 4.661, 2018).

A equipe técnica, responsável pelos investimentos da EFPC, respeitando o limite legal, pode recomendar qual o percentual mais adequado de alocação de investimento, de acordo com a estratégia do plano. Vale ressaltar ainda que as operações a participantes poderão ser concedidas apenas aos participantes ativos ou assistidos.

O total de recursos, alocados nesse segmento em setembro 2020, foi R\$ 21 bilhões, conforme a Associação Brasileira das Entidades Fechadas de Previdência Complementar (ABRAAP, 2020). Segundo o limite legal, as EFPCs poderiam investir até R\$ 141 bilhões em operações a participantes (ABRAAP, 2020). Percebe-se, assim, que o segmento é pouco explorado pelos gestores de investimentos de uma EFPC e pode ser uma alternativa para garantir a sustentabilidade dos planos. No entanto, se os níveis de inadimplência não estiverem controlados, o risco de crédito pode ser uma ameaça para a rentabilidade desse segmento.

1.2 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

As EFPCs devem observar os princípios de solvência e rentabilidade dos recursos, garantidores dos planos. Além disso, a estratégia de investimento e as suas alocações precisam ser estabelecidas, com o objetivo de atingir a rentabilidade mínima atuarial. Nesse cenário, modelos e instrumentos foram desenvolvidos, a fim de medir essa relação risco x retorno, ou seja, verificar qual o retorno esperado dado um certo nível de risco. Somando-se às medidas de desempenho da carteira, modelos de *credit scoring* auxiliam na decisão de quanto e para quem emprestar (CAOQUETTE; ALTMAN; NARAYAN, 1999).

O *credit scoring* é, portanto, um sistema que atribui uma pontuação, baseada no cadastro do cliente. Nessa análise, dados pessoais, como renda, idade, estado civil, profissão, bem como dados cadastrais, como protestos, cheques sem fundos, são exemplos de variáveis que compõem esse modelo estatístico. A partir da identificação dessas variáveis, se constrói um modelo para estabelecer o perfil do cliente e estimar a probabilidade de que ele vá honrar os seus compromissos (LEWIS, 1992).

Desta forma, a presente dissertação busca estruturar, em um fundo de pensão, um modelo de análise de crédito, para que a relação de risco x retorno atinja a meta estabelecida, e os níveis de inadimplência estejam controlados. Assim, delineou-se o seguinte problema de pesquisa: **Como mitigar o risco de crédito nas operações a participantes no portfólio de investimentos de uma Entidade Fechada de Previdência Complementar?**

1.3 OBJETIVOS

Os objetivos dividem-se em geral e específico.

1.3.1 Objetivo geral

Propor um modelo de escoragem de crédito, para mitigar o risco de crédito nas operações a participantes no portfólio de investimentos de uma Entidade Fechada de Previdência Complementar.

1.4 JUSTIFICATIVA

1.4.1 Necessidade de garantir a taxa mínima atuarial

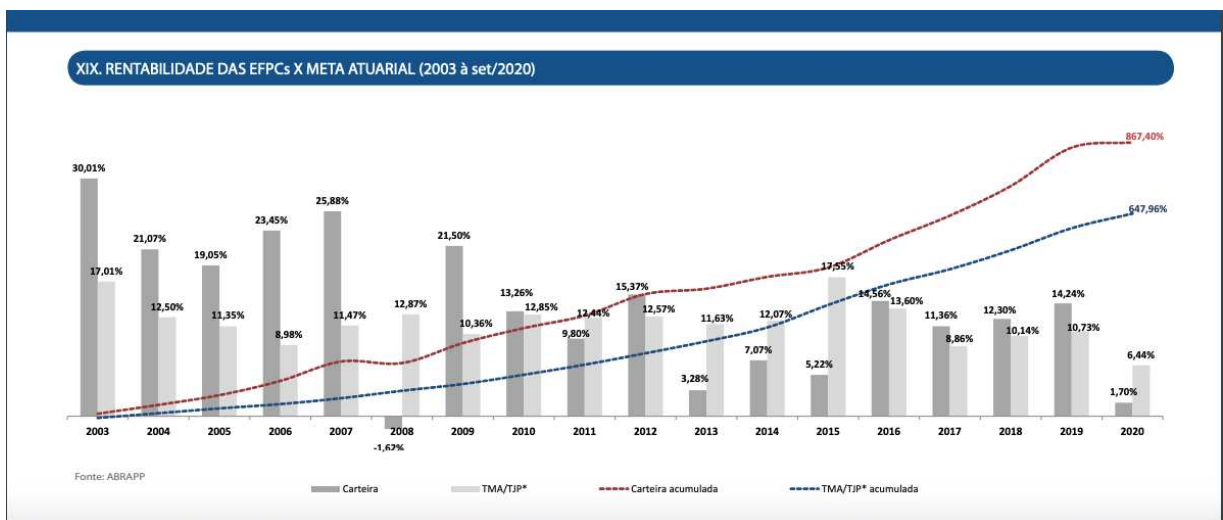
No Brasil o cenário econômico atual, de queda da taxa básica de juros (Selic), por si só, impõe para as EFPC's desafios cada vez maiores para alcançarem as metas mínimas atuariais dos planos de benefícios. Nesse contexto aumentar a alocação de recursos nas operações a participantes com baixo risco torna-se cada vez mais interessante pois, contribuirá para meta dos investimentos e da Entidade cuja missão principal é pagar benefícios aos seus participantes.

A carteira consolidada por tipo de aplicação das EFPCs, segundo dados do estatístico ABRAAP, de setembro 2020, nas operações a participantes, registrou 2,3% de participação no segmento, o que demonstra que não há falta de recursos para investimento no segmento. O Quadro 1, a seguir, demonstra a relação entre a carteira acumulada e taxa mínima de atratividade atuarial (TMA), taxa de juros padrão (TJP), (TMA/TJP) . Nos anos de 2008, 2013, 2014 e 2015, a carteira acumulada teve rentabilidade inferior à TMA, e este resultado fez com

que o déficit fosse equacionado pelas contribuições extraordinárias nos planos de benefício definido (BD).

Caso a rentabilidade da carteira acumulada permaneça inferior à TMA em 2020, novos planos de equacionamento poderão ser aplicados (Portaria PREVIC n.º 292, de 08/04/2020). Para os planos de contribuição definida (CD), no qual o participante resgata ou transforma em aposentadoria apenas o que acumulou, ou seja, um regime de capitalização, baseado em um sistema de reserva individual, uma rentabilidade inferior ao ou à TMA pode representar uma fuga para investimentos mais rentáveis.

Quadro 1 — Rentabilidade x Meta Atuarial



Fonte: Consolidado Estatístico ABRAAP (2020)

1.4.2 Risco de privatizações

As EFPCs, na década de 1960, surgiram, a fim de equiparar os direitos dos funcionários estatais, funcionando como um fundo de cobertura para as futuras ações judiciais. A patrocinadora de origem da maioria das entidades é formada por empresas, controladas pelo governo, conforme o *site* da Previdência Social (BRASIL, 2020). Entretanto, essa participação do governo no controle das empresas, a cada ano, tende a ficar menor, de acordo com o Programa Nacional de Desestatização, como estabelece o Ministério da Economia (BRASIL, 2020). As privatizações oferecem um risco de diminuição nas receitas previdenciárias das entidades e faz com que intensifiquem a procura de novos patrocinadores, para que possam continuar as suas atividades.

1.4.3 Competitividade

Para uma EFPC se tornar competitiva, é necessário que ela se adeque aos padrões de seus concorrentes. Nessa perspectiva, para Ferraz, Kupfer e Hauguenauer (1997), a competitividade é a capacidade de a empresa desenvolver e implementar estratégias, que lhe permitam conservar ou ampliar, de forma duradoura, uma posição sustentável no mercado. Como explica o autor, bancos e seguradoras disputam esse mercado de administração e gestão de recursos de terceiros. Assinala-se que o setor bancário é o segmento com maiores investimentos em tecnologia, e a média anual de 2012 a 2017 foi de R\$ 19,8 bilhões (FEBRABAN, 2019). Então, de acordo com os dados do Banco Central (2019), 78,99% da carteira de crédito do país pertencem a quatro grandes instituições. O mercado é muito concentrado e permite aos bancos cobrarem juros mais altos, e, em contrapartida, conseguem investir mais em tecnologia, *marketing* e inovação. Enfatiza-se ainda que EFPC, por ser uma instituição sem fins lucrativos, pode oferecer a seus clientes uma taxa de juros mais baixa que a Entidade Aberta de Previdência Complementar (EAPC), desde que controlados os níveis de inadimplência.

1.4.4 Risco de Inadimplência e impacto na rentabilidade

Outra importante consideração, além da meta de rentabilidade, do risco das privatizações e da concorrência, é a mudança de perfil das EFPCs. A Lei n.º 6.435 de 1977 abriu a possibilidade de outras pessoas jurídicas instituírem os seus planos de benefícios. Nesse período, muitas entidades tornaram-se multipatrocinadas e passaram a administrar novos planos de benefícios. Para os planos patrocinados, a EFPC firma um convênio com a empresa para desconto em folha das contribuições previdenciárias e o empréstimo (ABRAAP, 2019).

Destaca-se também que a Lei Complementar n.º 109/2001 (BRASIL, 2001) substituiu a Lei n.º 6.435/77 (BRASIL, 1977) e trouxe uma importante inovação para esse sistema, criando uma modalidade de adesão pelo vínculo associativo para os fundos de pensão. Nos planos associativos, o pagamento é espontâneo e realizado por meio de boleto ou débito em conta, representando para entidade maior risco de não pagamento.

A inadimplência é um desafio para as EFPC's. Sem dúvida, a gestão de risco de crédito é importante o impacto na rentabilidade causado pela inadimplência pode afetar

diretamente o patrimônio dos planos comprometendo o equilíbrio técnico atuarial. Vale ressaltar que a inadimplência pode gerar uma rentabilidade negativa não só no segmento como na carteira consolidada e como consequência uma fuga por parte dos participantes para investimentos mais vantajosos. Por esse motivo as EFPC's precisam de ferramentas de apoio a decisão com o objetivo de preservar o patrimônio dos planos e solvência da Entidade.

Enfatiza-se ainda que mais de 65% do crescimento das EFPCs, em 2018, ocorreram em razão dos Planos Associativos (ABRAAP, 2019). Os novos participantes dos planos associativos trazem um risco diferente da década de 1960 para a instituição dos participantes estatutários, ou seja, o futuro dos fundos de pensão depende de sua capacidade de atração de novas empresas ou associações, da gestão de seus investimentos e da gestão dos riscos.

Tendo em vista o que fora apresentado, a contribuição na rentabilidade do portfólio, a agenda de privatizações, a competitividade e a mudança de perfil são fatores que impulsionam a EFPC, para estabelecer critérios de concessão de empréstimo pelas ferramentas de apoio de decisão para as operações com participantes. A gestão do risco nas operações, estabelecidas entre participante e EFPC, justificam, portanto, o tema desta dissertação.

1.5 LIMITES (ESCOPO)

O estudo proposto trata da aplicação de um modelo de análise de crédito a ser realizado a partir de uma análise estatística multivariada. Assinala-se igualmente que os planos, a serem aplicados nesses modelos de avaliação de análise de crédito possuem essa modalidade de investimentos, disponível para os participantes.

A intenção, então, é adotar práticas de mercado, compatíveis com a entidade, a fim de promover uma melhor gestão, ampliar a carteira, e reduzir os riscos de inadimplência. A escolha por um fundo de pensão no Rio Grande do Sul poderá apresentar resultados diferentes, se aplicados em outras regiões do país.

1.6 ESTRUTURA DO TRABALHO

Com o objetivo de atender aos objetivos propostos, este trabalho está dividido em cinco capítulos. O primeiro é a introdução, no qual é feita a contextualização do cenário em que os fundos de pensão estão inseridos. Também, são expostos os problemas da pesquisa, os seus objetivos, a justificativa, os limites e a estrutura do trabalho.

No segundo, é apresentada a revisão da literatura sobre o tema, sendo distribuída nos seguintes tópicos: crédito, riscos, técnicas de análise de crédito, métodos quantitativos de análise de crédito, variáveis explicativas para modelos de credit scoring, constituição e funcionamento de uma EFPC bem como, sua política de investimentos e por fim as operações a participantes. No terceiro, é apresentada a metodologia, o delineamento e classificação da pesquisa, a amostra, a definição das variáveis explicativas, o desenvolvimento do modelo, procedimento de tratamento de análise de dados e as limitações da pesquisa. No quarto capítulo a análise exploratória das variáveis preditoras e ajustamento do modelo logístico. Por fim, o quinto e último capítulo apresenta as considerações finais deste estudo, limitações e recomendações, seguidas das referências e anexos da pesquisa.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Este capítulo está dividido em cinco tópicos principais. O primeiro aborda os conceitos básicos sobre o processo de concessão de crédito; o segundo, acerca dos riscos e das perdas inerentes de operações de crédito; o terceiro, sobre técnicas de análise de crédito; o quarto capítulo sobre métodos quantitativos de análise de crédito; o quinto sobre variáveis explicativas para os modelos de credit scoring; o sexto capítulo aborda os pressupostos de constituição e funcionamento de uma EFPC; e o sétimo sobre a política de investimentos e por fim, a respeito dos aspectos gerais que envolvem as operações com participantes em um fundo de pensão.

2.1 CRÉDITO

O crédito desempenha importante papel econômico e social, ao possibilitar que empresas aumentem o seu nível de atividade pelo investimento recebido através do crédito. Além disso, estimula o consumo, aumentando a demanda por produtos e serviços; ajuda as pessoas a financiarem a sua moradia, os seus bens materiais e intangíveis; e permite que o financiamento para execução de projetos das empresas não utilizem recursos próprios (ASSAF NETO; SILVA, 1997, p. 68).

A concessão de um crédito traduz a disponibilidade de um valor presente, mediante a promessa de pagamento. Esse ato pressupõe confiabilidade, solvabilidade do devedor, isto é, de que este honrará o compromisso firmado nas datas acordadas previamente. Já, para Schrickel (1995, p. 25), o conceito de crédito é mais amplo, pois o autor o considera “todo ato de vontade ou disposição de alguém de destacar ou ceder, temporariamente, parte do seu patrimônio a um terceiro, com a expectativa de que esta parcela volte a sua posse integralmente, depois de decorrido o tempo estipulado”.

Como explica Sandroni (1985, p. 96), crédito “é a transação comercial em que um comprador recebe imediatamente um bem ou serviço adquirido, mas só fará o pagamento depois de algum tempo determinado”. Ou seja, crédito é, o contrato entre um cliente – pessoa ou empresa chamada de tomador ou devedor – e uma instituição financeira – chamada credora. Nesse contrato, a instituição credora oferece ao tomador ou devedor um valor que deverá ser devolvido em um prazo determinado, estipulado em contrato, acrescido de juros.

As operações de crédito são divididas entre financiamentos e empréstimos e suas principais diferenças estão listadas no quadro 2.

Quadro 2 — Diferenças entre empréstimo e financiamento.

Empréstimo	Financiamento
A pessoa ou a empresa contrata a operação e não especifica como utilizará o dinheiro que pode ser usado livremente.	A pessoa ou a empresa contrata a operação para comprar um bem ou adquirir um serviço específicos, como no caso de financiamento de um veículo ou uma moto. Geralmente o bem financiado serve como garantia do financiamento e, por isso, os juros, nessas situações, costumam ser menores.

Fonte: site Banco Central do Brasil

Tanto para Sandroni *et al.*(1985) quanto Schrickel (1997) as operações de crédito buscam atingir o ponto de equilíbrio entre a probabilidade de recebimento e a rentabilidade possível, administrando os seus ativos com a disposição de assumir riscos, visando a obter o melhor resultado possível.

Schrickel (1997, p. 11) destaca um ponto importante, isto é, o fato de as pessoas estarem expostas a um constante dilema que é o de combinar os seus desejos com o seu orçamento:

Todos nós, tanto as pessoas quanto as empresas, estamos continuamente às voltas com o dilema de uma equação simples: a constante combinação de nossos recursos finitos com o conjunto de nossas imaginações e necessidades infinitas, existe mais maneiras de se gastar dinheiro, por exemplo, do que de ganhá-lo.

Esse mecanismo econômico traz benefícios para quem empresta, já que o retorno da taxa de juros, embutida na operação, é superior à de muitos investimentos. Para os tomadores, é possível financiar projetos, adquirir bens, ampliar negócios, realizar desejos que não poderiam ser concretizados sem a antecipação de recurso. Contudo, deve-se considerar que o crédito pode tornar empresas e pessoas endividadas, gerando, por conseguinte, um desequilíbrio financeiro. Para economia, o excesso de crédito pode contribuir para um processo inflacionário, causando um desequilíbrio na economia nacional, por isto uma revisão no processo de análise e concessão de crédito se faz tão necessário.

Para a revisão da essência dos fatores de risco da operação, pode-se empregar um método, que consiste em um estudo sistêmico dos C's de crédito. Cada C aborda um característica, relacionada a um determinado nível de risco. Tal método pode ser aplicado

tanto para pessoas físicas quanto jurídicas. O quadro a seguir faz m resumo desse conceito amplamente utilizado nas análises de crédito.

Quadro 3 — Os C's do Crédito

Caráter	É a disposição, a determinação, seu histórico, pontualidade é a vontade em honrar seu compromisso junto a Instituição credora.
Capital	É a situação econômica do tomador de recursos, sua renda mensal.
Capacidade	É a habilidade do tomador em honrar seus compromissos.
Condições	São fatores externos macroeconômicos, oportunidade e ameaças do tomador.
Colateral	São as condições do contrato que buscam maior garantia.
Conglomerado	São entes que compõem e possuem participação ou influência relevante direta na capacidade econômica e financeira do tomador

Fonte: Securato (2002) adaptado pela autora

De uma forma sintética, Baraldi (1990, p. 5) assevera que, ao analisar

o potencial do devedor sob a ótica dos C's do crédito, estar-se á tendo como base primária para decisão de concessão de crédito, que compreende a avaliação de seu caráter, sua capacidade, seu capital, suas condições, seu colateral e seu conglomerado.

O processo de decisão de concessão de crédito envolve várias etapas, e os riscos estão presentes em todas elas. Os C's estão relacionados à etapa de análise de crédito, cujo objetivo de identificar o perfil do tomador. A fim de identificar o perfil do tomador, é fundamental assegurar informações necessárias para correta identificação, classificação e inclusão de cadastros de pessoas físicas/jurídicas, e estas informações têm por objetivo principal a mitigação de riscos.

2.2 RISCOS

Um dos sinônimos para a palavra “risco” é ameaça que pode ser uma intercorrência dentro do processo, capaz de interferir no resultado, o qual pode ser positivo ou negativo. Porém, a gestão de riscos nas empresas está voltada para o gerenciamento daqueles riscos que impactam negativamente o negócio e, por isto, é tão importante para as organizações gerenciá-los. Enfatiza-se que, no processo de concessão de crédito, a inadimplência pode pôr fim à rentabilidade esperada da operação. Gitman (1997, p. 202) associa risco a um prejuízo

financeiro e destaca que ativos que possuem maiores possibilidades de prejuízo financeiro são mais arriscados do que aqueles com menores possibilidades.

Há vários tipos de riscos. Os que são relacionados às operações de crédito podem ser classificados em operacionais: ocasionados por perdas, decorrentes de falhas ou inadequações de processos, pessoas ou sistemas; o risco de mercado que está associado a alterações de preços, taxas, juros e câmbio de mercado; e o risco de liquidez, que é o descasamento das entradas que são realizadas pelas operações ativas, e as saídas, realizadas pelas operações passivas. Para os fundos de pensão, as operações ativas são as operações a participantes, já os empréstimos e as operações passivas são os recursos garantidores dos planos, ou seja, são os aportes realizados pelos participantes no seu plano de previdência.

Além dos citados acima, é possível encontrar na literatura outros riscos relacionados às operações de crédito: risco legal, risco regulatório, risco ambiental, risco de *compliance*, entre outros. Contudo, para este estudo, o enfoque está na mitigação do risco de crédito, sendo este o risco de uma contraparte causar uma perda financeira, ao não liquidar a sua obrigação contratual.

2.2.1 Risco de crédito

O risco de crédito está relacionado à decisão da empresa emprestadora de recursos para quem emprestar, ou seja, está atrelado à ideia de que é preciso “conhecer o seu cliente”. Desta forma, o risco diminui a partir de uma criteriosa análise de crédito, do conhecimento sobre quem empresta, o seu histórico e o seu potencial (MELLAGI FILHO; ISHIKAWA, 2000, p. 208).

Segundo Brito (2005, p. 33), o referido risco “representa a probabilidade de perda do valor da transação atualizada, descontada dos pagamentos efetuados pelo cliente” e, para Securato (2002, p. 181), “é a falta de certeza quanto ao resultado do processo de avaliação de crédito. Só conhecemos o resultado da operação no seu vencimento, quando recebemos ou não, o valor pactuado pela operação de crédito”.

Já o Bacen (2020), em seu Manual de Supervisão, considera tal risco, quando a contraparte na transação não honre a sua obrigação nos termos e condições do contrato. Enfatiza-se que esse risco está presente nas chamadas “operações de crédito”, como empréstimos e financiamentos, e a recuperação desses créditos é uma tarefa onerosa e pouca eficiente, se esse crédito não for recuperado nos primeiros meses.

Para a EFPC, é recomendável a adoção de práticas que objetivam mitigar os riscos nas operações de crédito de modo a preservar os recursos garantidores dos planos e garantir a rentabilidade do segmento superior à TMA. Assim, identificados os riscos, o valor estimado para inadimplência deve ser refletido na taxa para cobertura de riscos que compõe a taxa de empréstimo da operação.

Art. 4º Na aplicação dos recursos dos planos, a EFPC deve: I - observar os princípios de segurança, rentabilidade, solvência, liquidez, adequação à natureza de suas obrigações e transparência; II - exercer suas atividades com boa fé, lealdade e diligência; III - zelar por elevados padrões éticos; IV - adotar práticas que garantam o cumprimento do seu dever fiduciário em relação aos participantes dos planos de benefícios, considerando, inclusive, a política de investimentos estabelecida, observadas as modalidades, segmentos, limites e demais critérios e requisitos estabelecidos nesta Resolução

Art. 10. A EFPC, na administração da carteira própria, deve identificar, analisar, avaliar, controlar e monitorar os riscos de crédito, de mercado, de liquidez, operacional, legal, sistêmico e outros inerentes a cada operação. § 1º A EFPC deve realizar análise prévia dos riscos dos investimentos, incluindo suas garantias reais ou fidejussórias.

§ 3º A EFPC deve avaliar, monitorar e gerenciar o risco e o retorno esperado dos investimentos (RESOLUÇÃO CMN 4661/2018)

Com o objetivo de prevenir o risco dos bancos nas operações de crédito, o Banco Central do Brasil, por meio da Resolução n.º 2682, de 22 de dezembro de 1999, efetuou a criação de uma escala classificatória de risco dos clientes, na qual determina-se o provisionamento que bancos devem realizar, conforme os níveis de risco de inadimplência em cada operação de crédito.

Art. 2º A classificação da operação no nível de risco correspondente é de responsabilidade da instituição detentora do crédito e deve ser efetuada com base em critérios consistentes e verificáveis, amparada por informações internas e externas, contemplando, pelo menos, os seguintes aspectos:

I - em relação ao devedor e seus garantidores:

- a) situação econômico-financeira;
- b) grau de endividamento;
- c) capacidade de geração de resultados;
- d) fluxo de caixa;
- e) administração e qualidade de controles;
- f) pontualidade e atrasos nos pagamentos;
- g) contingências;
- h) setor de atividade econômica;
- i) limite de crédito;

II - em relação à operação:

- a) natureza e finalidade da transação;
- b) características das garantias, particularmente quanto à suficiência e liquidez;
- c) valor

As operações a participantes podem incluir algumas garantias para a hipótese de morte do mutuário e desligamento do plano de benefícios. Para o caso de falecimento, com objetivo de mitigar o risco de crédito e posterior ação de cobrança judicial do “*de cuius*”, existem duas opções possíveis.

Seguro Prestamista: trata-se de contrato com uma seguradora para cobertura de risco em caso de falecimento do mutuário, quitando-se o saldo devedor, e, na hipótese prevista, não transferindo a dívida para os herdeiros, conforme previsto no art. 3.º da Resolução n.º 365/2018 da Superintendência de Seguros Privados (SUSEP)

Art. 3º O seguro prestamista tem por objetivo amortizar ou custear, total ou parcialmente, obrigação assumida pelo devedor, no caso de ocorrência de sinistro coberto, nos termos estabelecidos nas condições contratuais, até o limite do capital segurado contratado.

Fundo de Quitação por Morte (FQM): trata-se da constituição de um fundo pela própria EFPC para cobertura de risco. Vale ressaltar que a constituição do fundo acontece a partir da cobrança de uma taxa nas operações a participantes que são destinadas para esse fim. O valor da taxa cobrada é definido pelo cálculo atuarial, em função da idade do mutuário, e a Resolução CNPC 30/2018 dispõe sobre os critérios técnicos para elaboração das taxas estipuladas em cada operação dos planos de benefícios administrados pela EFPC.

Art. 13 Preliminarmente à apuração do resultado do plano de benefícios, a EFPC deverá considerar, no mínimo:
(...) II - os riscos que possam comprometer a realização dos objetivos do plano de benefícios, nos termos da Resolução CGPC nº 13, de 1º de outubro de 2004;
III - a adequada precificação dos recursos garantidores do plano de benefícios, levando em conta o valor ajustado ao risco para cada modalidade operacional, mediante o uso de modelos e critérios consistentes; (BRASIL, 2018)

Além das garantias estabelecidas e previstas, a EFPC deve reconhecer que existe uma parcela que não será recebida, isto é, a provisão para créditos de liquidação duvidosa (PCLD) que será analisada a seguir.

2.2.2 Provisão para crédito de liquidação duvidosa

Em geral, a provisão é conceituada na contabilidade como uma conta retificadora e, para este estudo, a provisão para créditos de liquidação duvidosa representa uma estimativa provável de não recebimento nas operações a participantes. Segundo Iudícibus, Martins e

Gelbke (2003), provisões são deduções de ativo ou acréscimos de exigibilidades, cujos valores são incertos e constituem expectativas de perdas ou estimativas de futuros desembolsos de fatos geradores já ocorridos.

PROVISÕES PARA PERDAS Art. 19. As EFPC devem adotar para fins de constituição de provisão para perda os seguintes percentuais sobre os valores dos créditos vencidos e vincendos:

I - provisão mínima de 1% para atraso entre 31 e 60 dias;

II - provisão mínima de 5%, para atraso entre 61 e 90 dias;

III - provisão mínima de 10%, para atraso entre 91 e 120 dias; IV - provisão mínima de 25%, para atraso entre 121 e 180 dias; V - provisão mínima de 50%, para atraso entre 181 e 240 dias; VI - provisão mínima de 75%, para atraso entre 241 e 360 dias; VII - provisão de 100% para atraso superior a 360 dias.

(Instrução PREVIC n.º 31, de 20 de agosto de 2020)

Os valores, estimados com perdas incobráveis em uma EFPC, são decorrentes de duas situações:

- a) Das contribuições previdenciárias; e
- b) Das operações a participantes.

As duas situações, citadas anteriormente, constituem-se na PCLD. A Tabela 1 demonstra um exemplo de apropriação de PCLD, da prática, observada nas operações a participantes de uma EFPC, de acordo com a recomendação do órgão fiscalizador PREVIC.

Tabela 1 — PCLD – Apuração na prática

	Exemplo 1	Exemplo 2	Exemplo 3	Exemplo 4	Exemplo 5
Valor do contrato	R\$50.000,00	R\$50.000,00	R\$50.000,00	R\$50.000,00	R\$50.000,00
Prestação vencida	R\$1.000,00	R\$3.000,00	R\$5.000,00	R\$7.000,00	R\$9.000,00
Valor a vencer	R\$49.000,00	R\$47.000,00	R\$45.000,00	R\$53.000,00	R\$41.000,00
Dias em atraso	15	61	121	241	361
%Provisionamento	0%	5%	25%	75%	100%
PclD	-	R\$2.500,00	R\$12.500,00	R\$37.500,00	R\$50.000,00

Fonte: elaborada pela autora, com base in 31 PREVIC (2020)

Os valores de PCLD compõem o método de cotas para apuração da rentabilidade do segmento, de acordo com a Lei Complementar n.º 109 (BRASIL, 2001). O valor da cota é obtido após a movimentação de concessão, amortização, provisionamento e constituição de fundos (FMQ, por exemplo). A rentabilidade é obtida pela variação do valor da cota. A Tabela 2 apresenta um exemplo de cálculo de rentabilidade do segmento de operações a participantes, com os impactos da PCLD na apuração dos resultados.

Tabela 2 — Método de cotas – cálculo de rentabilidade – operações a participantes

Mês	Rentabilidade	Valor da Cota	Qtde. Cota	Amortização	Concessão	PCLD	Seguro	Saldo Devedor
0		R\$ 1,00	100,00					R\$ 100,00
1	2%	R\$ 1,02	110,00		R\$ 10,00			R\$ 112,20
2	2%	R\$ 1,04	100,20	R\$ 10,00				R\$ 104,24
3	-27,40%	R\$ 0,76	100,20			R\$ 30,00		R\$ 75,73
4	15,70%	R\$ 0,87	100,20			R\$ 10,20		R\$ 87,65
5	26,20%	R\$ 1,10	100,20				R\$ 20,81	R\$ 110,62
Acumulado	10,40%							

Fonte: Elaborada pela autora, com base no Manual de Boas Práticas Empréstimo Abraap

A Tabela 2 acima inclui alguns exemplos de eventos que ocorrem na apropriação contábil do segmento, de operações a participantes, bem como de seu impacto na cota. A inadimplência e a PCLD são perdas para o segmento e, portanto, são riscos que podem ser mitigados ao serem utilizadas técnicas para apoiar a decisão, com vistas à concessão do crédito que será examinada no próximo capítulo.

2.3 TÉCNICAS DE ANÁLISE DE CRÉDITO

As técnicas para análise de crédito podem ser a subjetiva, a objetiva ou uma combinação de ambas. Muitos autores recomendam a aplicação das duas formas combinadas. Na avaliação do risco de crédito por meio de julgamento, o analista avalia a solicitação de empréstimo mediante ficha cadastral, dossiê e/ou entrevista com o futuro tomador (SANTI FILHO, 1997).

2.3.1 Análise subjetiva

A análise subjetiva ou julgamental é baseada na decisão de um analista de crédito que, depois de preenchido o cadastro, pode aprovar ou reprovar o crédito. De acordo com Securato (2002, p. 59), a referida análise depende de um conjunto de informações, contidas em uma pasta de crédito do cliente e, dentre elas, há as informações cadastrais, financeiras, patrimoniais, de idoneidade e relacionamento.

No que diz respeito ao relacionamento, este ocorre quando a concessão é destinada aos já clientes do banco ou mesmo da instituição financeira. O histórico do cliente é utilizado para as operações de crédito, financiamentos e empréstimos. Assinala-se que a pontualidade na amortização e no cumprimento de outras obrigações atribui ao cliente um registro positivo em

relação ao crédito. Além do relacionamento bancário, ainda é possível que o credor obtenha informações sobre o tomador do relacionamento comercial.

2.3.2 Análise objetiva

Na análise objetiva, devem ser consideradas as metodologias estatísticas, com o objetivo de apurar os resultados matemáticos, que venham a atestar a capacidade de pagamento dos tomadores. Essa análise possui sustentação em pontuações estatísticas de riscos, que são um instrumento estatístico, desenvolvido para que o analista avalie a possibilidade de um certo cliente vir a ser inadimplente no futuro.

Para realizar a análise objetiva de uma operação de crédito, é necessário que exista uma forma de quantificar pelo risco de crédito. Estudos e pesquisas desenvolveram modelos quantitativos para examinar o risco de crédito dos mais diversos ativos financeiros, tanto individualmente quanto combinados em carteiras (SECURATO, 2002). Os modelos mais utilizados pelas instituições financeiras serão apresentados a seguir.

2.4 MÉTODOS QUANTITATIVOS PARA ANÁLISE DE CRÉDITO

A análise de crédito pode ser feita de forma quantitativa, por modelos matemáticos e estatísticos. Como vantagens dos métodos quantitativos, apontam-se a automatização do processo de concessão de crédito, a padronização do processo decisório e o baixo custo de implementação; já como desvantagens, são assinaladas a rigidez dos parâmetros e a falta de flexibilidade no processo decisório.

Para Schrickel (1998), a análise de crédito é um processo complexo que envolve a habilidade para tomar as decisões certas em um cenário de incertezas, de constantes mutações e de informações incompletas.

2.4.1 Credit scoring

O objetivo dos métodos quantitativos é verificar a situação econômica e financeira dos clientes (tomadores de crédito), procurando identificar a capacidade e os riscos para o cumprimento da promessa de pagamento de uma operação de crédito. Como explica Securato

(2002), esta técnica de pontuação, de acordo com a relevância das informações obtidas, pode conceder ou negar crédito automaticamente.

Para pessoas físicas, é importante verificar os seguintes aspectos: a consistência e a origem da renda; o endividamento e o comprometimento de sua renda; o patrimônio; e a perspectiva da atividade econômica, ou seja, se possui tempo determinado ou sazonalidades. É preciso estudar a maneira pela qual os clientes se relacionam com o dinheiro, para identificar aqueles que têm alta probabilidade de se tornarem inadimplentes, antecipando a assimetria informacional, existente nas relações de crédito. Em 1941, Durand publicou, em seu trabalho, *Risk Elements in Consumer Installment Financing*, uma técnica estatística para distinguir bons e maus empréstimos, o *credit scoring*.

O credit scoring é um modelo de avaliação do crédito aplicável a pessoas físicas e jurídicas. Na aplicação que damos para pessoas físicas, propomos a compilação e a comparação dos dados constantes na ficha cadastral com parâmetros quantitativos e qualitativos previamente estabelecidos; desta forma, dados obtidos dos clientes são confrontados, com os parâmetros a que se referem, e pontuados (SECURATO; ORTOLANI, 2007, p. 34).

O *credit scoring* é uma pontuação que pode gerar, no máximo, 1.000 pontos e está relacionado ao seu risco de crédito, isto é, quanto menor o seu score, maior é o seu risco. É importante entender que existem diferentes tipos de scores de crédito, e todos são obtidos por uma fórmula que gera uma pontuação. O que muda nessas fórmulas são os dados (as variáveis), utilizados de acordo com o objetivo, do tipo de risco que se pretende avaliar. O Quadro 4, abaixo, demonstra os parâmetros de alguns critérios, empregados para avaliação de crédito, *credit scoring*.

Quadro 4 — Parâmetros de alguns critérios, utilizados para a avaliação de crédito

Pontuação de Parâmetros de Lang		
Características do Devedor	Baixa Pontuação	Alta Pontuação
Residência	alugada	própria
Tempo de Residência na região	< 6 meses	> 10 anos
Nível de Receita Bruta Anual	< US\$ 15.000	> US\$ 100.000
Ocupação	Baixa Qualificação	Alta Qualificação
Tempo de emprego	< 3 meses	> 10 anos
Número de cartões de crédito	nenhum	5 ou mais
Empréstimos de empresas financeiras	vários	nenhum
Relação de dívidas / Receita bruta	> 30%	< 5%
Número Contas correntes/ Poupança	nenhuma	Ambas
Idade	< 30 anos	> 50 anos

Fonte: Lang, Larry R. apud Securato (2002, p. 36)

2.4.2 Behaviour scoring

O modelo de *behaviour scoring* é um sistema de pontuação, com base na análise comportamental. Esse score normalmente é utilizado pelas empresas para gestão de seu relacionamento com os clientes (SECURATO, 2002, p. 36). O autor sugere que o modelo de *behaviour scoring* poderia incluir observações, tais como:

- I. Hábitos de consumo: definem o que o indivíduo compra e como se relaciona.
- II. Hábitos de lazer: frequência do indivíduo em academias, teatros, clubes (...).
- III. Viagens: frequência em viagens nacionais e internacionais para negócios e lazer.
- IV. Tipos de aplicação financeira: através da composição da carteira de investimentos, verificar o perfil de risco.
- V. Compatibilidade da renda com patrimônio (...).
- VI. Análise das obrigações assumidas pelo indivíduo (SECURATO, 2002, p. 36).

A análise quantitativa de um *score* pode ser obtida pelo método estatístico de regressão logística, cuja técnica permite estimar pela combinação das variáveis pré-estabelecidas a probabilidade de determinado evento ocorrer.

2.4.3 Modelo misto

O modelo misto pode ser considerado a união dos dois tipos de análise, tanto a subjetiva quanto a objetiva, com a fixação dos pesos no sistema de escoragem do modo objetivo, e a complementação da decisão, com base na análise julgamental. Essa pode ser uma boa opção para as entidades de menor porte que não tenham como arcar com o desenvolvimento de um sistema estatístico completo.

Para Securato (2002), existem benefícios ao ser adotado o sistema misto, porque pontuam-se as informações de crédito, de comportamento e relacionamento. As entidades podem ainda, segundo o autor, utilizar o sistema, para definir os limites de crédito, os *spreads* de clientes, as taxas diferenciadas, o valor do seguro, entre outros negócios que o cliente mantém com a organização. Além disso, o autor estabelece os parâmetros a serem observados.

- i) Cliente tomador ocasional de recursos para cobrir necessidades específicas;
- ii) Cliente usual tomador de recursos, que utiliza parcial/totalmente seu limite de cheque especial durante o mês;
- iii) Cliente aplicador em fundos conservadores e certificados de depósito bancário, poupança (...)

iv) Informações solicitadas na ficha cadastral não fornecidas pelo cliente – espaços em branco (SECURATO, 2002, p. 37).

No capítulo a seguir, são apresentadas as variáveis mais utilizadas em modelos estatísticos para pontuação de crédito. Como esclarece Gitman (1997), é possível pela pontuação, obtida das variáveis explicativas, determinar faixas para decidir ou não, pela concessão de crédito.

2.5 VARIÁVEIS EXPLICATIVAS PARA MODELOS DE *CREDIT SCORING*

Cada entidade poderá usar o seu próprio modelo de análise de crédito, considerando o risco de crédito, a área de atuação, o público-alvo, o patrimônio disponível para concessão, entre outras características. Assim sendo, a experiência individual de cada entidade, baseada em seu relacionamento com os clientes, será fundamental na definição tanto da representatividade da amostra quanto na definição de adimplentes e inadimplentes.

O cadastro do cliente realizado pela entidade servirá como referência para identificar a probabilidade desse cliente ser inadimplente. A veracidade das informações, prestadas pelo cliente, poderão ser verificadas nos birôs de crédito. Empresas, como o Serviço de Proteção ao Crédito (SPC) e ou o Serasa, validam as informações. Também é possível consultar o Cadastro de Pessoas Físicas (CPF), a partir do qual se verifica se o indivíduo possui dívidas, estando assim esse CPF com restritivo (SERASA, 2020).

Securato (2002) identifica alguns parâmetros, utilizados para classificação do risco de crédito em modelos de crédito *scoring*. O primeiro deles é averiguar se o solicitante já possui restrição cadastral, ou seja, se já possui um registro de dívida não paga em seu CPF, com a pontuação, conforme pode ser observado no Quadro 5, a seguir:

Quadro 5 — Registro cadastral de dívida

Situações	Pontuação
Com até 3 restrições, esclarecidas por meio comprovação de pagamento e/ou negativas de débito	10
Sem restrição e com má experiência anterior	20
Sem restrições cadastrais	40
Sem restrições cadastrais e boa experiência anterior	50

Fonte: elaborado pela autora, baseado em Securato (2002)

De acordo com o artigo 9.º do Código Civil, somente os capazes, maiores de 21 anos, ou os emancipados, maiores de 18 anos, podem ser responsáveis para assumir direitos e obrigações. Assim, a pontuação em relação às diferentes faixas etárias considera que, entre 21 e 30 anos, a pessoa está no início da carreira ou é estudante. As demais pontuações levam em conta que, com mais idade, o indivíduo deve ter sua carreira mais consolidada e com situação financeira e patrimonial mais definida. Por fim, os mais idosos, acima de 65 anos, apresentam maior risco por apresentarem menor expectativa de vida (SECURATO, 2002) (Quadro 6).

Quadro 6 — Pontuação em relação às faixas etárias

Idade	Pontuação
Entre 21 e 30 anos	20
Entre 30 e 35 anos	30
Entre 35 e 45 anos	40
Entre 45- 65 anos	50
Acima 65 anos	10

Fonte: elaborado pela autora, baseado em Securato (2002)

É importante considerar no modelo variáveis relacionadas à profissão, ao parâmetro de tempo de emprego, o qual mostra a estabilidade de renda. Pessoas com menos de um ano de emprego apresentam maior risco, por ser este considerado um emprego instável. Outra relação que se pode auferir é o cargo/função, e, quanto maior o nível hierárquico, melhor a pontuação, por considerar que, quanto maior a renda, menos dependente se torna de crédito. É possível classificar as atividades profissionais com base no Manual de Imposto de Renda – pessoa física (SECURATO, 2002).

Também, é preciso lembrar que as variáveis financeiras, como renda e patrimônio, servem tanto para a pontuação de crédito como para a definição do limite para concessão de crédito. Aspectos importantes, a serem considerados na renda, são os seguintes: se esta pode ser comprovada pelo contracheque no caso de assalariado, da declaração de Imposto de Renda do ano anterior e do Documento de Arrecadação Fiscal (DARF) dos meses anteriores ao crédito, de acordo com a política da entidade ou ainda, para profissionais liberais, a solicitação dos recibos de pagamentos autônomos (RPAs) referentes aos últimos meses (SECURATO, 2002).

No próximo capítulo será apresentado estudos relacionados sobre modelos de análise de crédito, seus objetivos e as variáveis utilizadas no estudo. Nesse momento, estudos relacionados a análise de crédito ainda que não seja em uma EFPC pode ser uma fonte

importante para estruturar e subsidiar um modelo de análise de crédito capaz de prever a probabilidade de solvência através de técnicas estatísticas.

2.5.1 Estudos relacionados ao tema

A seguir, são apresentados, no Quadro 7, estudos relacionados a modelos de *credit scoring* e está dividido em: autor/ano, objetivos e variáveis. Importante identificar os objetivos e relacionar com as variáveis utilizadas em cada estudo.

Quadro 7 — Estudos relacionados ao tema seus objetivos e variáveis

Autor/Ano	Objetivos	Variáveis
Carvalho (1999)	Analisar os diversos meios de elaborar uma política de crédito e de colocá-la em prática levando em consideração os custos e economias decorrentes de cada sistema.	Cadastrais: idade, sexo, cep, telefone residencial, profissão. Capacidade Financeira: comprometimento de renda, restritivos entre outros.
Santos; Famá (2007)	Os objetivos principais da pesquisa são: 1) propor a utilização de um modelo de <i>credit scoring</i> para créditos rotativos composto por variáveis sistêmicas e não-sistêmicas diretamente relacionadas à capacidade de pagamento de pessoas físicas com renda assalariada e 2) verificar se a utilização do modelo em uma amostra de 2.000 clientes pessoas físicas extraída da carteira de crédito do Banco X (nome fictício), contribuiria para a redução do atual risco de inadimplência em créditos rotativos.	Idade, estado civil, tempo de residência, renda, tempo de relacionamento com a instituição financeira, comprometimento da renda com descontos legais e dívidas, número de dependentes entre outros.
Régis; Artes (2007)	analisar a aplicação do modelo multi-estado de Markov na área de risco associado ao uso de cartões de crédito, aproveitando as características de transições entre diversos estados de relacionamento entre os clientes e as instituições ao longo do tempo e, com isso, gerar modelos de escore para diversos fins	Limite de crédito, utilização do rotativo do cartão de crédito, média exponencial de atrasos com 12 meses, média de compras nos últimos 6 meses entre outros.
Ribeiro (2008)	Os objetivos principais da pesquisa são: 1) propor a utilização de um modelo de <i>credit scoring</i> para créditos rotativos composto por variáveis sistêmicas e não-sistêmicas diretamente relacionadas à capacidade de pagamento de pessoas físicas com renda assalariada e 2) verificar se a utilização do modelo em uma amostra de 2.000 clientes pessoas físicas extraída da carteira de crédito do Banco X (nome fictício), contribuiria para a redução do atual risco de inadimplência em créditos rotativos.	Sexo, idade, estado civil, número de dependentes, quantidade de disciplinas cursadas, reprovação, mensalidade em atraso, renda, se possui cartão de crédito entre outros.
So; Thomas (2011)	Avaliar um modelo de concessão de limite de crédito utilizando a pontuação baseado em aspectos comportamentais do tomador. Aplicação da cadeia de Markov para estimar o limite de crédito ideal para os usuários	Limite de crédito.
Da Silva; Vieira; Faia (2012)	Determinar quais são os fatores influenciadores do endividamento e da inadimplência, os quais estão associados à propensão da falência da Pessoa Física.	Idade, renda, sexo, se possui reserva financeira, restrição de crédito, profissão/ocupação entre outros.
Belotti e Crook (2013)	Identificar melhorias aos modelos de análise de crédito associando dados comportamentais dos usuários de cartão de crédito. Estabeleceu a relação do log-verossimilhança com modelo de sobrevivência para mensuração do modelo preditivo.	Renda, número de cartões, tempo de relacionamento com o banco, de residência, de emprego, idade, histórico do cliente, limite de crédito.
Leow; Crook (2014)	Identificar a probabilidade de inadimplência de clientes de cartão de crédito utilizando as cadeias de Markov e modelos de intensidade.	Renda, quantidade de cartões, tempo de relacionamento com o banco, de residência e de emprego, idade, profissão, limite de crédito, utilização de rotativo entre outros.
Pereira (2014)	Desenvolver um modelo dinâmico de crédito utilizando variáveis e características dos clientes, comportamentais e macroeconômicas através de análise de sobrevivência aplicada a dados discretos.	Histórico do cliente, reciprocidade com a instituição financeira, restrições financeiras e como variáveis

Fonte: elaborado pela autora, a partir dos autores pesquisados

O mercado de crédito operado por instituições financeiras possui ampla literatura porém nas Entidades fechadas de previdência complementar temos poucos estudos sobre as operações a participantes. Por isso, no próximo capítulo será abordado a constituição e funcionamento de uma EFPC.

2.6 CONSTITUIÇÃO E FUNCIONAMENTO DE UMA EFPC

As entidades fechadas de previdência complementar são instituições sem fins lucrativos que mantêm planos de previdência coletivos, sendo vedada a adesão de pessoas físicas que não tenham vínculo com os instituidores dos planos. São permitidas exclusivamente a empregados de uma empresa e aos servidores da União, dos Estados, do Distrito Federal e dos Municípios, entes denominados “patrocinadores”; e aos associados, pessoas jurídicas de caráter profissional, classista ou setorial, chamados “instituidores”. O regimento básico desse sistema está no art. 202 da Constituição Federal e nas Leis Complementares n.º 108 e 109/2001 (BRASIL, 2001). Para Nobre (1996, p. 87), a Previdência Privada é sistema no qual são encontradas as EFPCs.

A expressão previdência privada, no sentido usado no Brasil, objetivou identificar o espaço não coberto pela previdência social, de forma a proporcionar ao participante um benefício adicional ao oferecido pela previdência social pública, visando a manter sua renda nos mesmos níveis de quando estava em capacidade laborativa.

No Brasil, o sistema da previdência é administrado por três entidades: a previdência social, cuja responsabilidade é da administração pública; a previdência complementar aberta é administrada por sociedades anônimas, bancos e seguradoras; e a previdência complementar fechada que é constituída por entidades sem fins lucrativos e é conhecida como “fundos de pensão”.

Nessa perspectiva, a Lei n.º 6.435/77 regulamentou os fundos de pensão, e países, como Estados Unidos, França e Alemanha, foram referências nesse segmento. Para os beneficiários desses países, o sistema era sólido e eficaz. Nesse sistema, os trabalhadores (participantes) e os empregadores (patrocinadores) constituem um fundo com contribuições conjuntas. O objetivo é que, ao sair da empresa, esse trabalhador tenha uma reserva individual para iniciar essa nova fase, seja ela por aposentadoria ou por desligamento/demissão. De acordo com o art. 1.º da Lei n.º 6.435/77:

Art.1º Entidades de previdência privada são as que têm por objeto instituir planos privados de concessão de pecúlios ou de rendas, de benefícios complementares ou assemelhados aos da previdência social, mediante contribuição de seus participantes, dos respectivos empregados ou de ambos.

As contribuições, vertidas ao plano de benefícios, são realizadas por participantes, patrocinadores ou ambos. Tais recursos são aplicados no mercado financeiro, e a legislação vigente que as regulamenta é a Resolução n.º 4.661/2018: “Art. 1º As entidades fechadas de previdência complementar (EFPC) devem, na aplicação dos recursos correspondentes às reservas técnicas, provisões e fundos dos planos que administram, observar o disposto nesta Resolução.”

As diretrizes, estabelecidas pela Resolução, estabelecem princípios que devem nortear os investimentos, observando critérios de *rating*¹, concentração por emissor, percentuais por alocação de investimentos, controles, internos, requisitos dos ativos, fundos de investimentos constituídos no exterior, derivativos, empréstimos e valores mobiliários, desenquadramento do passivo e vedações.

Como estabelece o art. 4.º da Resolução n.º 4.661/2018 na aplicação dos recursos dos planos, a EFPC deve:

- I - Observar os princípios de segurança, rentabilidade, solvência, liquidez, adequação à natureza de suas obrigações e transparência;
- V - Adotar práticas que garantam o cumprimento do seu dever fiduciário em relação aos participantes dos planos de benefícios, considerando, inclusive, a política de investimentos estabelecida, observadas as modalidades, segmentos, limites e demais critérios e requisitos estabelecidos nesta Resolução.

Os investimentos na Resolução n.º 4.661/2018 estão segmentados em:

- Art. 20. Os investimentos dos recursos dos planos administrados pela EFPC devem ser classificados nos seguintes segmentos de aplicação:
- I - Renda fixa;
 - II - Renda variável;
 - III - Estruturado;
 - IV - Imobiliário;
 - V - Operações com participantes; e
 - VI - Exterior.

Na aplicação dos recursos garantidores, aportados pelos participantes ativos, a EFPC deve seguir a política de investimentos previamente aprovada. Na política de investimentos,

¹ *Rating* são avaliações, emitidas por agências de classificação de risco sobre a qualidade de crédito – Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais (ANBIMA, 2020).

estão as diretrizes e as estratégias do plano de benefícios, que devem ainda estar disponíveis para a consulta e o conhecimento dos participantes, como será mostrado a seguir.

2.7 POLÍTICA DE INVESTIMENTOS

Os recursos dos planos administrados pela EFPC, denominados “recursos garantidores”, são formados pelos “ativos disponíveis e de investimentos, deduzidos de suas correspondentes exigibilidades, não computados os valores referentes a dívidas contratadas como os patrocinadores”. De acordo com o disposto no art. 2.º da Resolução CMN n.º 4661/18. A aplicação dos recursos garantidores deverá estar descrito na política de investimentos, e o art. 19 da Resolução CMN 4661/2018 dispõe sobre as diretrizes da política de investimentos.

Art. 19. A EFPC deve definir a política de investimento para a aplicação dos recursos de cada plano de benefício por ela administrado.

§ 1º A política de investimento de cada plano deve ser elaborada pela diretoria executiva e aprovada pelo conselho deliberativo da EFPC antes do início do exercício a que se referir.

§ 2º A EFPC deve adotar, para o planejamento da política de investimentos dos recursos do plano de benefícios por ela administrado, um horizonte de, no mínimo, sessenta meses, com revisões anuais.

§ 3º Aplicam-se aos perfis de investimentos os mesmos limites estabelecidos nesta Resolução para os planos de benefícios.

§ 4º Na política de investimentos deverá constar informações acerca das operações realizadas em ativos financeiros ligados à patrocinadora, fornecedores, clientes e demais empresas ligadas ao grupo econômico da patrocinadora (Resolução CMN n.º 4661/2018).

Ademais, a política de investimentos deverá conter uma linguagem clara e objetiva para que cumpra o seu papel de transparência nas decisões de investimentos. A EFPC é uma administradora de recursos de terceiros, sendo estes os detentores de cotas do fundo. A soma de todas as cotas é igual ao patrimônio do plano. Assim, é possível dizer que cada participante possui uma fração do plano de benefícios do qual ele faz parte, por isto a importância da divulgação das informações, conforme a instrução PREVIC 32.

Art. 2º Na divulgação de informações a EFPC deve:

I - empregar linguagem clara e acessível a cada público, com tempestividade, regularidade, confiabilidade e segurança;

II - utilizar, sempre que possível, recursos didáticos, como infográficos, tabelas e lâminas informativas;

III - priorizar o uso de plataformas digitais de comunicação, observado o disposto no § 2º do art. 13;

IV – disponibilizar, de forma ativa, as informações de interesse dos participantes e assistidos, independentemente de solicitação. Parágrafo único. A EFPC deve disponibilizar e manter atualizado sítio eletrônico próprio na internet e endereço de correio eletrônico e, a seu critério, outros canais de comunicação e atendimento, como redes sociais e aplicativos para dispositivos móveis. (IN 32 PREVIC)

Na política de investimentos, os percentuais de alocação por segmento estão descritos como: inferior, estratégia, superior e limite legal. As decisões de investimento, aprovadas em um comitê de profissionais qualificados, deverá ser submetida à diretoria executiva, ao conselho fiscal e conselho deliberativo. A certificação dos administradores, participantes do processo decisório, dos empregados que integram o Comitê Consultivo de Investimentos, bem como dos empregados, diretamente responsáveis pela aplicação dos recursos garantidores dos planos, deverá atender ao disposto no art. 5.º da Resolução CNPC n.º 19/2015 e no art. 3.º da Instrução PREVIC n.º 06/2017.

Outro documento importante para revisão das decisões de investimento é o Relatório Anual de Informações (RAI), no qual estão presentes as despesas de investimento, provisões, informações sobre consultoria, se houver, e gastos referentes à administração da carteira, tais como: taxas, emolumentos, custódia, tarifas, entre outras.

Relatório Anual de Informações (RAI) Art. 5º O RAI deve conter informações gerais e relevantes, apresentadas de forma clara e precisa, sobre o funcionamento da EFPC e sobre a situação de cada plano de benefícios, contendo, no mínimo, informações sobre:

IV - a gestão dos investimentos dos planos de benefícios e de perfil de investimento, quando houver, seja própria, terceirizada ou mista, durante o exercício a que se refere o relatório, relacionada à política de investimento estabelecida para o mesmo período;

V - os limites aprovados na política de investimento para o plano de benefícios e por perfil de investimento, quando houver, adotada para o exercício subsequente a que se refere o relatório;

VI - as despesas administrativas e com investimentos, que devem abranger, no mínimo, os gastos referentes à gestão de carteiras, custódia, corretagens pagas, acompanhamento da política de investimentos, consultorias, honorários advocatícios, auditorias, avaliações atuariais e outras despesas relevantes por planos de benefícios;

VII - composição e diversificação das aplicações contendo, no mínimo, as seguintes informações sobre investimentos por:

a) tipo de gestão;

b) tipo de aplicação na carteira própria da EFPC;

c) segmento de aplicação; e;

d) informações sobre ativos em carteira própria e em fundos de investimentos exclusivos da EFPC em default, a provisão estimada e a representatividade em relação a carteira de ativos por plano; (RESOLUÇÃO CNPC nº 32 04/12/2019).

Tendo em vista o objetivo de atingir o equilíbrio intertemporal entre os ativos e as obrigações dos planos de benefícios e administrativo do plano de benefícios, é realizado um estudo com o propósito de servir de orientação para definir a alocação estratégica de

investimentos em cada segmento de aplicação, bem como para estabelecer os respectivos limites para a alocação tática de investimentos. A Tabela 3, a seguir, demonstra alguns exemplos de alocação de investimentos das EFPCs, de acordo com sua Política de Investimentos e a carteira consolidada por segmento.

Tabela 3 — Política de investimentos

Nome da EFPC - Fundação	Plano	RF	RV	Estruturado	Exterior	Imobiliário	Op. Particip.	Alocação Estratégica
Ceres	Básico	82%	9%	3,00%	0%	5%	1%	100%
Família Previdência	Ceeprev	54%	28%	13%	0%	2%	3%	100%
Fibra	Fibra	78%	8%	8%	3%	2%	2%	100%
OabPrev-SP	Prever	85%	15%					100%
Petros	PPSP-NR	62%	21%	2%	0%	9%	6%	100%
PortoPrev	PortoPrev	94%	6%					100%

Fonte: elaborada pela autora, com base nas Políticas de Investimentos das EFPCs (2020)

A Tabela 4, a seguir, demonstra a carteira, consolidada por tipo de aplicação das entidades fechadas de previdência complementar brasileiras. O estatístico as EFPCs, divulgado pela ABRAAP em setembro/2020, a época, a soma dos ativos totais das EFPCs registravam R\$ 974 bilhões, o que corresponde a 13,6% do PIB brasileiro.

Tabela 4 — Carteira consolidada por tipo de aplicação

I. CARTEIRA CONSOLIDADA POR TIPO DE APLICAÇÃO														(R\$ milhões)		
Discriminação	2013	%	2014	%	2015	%	2016	%	2017	%	2018	%	2019	%	set/20	%
Renda Fixa	386.773	60,4%	431.140	64,2%	483.907	70,7%	546.764	72,4%	592.735	73,6%	635.113	73,4%	692.121	72,9%	695.191	74,3%
Títulos públicos	67.446	10,5%	83.351	12,4%	105.949	15,5%	131.273	17,4%	142.564	17,7%	155.420	18,0%	157.503	16,6%	147.852	15,8%
Créditos Privados e Depósitos	26.672	4,2%	27.099	4,0%	24.473	3,6%	23.843	3,2%	21.341	2,7%	17.897	2,1%	19.063	2,0%	18.791	2,0%
SPE	186	0,0%	160	0,0%	142	0,0%	139	0,0%	130	0,0%	84	0,0%	73	0,0%	69	0,0%
Fundos de investimentos - RF ¹	292.469	45,7%	320.530	47,7%	353.344	51,6%	391.508	51,8%	428.700	53,3%	461.712	53,4%	515.482	54,3%	528.480	56,5%
Renda Variável	185.755	29,0%	166.267	24,7%	126.869	18,5%	137.014	18,1%	142.703	17,7%	159.742	18,5%	186.531	19,6%	169.425	18,1%
Ações	84.213	13,2%	77.026	11,5%	58.445	8,5%	71.536	9,5%	66.706	8,3%	62.999	7,3%	74.668	7,9%	67.194	7,2%
Fundos de investimentos - RV ²	101.542	15,9%	89.241	13,3%	68.425	10,0%	65.478	8,7%	75.997	9,4%	96.743	11,2%	111.862	11,8%	102.231	10,9%
Investimentos Estruturados	19.355	3,0%	22.467	3,3%	19.706	2,9%	16.574	2,2%	13.116	1,6%	12.613	1,5%	12.756	1,3%	11.848	1,3%
Empresas Emergentes	346	0,1%	304	0,0%	258	0,0%	326	0,0%	340	0,0%	234	0,0%	207	0,0%	190	0,0%
Participações	16.819	2,6%	19.546	2,9%	17.422	2,5%	14.342	1,9%	10.963	1,4%	10.575	1,2%	10.122	1,1%	9.382	1,0%
Fundo Imobiliário	2.191	0,3%	2.617	0,4%	2.026	0,3%	1.906	0,3%	1.813	0,2%	1.803	0,2%	2.427	0,3%	2.276	0,2%
Imóveis	28.988	4,5%	31.450	4,7%	32.798	4,8%	32.485	4,3%	31.740	3,9%	32.100	3,7%	32.061	3,4%	32.067	3,4%
Operações com participantes	17.291	2,7%	18.705	2,8%	19.423	2,8%	19.969	2,6%	20.105	2,5%	21.019	2,4%	21.220	2,2%	21.216	2,3%
Empréstimo a Participantes	15.685	2,4%	17.217	2,6%	17.950	2,6%	18.546	2,5%	18.746	2,3%	19.632	2,3%	19.882	2,1%	19.918	2,1%
Financiamento imobiliário	1.606	0,3%	1.488	0,2%	1.473	0,2%	1.424	0,2%	1.360	0,2%	1.387	0,2%	1.338	0,1%	1.298	0,1%
Outros ³	2.165	0,3%	1.901	0,3%	2.213	0,3%	2.289	0,3%	4.405	0,5%	4.605	0,5%	5.263	0,6%	6.015	0,6%
Total	640.328	100,0%	672.054	100,0%	684.916	100,0%	755.096	100,0%	804.803	100,0%	865.191	100,0%	949.953	100,0%	935.762	100,0%

Fonte: Estatístico ABRAAP (2020)

De acordo com as políticas de investimentos, demonstradas nas Tabelas 3 e 4, percebe-se a preferência dos gestores para investimentos em ativos mobiliários, e pouco são

exploradas as operações a participantes. Um dos motivos pode ser a expertise dos gestores nos demais investimentos em detrimento das operações a participantes.

Assim, após as contribuições sobre a política de investimentos, aplicadas às entidades fechadas de previdência complementar, o próximo passo é mostrar como funcionam as operações com participantes em um fundo de pensão, o que a legislação recomenda, os limites legais e as boas práticas para mitigação de riscos.

2.8 OPERAÇÕES A PARTICIPANTES

As operações com participantes devem observar a legislação vigente, e este processo envolve várias etapas, tais como: limite legal, taxas e cálculo da margem consignável. Quanto aos recursos garantidores do plano, a Resolução n.º 4.661/2018 estabelece o limite legal de 15% (quinze por cento). A EFPC, em sua política de investimento, poderá estabelecer um limite menor, de acordo com a alocação estratégica do plano.

Art.25 A EFPC deve observar, em relação aos recursos garantidores de cada plano, o limite de até 15% (quinze por cento) no segmento de operações com participantes no conjunto de:

I - Empréstimos pessoais concedidos com recursos do plano de benefícios aos seus participantes e assistidos; (Art. 25 da Resolução n.º 4.661/2018)

A taxa básica ao ser calculada deve ter como base a rentabilidade mínima atuarial do plano. A Entidade estabelece uma meta mínima de rentabilidade da operação e divulga em sua política de investimentos, site e aplicativo da instituição. A EFPC poderá estabelecer um adicional frente ao risco da operação. Além da rentabilidade mínima o cálculo da taxa inclui: taxa de administração (custo administrativo da operação), taxa adicional para cobertura de riscos (inadimplência).

§ 4º os encargos financeiros das operações com participantes devem ser superiores à taxa mínima atuarial, para planos constituídos na modalidade de benefício definido, ou ao índice de referência estabelecido na política de investimentos, para planos constituídos em outras modalidades, acrescidos de taxa referente à administração das operações e de taxa adicional de risco (Resolução 4.661/2018, art. 25)

A fim de diminuir o risco de inadimplência, as EFPCs podem incluir em seus contratos uma cláusula de consignação de reserva de poupança. Assim, a poupança previdenciária do participante poderá servir como garantia de pagamento do empréstimo. Todavia, os contratos, firmados entre EFPC e participante, poderão ser superiores ao seu

saldo, então a reserva servirá apenas para amortização do contrato. Conforme texto do art. 25 da Resolução 4.661/2018: “§ 1º Os contratos das operações (...) devem conter cláusula de consignação em pagamento da reserva até o valor estipulado para o instituto do resgate”.

A Lei n.º 10.820/2003 equipara as EFPCs às instituições financeiras para fins de cálculo da margem consignável para empréstimo: art. 6º: “A Equiparam-se, para os fins do disposto nos arts. 1º “e 6º, às operações neles referidas as que são realizadas com entidades abertas ou fechadas de previdência complementar pelos respectivos participantes ou assistidos” (BRASIL, 2003).

O art. 2.º da Lei n.º 10.820/2003 trata da do conceito de remuneração básica:

(...) § 1º Para os fins deste Decreto, considera-se remuneração básica a soma das parcelas pagas ou creditadas mensalmente em dinheiro ao empregado, excluídas:

- I - Diárias;
- II - Ajuda de custo;
- III - Adicional pela prestação de serviço extraordinário;
- IV - Gratificação natalina;
- V - Auxílio-natalidade;
- VI - Auxílio-funeral;
- VII - Adicional de férias;
- VIII - Auxílio-alimentação, mesmo se pago em dinheiro;
- IX - Auxílio-transporte, mesmo se pago em dinheiro; e
- X - Parcelas referentes a antecipação de remuneração de competência futura ou pagamento em caráter retroativo.

Após o conceito de remuneração básica, o art. 2.º da Lei n.º 10.820/2003 complementa a forma de cálculo, descontando as deduções legais.

(...) § 2º Para os fins deste Decreto, considera-se remuneração disponível a parcela remanescente da remuneração básica após a dedução das consignações compulsórias, assim entendidas as efetuadas a título de:

- I - Contribuição para a Previdência Social oficial;
- II - Pensão alimentícia judicial;
- III - Imposto sobre rendimentos do trabalho;
- IV - Decisão judicial ou administrativa;
- V - Mensalidade e contribuição em favor de entidades sindicais;
- VI - Outros descontos compulsórios instituídos por Lei ou decorrentes de contrato de trabalho.

Ao calcular a remuneração básica do participante ou assistido do plano, o valor para a margem consignável não poderá ultrapassar 30%:

Art. 3º No momento da contratação da operação, a autorização para a efetivação dos descontos permitidos neste Decreto observará, para cada mutuário, os seguintes limites: I - a soma dos descontos referidos no art. 1º deste Decreto não poderá exceder a trinta a por cento da remuneração disponível definida no § 2º do art. 2º (...).

A legislação traz orientações, visando a tornar as operações de crédito mais seguras, no entanto, ainda que seja observado o limite legal, incluídos o risco de inadimplência na taxa e o cálculo correto para desconto em folha, o risco está presente em todas as operações. Por esse motivo, é recomendável a adoção de práticas, com o objetivo de mitigar os riscos inerentes do processo de análise e concessão de crédito.

No capítulo seguinte, apresentam-se os aspectos metodológicos adotados na presente dissertação. Inicialmente, será abordada a classificação da pesquisa e o seu delineamento quanto aos seus procedimentos técnicos e objetivos. Na sequência, são descritas a população e amostra. Por fim, são apresentados aspectos, como as variáveis, o modelo e o método para análise e o tratamento de dados.

3 METODOLOGIA

3.1 DELINEAMENTO E CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

O delineamento metodológico está associado “ao planejamento da pesquisa em sua dimensão mais ampla, envolvendo tanto a sua diagramação, quanto sua previsão de análise e interpretação de dados”, segundo Gil (2008, p. 49). Quanto ao delineamento, este estudo classifica-se como *ex-post-facto*, pois o pesquisador não tem controle direto das variáveis independentes, como, por exemplo: idade, sexo, estado civil, nível intelectual. Para Gil (2008, p. 54), “(...) são feitas inferências sobre a relação entre as variáveis (...), a partir da relação concomitante entre as variáveis independentes e dependentes.”.

Como propõem Collis e Houssey (2005), um projeto de pesquisa depende da escolha da metodologia para atingir os objetivos propostos do estudo. No caso desta dissertação, com vistas a responder ao problema estabelecido e atingir os objetivos propostos, optou-se pela abordagem quantitativa, por estar baseada em um método estatístico para a coleta e o tratamento de dados.

Em relação ao método, classifica-se como hipotético-dedutivo, porque, a partir de um problema, este passa a ser testado pela observação. Conforme Kaplan (1972, p. 12), no método hipotético-dedutivo,

O cientista, através de uma combinação de observação cuidadosa, hábeis de antecipação e intuição científica, alcança um conjunto de postulados que governam os fenômenos pelos quais se está interessado, daí deduz ele as consequências por meio de experimentação e, dessa maneira, refuta os postulados, substituindo-os, quando necessário, por outros, e assim prossegue.

No que concerne à sua natureza, este estudo caracteriza-se por ser uma pesquisa aplicada, na medida em que visa a buscar conhecimentos para aplicação prática sobre problemas específicos. Quanto aos objetivos, pode ser classificada como explicativa, pois tem como escopo classificar a relação entre variáveis (GIL, 2008), ou seja, analisar quais fatores, como características dos clientes (cadastrais e financeiras) que contribuem ou determinam a ocorrência dos fenômenos, neste caso, a inadimplência.

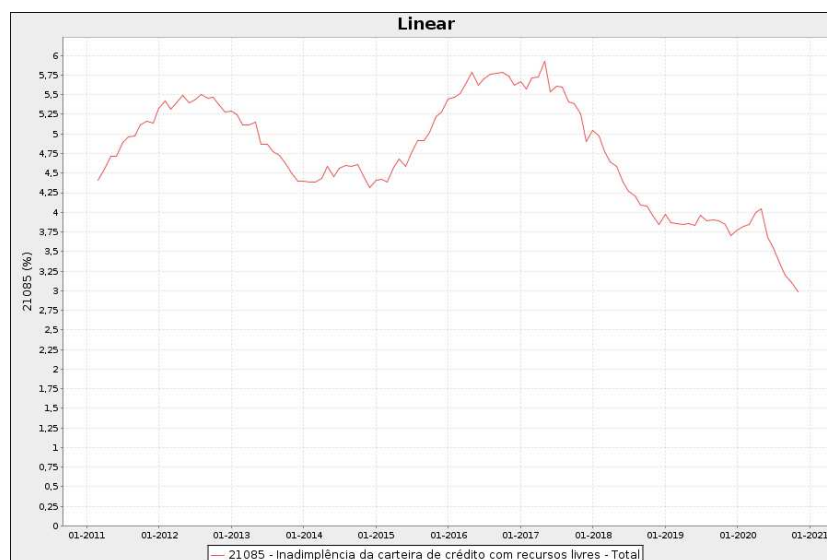
3.2 AMOSTRA

Para o cumprimento do objetivo proposto, foi escolhida uma EFPC X que possui 40 anos de atuação no mercado, mais de 18 mil participantes e um patrimônio superior a R\$ 7 bilhões. O segmento de operações a participantes em novembro de 2020 registrou o saldo de R\$ 241 milhões em torno de 3,4% dos recursos garantidores. A EFPC X fornecerá a base de dados, necessários para o desenvolvimento do modelo econométrico proposto.

A amostra será composta por participantes de uma EFPC X, isto é, de pessoas classificadas como adimplentes e inadimplentes. Dessa forma, a amostra será classificada como probabilística e discreta, porque o comportamento das variáveis pode ser descrito em termos de probabilidade e como um modelo discreto, dado que as mudanças de estado ocorrem em tempos discretos no tempo e não, de forma contínua.

Para classificação dos grupos de estudo adimplentes e inadimplentes, é necessário estabelecer o critério de definição para os inadimplentes. O Banco Central, de acordo com Basiléia II (2004), define como inadimplência os saldos de empréstimo com atraso superiores a 90 dias, sendo este o critério que a ser utilizado para esse estudo ($Y=1$). A série 21085, conforme o Gráfico 1, apresenta o percentual de inadimplência da carteira de empréstimos a partir de janeiro de 2011 a janeiro de 2021.

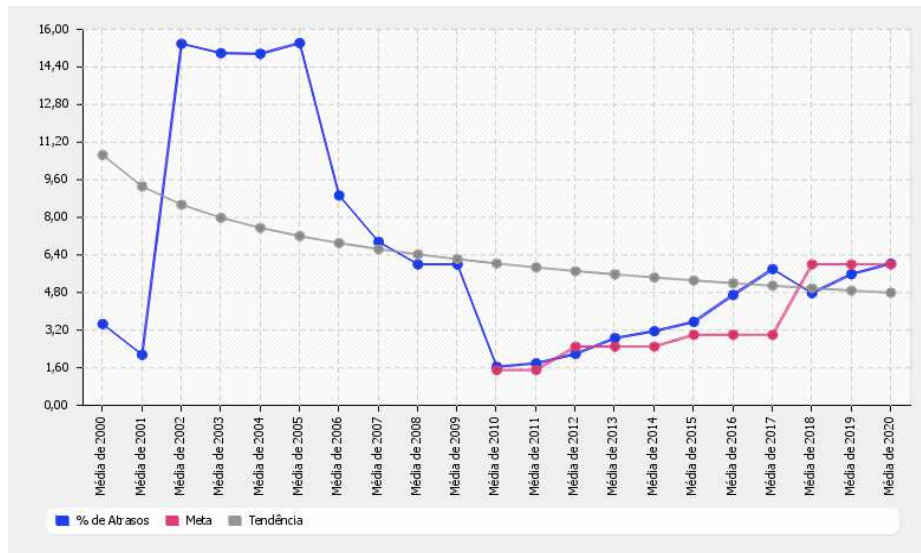
Gráfico 1 — Inadimplência de carteira de empréstimos a partir de janeiro de 2011 a janeiro de 2021.



Fonte: Série 21085 dados estatísticos banco central

A inadimplência da EFPC X, como mostra o Gráfico 2, abaixo, apresenta uma inadimplência média de 6,07% no ano 2020, a qual está acima da média do segmento, segundo dados, apresentados pelo Banco Central.

Gráfico 2 — Inadimplência – média de 6,07% no ano de 2020.



Fonte: Indicador de Inadimplência EFPC X

A seleção da amostra é realizada a partir da (I) identificação das variáveis; (II) validação da consistência dos dados; (III) separação da amostra para análise e teste; e (IV) escolha da ferramenta estatística. A amostra será extraída da base de dados da EFPC X, e o mês, bem como o ano de referência são março de 2020.

O dimensionamento da amostra aleatória probabilística adotada, a amostra final do trabalho foi obtida através do cálculo de amostragem. Considerando que o plano de benefícios escolhido possui 716 contratos de empréstimo ativos, confiabilidade de 95%, margem de erro de 5% o que originou uma amostra de 250 participantes aproximadamente, através da equação (1).

$$\frac{\frac{z^2 \times p(1-p)}{e^2}}{1 + \left(\frac{z^2 \times p(1-p)}{e^2 N} \right)} \quad (1)$$

Sendo;

z = grau de confiança em desvios padrões;

e = margem de erro escolhida;

N = tamanho da população;

p = constante igual a 0,5.

Na primeira seleção a amostra aleatória contém 250 observações de participantes classificados como adimplentes e inadimplentes. A proporção entre adimplentes e inadimplentes é equivalente a 0,94 e 0,06, respectivamente. Os percentuais estabelecidos buscam representar o conjunto de interesse, semelhante aos percentuais da carteira atual da EFPC X.

A amostra deve ser submetida a um ajuste que garanta a representatividade do segmento de operações a participantes e analisada, para que a proporção dos clientes adimplentes e inadimplentes da amostra seja semelhante à proporção de bons e maus clientes da carteira real da EFPC X durante o período analisado.

Para a classificação da amostra, pode-se criar uma classe indeterminada, na qual o cliente não é considerado nem adimplente ou inadimplente. Desta forma, por exemplo, acima de 90 dias de atraso, este seria considerado inadimplente, contudo, se ele tiver proposta de acordo em andamento para renegociação da dívida, não seria classificado como indeterminado. Neste caso, o cliente, classificado na categoria “indeterminada”, não seria usado no desenvolvimento do modelo, já que apenas serão considerados inadimplentes aqueles que atrasaram mais de 90 dias alguma prestação, e adimplentes os que, ao contrário, não atrasaram mais de 90 dias nenhuma das prestações.

3.3 DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS

Os escores são determinados por modelos estatísticos que atribuem pontos (dados pelos coeficientes), por dados cadastrais dos proponentes e pelo histórico de comportamento do relacionamento do proponente com a instituição (as variáveis).

Cada instituição deverá usar o seu próprio modelo de *credit scoring* e, para EFPC X, não há um modelo sendo utilizado nas operações de empréstimos aos participantes. Assim sendo, a análise terá como premissa os dados contidos na base de dados da EFPC X, de acordo com os critérios previstos em regulamento.

A experiência individual da Entidade será fundamental na definição da representatividade da amostra, da definição dos adimplentes e inadimplentes, assim como das informações cadastrais que devem constar na data da solicitação do empréstimo.

O instrumento para coleta de dados será a base de dados dos clientes. Ao aderir a um plano de previdência, os clientes informam, em sua proposta de adesão, dados, tais como: nome, Cadastro de Pessoas Físicas (CPF), data de nascimento, naturalidade, nome dos pais, Carteira de Identidade (RG), endereço, *e-mail*, nome dos beneficiários, em caso de falecimento, valor de contribuição, data de adesão e telefone.

Obviamente, esta escolha está limitada ao que se tem no banco de dados e às mais utilizadas normalmente. Destaca-se que as variáveis mais empregadas em modelos de *credit scoring* são: idade, estado civil, sexo, Código de Endereçamento Postal (CEP), entre outros. Outro fator a ser considerado é a Lei americana *Equal Credit Opportunity, Act*, a Lei de Igualdade de oportunidades de crédito, de 28 de outubro de 1974, que regulamenta o assunto e torna ilegal a discriminação do crédito por questões subjetivas, como raça, cor e religião, e define que é preciso haver razões objetivas para se negar um crédito.

Para o desenvolvimento do presente estudo, será utilizado um modelo simplificado, no qual somente as variáveis mais utilizadas nos modelos de *credit scoring* serão incluídas, pois a operacionalização do modelo se torna extremamente complexa, na medida em que mais variáveis são inseridas. As variáveis escolhidas para implementação do modelo com base nos indicativos apresentados na literatura apresentada neste estudo, sendo estas:

- I. Cliente: a identificação do cliente foi feita por código através de pseudonimização, ou seja, o dado perde a possibilidade de associação direta e necessita de informação adicional para que seja vinculada a uma pessoa.
- II. Idade: calculada a partir da data de nascimento conforme cadastro do participante.
- III. Gênero: segregado em masculino e feminino.
- IV. Estado Civil: segregado em solteiro, casado, viúvo e divorciado.
- V. CEP: segregado em Capital (Porto alegre), interior do estado do Rio Grande do Sul e demais estados brasileiros.
- VI. Tempo no Plano: foi considerado o tempo de relacionamento com a EFPC, participantes ativos que mantêm mensalmente suas contribuições a partir da data de ingresso.

- VII. Valor mensal de contribuição: foi considerado essa variável como *proxy* da renda pois o valor de contribuição está atrelado a renda conforme os percentuais descritos no regulamento do plano de benefícios.
- VIII. Reserva de Poupança: saldo total acumulado do participante junto a EFPC.
- IX. Adimplentes: participantes com contrato ativo de empréstimo sem registro de atraso.
- X. Inadimplentes: atraso superior a 90 dias sem histórico de renegociação ou acordo com a Entidade.

Para Hand e Henley (1997, p. 527) a definição das variáveis por agrupamento ajuda a compreender se a categoria está mais ligada a clientes bons ou ruins. Segundo Bender Filho *et al.* (2010) uma maneira de utilizar modelos estatísticos com variáveis qualitativas é pelas probabilidades. Assim, o próximo capítulo aborda o desenvolvimento do modelo estatístico.

3.4 DESENVOLVIMENTO DO MODELO

A análise de crédito pode ser feita de forma quantitativa, por modelos matemáticos e estatísticos ou de forma qualitativa, julgamental. Um processo de análise de crédito pode ser feito a partir da combinação dos dois modelos. As vantagens dos métodos quantitativos são: automatização do processo de concessão de crédito, padronização do processo decisório e baixo custo de implementação; e as desvantagens desse método são: rigidez dos parâmetros e falta de flexibilidade no processo decisório.

Para Securato (2002, p. 183), é possível, a partir de um conjunto de informações e de determinados parâmetros previamente selecionados, identificar em qual categoria de risco de crédito o cliente ativo ou o potencial cliente se insere.

A regressão logística é uma técnica recomendada para as situações em que a variável dependente é binária ou dicotômica. A variável binária corresponde a valores:

- 1, se a característica de interesse está presente;
- 0, se a característica não está presente;

Para construir um modelo, é preciso definir um objetivo, por exemplo: qual a probabilidade da pessoa *x* se tornar inadimplente. A variável resposta é a probabilidade de 0 a 100%. O modelo busca a explicação sobre a resposta de qual variável é relevante, para estimar a probabilidade de risco de crédito.

Para Brito e Assaf Neto (2005, p. 8), “o objetivo da regressão logística é gerar uma função matemática, cuja resposta permita estabelecer a probabilidade de uma observação pertencer a um grupo previamente determinado, em razão do comportamento de variáveis independentes”.

Para Gujarati e Porter (2011, p. 37):

Uma variável dependente é expressa como função linear de uma ou mais variáveis denominadas explanatórias. Em tais modelos, supõe-se implicitamente que as relações causais, se existirem entre a variável dependentes e as explanatórias ocorrem apenas em uma direção, especificamente das variáveis explanatórias para a dependente.

O modelo de regressão logística na análise de risco de crédito é utilizado para estimar a probabilidade de inadimplência de determinado grupo de clientes (Y). Assim o modelo de regressão logística pode ser expresso pela Equação (2) (GUJARATI, 2006, p. 481):

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{Z_i}} \quad (2)$$

Em que $Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_i$

Onde:

Pi: Representa a probabilidade de um evento ocorrer;

Z: = $b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + \dots + b_i X_i$;

Xi: Representa casa i – ésima variável preditora;

bi: Coeficientes a serem estimados para cada uma das variáveis.

Para o desenvolvimento do modelo o método econométrico proposto é o de regressão logística pois não é necessária uma normalidade multivariada. É uma técnica apropriada para uma grande variedade de aplicações, individuais e simultâneas. Correlaciona variáveis independentes métricas e não métricas ao mesmo tempo. O pesquisador pode identificar as fontes de erro e otimizá-los. A escala de valores entre 0 e 1 facilita a interpretação dos resultados.

Neste estudo, a hipótese nula formulada é de que não há dependência estatística entre a variável a ser explicada (inadimplentes) e as variáveis regressoras (idade, sexo, estado civil,

Cep, tempo de relacionamento com a EFPC X, saldo da reserva de poupança e valor de contribuição) e o nível de significância foram testados $\alpha = 0,05$ e $\alpha = 0,01$.

O teste foi aplicado em 2 etapas através de um subset para separar os adimplentes dos inadimplentes a proporção utilizada foi de 80% - 20%. Para obter-se uma boa estimativa da eficiência classificatória do modelo (*holdout sample*) (HAIR, 1998).

Isto posto, ao final do mês de novembro de 2020 efetuou-se o levantamento para confirmação dos que possuíam débitos junto a EFPC X, uma vez que os dados da amostra eram de março de 2020.

Após a aplicação dos testes determinamos o ponto de corte em que o modelo apresenta maior índice de desempenho através da curva ROC (Receiver Operating Characteristic). O objetivo é mensurar a relação entre a sensibilidade e a especificidade do teste, ou seja, o grau de acerto ou de erro. Quanto maior este índice, maior o percentual de acerto do modelo. Para atender os objetivos desse estudo o importante é identificar os inadimplentes e assim desenvolver o modelo *credit scoring*.

3.5 PROCEDIMENTO DE TRATAMENTO E ANÁLISE DE DADOS

O contexto da pesquisa é uma Entidade Fechada de Previdência Complementar que possui sede no Rio Grande do Sul. Para fins de sigilo os dados extraídos foram tratados no Excel© e tratados pelo software R, isto em consideração a Lei Geral de Proteção de dados (Lei 13.709/2018) e a Lei 105/2001 pela qual é obrigação das instituições manter resguardados os dados de seus clientes. De forma geral, considerando o conjunto de variáveis explicativas, tem-se a estrutura da base de dados no processo de estimação do modelo apresentada no Quadro 8.

Quadro 8 — Procedimentos descritivos das variáveis preditoras do modelo

Variável	Classificação	Procedimentos de análise
Idade	Quantitativa	Medidas de tendência central e posição e de Variabilidade, tais como média, desvio-padrão, mínimo e máximo.
Estado Civil		
Tempo de Plano		
Reserva de Poupança		
Valor de Contribuição		
Estado Civil	Qualitativa	Distribuição de frequências e proporções.
Gênero		

Fonte: elaborado pela autora com base nos dados da pesquisa.

Após o ajustamento do modelo, a validação por meio dos dados de teste será efetuada pela construção da matriz de confusão (Figura 1), que é uma tabela de dupla entrada. Na Figura 1 pode-se verificar que o valor A representa o total de casos em que os dados mostravam a resposta como falso e o modelo retornou como resposta o valor zero, que representa uma previsão de Falso, neste contexto. Do mesmo modo, a letra D representa o número de casos em que tanto os dados quanto o modelo apontam que a resposta é verdadeira. A partir da matriz de confusão pode-se determinar as medidas de sensibilidade e especificidade para a modelagem, conforme as equações 3 e 4.

Figura 1 — Matriz de confusão

Dados	Falso Adimplente	Verdadeiro Inadimplente
0 - Adimplente	A	B
1 - Inadimplente	C	D

Fonte: elaborado pela autora com base nos dados da pesquisa.

Os dados de entrada dessa matriz têm os seguintes significados:

- A é a quantidade de adimplentes dado que eles são adimplentes;
- B é a quantidade de inadimplente dado que eles são adimplentes;
- C é quantidade de adimplentes dado que eles são inadimplentes;
- D é a quantidade de inadimplentes dado que eles inadimplentes;

Algumas medidas comumente utilizadas em problemas de classificação binária obtidas a partir da matriz de confusão:

- Acurácia: é a proporção de predições corretas, o acerto total sem considerar o que é positivo ou negativo. O valor de AUC varia entre 0,0 até 0,1 e o limiar dessa classe é 0,5, ou seja, quanto maior o AUC melhor.

$$ACC = \frac{VP + VN}{P + N}$$

Ou

$$ACC = \frac{C + D}{TOTAL DE EVENTOS}$$
(3)

A equação representa o total de acertos dividido pelo total de dados do conjunto os acertos são a proporção de predições corretas sem considerar o que é positivo ou negativo. No entanto, essa é uma medida de precisão do teste e espera-se um valor de acurácia elevado.

- Sensibilidade ou taxa de positivos corretos: é a proporção de verdadeiros positivos, ou seja, avalia a capacidade do sistema predizer corretamente.

$$SENS = \frac{VP}{VP + FN}$$

ou

$$SENS = \frac{D}{C + D}$$
(4)

- Especificidade: é a proporção de verdadeiros negativos, ou seja, avalia a capacidade de predizer corretamente a ausência da condição.

$$ESPEC = \frac{VN}{VN + FP}$$

ou

$$ESPEC = \frac{A}{A + B}$$
(5)

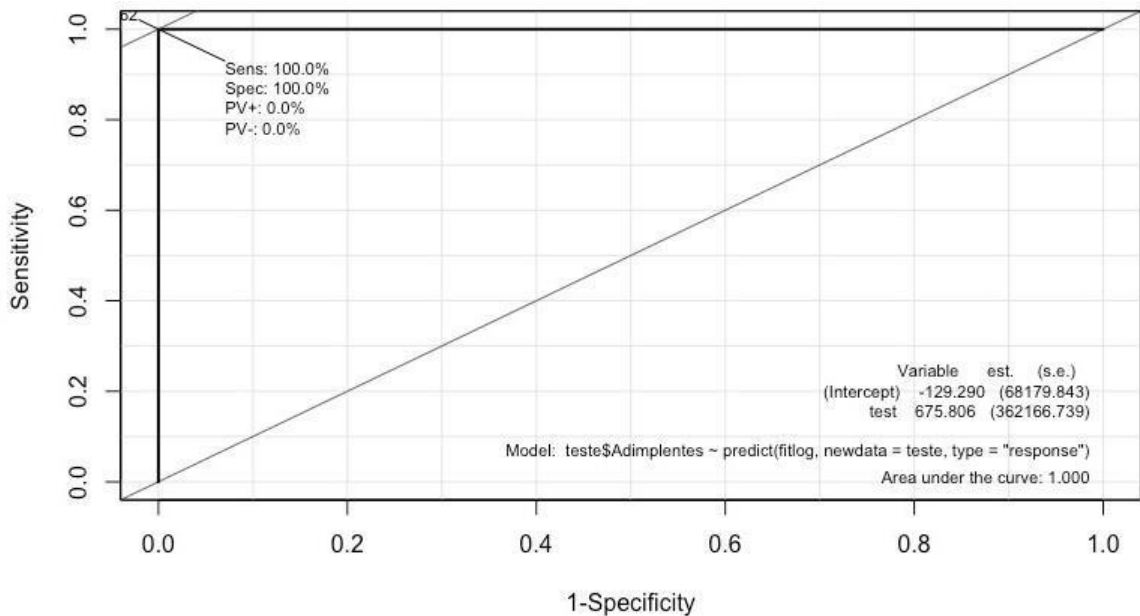
É relevante para a interpretação das equações entender os conceitos de VPP e VPN. O valor preditivo positivo (VPP) é a capacidade de identificar os verdadeiros positivos entre todos os indivíduos com esse resultado. O valor preditivo negativo (VPN) é a capacidade de identificar os verdadeiros negativos de entre todos os indivíduos que obtiveram resultados negativos.

A fim de testar a qualidade do ajustamento do modelo, foi elaborada a curva ROC (Receiver Operating Characteristic). A partir de uma curva ROC, podemos identificar o melhor limiar de corte para obtermos o melhor desempenho possível. Assim, podemos utilizar como parâmetro de comparação as medidas de sensibilidade e especificidade. Ainda,

podemos obter o ponto de corte que apresente a melhor combinação de valores de especificidade e sensibilidade para o modelo. Segundo Hosmer & Lemeshow (1989, p. 162) a regra geral é:

- Se $ROC = 0.5$: sugere que não houve discriminação.
- Se $0.7 \leq ROC \leq 0.8$: considerado discriminação aceitável.
- Se $0.8 \leq ROC \leq 0.9$: considerado excelente discriminação.
- Se $ROC \geq 0.9$: considerado discriminação pendente.

Figura 2 — Curva ROC



Fonte: elaborado pela autora.

A escolha do ponto de corte deve ser baseada em uma combinação ótima tanto da sensibilidade quanto da especificidade. Pela análise da curva ROC, escolhemos o ponto de corte referente a combinação da sensibilidade e especificidade que mais se aproxima do canto superior esquerdo do gráfico, ou seja, a curva discrimina em cada ponto valores para sensibilidade e especificidade. Para Gujarati (2006) a regressão linear busca mensurar a dependência estatística de uma variável dependente com outras variáveis explicativas, estimando assim o valor médio da variável dependente baseado em valores conhecidos das demais variáveis através de testes de validação da amostra.

4 ANÁLISE DE RESULTADOS

Esse capítulo está dividido em duas seções. A primeira é dedicada a análise exploratória das variáveis preditoras e a segunda explica o ajustamento do modelo logístico final.

4.1 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DAS VARIÁVEIS PREDITORAS

Corroborando com estudos apresentados no Quadro 9 as variáveis idade, gênero, cep, tempo de plano e estado civil foram incluídas no modelo por apresentarem resultados significativos nos testes aplicados pelos autores apresentados. As variáveis reserva de poupança e valor de contribuição são variáveis que podem ser consideradas como *proxies* do patrimônio e renda do participante muito utilizados em modelos de *credit scoring* pois atestam a condição financeira e econômica do participante.

O objetivo dessa pesquisa é propor um modelo de escoragem de crédito, para mitigar o risco de crédito nas operações a participantes no portfólio de investimentos de uma Entidade Fechada de Previdência Complementar. Para isso, inicialmente será apresentado a estatística descritiva das variáveis que foram escolhidas com base na revisão de literatura e na base de dados disponível pela EFPC X.

Quadro 9 — Estatística Descritiva Variáveis

Variável	Observações	Média	Desvio Padrão	Min	Máx	<i>p - valor</i> Associação com a Adimplência
Idade	250	47,5	19,153	21	91	0.2887 e -07
CEP	250	-	0,394	1	2	0.3448
Gênero	250	-	0,4863	1	2	0.01476
Estado Civil	250	-	0,84	1	4	0.000222
Tempo de Plano	250	19,9	15,92	9,6	21,5	0.1556 e-07
Reserva de Poupança	250	R\$ 56.871,61	1022,47	R\$ 1.959,00	R\$ 697.543,00	2.222 e-07
Valor de Contribuição	250	R\$ 341,22	50746	R\$ 50,00	R\$ 4.500,00	0.01302

Fonte: elaborado pela autora com base nos dados da pesquisa.

Diante da exposição da estatística descritiva no quadro 10 verifica-se que as variáveis: idade, gênero, estado civil, tempo de plano, reserva de poupança e valor de contribuição obtiveram resultados significativos e foram considerados no modelo. A variável Cep que

define o endereço do participante não teve resultado significativo e por isso não foi considerado nos testes.

As variáveis idade e tempo de plano foram calculadas a partir da data de nascimento e a data de ingresso no plano até dezembro de 2020. Os quadros 10, 11 e 12, a seguir, demonstram a categorização das variáveis da pesquisa. A categorização atribuída para os adimplentes e inadimplentes estão descritas no quadro a seguir:

Quadro 10 — Categorização não métrica - Inadimplência

Variáveis - Categorização Não Métrica		(F)	%
0	Adimplentes	235	94
1	Inadimplentes	15	6

Fonte: elaborado pela autora com base na pesquisa.

Em modelos de regressão logística a variável dicotômica pode assumir o valor de 0 ou 1. Neste estudo 0 foi atribuído para os adimplentes e 1 para os inadimplentes. A categorização foi atribuída com base na carteira ativa da EFPC X. Foram considerados inadimplentes participantes com atraso superior a 90 dias sem histórico de renegociação ou acordo com a Entidade.

O estado civil foi classificado como 1 (um) para solteiro, 2 (dois) para casado, 3 (três) para divorciado e 4 (quatro) para viúvo, segue a frequência, percentual e frequência acumulada da amostra obtida em relação ao estado civil.

Quadro 11 — Categorização não métrica – Estado civil

Estado Civil	(F)	%	(FC)
1	114	45,6	45,6
2	102	40,8	86,4
3	19	7,6	94
4	15	6	100
Total	250	100	

Fonte: elaborado pela autora com base na pesquisa.

Para variável sexo o estudo classificou (1) Feminino e (2) Masculino, o quadro 10 consolida os resultados encontrados na amostra:

Quadro 12 — Categorização não métrica – Gênero

Gênero	(F)	%	(FC)
1	95	38	38
2	155	62	100
Total	250	100	

Fonte: elaborado pela autora com base na pesquisa.

Similarmente ao resultado encontrado no presente estudo aponta a pesquisa do Banco Central (2018) sobre as diferenças no acesso e uso de serviços financeiros entre homens e mulheres publicado em 2018. O estudo retrata o quão inseridas estão as mulheres no sistema financeiro. Diferenças de renda e participação no mercado de trabalho podem ser a causa das assimetrias encontradas entre homens e mulheres.

Nas operações de crédito, segundo dados da pesquisa (BACEN, 2018), a análise agregada do número de tomadores de crédito aponta diferenças relevantes entre homens e mulheres com relação ao acesso a esse produto na distribuição dos tomadores de crédito por faixas de renda. Em dezembro de 2017, os homens correspondem por cerca de 60% do saldo total da carteira ativa das operações de crédito a partir de 2 salários-mínimos. Nas demais faixas, os homens apresentam saldos maiores, sendo essa diferença especialmente relevante na faixa acima de 20 salários-mínimos, na qual o saldo dos homens é 325% maior que o saldo de crédito das mulheres (BACEN, 2018).

Complementam essa análise histogramas, diagramas de dispersão, Diagrama de Box Plot e gráficos de colunas apresentados nos anexos com o intuito de disponibilizar uma versão visual complementar a análise exploratória dos dados.

4.2 AJUSTAMENTO DO MODELO LOGÍSTICO

Para o modelo logístico estimado foram realizados vários testes estatísticos que validam a sua aplicabilidade. A amostra foi dividida em 2 etapas por meio da criação dos *subsets* de teste e validação, sendo o primeiro grupo considerado a amostra de teste (80%) e o segundo grupo a amostra da validação (20%).

Tabela 5 — Modelo Inicial

Variáveis	Modelo Inicial	
	Estimativa (b)	p-valor
Intercepto	-3.272 e 01	0.99405
Idade	5.210 e -02	0.25930
Estado Civil (2)	1868 e 01	0.99660
Estado Civil (3)	1.467 e 00	0.99989
Estado Civil (4)	1.705 e 01	0.99690
Tempo de Plano	5862 e -01	0.00576***
Reserva de Poupança	4.205 e-06	0.60232
Valor de Contribuição	-1051 e -03	0.59720
Gênero (2)	4.698 E 00	0.28031
AIC	40.416	

Fonte: elaborado pela autora. Nota: (**) estatisticamente significativo a um nível de 1%; (***) estatisticamente significativo a um nível de 5%.

Dados da tabela 5 apresentam que grande parte das variáveis se tornam não significativas quando analisadas conjuntamente no modelo. Possivelmente a existência de multicolineariedade entre as variáveis está alterando a capacidade de explicação destas que, como apresentado no Quadro 10, apresentavam significância quando confrontados com o *status* de adimplência e inadimplência. Assim, para ajustar um modelo que apresentasse variáveis significativas, diversos testes foram efetuados com a remoção de variáveis. Assinala-se que para uma boa estimativa, a log verossimilhança esperada, pode ser obtida através dos dados observados, esta estimativa poderá ser utilizada como um critério para comparar modelos. O AIC (critério de informação Akaike) estima a quantidade relativa de informações perdidas por um determinado modelo: quanto menos informações um modelo perde, maior a qualidade desse modelo e menor a pontuação AIC. Os modelos ajustados finais escolhidos foram então baseados na avaliação conjunta de presença de *proxies* e variáveis significativas em conjunto.

Tabela 6 — Modelos Ajustados

Variáveis	Modelo Ajustado I		Modelo Ajustado II		Modelo Ajustado III			
	Estimativa (b)	p-valor	Estimativa (b)	p-valor	Estimativa (b)	p-valor		
Intercepto	-1.265e01	2.52 e-06	Intercepto	-1.215e01	7.94e-06***	Intercepto	-7.786e00	1.92e-07***
Idade	1.183e-01	0.0004777***	Idade	1.099e-01	0.000188**	Idade	7.860e-02	0.000245***
Tempo de Plano	3,041e02	3.23e-06***	Tempo de Plano	2.900e-01	1.89e-05***	Reserva de Poupança	6.335e-06	0.004455**
Valor de Contribuição	-1847e05	0.978890	Reserva de Poupança	1.752e-06	0.56299	Valor de Contribuição	-9.523e-04	0.178937
AIC	58602		58262		88458			

Fonte: elaborado pela autora

O modelo ajustado I manteve as variáveis que obtiveram resultados significativos e a variável valor de contribuição. A variável idade em grande parte dos modelos de *credit scoring* levam em conta a fase da vida do indivíduo associando a idade com a capacidade em gerar renda. Corroborando com estudos anteriores em que a idade apresenta resultado significativo e positivo o que representa que quanto maior a idade maior a probabilidade de inadimplência.

O tempo de plano apresentou um resultado significativo nos modelos I e II essa variável nos diz quanto tempo esse participante está no plano, uma variável de relacionamento que reflete por quanto tempo esse participante está ativo no plano. O valor de contribuição apesar de não apresentar um resultado significativo em nenhum modelo é uma *proxy* para renda. Pois, ao utilizarmos a média de investimento em previdência complementar em relação a renda, podemos chegar a um valor aproximado de renda mensal através do valor de contribuição.

A reserva de poupança no modelo ajustado II não apresenta resultado significativo, porém no modelo ajustado III apresentou significância. A reserva de poupança pode ser considerado uma *proxy* para patrimônio pois ela retrata saldo acumulado no plano de previdência. Além de ser uma importante variável econômica a reserva de poupança é importante por ser uma cláusula de garantia nas operações a participantes recomendada pela Previc. Ou seja, caso o participante não honrar com seu compromisso de pagamento do empréstimo ao se desligar do plano a EFPC poderá deduzir do seu saldo de reserva o valor correspondente a dívida em atraso.

Tabela 7 — Correlação entre as variáveis: Modelo ajustado III

250 observações	Idade	Saldo de Reserva	Valor de Contribuição
Idade	1.0000		
Saldo de Reserva	0.3227	1.0000	
Valor de Contribuição	0.2175	0.3919	1.0000

Fonte: elaborado pela autora.

A Tabela 7 descreve a correlação entre as variáveis o resultado pouco significativo. O modelo final de regressão logística após os testes realizados foi composto pelo conjunto de três variáveis: idade, valor de contribuição e reserva de poupança. Sendo assim, a função matemática correspondente ao modelo desenvolvido é a Equação 6 a seguir:

$$\text{Equação: } \ln = \frac{\#}{\% \#} = -0,7786 - 0,6335_{\text{reserva de poupança}} - 0,9253_{\text{valor de contribuição}} + 0,7860_{\text{idade}} \quad (6)$$

Da mesma forma o modelo de estimação de risco de crédito obtido e de melhor ajuste aos dados empíricos é dado pela Equação (7).

$$P = \frac{1}{1 + e^{\ln}} \quad (7)$$

Outra medida de qualidade de ajuste do modelo é o K-S (Kolmogorov-Smirnov) que para esse estudo mede o grau de (adimplentes e inadimplentes) cujo valor obtido ks 0.7467949 e pode ser interpretado conforme o quadro 11. Para Picinini, Oliveira e Monteiro (2003, p.465) “o teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) é utilizado no mercado financeiro como um dos indicadores de eficiência de modelos de *credit scoring* sendo que o mercado considera um bom modelo aquele que apresente KS igual ou superior a 30”.

Quadro 13 — Interpretação do Ajuste do Modelo (K-S)

K-S	Interpretação
Menor que 30	Baixa Discriminação
de 30 a 50	Boa Discriminação
Maior que 50	Ótima Discriminação

Fonte: elaborado pela autora com base Picinini, Oliveira e Monteiro (2003).

Em estatística, há uma variedade de técnicas destinadas a examinar a distribuição de uma amostra o quadro 13 apresenta três tipos de testes não paramétricos de normalidade: Skewness Kurtosis Shapiro Wilk e Shapiro Francia. O conjunto de resíduos produzidos em todo intervalo das observações de uma amostra deve apresentar distribuição normal, normalidade dos resíduos (Gujarati 2006). O Gráfico Q-Q é utilizado comparar as formas distribuições subjacentes em parâmetros normais.

Quadro 14 — Teste de Normalidade

```
. sktest Idade Saldo Contribuio
```

Skewness/Kurtosis tests for Normality

Variable	Obs	Pr(Skewness)	Pr(Kurtosis)	adj chi2(2)	joint Prob>chi2
Idade	250	0.1778	0.0000	36.40	0.0000
Saldo	250	0.0000	0.0000	.	0.0000
Contribuio	250	0.0000	0.0000	.	0.0000

```
. swilk Idade Saldo Contribuio
```

Shapiro-Wilk W test for normal data

Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
Idade	250	0.96620	6.131	4.219	0.00001
Saldo	250	0.53075	85.104	10.339	0.00000
Contribuio	250	0.58380	75.483	10.060	0.00000

```
. sfrancia Idade Saldo Contribuio
```

Shapiro-Francia W' test for normal data

Variable	Obs	W'	V'	z	Prob>z
Idade	250	0.96955	6.004	3.760	0.00008
Saldo	250	0.52962	92.736	9.503	0.00001
Contribuio	250	0.59672	79.506	9.180	0.00001

Fonte: elaborado pela autora.

O gráfico 3 apresenta o nível de correlação entre as variáveis em determinados valores de cada variável existe uma correlação mais significativa. A idade com o tempo de relacionamento com a EFPC apresenta uma correlação mais forte e com idade até 60 anos e valor de contribuição até R\$ 1.000,00 uma correlação mais forte. Ainda observamos forte correlação entre o tempo de relacionamento com a EFPC até 10 anos e a contribuição até R\$ 2.000,00 e o valor de contribuição com o saldo de reserva estabelecendo uma relação proporcional quanto maior o valor de contribuição maior será a reserva acumulada.

Gráfico 3 — Gráfico de Distribuição

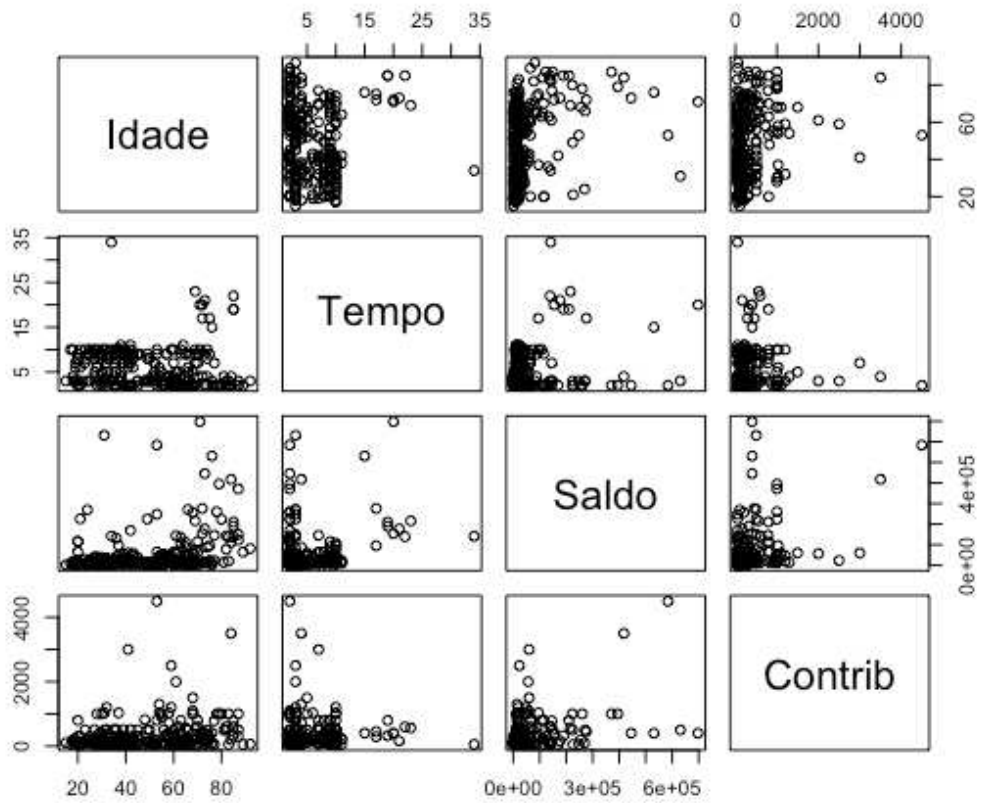
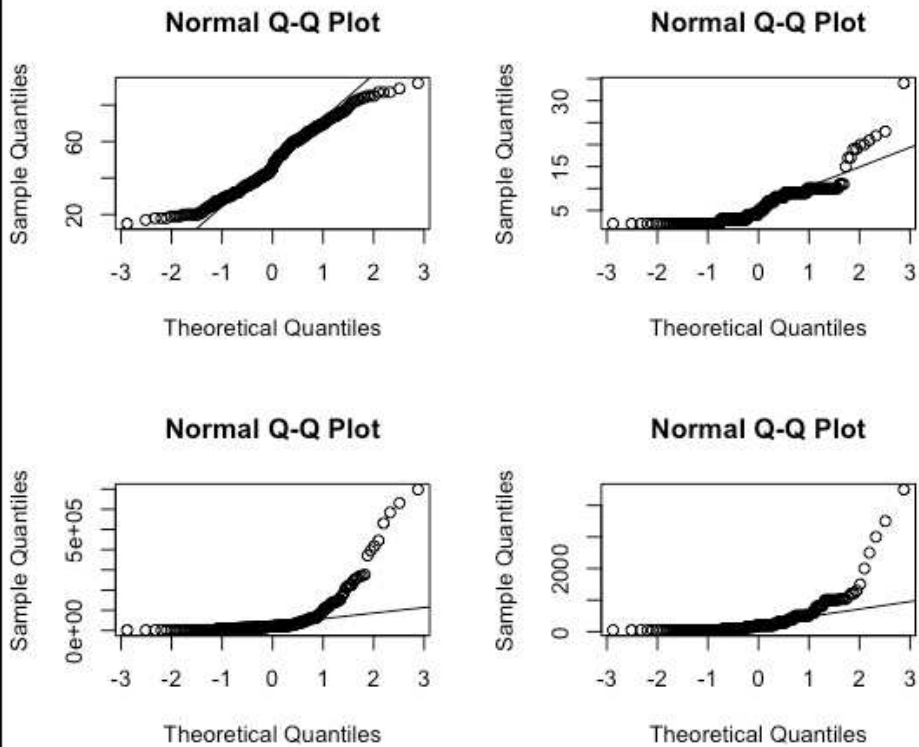
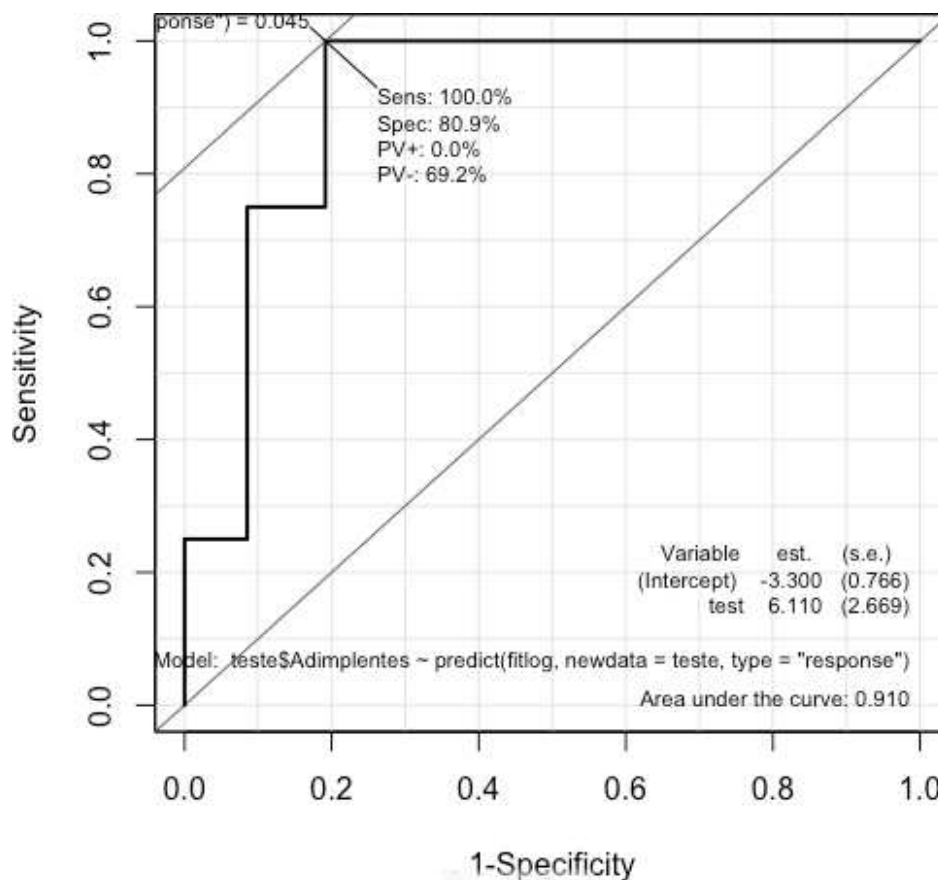


Gráfico 4 — Q-Q Plot teste não paramétrico para comparação de distribuição subjacente.



A curva ROC (Receiver Operating Characteristic) é obtida através do cálculo de sensibilidade e especificidade relativamente a diversos pontos de corte. A partir de uma curva ROC, podemos identificar o melhor limiar de corte para obtermos o melhor desempenho possível. Para esse estudo é importante identificar o ponto de corte em que a curva registre corretamente os indivíduos classificados como inadimplentes. A figura 3 representa a Curva Roc gerada na etapa de validação.

Figura 3 — Curva ROC etapa de validação



Fonte: elaborado pela autora.

A curva ROC é obtida pela representação da razão $VP = \text{Positivos Verdadeiros} / \text{Positivos Totais}$ versus a razão $FP = \text{Positivos Falsos} / \text{Negativos Totais}$, para vários valores do limiar de classificação. Os verdadeiros positivos estão representados na Roc no eixo da sensibilidade (ou taxa de verdadeiros positivos) e os verdadeiros negativos no eixo da especificidade ou taxa de falsos positivos. A especificidade é conhecida como taxa de verdadeiros negativos (VN).

Dentre as várias suposições estabelecidas para a técnica estatística da curva Roc, é possível inferir o ponto de corte em que modelo otimiza os resultados em relação a variável independente ($Y = \text{inadimplência}$). A tabela 7 destaca dois limiares em que curva estabelece resultados diferentes, porém pode ser utilizado diferentes pontos para atribuir uma

classificação de risco do participante. Para os que foram classificados como adimplentes nos dois limiares, pode-se interpretar que possuem um baixo risco de crédito e a partir dessa análise atribuir um conceito para esse grupo, por exemplo (A). Para os que no segundo ponto foram considerados com falsos adimplentes, mas no ponto anterior estavam como adimplentes a classificação atribuída será (B) que representa um médio risco de crédito. E, para os que foram classificados como inadimplentes nas duas análises serão classificados como alto risco de crédito, conceito (C).

Através da análise individual do risco de crédito pode ser estabelecido uma relação entre o risco e a taxa de juros da operação. Para os clientes considerados de baixo risco a taxa de juros das operações de crédito poderá ser menor e majorada os demais grupos de acordo com o risco. Outra análise possível é que a EFPC x pode fixar um limite de crédito a partir da classificação. Pode ser em relação a reserva de poupança, ou seja, para o participante classificado como (A) o limite aprovado será 2 vezes o saldo acumulado pois, esse cliente tem uma probabilidade menor de inadimplência.

No que concerne aos modelos de gestão de riscos, a regulação estabelece que as EFPC's adotem práticas que garantam seu dever fiduciário em relação aos participantes dos planos de benefícios. Além disso, na administração da carteira própria deve identificar, analisar, controlar e monitorar o risco de crédito.

Os modelos estatísticos desenvolvidos para a carteira de crédito procuram estabelecer formas eficazes de avaliação do risco de crédito. O grande benefício para as EFPC's desses modelos é a redução do percentual de provisionamento para perdas e a melhor previsibilidade da inadimplência esperada.

Além disso, a diversificação dos investimentos evita que todo patrimônio dos planos de benefícios de uma EFPC esteja exposto a um mesmo tipo de risco. O objetivo da diversificação segundo a teoria da carteira de Harry Markowitz é maximizar os retornos e minimizar os riscos ao longo do tempo. Contudo, para obter uma rentabilidade superior à taxa mínima atuarial nas operações a participantes são necessários mecanismos de gestão e controle de risco de crédito, objetivo desse estudo. A tabela 8 a seguir demonstra os valores de sensibilidade e especificidade da curva Roc obtidos a partir do modelo de ajuste III.

Tabela 8 — Valores Curva Roc

	sensibilidade	especificidade	predito
	1.00	0.00000000	
0.00159526111417527	1.00	0.02127660	0.001595261
0.00159669866721001	1.00	0.04255319	0.001596699
0.00185810015855616	1.00	0.06382979	0.001858100
0.0019698407163782	1.00	0.08510638	0.001969841
0.00218513178540918	1.00	0.10638298	0.002185132
0.00263481496375687	1.00	0.12765957	0.002634815
0.00272188430736091	1.00	0.14893617	0.002721884
0.00281890306051918	1.00	0.17021277	0.002818903
0.0033801741509329	1.00	0.19148936	0.003380174
0.00342839363340597	1.00	0.21276596	0.003428394
0.00372981367320319	1.00	0.23404255	0.003729814
0.00379308822958385	1.00	0.25531915	0.003793088
0.00390751305235641	1.00	0.27659574	0.003907513
0.00397306410013116	1.00	0.29787234	0.003973064
0.00471680173347411	1.00	0.31914894	0.004716802
0.00495082965648546	1.00	0.34042553	0.004950830
0.00595402154585288	1.00	0.36170213	0.005954022
0.00606121701674739	1.00	0.38297872	0.006061217
0.00631877167298596	1.00	0.40425532	0.006318772
0.00663575607148963	1.00	0.42553191	0.006635756
0.0078086198831828	1.00	0.44680851	0.007808620
0.00915200002494247	1.00	0.46808511	0.009152000
0.00947385948114411	1.00	0.48936170	0.009473859
0.00973962711575248	1.00	0.51063830	0.009739627
0.0106020788056113	1.00	0.53191489	0.010602079
0.0108207724641171	1.00	0.55319149	0.010820772
0.0109324391307301	1.00	0.57446809	0.010932439
0.0122631099036124	1.00	0.59574468	0.012263110
0.01298408849694	1.00	0.61702128	0.012984088
0.0135393480351133	1.00	0.63829787	0.013539348
0.0138570823302103	1.00	0.65957447	0.013857082
0.0138856931098261	1.00	0.68085106	0.013885693
0.0154620017134103	1.00	0.70212766	0.015462002
0.0221685355014287	1.00	0.72340426	0.022168536
0.0233580675515549	1.00	0.74468085	0.023358068
0.0342866875705191	1.00	0.76595745	0.034286688
0.0410123917526455	1.00	0.78723404	0.041012392
0.0453772457952182	1.00	0.80851064	0.045377246
0.0734577164331269	0.75	0.80851064	0.073457716
0.0796383553872443	0.75	0.82978723	0.079638355
0.109373760852239	0.75	0.85106383	0.109373761
0.117715552826003	0.75	0.87234043	0.117715553
0.126546462193118	0.75	0.89361702	0.126546462
0.141732006394631	0.75	0.91489362	0.141732006
0.17314471693416	0.50	0.91489362	0.173144717
0.173922891489222	0.25	0.91489362	0.173922891
0.277687825742404	0.25	0.93617021	0.277687826
0.388236312259728	0.25	0.95744681	0.388236312
0.393723696352375	0.25	0.97872340	0.393723696
0.492928964896011	0.25	1.00000000	0.492928965
0.763037316696354	0.00	1.00000000	0.763037317
Acurácia			
[1]	0.9095745		

Fonte: Autora (2021).

Nesta tabela 9, são colocados os valores reais observados na base de dados em cruzamento com os valores preditos pelo modelo. No limiar de corte 0,045377246 todos os inadimplentes foram identificados corretamente. Todavia, para o grupo de adimplentes o modelo classificou corretamente 80% dos indivíduos. Para um perfil mais conservador na tomada de decisão esse ponto pode ser considerado pois, ele prevê com 100% de assertividade os inadimplentes que representam um risco para Entidade. E cerca de 20% são considerados inadimplentes, porém são adimplentes, mas, esse erro na classificação não é um risco para Entidade. A seguir na tabela 9 com a matriz de confusão para o limiar 0.045377246.

Tabela 9 — Matriz de Confusão Ponto de Cortes = 0.045377246

	Predito		TOTAL
	Adimplente	Inadimplente	
Real Adimplente	38	0	47
Inadimplente	9	4	4
Total	48	3	

Fonte: elaborada pela autora.

A tabela 10 demonstra a matriz de confusão obtida no ponto de corte 0.492928965. Para esse limiar o percentual de assertividade é de 100% para os adimplentes e 25% para os inadimplentes. Verifica-se nesse ponto que todos os adimplentes foram identificados. A decisão sobre o melhor ponto é arbitrária, sendo uma escolha do gestor optar um ou outro ponto. Através da combinação entre os dois pontos pode ser criado um ranking com os conceitos citados anteriormente.

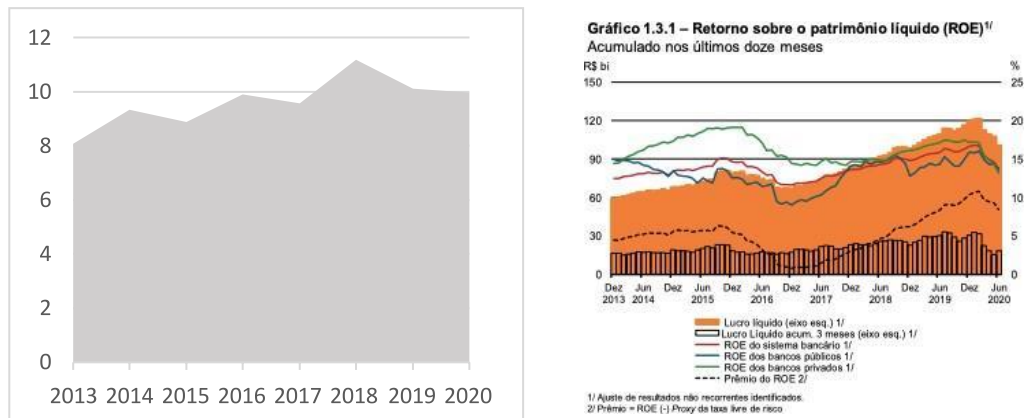
Tabela 10 — Matriz de Confusão Corte = 0.492928965

	Predito		Total
	Adimplente	Inadimplente	
Real Adimplente	47	3	50
Inadimplente	0	1	1
Total	47	4	

Fonte: elaborado pela autora

Vale ressaltar que para esse estudo é importante encontrar um modelo de *credit scoring* aplicável em uma EFPC para que assim o desempenho da carteira de operações a participantes apresente melhores resultados. Através de um modelo de *credit scoring* é possível ajustar a taxa de juros de acordo com o nível de risco do tomador, determinar limites mais adequados de limite de crédito e assim precificar o risco de operação estimando a parcela que ficará inadimplente.

Gráfico 5 — Comparativo de retornos EFPC x e Instituições Financeiras.



Fonte: elaborado pela autora com base nos dados da EPFC x e Dados do Bacen (2020).

Podemos observar através do Gráfico 5 que a rentabilidade dessa operação da EFPC X em 2013 obteve o valor mínimo de 8,07% e em 2018 o valor máximo de 11,18%. Pode se dizer que o retorno do investimento no segmento operações a participantes foi inferior a 11,18% a.a. Enquanto, para o mesmo período as instituições financeiras que praticam análise de crédito em todas as suas operações para o mesmo período obtiveram uma taxa superior a 15% de retorno sobre o capital próprio (ROE). A rentabilidade obtida nesse segmento deve refletir o risco dessas operações e superar a taxa mínima atuarial conforme recomendação das melhores práticas em operações a participantes Manual Abraap (2006).

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1 CONCLUSÕES

A presente pesquisa teve por objetivo propor um modelo de escoragem de crédito, para mitigar o risco de crédito nas operações a participantes no portfólio de investimentos de uma Entidade Fechada de Previdência Complementar. Utilizando a técnica estatística de regressão logística para estimar a probabilidade de risco de crédito, o modelo foi desenvolvido com base em uma amostra de participantes que possuem contratos de empréstimo ativo junto a EFPC X. No decorrer da dissertação foram apresentadas revisões bibliográficas, leis, resoluções, normativos, métodos estatísticos de análise de crédito e estudos científicos que serviram para suporte à decisão da escolha do método e das variáveis explicativas.

Com os objetivos específicos a proposta é identificar as variáveis utilizadas em estudos correlatos para mensurar o risco de crédito. Assim, podemos realizar uma escolha mais assertiva em relação as informações disponíveis na base de dados da EFPC X. Posteriormente e ainda como um objetivo específico são apresentados os resultados em relação às variáveis que compõem o modelo.

A partir da escolha das variáveis foram aplicados vários testes. Na primeira seleção a amostra aleatória contém 250 observações de participantes classificados como adimplentes e inadimplentes. A proporção entre adimplentes e inadimplentes é equivalente a 0,94 e 0,06, respectivamente. Os percentuais estabelecidos buscam representar o conjunto de interesse, semelhante aos percentuais da carteira atual da EFPC X. Para obtermos uma validação dos resultados o teste foi aplicado em 2 etapas através de um subset para separar os adimplentes dos inadimplentes a proporção utilizada foi de 80% (amostra de teste) e 20% (amostra de validação a partir de uma base de dados em Excel© e tratados pelo software.

Neste estudo, utilizou se como modelo final as variáveis: idade, reserva de poupança e valor de contribuição. O banco de dados de uma Entidade Fechada de Previdência Complementar é restrito por esse motivo variáveis consideradas em estudos anteriores não foram testadas no modelo.

Em termos práticos a contribuição do estudo está em evidenciar que, por meio da aplicação de um modelo de regressão logística pode se caracterizar o perfil dos indivíduos

com maior risco de crédito. Contribuem para esse achado o modelo de *credit scoring* amplamente utilizado nas operações de crédito.

O risco de crédito e o provisionamento de perdas decorrentes da inadimplência impactam na rentabilidade do segmento. Conforme orientações do órgão fiscalizador da Previc através da Resolução CMN 4.661/2018 sobre risco de crédito as Entidades Fechadas de Previdência Complementar devem zelar pela solvência do patrimônio dos planos e possuir modelos eficientes para gestão de riscos nos investimentos.

O estudo de Silva *et al.* (2018) conclui em seu estudo que no Brasil o aumento nas concessões de operações de crédito está positivamente relacionado ao aumento das despesas com de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Destarte, a ampliação de uma carteira de crédito deve ter como um dos pilares mais importantes ferramentas de apoio a gestão da inadimplência.

Os resultados obtidos através da pesquisa indicaram que o modelo no limiar 0.045377246 da curva Roc o modelo prevê 100% dos inadimplentes. Contudo, no limiar 0.492928965 100% dos adimplentes. Assim, através de uma combinação entre os dois pontos é possível estabelecer um *rating* de crédito identificando os participantes que possuem um risco mais elevado, com maior probabilidade de inadimplência.

Esses resultados são importantes pois no processo de análise de crédito a decisão de emprestar ou não é só a primeira etapa. O custo da operação (taxa de juros) e o limite pré aprovado estão ligados com a capacidade de um agente econômico honrar com os compromissos financeiros. Por isso, a classificação de crédito (*rating*) é um indicador importante para subsidiar as decisões que envolvem todo o ciclo de crédito.

Por fim, esse estudo não pode ser considerado como definitivo em termos de estimação de probabilidade de risco de crédito em Entidades Fechadas de Previdência Complementar, os resultados corroboram com os achados encontrados na revisão bibliográfica, o que justifica a sua aplicabilidade. Porém recomenda-se que a utilização do modelo estatístico não seja realizada isolada para medir o risco de inadimplência. A falta de informações cadastrais não permitiu com que outras variáveis fossem testadas.

Com relação a falta de informações cadastrais a EFPC pode coletar essas informações através de uma atualização cadastral ou adquirir esse cadastro através de birôs de crédito. Novas variáveis poderiam ser testadas e conforme a significância incluída ao modelo de *credit scoring*. Saunders (200) ressalta que a ideia dos modelos de *credit scoring* é a pré-identificação de certos fatores-chave que determinam a probabilidade de inadimplência e sua correlação ou ponderação para atribuir uma pontuação quantitativa.

Considerando a possibilidade da realização de mais estudos dessa natureza, os resultados obtidos nessa pesquisa poderiam ser relevantes para outras Entidades Fechadas de Previdência Complementar. A evolução do conhecimento nesse segmento contribui para o apoio a decisão de crédito fornecendo informações que respaldem o aperfeiçoamento das técnicas de gestão de riscos nas operações a participantes dessas entidades.

5.2 LIMITAÇÕES DA PESQUISA e sugestões para trabalhos futuros

As variáveis escolhidas neste estudo através de revisão da bibliografia visam explicar as relações estabelecidas no problema de pesquisa conforme demonstrado nos objetivos geral e específicos. Contudo, é possível que haja outras variáveis que não foram exploradas neste estudo, que poderiam ser substituídas e proporcionar um desempenho significativo melhorando evidenciando de causa e efeito.

As EFPC's tem informações restritas pois ao aderir um plano de previdência algumas informações não são necessárias portanto e não consta na proposta de adesão como por exemplo: número de filhos ou dependentes, se possui bens, salário ou renda, profissão, grau de instrução, informações do grupo familiar cônjuge ou parceiro, se possui restritivo juntos aos órgãos de crédito, se possui restritivo junto ao Banco Central do Brasil pela emissão de cheques sem fundos, entre outros dados muito utilizados para modelos de *credit scoring*.

Outra limitação importante se refere ao tamanho da amostra, 250 participantes foram incluídos na base de dados. Assim, os resultados obtidos através do modelo estatístico estão interligados com a população em questão.

Como sugestão para futuras pesquisas testar o modelo em um número maior de participantes classificados como adimplentes e inadimplentes em planos com perfil de risco diferente ao testado. Comparar se os resultados apresentaram similaridade ou disparidade. Ainda é possível adicionar ao modelo um número maior de variáveis, testar o nível de significância e verificar a aplicabilidade nos planos de benefícios das EFPC's.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABRAPP. Manual de Boas Práticas na Gestão de Empréstimos, de dezembro de 2006. Disponível em: Acesso em: 16/10/2020. <http://www.abrapp.org.br/Paginas/PageNotFound.aspx?requestUrl=http://www.abrapp.org.br/TrabalhosComissao/Manual%20de%20Boas%20Praticas%20Abra>

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DAS ENTIDADES DOS MERCADOS FINANCEIRO E DE CAPITAIS (ANBIMA) ANO: 2020.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DAS ENTIDADES FECHADAS DE PREVIDÊNCIA COMPLEMENTAR (ABRAAP) **Consolidados Estatísticos Trimestrais 2018 e 2019**. Disponível em: <http://www.abraap.org.br/Consolidados/Forms/Alltems.aspx>. Acesso em: 5 dez. 2019.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DAS ENTIDADES FECHADAS DE PREVIDÊNCIA COMPLEMENTAR **Consolidado Estatístico. Produção: Núcleo Técnico** – ABRAAP, ano. Disponível em: http://www.abrapp.org.br/Consolidados/Consolidado%20Estat%20C3%ADstico_09_2020_.pdf. Acesso em: 20 dez 2020.

ASSAF NETO, Alexandre; SILVA, César A. **Administração do Capital de Giro**. 2 ed. São Paulo: Atlas, 1997.

ATA DO COPOM. Brasília: Banco Central do Brasil. Reunião 224.º de 31/07/2019.

ATA DO COPOM. Brasília: Banco Central do Brasil. Reunião 234.º de 28/10/2020.

BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Diferenças no acesso e uso de serviços financeiros entre homens e mulheres**. Ano:2018. Disponível em: https://www.bcb.gov.br/Nor/releidfin/docs/art2_diferencas_no_acesso.pdf Acesso em: 25 jan 2021.

BANCO CENTRAL DO BRASIL Indicadores de endividamento de risco e perfil do tomador de crédito Ano: 2019 edição 80/2020. Disponível: https://www.bcb.gov.br/conteudo/relatorioinflacao/EstudosEspeciais/EE080_Indicadores_de_endividamento_de_risco_e_perfil_do_tomador_de_credito.pdf

BANCO CENTRAL DO BRASIL. Acesso em: 20/09/2020 Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/cidadaniafinanceira/tiposemprestimo>

BARALDI, M. R. **Manual de Política e Processo Decisório de Crédito**. 2 ed. São Paulo: ICB, 1990.

BENDER FILHO, R.; BAGOLIN, I, P.; COMIM, F. V. Determinantes da permanência na condição de pobreza crônica: aplicação do modelo logit multinomial. **Texto para discussão**. Porto Alegre, n 07, 2010.

BODIE, Zvi; KANE, Alex; MARCUS, Alan J. **Fundamentos de investimentos**. Trad. de Robert Brian Taylor. 9 ed. Porto Alegre: Bookman, 2014.

BRASIL. Lei Complementar n.º 108, de 29 de maio de 2001. Dispõe sobre a relação entre União, os Estados, o Distrito Federal, e os Municípios, suas autarquias, fundações, sociedades de economia mista e outras entidades públicas e suas respectivas entidades fechadas de previdência complementar e dá outras providências. Subsecretaria do Regime de Previdência Complementar. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, maio de 2001. Disponível em: <http://sa.previdencia.gov.br/site/2017/07/leis-complementares-108-e-109-junho.pdf>. Acesso em: 12 dez. 2020.

BRASIL. Lei Complementar n.º 109, de maio de 2001. Dispõe sobre o regime de previdência complementar e dá outras providências. Subsecretaria do Regime de Previdência Complementar. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, maio de 2001. Disponível em: <http://sa.previdencia.gov.br/site/2017/07/leis-complementares-108-e-109-junho.pdf>. Acesso em: 14 nov. 2020.

BRASIL. Lei n.º 6.435 de 15 de julho d 1977. Dispõe sobre as entidades de previdência privada. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, fevereiro de 1978.

BRASIL. Lei n.º 7.713, de 22 de dezembro de 1988. Altera a legislação do imposto de renda e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, ano.

BRASIL. Lei n.º 9.532, 10 de dezembro de 1997. Altera a legislação tributária federal e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, ano.

BRASIL. Lei n.º 9117, de 27 de novembro de 1998. Dispõe sobre regras gerais para a organização e o funcionamento dos regimes próprios de previdência social dos servidores públicos da União, dos Estados, do Distrito Federal e dos Municípios, dos militares dos Estados e do Distrito Federal e dá outras providências. **Diário Oficial da União, Brasília, DF, ano.**

BRASIL. Lei n.º 10.820 de 17 de dezembro de 2003. Dispõe sobre a autorização para desconto de prestações em folha de pagamento, e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, 2003.

BRASIL. Ministério da Economia. Previdência Social. Lei n.º 9.717/98. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, 1998. Disponível em: <<http://www.previdencia.gov.br/dados>>. Acesso em: 09 dez. 2019.

BRITO, Giovani A. S.; ASSAF NETO, Alexandre. **Modelo de Classificação de Risco de crédito de grandes empresas**. In: SBFIN, 2005.

BRITO, Osias Santana de. **Mercado financeiro**: Estrutura, produtos, serviços risco e controle gerencial. São Paulo: Saraiva, 2005.

CAOINETTE, John B.; ALTMAN, Edward I.; NARAYAN, Paul. **Gestão de Risco de crédito**: O próximo grande desafio financeiro. Rio de Janeiro: Qualitamar, 1999.

CARVALHO, Pedro da Costa. **Credit scoring**. Monografia do Curso de Economia da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 1999.

CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL (CMN). (Brasília). Resolução n.º 4.661/2018, de 25 de maio de 2018. Medida dispõe sobre as diretrizes de aplicação dos recursos garantidores dos planos administrados pelas entidades fechadas de previdência complementar. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF. Disponível em: https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=/Lists/Normativos/Attachments/50598/Res_4661_v1_O.pdf. Acesso em: 20 dez. 2020.

CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL (CMN). (Brasília). Resolução n.º 2.682, de 22 de dezembro de 1999. Dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF. Disponível em: https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/1999/pdf/res_2682_v2_L.pdf. Acesso em: 14/10/2020

CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL (CMN). (Brasília). Resolução CNPC n.º 30 de 10 outubro de 2018. Dispõe sobre as condições e os procedimentos a serem observados pelas entidades fechadas de previdência complementar na apuração do resultado, na destinação e utilização de superávit e no equacionamento de déficit dos planos de benefícios de caráter previdenciário que administram e estabelece parâmetros técnico-atuariais para estruturação de plano de benefícios, e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF. Edição: 230 | Seção: 1 | P.: 56, 2018. Disponível em: https://www.in.gov.br/materia/-/asset_publisher/Kujrw0TZC2Mb/content/id/52754258/do1-2018-11-30-resolucao-cnpc-n-30-de-10-de-outubro-de-2018-52754012. Acesso em: 23/09/2020

COLLIS, Jill; HUSSEY, Roger. **Pesquisa em administração**: um guia prático para alunos de graduação e pós-graduação. Porto Alegre: Bookman, 2005.

CONSELHO NACIONAL DE PREVIDÊNCIA COMPLEMENTAR (CNPC). Resolução n.º 19 de março de 2015. Dispõe sobre os processos de certificação, habilitação e qualificação no âmbito das entidades fechadas de previdência complementar. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF. Edição 72, Seção I, Página 35, de 16 de abril de 2015.

FEBRABAN 2019. Disponível em: <https://cmsportal.febraban.org.br>. Acesso em: 23 dez 2019.

FERRAZ, J.C; KUPFER, B; HAUGUENAUER, L. **Made in Brazil**: desafios competitivos para a indústria. Rio de Janeiro: Campus, 1997.

- FERREIRA, M. A. M.; CELSO, A. S. S.; BARBOSA NETO, J. E. Aplicação do modelo logit binomial na análise do risco de crédito em uma instituição bancária. **Revista de Negócios**, v. 17, n. 1, p. 41-59. 2012.
- GIL, Antônio Carlos. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 6 ed. São Paulo: Atlas 2008.
- GUJARATI, Damodar N.. *Econometria Básica*.4.ed.Rio de Janeiro: Elsevier,2006.
- GUJARATI, Damodar N.; PORTER, Dawn C. **Econometria básica**. 5. ed. Porto Alegre: 2011
- GITMAN, L. J. **Princípios de Administração Financeira**. São Paulo: Harbra, 1997.
- HAND, D. J.; HENLEY, W. E. Statistical classification methods in consumer credit scoring: a review. **Journal of Royal Statistic Society**, London, v.160, p.523- 541. 1997.
- HAIR, J. F., TATHAN, R. L., ANDERSON, R. E.; BLACK, W. **Análise multivariada de dados**. 5. ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1998.
- HOSMER, D. W. & LEMESHOW, S. *Applied logistic regression*. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1989.
- INSTITUTO NACIONAL DE SEGURO SOCIAL. BOLETINS ESTATÍSTICOS (INSS). Disponível em: <http://www.previdencia.gov.br/dados-abertos/boletins-estatisticos-da-previdencia-social/> Acesso em: 10 dez. 2019.
- INSS – Instituto Nacional de Seguro Social. Boletins Estatísticos; Disponível em: <http://www.previdencia.gov.br/dados-abertos/boletins-estatisticos-da-previdencia-social/> Acesso em: 10 dez. 2019.
- IUDÍCIBUS, Sérgio de; MARTINS, Eliseu; GELBKE, Ernesto Rubem. **Manual de contabilidade das sociedades por ações**. Fundação Instituto de Pesquisas Contábeis, Atuariais e Financeiras. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2003.
- KAPLAN, Abraham. **A conduta na pesquisa: metodologia para as ciências do comportamento**. São Paulo. Herder,1972.
- LAW, A. M.; KELTON, W. D. **Simulation Modeling and Analysis**. 2. ed. New York: McGraw-Hill. 1991.
- LEOW, Mindy; CROOK, Jonathan. Intensity models and transition probabilities for credit card loan delinquencies. **European Journal of Operational Research**, v. 236, n.2, p.685-694, 2014.
- LEWIS, E. **An introduction to Credit scoring**. San Rafael, California: Fair Isaac, 1992.
- LIBERATO, V. C. A. **Oferta de Trabalho Masculino “Pós-Aposentadoria” Brasil urbano–1981/2001**. Dissertação de Mestrado da Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2003. 78 p

MINISTÉRIO DA ECONOMIA. SECRETARIA DE PREVIDÊNCIA (ME). Previdência Complementar. Disponível em: <http://www.previdencia.gov.br/a-previdencia/previdencia-complementar/o-que-previdencia-complementar/> Acesso em: 07 dez.2019.

MELLAGI FILHO, Armando; ISHIKAWA, Sérgio. **Mercado Financeiro e de Capitais**. São Paulo: Atlas, 2000.

NOBRE, W. J. **As entidades de previdência privada**: revisão de conceitos, tendências e aspectos contábeis. Dissertação do Curso de Ciências Contábeis. Universidade Federal de São Paulo, São Paulo. 1996.

PEREIRA, Karen Correia. Modelo Dinâmico de Crédito Utilizando Análise de Sobrevivência 2014.

PICININI, R., OLIVEIRA, G. M. B.; MONTEIRO, L. H. A. Mineração de critério de credit scoring utilizando algoritmos genéticos. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE AUTOMAÇÃO INTELIGENTE, 6., 2003, Bauru. Anais... SBAI, 2003. CD-ROM.

QUEIROZ, Vívian dos Santos. **Ensaio sobre a participação dos homens idosos no mercado de trabalho urbano brasileiro**. Tese (Doutorado em Economia) – Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2014.

RIBEIRO, Freitas Cristiane; ZANI, João. **Proposta de construção de um modelo econométrico para estimar o risco de inadimplência**: uma verificação empírica na universidade católica de Pelotas. Dissertação de Mestrado UNISINOS 2008

RIBEIRO, Osni Moura. **Contabilidade Básica**. 2 ed. São Paulo: Saraiva, 2017, v. 2

RÉGIS, Daniel Evangelista; RINALDO, Artes. **Aplicação do Modelo Multi-estado de Markov em Cartões de Crédito**. São Paulo: Ibmecc São Paulo, 2007.

SANDRONI, Paulo (Org) *et al.* **Dicionário de economia**. São Paulo: Abril Cultural, 1985.

SANTI FILHO, A. **Avaliação de Riscos de Crédito**. São Paulo: Atlas, 1997.

SANTOS, José Odálio; FAMÁ, Rubens. Avaliação da aplicabilidade de um modelo de credit scoring com variáveis sistêmicas e não-sistêmicas em carteiras de crédito bancário rotativos de pessoas físicas. **Revista Contabilidade & Finanças** – USP, São Paulo, n 44, p. 105 – 117, 2007.

SAUNDERS, Anthony. Medindo o Risco de Crédito – Novas Abordagens para o Value at Risk e Outros Paradigmas. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.

SCHRICKEL, W. K. **Análise de crédito, concessão e gerência de empréstimos**. São Paulo: Atlas, 1998.

SILVA, Carlos Alberto Martins *et al.* Gerenciamento de resultados por meio da perda estimada de créditos em bancos brasileiros e luso espanhóis. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, v15, n.37, p.139-157, 2018. Disponível em: <https://periodicosufsc.br/index.php/contabilidade/article/view/49953> Acesso em: 22 de fevereiro de 2021.

SEBENIUS, James LAX, David. **The Manager Negotiator. Bargaining for Cooperation and Competitive Gain.** New York: The Free Press, 1987.

SECURATO, José Roberto. **Crédito: análise e avaliação do risco.** São Paulo: Saint Paul, 2002.

SECURATO, J. C.; ORTOLANI, E. M. **Crédito: análise e avaliação do risco: pessoas físicas e jurídicas.** São Paulo: Saint Paul, 2007.

SO, Meko MC; Thomas, Lyn C. Modelling the profitability of credit cards by Markov decision processes. **European Journal Operational Research**, v. 212, n.1, p. 123-130, 2011.

_____. **Análise de crédito, concessão e gerência de empréstimos.** São Paulo: Atlas, 1997.

_____. Senado Federal. Publicação do Senado Federal, nº 26, 11 de março de 2019. Disponível em: <https://www12.senado.leg.br/ifi/publicacoes-da-ifi/tipos-de-publicacoes/relatorio-de-acompanhamento-fiscal/raf26>. Acesso em: 14 Dez.2019

SILVA, Luís Fernando Soares; VIEIRA, Valter Afonso; FAIA, Valter da Silva. Fatores determinantes do endividamento e da inadimplência associados à propensão de falência da pessoa física. **Análise**, Porto Alegre, v. 23, n. 3, p. 207-221, Set-Dez, 2012 <https://www.ipea.gov.br/cartadeconjuntura/index.php/tag/previsoes-macroeconomicas/>

SUPERINTENDÊNCIA DE SEGUROS PRIVADOS (SUSEP). Resolução n.º 365/2018. Dispõe sobre as regras e critérios para operação do **seguro** prestamista e dá outras providências. Ministério da Fazenda. Conselho Nacional de Seguros Privados, **Diário Oficial**, Brasília, DF, 17/10/2018 (nº 200, Seção 1, p. 27).

SUPERINTENDÊNCIA NACIONAL DE PREVIDÊNCIA COMPLEMENTAR (PREVIC) (Brasília). Portaria PREVIC/DIFIS nº 292, de 08.04.2020. Altera o Anexo I da Portaria nº 292 de 08 de abril de 2020, que divulga a Estrutura a Termo de Taxa de Juros Média, para o exercício de 2020, de que trata a Instrução PREVIC nº 10, de 30 de novembro de 2018. Ministério da Economia/Superintendência Nacional de Previdência Complementar/Diretoria Colegiada **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, abril de 2020.

SUPERINTENDÊNCIA NACIONAL DE PREVIDÊNCIA COMPLEMENTAR (PREVIC) (Brasília). Instrução normativa n.º 7, de 21 de dezembro de 2018. Ministério da Economia/Superintendência Nacional de Previdência Complementar/Diretoria Colegiada. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, dezembro de 2018.

SUPERINTENDÊNCIA NACIONAL DE PREVIDÊNCIA COMPLEMENTAR (PREVIC). Instrução normativa n.º 31, de 20 de agosto de 2020. Estabelece normas para os procedimentos contábeis das entidades fechadas de previdência complementar, estrutura o plano contábil padrão, instrui a função e funcionamento das contas, a forma, o meio e a periodicidade de envio das demonstrações contábeis. Ministério da Economia/Superintendência Nacional de Previdência Complementar/Diretoria Colegiada. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, 24/08/2020 | Edição: 162 | Seção: 1 | Página: 23

SUPERINTENDÊNCIA NACIONAL DE PREVIDÊNCIA COMPLEMENTAR (PREVIC). Instrução n.º de 29 de maio de 2017. Estabelece procedimentos para certificação e habilitação de dirigentes das entidades fechadas de previdência complementar. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, 2017.

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO DEPARTAMENTO DE ECONOMIA MONOGRAFIA DE FINAL DE CURSO CREDIT SCORING

Pedro da Costa Carvalho No. de matr 9515166 Orientador: Marcio Garcia Junho de 1999

Pereira, Karen Correia. Modelo Dinâmico de Crédito Utilizando Análise de Sobrevivência / Karen Correia Pereira - 2014.

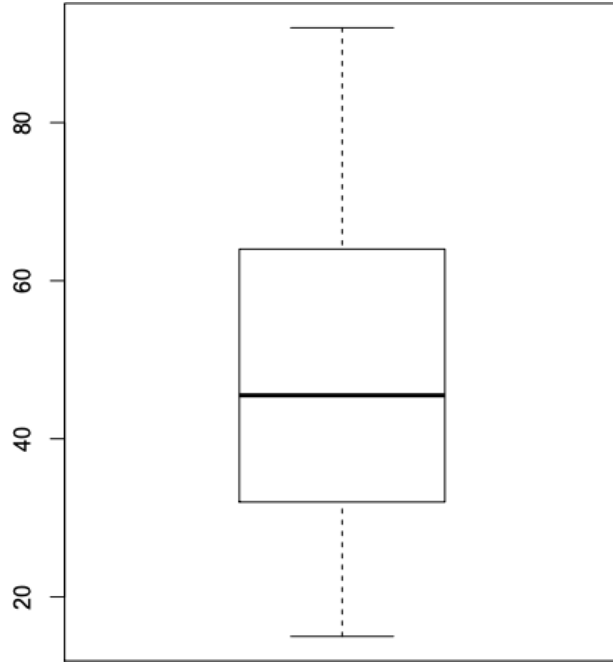
Régis, Daniel Evangelista; Rinaldo Artes Aplicação do Modelo Multi-estado de Markov em Cartões de Crédito– São Paulo: Ibmecc São Paulo, 2007

SO, Meko MC; Thomas, Lyn C. Modelling the profitability of credit cards by Markov decision processes. **European Journal Operational Research**, v. 212, n.1, p. 123-130, 2011.

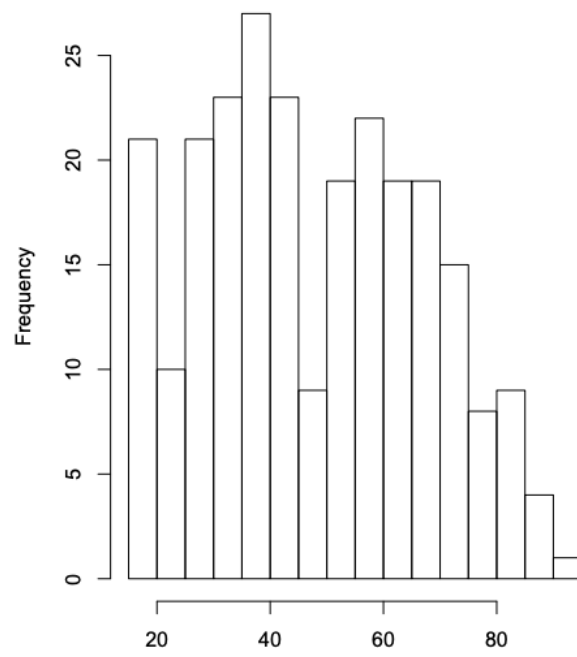
_____. **Análise de Crédito, Concessão e Gerência de Empréstimos**. São Paulo: Atlas, 1997.

ANEXO 1

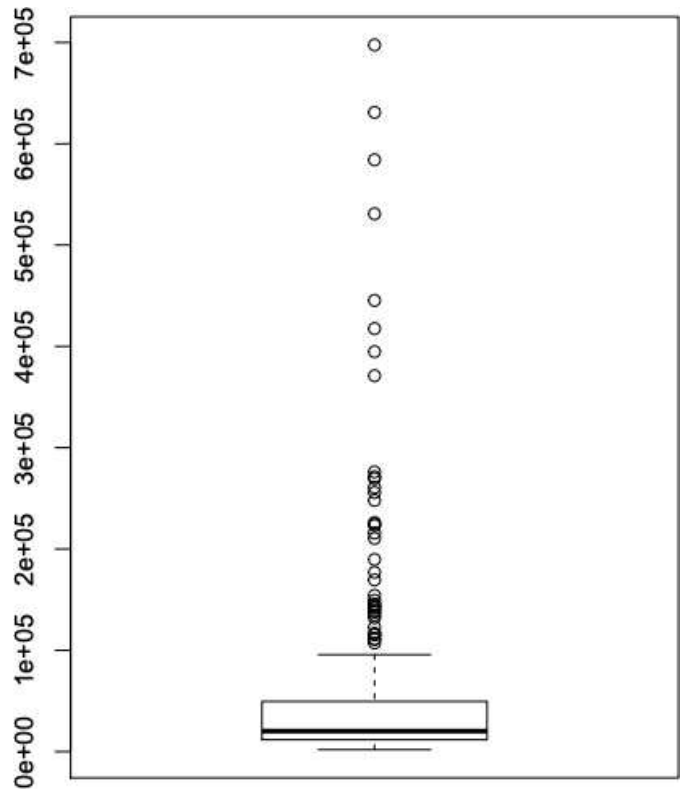
IDADE



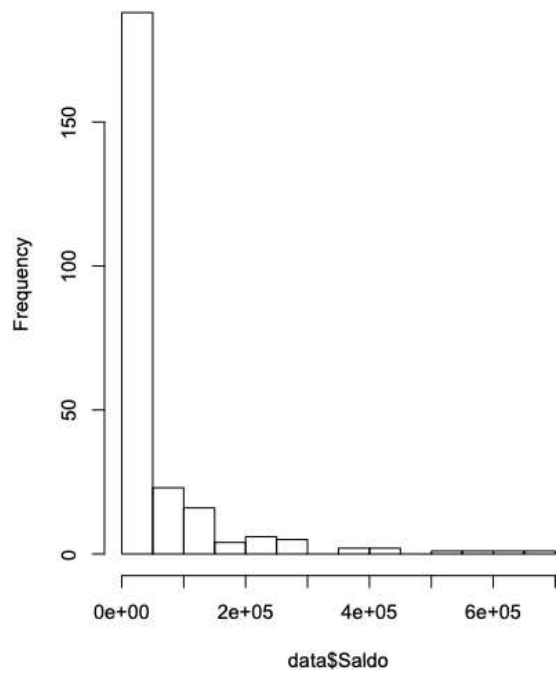
Histogram of data\$Idade



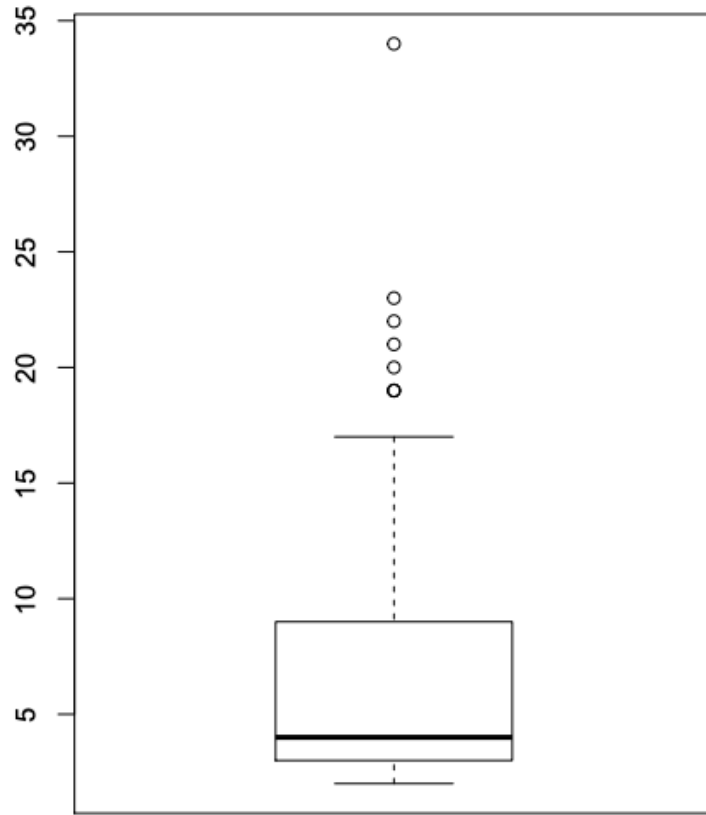
SALDO



Histogram of data\$Saldo



TEMPO DE PLANO



Histogram of data\$Tempo

