

APLICANDO O MÉTODO CRISP-DM PARA SEGMENTAÇÃO DE CLIENTES EM FIDC'S

TENORIO PINHEIRO, Guilherme ¹
PETRI, Marcelo ²

RESUMO

O artigo presente tem como objetivo apresentar uma solução de segmentação de clientes para Fundos Monetários de Investimentos em Direitos Creditórios (FIDC). Essa modalidade de fundo de investimento é comum no Brasil e vem enfrentando grandes dificuldades devido aos problemas de inadimplência elevados. Utilizando o método de mineração CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) será explanado as seis etapas desse modelo dentro de um FIDC, com objetivo primário de entender o negócio e em seguida propor um modelo de aprendizado de máquina, para dividir os clientes pelo grau de risco, permitindo visualizar a carteira pelo conceito risco e retorno. Esse assunto é de grande relevância para os FIDC's e entusiastas da ciência de dados, pois através dos resultados apresentados neste estudo, será possível conhecer o método CRISP-DM, proporcionar informações relevantes para tomada de decisão em um fundo, e oportunizar melhorias no setor que fomenta o Brasil.

Palavras-chave: FIDC, CRISP-DM, Inadimplência.

ABSTRACT

The objective of this article is to present a customer segmentation solution for Credit Rights Investment Monetary Funds (FIDC). This type of investment fund is common in Brazil and has been facing great difficulties due to high default problems. Using the CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) mining method, the six steps of this model will be explained within a FIDC, with the primary objective of understanding the business and then proposing a machine learning model, to divide the clients by the degree of risk, allowing them to view the portfolio through the concept of risk and return. This subject is of great relevance to FIDC's and data science enthusiasts, as through the results presented in this study, it will be possible to learn about the CRISP-DM method, provide relevant information for decision-making in a fund, and provide opportunities for improvements in the sector that promotes Brazil.

Palavras-chave: FIDC, CRISP-DM, Default.

¹Graduando do Curso de Engenharia da Computação do Centro Universitário UNISOCIESC, guilherme.tenorio13@gmail.com; ²Professor orientador: Marcelo Petri titulação, Centro Universitário UNISOCIESC, marcelo.petri@gmail.com;

1 INTRODUÇÃO

A concessão de crédito é uma prática muito antiga, segundo Homer e Sylla (2005) o seu início deu-se no período neolítico, em que o desenvolvimento da agricultura permitiu os primeiros empréstimos, baseando-se nas reservas sobressalentes. Em decorrência também da atividade agrícola, foram encontrados os primeiros registos de operações de crédito entre os sumérios, povo que habitava a mesopotâmia nos anos 3.000 a.C., e no período das grandes navegações que está ligado diretamente ao Brasil, o crédito para as explorações ganha apoio da coroa, população e clero, baseado no autor Boris Fasto (2018).

No Brasil, segundo Elias Sfeir (Presidente Executivo-ANBC, 2019) a partir da segunda metade do século XX, o crédito ajudou a alavancar as indústrias de bens de consumo duráveis, e surgiram os primeiros serviços de proteção ao crédito (SPC¹ e SCPC²). Em decorrência da criação do plano real em 1994 e dos incentivos políticos no início dos anos 2000, o crédito ampliado as empresas, segundo dados do banco central, em outubro de 2023, representa R\$ 5,4 trilhões (51,2% do PIB³), destacando a força da concessão de crédito no Brasil (Banco Central, 2023).

Apesar dessa grande representatividade do setor de crédito no PIB brasileiro, no momento presente está cada vez mais difícil (SEBRAE, 2023) e caro obter dinheiro, o que pode frear o crescimento do PIB (Folha de São Paulo, 2023). Essa dificuldade se deve ao grande índice de inflação, à volatilidade no câmbio e aos altos índices de inadimplência (B3, 2023). Ademais, o alto índice de juros encarece o processo de empréstimo. Nesse sentido, os bancos que são as formas mais comuns de se obter crédito têm negado o mesmo para muitas empresas, por conta de pendências financeiras e falta de garantias. Diante disso, surge uma opção alternativa e em expansão para a obtenção de créditos no cenário brasileiro: Os direitos creditórios (BRITECH, 2021). Isto é, recebíveis a prazo, como boletos, duplicatas, cheques, faturas de cartão etc., que são vendidas para os FIDC's com deságio (GOV, 2022).

¹ Serviço de Proteção ao Crédito

² Serviço Central de Proteção ao Crédito

³ Produto Interno Bruto

Tendo em vista essa situação, surge uma oportunidade e um problema. Em consequência da negação dos bancos ao empréstimo de capital para empresas negativadas, manifestam-se no mercado muitas empresas precisando de crédito. Isso abre uma oportunidade de novos clientes para os FIDC's. Entretanto, como visto, essas empresas em sua maioria têm pendências financeiras, o que pode ocasionar na repetição desses descumprimentos de compromissos, só que agora com o fundo. Nesse sentido, os FIDC's precisam atenuar o máximo possível as tentativas de golpes, e isso é possível através de uma estrutura de dados que permite conhecer cada cliente detalhadamente. Segundo Ronald Swift (SWIFT, 2001, p. 3) "a criação de bases de conhecimento, algumas vezes chamadas de data warehouses ou info-estruturas, gera oportunidades lucrativas para os administradores de empresas definirem e analisarem os comportamentos dos clientes, a fim de que se desenvolvam e administrem melhor as relações de curto e longo prazo". Assim, com a intenção de auxiliá-los, esse trabalho apresentará o desenvolvimento de um CRM com a utilização da metodologia mais popular em ciência de dados: a CRISP-DM⁴ (Piatetsky, 2014). Esse framework surgiu em 1996, em um trabalho conjunto realizado por quatro líderes do novo mercado de mineração de dados, a Daimler-Benz, ISL Inc., NCR Corporation e OHRA, tendo como foco criar uma abordagem de mineração que fosse padronizada, amplamente aceita, que permitisse amadurecer o mercado e obter melhores resultados (THE DATA WAREHOUSING INSTITUTETM; SHEARER, 2000). Ademais, esse método segundo Shearer (2000) possui seis fases, sendo elas: entendimento do negócio, entendimento dos dados, preparação dos dados, modelagem, avaliação e desenvolvimento.

Em suma, o objetivo geral deste trabalho é desenvolver uma segmentação de clientes para os FIDC's utilizando a metodologia CRISP-DM, capaz de contribuir no desenvolvimento desses fundos. Para alcançar isso, terá como objetivos específicos: contextualizar os problemas atuais no mercado de crédito, explicar o funcionamento de um fundo e seus riscos, exibir detalhadamente cada etapa do CRISP-DM e utilizar o método CRISP-DM para desenvolver uma solução de segmentação de clientes com base nos riscos do cliente, de forma que possibilite as

⁴ Cross Industry Standard Process for Data Mining

tomadas de decisões dos FIDC's serem mais assertivas, por serem baseadas em informações claras e reais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Para este projeto, é necessário entender o contexto atual brasileiro em relação à concessão de crédito e a metodologia CRISP-DM, a fim de analisar os pontos de relevância para desenvolver a segmentação de clientes. Com esse intuito, foi realizada uma pesquisa no que há de mais atualizado em relação aos problemas na concessão de crédito nos últimos anos no Brasil, no funcionamento dos FIDC's e nas etapas da metodologia CRISP-DM.

2.1 OS PROBLEMAS ATUAIS NA CONCESSÃO DE CRÉDITO NO BRASIL

O seguinte tópico busca apresentar os pontos a serem observados pelas agências financeiras na análise da aprovação ou recusa da concessão de crédito às empresas.

2.1.1 O crédito, sua restrição e principais fatores

A concessão de crédito no cenário brasileiro possui vários riscos referente às possibilidades de perdas devido ao não cumprimento das obrigações por parte do devedor ou de sua contraparte. Além da inadimplência, abrange também situações como desvalorizações de contratos de crédito, reduções de remunerações ou ganhos, e custos associados à recuperação do crédito (NAC, 2019). Nesse sentido, há várias formas de prejuízos para os fornecedores de crédito. Ademais, os credores podem se beneficiar através das renegociações de dívidas. Sendo assim, a possível concessão deve ser analisada detalhadamente para reduzir a possibilidade de danos aos agentes de crédito e para contribuir na escolha de clientes que mesmo com inadimplência podem aumentar os lucros dos credores através da renegociação de dívidas. Assim, essas buscas de redução de riscos e aumento de benefícios são auxiliadas através das agências de proteção como SPC, Serasa Experian e SCPC,

as quais são as principais aliadas na avaliação da política de crédito (ADIMPLERE, 2023). Essas agências obtêm os dados atuais e históricos de créditos liberados para pessoas físicas e jurídicas, pontuando positivamente os melhores pagadores em relação aos indicadores do mercado, contribuindo efetivamente para a redução de prejuízos aos fornecedores de crédito. Essas avaliações são feitas através do método conhecido como os 6 C's, conforme pode ser visto na Tabela 1.

Tabela 1 - 6 C's do Crédito

| | |
|------------|--|
| Caráter | Instituições financeiras avaliam se os solicitantes de empréstimo atendem às expectativas, verificando histórico de pagamento, presença em órgãos de restrição ao crédito e ações judiciais. |
| Capacidade | A avaliação da capacidade de pagamento do empresário é analisada com base na capacidade da empresa de lidar com endividamento, considerando demonstrações financeiras e a geração de fluxo de caixa. Empresas que não registram corretamente seu faturamento comprometem a comprovação de receitas, prejudicando a análise da capacidade de pagamento. |
| Capital | Na análise de capital, o requerente fornece garantias, e suas dívidas, liquidez e lucratividade são avaliadas para determinar as condições de concessão de crédito. Isso é essencial para manter um nível adequado de patrimônio nas empresas. |
| Colateral | Analisa as garantias no empréstimo. Quanto mais e melhor a qualidade das garantias, maior a chance de a instituição recuperar os recursos emprestados se o solicitante não cumprir suas obrigações, considerando garantias pessoais e reais. |
| Condições | Avaliação geral do conglomerado de empresas que o solicitante participa. |

| | |
|----------|---|
| Coletivo | Inovação na avaliação de crédito com o "6º C" foca no risco de um empreendimento. Empresas que atuam em etapas diferentes da cadeia de produção, tornando-se fornecedoras, têm um menor diferencial de risco. |
|----------|---|

Fonte: Sebrae, 2023

Assim, por conta dessa análise detalhada, da falta de garantias, da instabilidade econômica e política atual, e do alto índice de inadimplência (o que incorre em juros altos, aumentando a possibilidade dos devedores não conseguirem pagar), a maioria das concessões de crédito são negadas. “Somente três em cada dez donos de pequenos negócios que buscaram empréstimos em julho conseguiram obter o crédito junto aos agentes financeiros” (SEBRAE, 2023). Esse é o cenário descrito pela pesquisa do SEBRAE que aponta o cenário atual da restrição do crédito no Brasil, e impacta diretamente no desenvolvimento das empresas (e consequentemente no desenvolvimento do país) que estão precisando de crédito, que em sua maioria necessitam do mesmo para resolver a falta do capital de giro, para equilibrar o fluxo de caixa, para expandir os investimentos e desenvolvimentos de novos projetos (OMIE, 2021).

2.1.2 Inadimplência, Renegociações Judiciais e Liminares

Outro fator que traz grande risco aos credores são as renegociações judiciais das empresas devedoras. Isso ocorre em empresas com alta inadimplência e que ao invés de pagar suas dívidas recorrem à justiça para renegociá-las, o que pode ocasionar na postergação do pagamento da dívida por anos ou até mesmo décadas (MONEY TIMES, 2023).

Muitas empresas atualmente no Brasil têm recorrido à Recuperação Judicial: “Apenas no primeiro bimestre deste ano, 195 empresas no país já pediram proteção na justiça, um aumento de 60% na comparação com o mesmo período de 2022.” (INFO MONEY, 2023). Outrossim, muitas das empresas que solicitam renegociações são empresas de alta relevância no país, como o caso da Americanas, Max Milhas, Oi e Grupo Petrópolis, o que resulta em dívidas com seus muitos fornecedores,

impactando em pequenas e médias empresas com menor capacidade ainda de pagar suas dívidas, resultando no endividamento de toda a cadeia de fornecimento.

Essas renegociações estão gerando insegurança nas agências de crédito, por serem surpreendidas com a postergação do pagamento do montante emprestado por anos/décadas após o acordo feito inicialmente. No caso dos FIDC's, essa insegurança é ainda mais atenuada, pois costumam trabalhar com empresas com menores avaliações nas agências de proteção ao crédito ou com dificuldades financeiras. Nesse sentido, às RJ⁵ são tão prejudiciais aos agentes de crédito, pois as empresas inadimplentes têm uma licença da justiça para não pagar suas dívidas, ficando aos credores a responsabilidade do prejuízo até que a empresa devedora se recupere. Para evitar o prejuízo, as agências de crédito devem fazer uma análise mais profunda, para não concederem crédito a empresas que podem recorrer à renegociação judicial. Uma forma de fazer essa análise é através do histórico da empresa nas agências de proteção ao crédito, e aqui surge um outro problema, as liminares.

“É possível que o consumidor com o nome sujo consiga a retirada da restrição através de uma liminar jurídica. A liminar jurídica é proposta com o seguinte argumento: A imediata retirada do nome do consumidor, pessoa física ou jurídica, com base no artigo 43, § 2º do Código de Defesa do Consumidor.” (JUSBRASIL, 2023). Com isso, através das liminares, as análises do cliente para a concessão de crédito podem ser influenciadas pelas “omissões” das reais dívidas e inadimplências do cliente, ocasionando em um análise irreal e possivelmente na concessão de crédito a pessoas e empresas com menor possibilidade de honrarem com os compromissos acordados, prejudicando as agências financeiras.

2.2 O funcionamento dos FIDC's e seus riscos.

“Um FIDC⁶ (Fundo de investimento em direitos creditórios) é um Fundo de investimento que faz aplicações em títulos de crédito criados a partir de contas a receber de uma determinada entidade.” (GOV, 2023). Abaixo, entenda melhor a dinâmica de um FIDC:

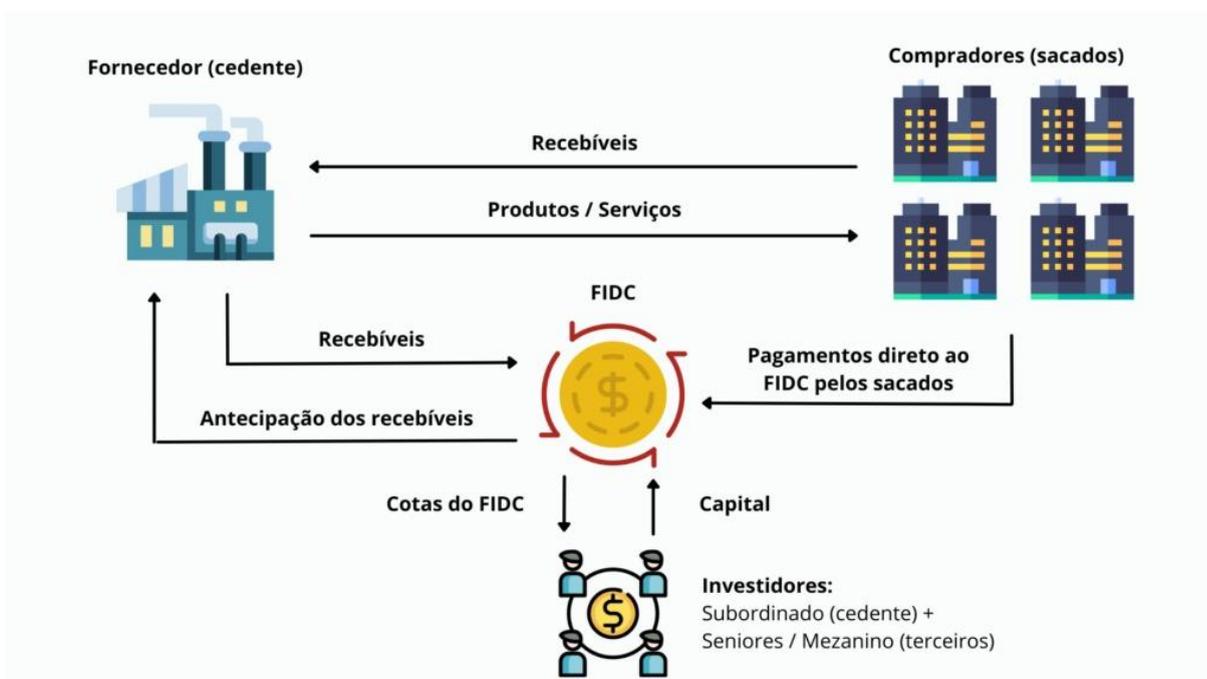
⁵ Renegociação Judicial

⁶ Fundo de Investimentos em Direitos Creditórios

Por se tratar de um fundo, a sua dinâmica é bem parecida com a dos Fundos Imobiliários. Ou seja, é reunido um grupo de investidores que aplicam dinheiro para que um gestor decida onde alocar os recursos. No entanto, o gestor precisa respeitar a regra de que 50% do patrimônio líquido do fundo deve ser direcionado para aplicações em Direitos Creditórios. (EMPIRICUS, 2022).

Os Direitos creditórios são créditos que uma organização tem a receber. (EMPIRICUS, 2022). Esses podem ser: contas, duplicatas, cheques, parcelamento do cartão, as quais são compradas pelos FIDC's com deságio. Segue um exemplo: Um investidor investe um capital de 900,00 em um FIDC. Esse vai atrás de empresas que precisam de antecipação de recebíveis, e encontra um fornecedor (cedente) que tem uma duplicata com seu comprador (Sacado) no valor de R\$1000,00, então o FIDC compra essa duplicata por R\$900,00, ou seja, adianta o boleto para o cedente com deságio de 100,00 e fica com a duplicata para si, agora o sacado irá pagar o boleto para o FIDC. Este exemplo de funcionamento é representado na Figura 1. Através dessa antecipação e do valor do deságio que os FIDC's recebem créditos para pagar as cotas dos investidores, para custear sua administração e obter lucro.

Figura 1 - Funcionamento FIDC



Analisando a Figura 1, é possível ver que o sistema de funcionamento dos FIDC's é vantajoso para todas as partes envolvidas: O investidor tem rendimento com seu dinheiro, os FIDC's obtém lucro, e os cedentes encontram uma alternativa de receberem créditos. Essa alternativa é necessária pois como visto nos tópicos anteriores, a obtenção da concessão de crédito pelas agências financeiras está cada vez mais difícil, por isso “a antecipação de recebíveis é uma alternativa eficaz para resolver a necessidade de ajuste no fluxo financeiro sem recorrer aos empréstimos.” (VALOREM, 2023). Assim, surge uma alternativa no mercado de obtenção de créditos àqueles que têm encontrado dificuldade de obter empréstimos ou tido problemas com os juros altos.

Em contrapartida, o sistema não é imune de problemas, pois há riscos envolvidos no processo. Um desses riscos é ter investidores e não ter cedentes, pois a obtenção de capital principal é feita através do deságio na compra de recebíveis. Sendo assim, o fundo ter muitos investidores e não ter cedentes o deixará no prejuízo, pois não investirá o valor em caixa e conseqüentemente não terá receita para pagar o rendimento do investidor, nem para pagar suas contas e muito menos ter lucro. Contudo, antecipar recebíveis para cedentes e sacados que não honrarão com seus compromissos é um risco ainda maior, pois além de não ter o crédito do deságio, perderá o valor investido inicialmente. Conforme reflexão:

O fundo tem, no mínimo, 50% dos seus ativos em títulos de crédito. Ou seja, contas a serem pagas. Sendo assim, há o risco dessas contas não serem quitadas ou serem atrasadas. Isso impacta na credibilidade e, dependendo do tamanho da inadimplência, pode trazer prejuízos.” (REDAÇÃO ONZE, 2023)

Entre os credores e sacados há pessoas físicas e jurídicas com altas e baixas avaliações nas agências de proteção ao crédito, pois tendo em vista que os FIDC's são uma alternativa àqueles que não conseguem a concessão de crédito por parte dos bancos, muitos recorrem a essa opção para obtenção de capital de forma rápida. Nesse sentido, a compra dessas contas a receber pode não ser quitada por vários motivos:

1. O sacado não teve créditos para quitação da dívida com o cedente.

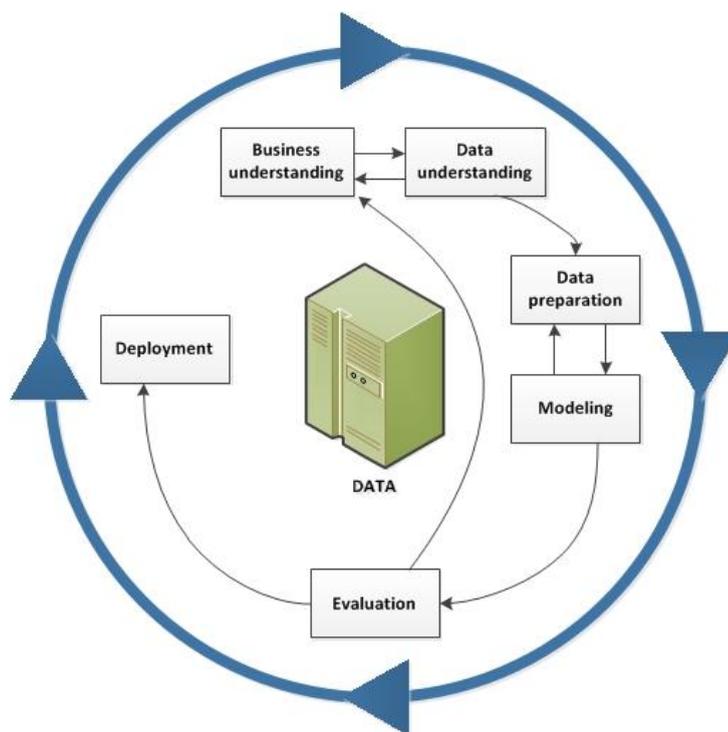
2. O cedente não entregou o produto ou serviço, logo o sacado não pagará.
3. O cedente vendeu uma nota fiscal falsa.
4. O sacado pagou ao cedente, e esse não repassou o valor ao FIDC.
5. Renegociação Judicial

Com isso, conclui-se que, ainda que o fundo precise de cedentes, uma análise profunda dos possíveis clientes deve ser feita para que o FIDC não saia no prejuízo, aceitando antecipar recebíveis para fornecedores e compradores que não honrarão com seus compromissos. Através dessa necessidade, será apresentado neste artigo um projeto de segmentação de clientes utilizando a ferramenta CRISP-DM.

2.4 MODELO CRISP-DM

Uma importante ferramenta para desenvolvimento de projetos de mineração de dados é o CRISP-DM. De acordo com Colin Shearer (2000), essa metodologia é abrangente e é capaz de fazer qualquer pessoa conduzir um plano de desenvolvimento completo de mineração de dados. Ademais, o CRISP-DM é dividido em um ciclo com seis etapas, as quais se conectam umas às outras, com algumas delas se conectando em mais de uma etapa, conforme pode ser visto na Figura 2. Essa representação demonstra muito bem a flexibilidade no processo de mineração e a interdependência entre as etapas.

Figura 2 - Etapas Método CRISP-DM



Fonte: IBM, 2023

Prado explica o objetivo das três primeiras e três últimas etapas do método CRISP-DM:

As três primeiras etapas têm como objetivo a coleta e organização dos dados a serem analisados. Elas são o entendimento do negócio, o entendimento dos dados e a preparação dos dados. As últimas três etapas têm como objetivo a criação do modelo, baseado nas etapas anteriores, e a colocação deste modelo em prática. É aqui que todo o trabalho anterior será testado e, caso necessário, refeito. Elas são a modelagem, avaliação e implementação. (Prado, 2022)

Nos tópicos a seguir, cada etapa do CRISP-DM será apresentada detalhadamente.

2.4.1 Entendimento do negócio

Este ponto é muito importante e o tempo gasto nele é essencial para o

sucesso das próximas etapas. “Caso ela não seja feita da maneira correta, todo o resto do projeto pode ser invalidado futuramente. Nesta etapa, é definido o objetivo do projeto e as necessidades da empresa ou projeto em análise.” (MBA USP ESALQ, 2022). Esta é a etapa de entender como o negócio funciona, a situação atual e os resultados esperados.

2.4.2 Entendimento dos dados

Após a primeira etapa, deve-se ir em busca das fontes de dados que tenham relação com o objetivo do projeto, analisá-los e qualificá-los. Tomando como exemplo o projeto de segmentação de clientes para os FIDC's, a informação da idade dos cedentes não contribuirá tanto quanto o valor de faturamento dos cedentes. Assim, cada projeto para ser realizado demandará dados diferentes.

Para essa etapa podemos fazer várias perguntas, como: “A empresa tem banco de dados? Os dados serão acessados de que forma? Quantas fontes de dados serão utilizadas? Quais serão os formatos dos dados? Os dados estão estruturados?”. A partir delas, é feita a coleta dos dados, tomando cuidado para que nenhuma informação importante fique de fora. (MBA USP ESALQ, 2022)

Ademais, Shearer (2000) propõe que essa etapa pode ser subdividida em outras quatro: Coleção dos dados iniciais, descrição dos dados, exploração dos dados e verificação da qualidade dos dados. Outrossim, comenta sobre possíveis desdobramentos:

Nessa etapa o analista então passa a aumentar a familiaridade com os dados, para identificar problemas de qualidade de dados, para descobrir insights iniciais sobre o dados, ou para detectar subconjuntos interessantes para formar hipóteses sobre informações ocultas (Shearer, 2000).

2.4.3 Preparação dos dados

Nesta fase, os dados serão preparados para sua utilização. Esses serão reunidos e organizados em um único local (banco de dados) para facilitar a sua

utilização e modelagem. Há dados que estão prontos no banco de dados, outros que estão padronizados no formato correto, mas precisam ser preenchidos, limpos e corrigidos. Por fim, há dados não estruturados como áudios, imagens e textos em cadernos que precisam ser traduzidos, limpos e corrigidos, para serem enviados em formato de tupla ou tabelar para o banco de dados.

Esta etapa também pode ser guiada por algumas perguntas: “Como os valores nulos devem ser tratados? Os atributos estão nos formatos corretos? Será necessário fazer alguma fusão com outros dados? Quais variáveis serão utilizadas na modelagem?”. Esta costuma ser a parte mais demorada e trabalhosa de todas, porém um bom trabalho aqui significa menos retrabalho futuro. (MBA USP ESALQ, 2022)

Schearer (2000), divide esta etapa em outras cinco: a seleção dos dados, a limpeza dos dados, a construção dos dados, a integração dos dados e a formatação dos dados.

2.4.4 Modelagem dos dados

Tendo os dados estruturados, essa é a fase de escolher técnicas de modelagem a serem utilizadas, testá-las em escalas menores e validar seus funcionamentos de acordo com o objetivo proposto. Assim, é normal que este momento seja um pouco mais demorado ou que tenha falhas.

Nesta etapa o modelo começa a tomar forma e podemos ver os primeiros resultados. O tipo de modelagem a ser utilizada normalmente é definida de acordo com a necessidade do negócio e com o tipo de variável a ser analisada. Com a definição de qual modelo será utilizado, devem ser definidos quais atributos serão variáveis na construção deste modelo (MBA USP ESALQ, 2022).

Segundo Schearer (2000), as etapas de modelagem incluem a seleção da técnica de modelagem, a geração do projeto de teste, a criação de modelos e a avaliação de modelos.

2.4.5 Avaliação do Modelo

Após a realização de testes menores na etapa anterior, nesta fase será aplicado a modelagem que teve maior assertividade em um teste geral na empresa. Após isso, será feito uma nova avaliação desse modelo escolhido.

Caso a resposta seja negativa ou a equipe considere que há espaço para melhorias, todas as forças devem ser direcionadas para fazer as mudanças necessárias. Estas mudanças podem ter diversas formas, como a retirada de atributos estatisticamente insignificantes, correção na entrada de dados, correção no tratamento dos atributos etc (USP ESALQ, 2022).

Segundo Schearer (2000), as principais etapas aqui são a avaliação dos resultados, a revisão do processo e a determinação dos próximos passos e conclui:

Antes de prosseguir para a implantação final do modelo construído pelo analista de dados, é importante avaliar mais detalhadamente o modelo e revisar sua construção para ter certeza de que ele atinge adequadamente os objetivos de negócios. Aqui é fundamental determinar se alguma questão comercial importante não foi suficientemente. (Shearer, 2000).

2.4.6 Implementação

Caso a resposta da avaliação geral do modelo seja positiva, a última etapa é automatizar a modelagem a ser implementada e colocá-la em prática. Essa fase ainda requer análises do sucesso do modelo. Assim, caso realmente seja efetivo, esse deve ser documentado. Conforme diz Caio:

Aqui, o modelo deve ser colocado em produção, de modo a agregar valor para o negócio. A forma como isso é feito varia muito, dependendo do tipo de modelo e projeto. Esse modelo deve ficar exposto para acesso, normalmente armazenado na nuvem ou em servidores locais da própria empresa. (USP ESALQ, 2022).

Por fim, Schearer (2000) divide essa fase em quatro etapas: A implantação do plano, o monitoramento e a manutenção do plano, a produção do relatório final e a

revisão do projeto. Além disso, comenta que nessa etapa é importante apresentar o funcionamento do modelo ao cliente interessado, as possíveis mudanças no processo que podem surgir a partir dos resultados da implantação, e buscar melhorias contínuas.

3 METODOLOGIA

Nesse tópico será apresentado um possível projeto de segmentação de clientes em um FIDC utilizando o método CRISP-DM. Tendo em vista o cenário apresentado nos tópicos 2.1 e 2.2 que surge a necessidade de classificar a carteira de clientes de um FIDC com base nos indicadores de risco em relação a antecipação de recebíveis. Isso se faz necessário para evitar prejuízos ao fundo e para contribuir na definição da taxa correta do deságio, na estimativa de juros e prazo médio ideais, na estipulação do limite de crédito para cada cliente e na decisão de operar ou não com o cedente. A apresentação desse projeto de segmentação de clientes em um FIDC se dividirá nas etapas do CRISP-DM com suas resoluções.

3.1. ENTENDIMENTO DO NEGÓCIO FIDC

Através do entendimento do negócio o analista consegue seguir para os próximos passos com mais assertividade nos resultados, precisão na coleta de dados e com um direcionamento claro do que deve ser feito. O entendimento dos termos cedente, sacado, investidor, recebíveis, crédito, capital, deságio, cotas, valores em abertos, valores vencidos, títulos, tabela dimensão, tabela de fato, RJ, liminar etc. devem ser entendidos pelo analista para a execução do projeto. Outrossim, deve compreender as demandas, objetivos, riscos e contexto atual de um FIDC descritos nos tópicos 2.1 e 2.2.

3.2 ENTENDIMENTO DOS DADOS DE UM FIDC

Entender os dados e suas origens é essencial para o desenvolvimento do projeto. Desta forma, devido a confiabilidade e consistência, foi utilizado como

origem principal as API's⁷ de tabelas disponibilizadas pelo ERP⁸ do fundo e do Serasa, conforme pode ser visualizado na Tabela 2.

Tabela 2 - Origem dos dados

| API | Descrição | Origem |
|---------------------|---|---------------|
| Cedente | Tabela dimensão do cedente e suas propriedades, tais como: nome, CNPJ, endereço, liminar, consultoria de RJ etc. | ERP do FIDC |
| Títulos Operados | Tabela de fato de títulos que foram operados e suas propriedades, tais como: título, valor aberto, data de vencimento, atraso, rótulo de operação, tipo de documento etc. | ERP do FIDC |
| Baixas | Tabela de baixas dos títulos e suas propriedades, tais como: valor baixado, data pagamento, praça de pagamento etc. | ERP do FIDC |
| Histórico Pefin | Tabela de pendências financeiras do cedente. | Serasa |
| Histórico Refin | Tabela de refinanciamentos do cedente. | Serasa |
| Histórico Protestos | Tabela de valores protestados do cedente. | Serasa |
| Histórico Consultas | Tabela de histórico de consultas do cedente. | Serasa |
| Receita | Tabela de receita do cedente no FIDC. | ERP Contábil |

Fonte: O Autor (2023)

Para classificar os clientes, o foco recairá nos registros do tipo fato provenientes das API's. Nessa etapa é analisado todo conteúdo do conjunto de tabelas encontradas, a procura de selecionar os dados mais importantes que possam servir no modelo de classificação e alcançar o objetivo proposto.

⁷ Application Programming Interface (Interface de Programação de Aplicação)

⁸ Enterprise Resource Planning (Planejamento de Recursos Empresariais)

Tabela 3 - Principais dados

| Dado & Tipo | Descrição | Relevância | API |
|--------------------------------|--|--|------------------|
| Cedente (varchar) | Nome ou identificador do cedente | Identificar o cedente. | Cedentes |
| Garantias (float) | Valor de garantias. | Verificar cobertura do risco. | Cedentes |
| Valor aberto (float) | Valor aberto do cliente com o FIDC. | Saber o valor em risco atual pelo cedente e sua relevância. | Títulos Operados |
| Valor vencido (float) | Valor vencido do cliente com o FIDC. | Saber quanto o cedente está devendo ao FIDC com títulos não pagos que são de sua responsabilidade. | Títulos Operados |
| Valor pago | Valor pago dos títulos. | Saber o quanto foi pago do já operado. | Baixas |
| Valor recomprado | Valor recomprado pelo cedente. | Saber o quanto o cedente recomprou do valor operado. | Baixas |
| Atraso atual (integer) | Número de dias do título mais atrasado do cedente. | Saber o nível de atraso do cedente. Atrasos altos indicam um possível efeito vagão em relação aos próximos títulos operados. | Títulos Operados |
| Valor pago na praça sacado. | Valor pago diretamente pelo cedente. | Saber o quanto o cedente está pagando os títulos no lugar do sacado. Pode ser um indicativo de fraude na geração dos recebíveis. | Baixas |
| Valor títulos | Valor médio do recebíveis. | Saber se o ticket médio está aumentando além do normal. Indicando possível fraude na supervalorização dos recebíveis. | Títulos |
| Confirmação Negativa (boolean) | Indicador se houve uma confirmação negativa por parte do | Verificar se o cedente gerou uma nota fiscal fictícia para obter crédito, | Títulos |

| | | | |
|---------------------------------------|---|---|---------------------|
| | sacado referente a duplicata. | ou se há algum problema com a mercadoria. | |
| Aceleração Pefin (float) | Percentual do aumento das pendências financeiras do cedente no mercado. | Indica aumento do endividamento do cedente. | Histórico Pefin |
| Aceleração Refin (float) | Percentual de aumento de refinanciamento do cedente no mercado. | Indica aumento do endividamento do cedente. | Histórico Refin |
| Aceleração Protestos (float) | Percentual de aumento de protestos do cedente no mercado. | Indica aumento do endividamento do cedente. | Histórico Protestos |
| Aceleração Consultas Serasa (integer) | Percentual de aumento de consultas pelo cedente no mercado. | Indica possível desespero do cedente em busca do crédito em diferentes linhas no mercado. | Histórico Consultas |
| Liminar (boolean) | Indicador de há liminar no cedente. | Indica possível falta de transparência do cedente em relação aos agentes de crédito. | Cedentes |

Fonte: O Autor (2023)

3.3 PREPARAÇÃO DOS DADOS ENCONTRADOS

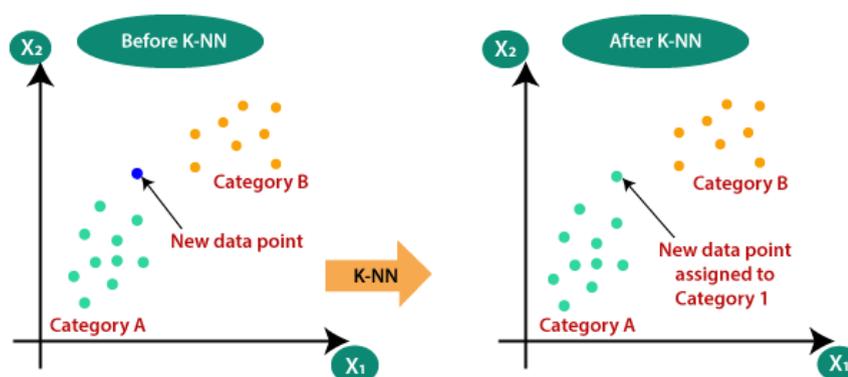
Com os dados levantados no tópico 3.3, deve ser realizada a preparação dos mesmos para um local estruturado e de fácil acesso para a modelagem. Para essa base de dados, é importante que seja separada do ambiente de produção do sistema da empresa. A sugestão é utilizar um banco de dados na nuvem que permita uma alta disponibilidade, escalabilidade e compartilhamento (ALGAR TELECOM, 2022) , e com um servidor de apoio para rodar cargas em ferramentas de ETL como Talend OS e Pentaho (ZENDESK, 2023).

3.4 MODELAGEM DOS DADOS

Esta é a etapa de ver o entendimento e a avaliação dos dados tomando forma. Para o desenvolvimento da segmentação de grau de risco dos clientes, foi escolhido o modelo de machine learn KNN⁹. Esse algoritmo foi criado por Evelyn Fix e Joseph Hodges em 1951 (FIX; L. HODGES, 1951). Assim, por meio da distância entre pontos e com base em classes pré estabelecidas e segmentações já realizadas através de n-dimensões, o KNN classifica as amostras de um conjunto de dados avaliando sua distância em relação aos vizinhos mais próximos (DIDÁTICA TECH, 2023). Aplicando para a segmentação de clientes, as dimensões serão os indicadores detratores. Detratores são pontos que desqualificam um cliente, como faixa de atraso, variação de restritivos do Serasa, liminar, etc. Com esses indicadores detratores, utilizaremos parte das informações levantadas no tópico 3.2 para implementar o algoritmo.

Os dados de treinamento do modelo são as segmentações de risco dos clientes (mínimo, baixo, moderado, alto e crítico) feitas manualmente pela equipe de monitoramento de risco através dos indicadores detratores. Neste sentido, aplicando a base de dados para treinamento é possível classificar o risco dos novos registros de forma automática, comparando “k” elementos próximos dele. Conforme a Figura 3, para encontrar o cliente com as dimensões mais semelhantes, o algoritmo calcula a distância de pontos em n-dimensões e encontra os “pontos” mais próximos.

Figura 3 - Representação do algoritmo KNN



Fonte: JAVA T POINT ([s.d.])

⁹ K-Nearest Neighbor (k-Vizinhos Mais Próximos)

A partir dos conceitos do modelo KNN, é realizável o algoritmo para gerar predições das classificações de segmentos dos cedentes, que possibilita atingir o objetivo proposto.

Visualizando a Figura 4 a tabela de classificações do risco do cedente, que será utilizada para o treinamento do modelo.

Figura 4 - Tabela de treinamento do modelo

| | pdd | restritivos | liminar | problemas | pgto_fpraca | cobertura | risco |
|-----|------|-------------|---------|-----------|---------------|-----------|---------|
| 0 | A | MANTEVE | NAO | NAO | NADA | NAO | BAIXO |
| 1 | A | MANTEVE | NAO | NAO | POUCO | NAO | BAIXO |
| 2 | A | ABAIXOU | NAO | NAO | NADA | NAO | BAIXO |
| 3 | A | MANTEVE | NAO | NAO | NADA | SIM | MINIMO |
| 4 | A | MANTEVE | NAO | NAO | NADA | SIM | MINIMO |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 211 | C-WO | AUMENTOU | NAO | SIM | SIGNIFICATIVO | NAO | CRITICO |
| 212 | C-WO | AUMENTOU | NAO | SIM | SIGNIFICATIVO | NAO | CRITICO |
| 213 | C-WO | AUMENTOU | NAO | SIM | SIGNIFICATIVO | SIM | CRITICO |
| 214 | C-WO | AUMENTOU | NAO | SIM | SIGNIFICATIVO | SIM | CRITICO |
| 215 | C-WO | AUMENTOU | NAO | SIM | SIGNIFICATIVO | SIM | CRITICO |

216 rows x 7 columns

Fonte: O Autor (2023).

A Figura 5 representa a tabela de treinamento do modelo passando por um encoding, passando uma sequência de caracteres para códigos binários.

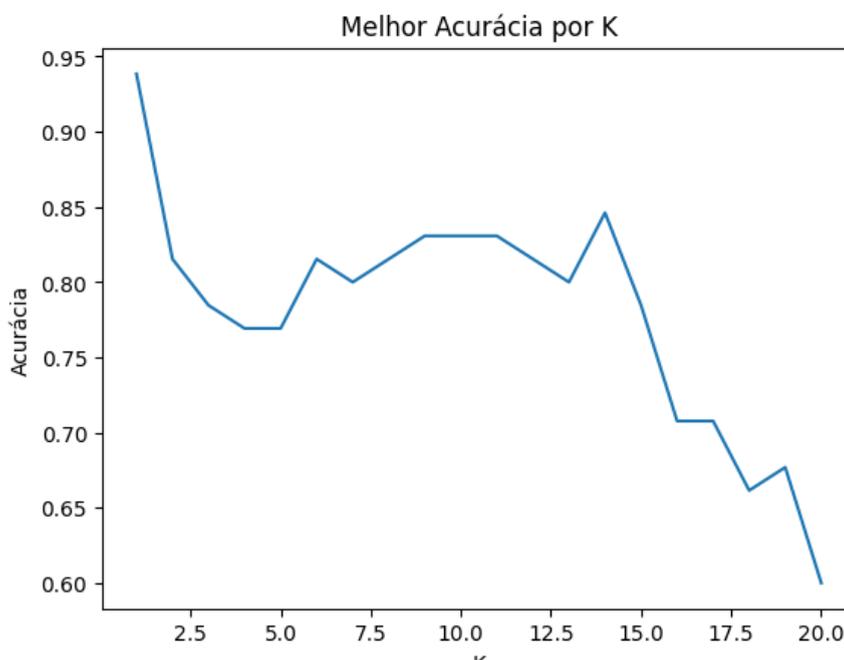
Figura 5 - Encoding da tabela de treinamento do modelo

| | pdd | restritivos | liminar | problemas | pgto_fpraca | cobertura | risco |
|-----|-----|-------------|---------|-----------|-------------|-----------|---------|
| 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | BAIXO |
| 1 | 0 | 2 | 0 | 0 | 1 | 0 | BAIXO |
| 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | BAIXO |
| 3 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 1 | MINIMO |
| 4 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 1 | MINIMO |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 211 | 2 | 1 | 0 | 1 | 2 | 0 | CRITICO |
| 212 | 2 | 1 | 0 | 1 | 2 | 0 | CRITICO |
| 213 | 2 | 1 | 0 | 1 | 2 | 1 | CRITICO |
| 214 | 2 | 1 | 0 | 1 | 2 | 1 | CRITICO |
| 215 | 2 | 1 | 0 | 1 | 2 | 1 | CRITICO |

Fonte: O Autor (2023).

Na Figura 6 é possível ver o melhor “K” para maximizar a acurácia do modelo. Observando a figura é constatado que ao comparar apenas um vizinho mais próximo é possível chegar a acurácia de 94%. Para chegar a essa conclusão, foram separados 30% dos registros para o treinamento do modelo e 70% para comparação do modelo predito.

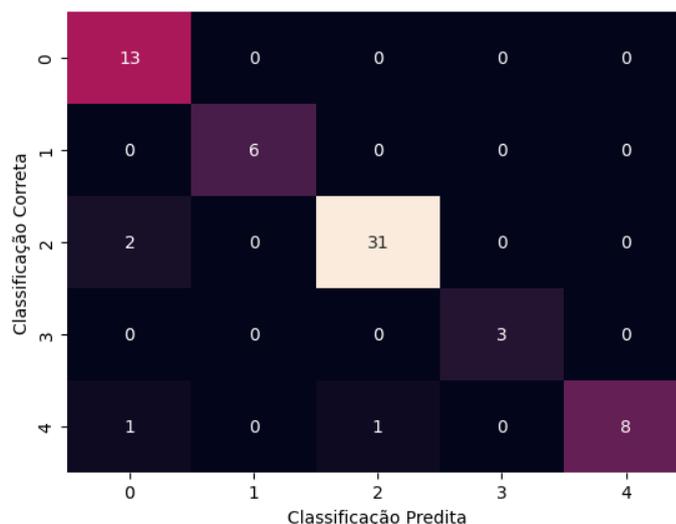
Figura 6 - Gráfico melhor “K” para o KNN



Fonte: O Autor (2023).

Na Figura 7 é possível visualizar a matriz de confusão, que compara os 70% dos dados preditos com a real classificação dos dados pela equipe de risco. Através desse gráfico, é possível ver a quantidade de predições erradas que precisam ser reanalisadas para a melhoria do algoritmo.

Figura 7 - Matriz de confusão



Fonte: O Autor (2023).

Ao cumprimento desta etapa e seguindo CRISP-DM, inicia-se a etapa de avaliação do modelo proposto.

3.5 AVALIAÇÃO DO MODELO

Esta etapa consiste em avaliar se o modelo desenvolvido responde ao objetivo proposto na primeira etapa do CRISP-DM e se existem novas possibilidades de melhorias. De acordo com o apresentado no tópico 3.4, é possível verificar que as classificações de risco (mínimo, baixo, moderado, alto e crítico) atendem o objetivo inicial de criar uma segmentação de clientes com base no risco.

3.5 IMPLEMENTAÇÃO DO PROJETO DE SEGMENTAÇÃO DE CLIENTES

Após o entendimento do negócio, a compreensão dos dados, a preparação e modelagem dos mesmos, e por fim a avaliação do modelo proposto, chega-se à última etapa: A implementação. Para isso, é necessário um servidor para que os scripts sejam executados continuamente (podendo ser um servidor local ou em nuvem, mas ele deve ser de uso exclusivo para ciência de dados). Assim, o modelo deve ser implementado para todos os cedentes da empresa por meio da execução dos scripts. Com os scripts executados, resultados serão gerados, os quais devem

ser salvos diariamente no banco de dados escolhido. Após isso, as informações obtidas podem ser disponibilizadas em algumas das principais ferramentas de BI¹⁰, tal como o Power BI (MANIS, 2023), para melhor visualização e apresentação dos resultados à empresa. Por fim, o sucesso do modelo deve ser avaliado diariamente em união com o setor de política de crédito e risco do FIDC. Se obteve sucesso, este deve ser documentado e sempre estar aberto para novas melhorias e adaptações.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Através do método CRISP-DM obteve-se um projeto de segmentação de clientes para auxiliar os FIDC's nas suas demandas. Conforme visto anteriormente, após implementar essa metodologia em todo o quadro de clientes da empresa, esses serão classificados em cinco graus de risco: risco mínimo, risco baixo, risco moderado, risco alto e risco crítico. Assim, essa classificação juntamente com o índice baixo ou alto da receita contribuirá para tomadas de decisão dos FIDC's em relação aos clientes, com intenção de evitar o prejuízo da empresa representada na Figura 8.

Figura 8 - Matriz de decisão macro

| Tipo de Operação | O que fazer? |
|--|--|
| Receita > Risco | Cliente excelente, continuar operando e promover ações para o manter como cliente |
| Receita < Risco | Cliente ruim, parar de operar com ele. |
| Receita = Risco (ambos são baixos) | Cliente em potencial, continuar operando e potencializá-lo. |
| Receita = Risco (ambos são altos ou críticos) | Cliente a se atentar, analisar individualmente para possíveis tomadas de decisão de parar de operar, ou continuar. |

Fonte: O Autor (2023)

Aplicando essa classificação a cada opção de risco e receita, resulta-se em uma matriz de decisão representada pela Figura 9.

¹⁰ Business Intelligence (Inteligência de negócio)

Figura 9 - Matriz de decisão detalhada

| Risco | Receita | Tipo de Operação | O que fazer? |
|----------|---------|---------------------------------|--|
| Mínimo | Baixo | Risco baixo e receita baixa. | Cliente em potencial, continuar operando e potencializá-lo. |
| Mínimo | Alto | Risco baixo e receita alta. | Continuar operando e promover ações para o manter como cliente. |
| Baixo | Baixo | Risco baixo e receita baixa. | Cliente em potencial, continuar operando e potencializá-lo. |
| Baixo | Alto | Risco baixo e receita alta. | Continuar operando e promover ações para o manter como cliente. |
| Moderado | Baixo | Risco moderado e receita baixa. | Cliente ruim, parar de operar com ele. |
| Moderado | Alto | Risco moderado e receita alta. | Continuar operando e promover ações para o manter como cliente. |
| Alto | Baixo | Risco alto e receita baixa. | Cliente ruim, parar de operar com ele. |
| Alto | Alto | Risco alto e receita alta. | Cliente a se atentar, analisar individualmente para possíveis tomadas de decisão de parar de operar, ou continuar. |
| Crítico | Baixo | Risco crítico e receita baixa. | Cliente ruim, parar de operar com ele. |
| Crítico | Alto | Risco crítico e receita alta. | Cliente a se atentar, analisar individualmente para possíveis tomadas de decisão de parar de operar, ou continuar. |

Fonte: O Autor (2023).

Nesse sentido, além da decisão de se o FIDC deve seguir operando ou não com o cedente, há outras decisões a serem feitas como: A definição da taxação correta do deságio, a estimativa de taxa de deságio e prazo médio ideais e a estipulação do limite de crédito para cada cliente. Assim, através da classificação de cada cliente, cada ação tomada será melhor orientada. Um exemplo são os “clientes a se atentar”, possivelmente o FIDC tomará a decisão de optar por operações mais pulverizadas e de adiantamento de duplicatas do tipo risco sacado, além de solicitar garantias reais, a fim de diminuir os riscos de prejuízos. Já no caso dos “clientes ótimos”, o limite, deságio e juros podem ser menores e o prazo maior, para fidelização do cliente e conseqüentemente mais obtenção de lucros para o FIDC.

Além disso, essa classificação orienta o FIDC se esse deve realizar a saída de risco em alguns clientes. Essa saída ocorre com clientes que não conseguem honrar com os compromissos, e que se o fundo parar de operar de uma vez só, pode ocasionar no não quitamento por parte do cedente dos acordos já feitos anteriormente, sendo assim, o FIDC vai baixando o valor da antecipação de recebíveis aos poucos, diminuindo o limite do crédito, para enfim, parar de operar com o cliente.

Assim, através da contextualização dos problemas atuais no mercado de crédito, da explicação do funcionamento do FIDC e seus riscos, da exibição detalhada de cada etapa do CRISP-DM e da utilização do método CRISP-DM foi desenvolvido uma solução de segmentação de clientes que possibilita melhores tomadas de decisões dos FIDC's através de informações claras e reais, contribuindo para resoluções de problemas no mercado de crédito e para o desenvolvimento desses fundos.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Conclui-se que o método CRISP-DM é um método eficaz para o desenvolvimento de muitos projetos. Além disso, através da sequência lógica desse método, foi desenvolvido um projeto capaz de contribuir na gestão de crédito dos FIDC's, com o desenvolvimento de uma segmentação de clientes capaz de apontar informações claras e reais para dar direção nas tomadas de decisões da empresa, na definição de limites de crédito, taxas de deságio, operação de clientes, entre outros benefícios. Assim, as dificuldades da concessão de empréstimo encontradas no mercado brasileiro podem ser melhoradas com a boa administração dos FIDC's e com a previsão mais precisa de cada cliente, pois o fundo não tomará decisões por impulso ou receio, mas sim decidirá com base em informações mais realistas. Ademais, tendo em vista todos os problemas apontados pelas agências financeiras em conceder créditos atualmente, como as RJs, liminar e alta inadimplência, essa segmentação é importante para evitar prejuízos aos FIDC's.

Por fim, conforme Schearer (2000) disse, esse projeto não finaliza na última etapa, ele pode ser revisado e melhorado continuamente para maiores resultados através de: mudanças de processos, disparos de alertas, automações, alterações de políticas de crédito, entre outras possibilidades.

AGRADECIMENTOS

Ao Deus criador de todas as coisas, que detém toda sabedoria e conhecimento e concede a esperança da salvação em Cristo Jesus, força, saúde e direção para o presente trabalho.

Ao professor orientador Marcelo Petri que guiou, apoiou e orientou com conhecimento, alegria, paciência e esforço a realização deste artigo.

À minha mãe Viviane dos Santos que sempre esteve ao meu lado, cuidando, auxiliando, protegendo, incentivando, apoiando, amando e dando seu melhor para a realização da graduação.

À minha amada esposa Camila que suportou e me apoiou até o último momento deste presente artigo.

Aos familiares que incentivaram e apoiaram emocionalmente ao longo de todos os anos.

Aos colegas de classe por todos esses anos juntos, trocando ideias, aprendizados e experiências.

À empresa Valorem e a Gisele Kogin pela confiança e oportunidade de aplicar o projeto e pelos ensinamentos.

Ao Alan e Israel que proporcionaram os primeiros passos no trabalho na área de TI.

Por fim, à faculdade Unisociesc por proporcionar a oportunidade da realização deste artigo.

REFERÊNCIAS

ADIMPLERE. **Restrições de crédito**: o que são e como reverter. Disponível em: <<https://adimplere.com.br/blog/restricoes-de-credito/>>. Acesso em: 14 nov. 2023.

ALGAR TELECOM (ED.). **Banco de dados na nuvem: saiba o que é e vantagens de ter um**. Disponível em: <<https://blog.algartelecom.com.br/tecnologia/banco-de-dados-na-nuvem/>>. Acesso em: 23 out. 2023.

ANBC. **Os principais momentos da história do crédito.** Disponível em: <<https://anbc.org.br/os-principais-momentos-da-historia-do-credito/#:~:text=Em%201955%2C%20o%20Servi%C3%A7o%20de>>. Acesso em: 23 out. 2023.

B3. **Por que o acesso ao crédito está mais caro e difícil no Brasil? Entenda.**

Disponível em:

<<https://borainvestir.b3.com.br/noticias/por-que-o-acesso-ao-credito-esta-mais-caroe-dificil-no-brasil-entenda/>>. Acesso em: 30 out. 2023.

BC. **Estatísticas monetárias e de crédito.** Disponível em:

<<https://www.bcb.gov.br/estatisticas/estatisticasmonetariascredito>>.

BRITECH. **Cessão de fundos direitos creditórios: um mercado em expansão.**

Disponível em:

<<https://britech.global/mercado/cessao-fundos-direitos-creditorios-mercado-em-expansao/>>. Acesso em: 30 out. 2023.

DIDÁTICA TECH. **O que é e como funciona o algoritmo KNN?** Disponível em:

<<https://didatica.tech/o-que-e-e-como-funciona-o-algoritmo-knn/>>.

EMPIRICUS. **FIDC: saiba como funciona um Fundo de Investimento em Direitos Creditórios.** Disponível em: <<https://www.empiricus.com.br/explica/fidc/>>. Acesso em: 15 nov. 2023.

FAUSTO, Boris. **História concisa do Brasil.** São Paulo: Edusp, 2018. p. 9. Acesso em: 23 out. 2023.

F. REICHHELD, F. (ED.). **The One Number You Need to Grow.** Disponível em:

<<https://hbr.org/2003/12/the-one-number-you-need-to-grow>>. Acesso em: 17 nov. 2023.

FIX, E.; L. HODGES, J. **Discriminatory Analysis - Nonparametric Discrimination: Consistency Properties.** Central Air Documents Office, fev. 1951.

GOV. **Fundos de Investimento em Direitos Creditórios - FIDCs.** Disponível em:

<<https://www.gov.br/investidor/pt-br/investir/tipos-de-investimentos/fidcs>>. Acesso em: 14 nov. 2023.

GOV. **O que são Direitos Creditórios?** Disponível em:
<<https://www.gov.br/investidor/pt-br/investir/tipos-de-investimentos/fidcs/o-que-sao-direitos-creditorios>>. Acesso em: 30 out. 2023.

HOMER, Sidney; SYLLA, Richard. **A history of interest rates**. 4th. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2005. Acesso em: 29 out. 2023.

IBM. **O ciclo de vida da mineração de dados**. , [s.d.]. Disponível em:
<https://www.ibm.com/docs/pt-br/SS3RA7_18.4.0/modeler_crispdm_ddita/clementine/images/crisp_process.jpg>. Acesso em: 29 out. 2023.

INFO MONEY. **Crédito para empresas seca e renegociação de dívida dispara**. Disponível em:
<<https://www.infomoney.com.br/negocios/credito-para-empresas-seca-e-renegociacao-de-divida-dispara/amp/>>. Acesso em: 14 nov. 2023.

Folha de São Paulo. **Juros elevados são maior entrave para acesso ao crédito na indústria, diz CNI**. Disponível em:
<<https://www1.folha.uol.com.br/mercado/2023/06/juros-elevados-sao-maior-entrave-para-acesso-ao-credito-na-industria-diz-cni.shtml>>. Acesso em: 30 out. 2023.

JAVA T POINT. **K-Nearest Neighbor(KNN) Algorithm for Machine Learning**. Disponível em:
<<https://www.javatpoint.com/k-nearest-neighbor-algorithm-for-machine-learning>>.

JUSBRASIL. **Limpar o nome do SPC/SERASA sem falsas promessas e dentro da legalidade**. Disponível em:
<<https://www.jusbrasil.com.br/artigos/limpar-o-nome-do-spc-serasa-sem-falsas-promessas-e-dentro-da-legalidade/1276921047>>. Acesso em: 14 nov. 2023.

MANIS, K. (ED.). **Microsoft named a Leader in the 2023 Gartner® Magic Quadrant™ for Analytics and BI Platforms**. Disponível em:
<<https://powerbi.microsoft.com/en-my/blog/microsoft-named-a-leader-in-the-2023-gartner-magic-quadrant-for-analytics-and-bi-platforms/>>. Acesso em: 22 nov. 2023.

MBA USP ESALQ. **Crisp-DM: as 6 etapas da metodologia do futuro**. Disponível em:
<<https://blog.mbauspesalq.com/2022/04/12/crisp-dm-as-6-etapas-da-metodologia-do-futuro/>>. Acesso em: 15 nov. 2023.

MONEY TIMES. **Plano de recuperação judicial de empresa é aprovado, mas tem fato inusitado; veja qual.** Disponível em:
<<https://www.moneytimes.com.br/plano-de-recuperacao-judicial-de-empresa-e-aprovado-mas-tem-fato-inusitado-veja-qual/>>. Acesso em: 14 nov. 2023.

NAC. **Conheça os principais fatores de restrição de crédito.** Disponível em:
<<https://nac.cni.com.br/blog/restricao-de-credito/>>. Acesso em: 13 nov. 2023.

OMIE. **Empréstimo Empresarial: 10 motivos que levam uma empresa a buscar crédito.** Disponível em:
<<https://blog.omie.com.br/emprestimo-empresarial-motivos-que-levam-uma-empresa-a-buscar-credito/>>. Acesso em: 13 nov. 2023.

PIATETSKY, G. **CRISP-DM, still the top methodology for analytics, data mining, or data science projects.** Disponível em:
<<https://www.kdnuggets.com/2014/10/crisp-dm-top-methodology-analytics-data-mining-data-science-projects.html>>. Acesso em: 30 out. 2023.

Folha de São Paulo. **Piora do crédito em cenário de juros altos pode afetar PIB em 2023, diz Fazenda.** Disponível em:
<<https://www1.folha.uol.com.br/mercado/2023/03/piora-do-credito-em-cenario-de-juros-altos-pode-afetar-pib-em-2023-diz-fazenda.shtml>>. Acesso em: 30 out. 2023.

REDAÇÃO ONZE. **FIDC: o que é, como funciona e riscos.** Disponível em:
<<https://www.onze.com.br/blog/fidc-o-que-e/>>. Acesso em: 15 nov. 2023.

SEBRAE. **Crédito negado: apenas 3 de cada 10 empresários que buscam empréstimo têm sucesso.** Disponível em:
<<https://agenciasebrae.com.br/dados/credito-negado-apenas-3-de-cada-10-empresarios-que-buscam-emprestimo-tem-sucesso/>>. Acesso em: 30 out. 2023.

SEBRAE. **Fatores de restrição ao crédito.** Disponível em:
<<https://sebrae.com.br/sites/PortalSebrae/valorizeoapequenonegocio/conteudos/fatores-de-restricao-ao-credito,459f103bc7d1b610VgnVCM1000004c00210aRCRD>>. Acesso em: 13 nov. 2023.

SWIFT, R. **CRM, customer relationship management: o revolucionário marketing de Relacionamento com o Cliente.** Tradução: Flávio Steffen. 13. ed. [s.l: s.n.]. p. 3

THE DATA WAREHOUSING INSTITUTE™; SHEARER, C. The CRISP-DM Model: The New Blueprint for Data Mining. **Journal of Data Warehousing**, p. 13, 2000.

UTILITY CREDIT. **Captação de recursos financeiros de longo prazo por meio de recebíveis**. Disponível em: <<https://www.utilitycredit.com.br/solucoes/fidc-proprietario/>>. Acesso em: 15 nov. 2023.

VALOREM. **Antecipação de recebíveis simplificada**. Disponível em: <<https://valorem.com.br/antecipacao-de-recebiveis>>. Acesso em: 14 nov. 2023.

ZENDESK. **O que é ETL e o que ele pode fazer pelo seu negócio?** Disponível em: <<https://www.zendesk.com.br/blog/o-que-e-etl/>>. Acesso em: 22 nov. 2023.