



UNIVERSIDADE ESTADUAL DO CEARÁ
CENTRO DE ESTUDOS SOCIAIS APLICADOS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO
MESTRADO ACADÊMICO EM ADMINISTRAÇÃO

DANIEL DE CARVALHO BENTES

**RUPTURA NÃO CONTRATUAL: COMO PREVER O RISCO DE RUPTURA DO
CONSUMIDOR DE MODA EM LOJAS FÍSICAS**

FORTALEZA – CEARÁ

2022

DANIEL DE CARVALHO BENTES

RUPTURA NÃO CONTRATUAL: COMO PREVER O RISCO DE RUPTURA DO
CONSUMIDOR DE MODA EM LOJAS FÍSICAS

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Administração do Programa de Pós-Graduação em Administração do Centro de Estudos Sociais Aplicados da Universidade Estadual do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Administração. Área de Concentração: Marketing.

Orientador: Prof. Dr. Márcio de Oliveira Mota.

FORTALEZA – CEARÁ

2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Estadual do Ceará
Sistema de Bibliotecas

Bentes, Daniel de Carvalho.

Ruptura não contratual: como prever o risco de ruptura do consumidor de moda em lojas físicas [recurso eletrônico] / Daniel de Carvalho Bentes. - 2022.

52 f. : il.

Dissertação (MESTRADO ACADÊMICO) - Universidade Estadual do Ceará, Centro de Estudos Sociais Aplicados, Curso de Programa de Pós-graduação Em Administração - Mestrado, Fortaleza, 2022.

Orientação: Prof. Dr. Márcio de Oliveira Mota..

1. Ruptura do Consumidor. 2. Retenção de Clientes. 3. Mercado da Moda. 4. Mineração de Dados. 5. Modelo Preditivo. Churn.. I. Título.

DANIEL DE CARVALHO BENTES

RUPTURA NÃO CONTRATUAL: COMO PREVER O RISCO DE RUPTURA DO
CONSUMIDOR DE MODA EM LOJAS FÍSICAS

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Administração do Programa de Pós-Graduação em Administração do Centro de Estudos Sociais Aplicados da Universidade Estadual do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre em Administração. Área de Concentração: Marketing.

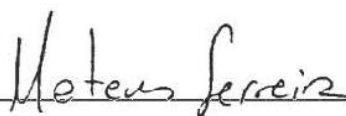
Aprovado em: 09 de junho de 2022

BANCA EXAMINADORA



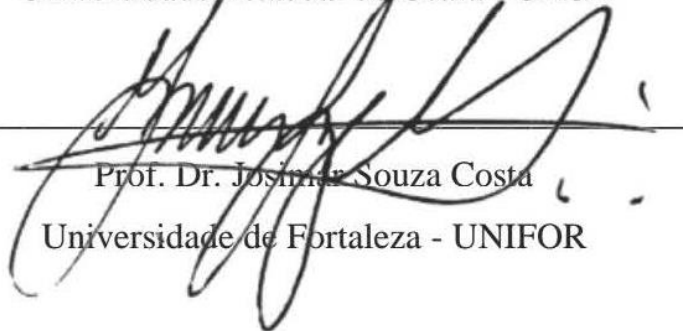
Prof. Dr. Márcio de Oliveira Mota (Orientador)

Universidade Estadual do Ceará - UECE



Prof. Dr. Mateus Ferreira

Universidade Estadual do Ceará - UECE



Prof. Dr. Josimar Souza Costa

Universidade de Fortaleza - UNIFOR

Às 5 pessoas mais importantes da minha vida:
Luana Pires Freire França Bentes (esposa),
Nicole Bezerra Bentes (filha), Davi França
Bentes (filho), Benedito Rabelo Bentes (pai) e
Zilene de Carvalho Bentes (mãe).

AGRADECIMENTOS

A Deus por todas as bênçãos sem medidas que tem me concedido, pelo seu cuidado e amor em todos os momentos da minha vida.

A minha querida e amada família, Luana Pires Freire França Bentes, Nicole Bezerra Bentes e Davi França Bentes, passamos por momentos difíceis e vencemos juntos, sem vocês seria impossível aguentar, vocês são uma bênção na minha vida e meus melhores amigos.

Aos meus pais Benedito Rabelo Bentes e Zilene de Carvalho Bentes por sempre me apoiarem e incentivarem meus estudos.

Aos demais familiares de minha família e de minha esposa que torceram, apoiaram e foram alicerce nessa caminhada.

Ao Prof. Dr. Márcio de Oliveira Mota por seu apoio e disponibilidade em atender meus chamados, pela clareza e direcionamento quando as dúvidas surgiram e por fim, pelo exemplo e referência profissional que se tornou para a minha caminhada acadêmica.

Aos membros da banca Prof. Dr. Mateus Ferreira e Prof. Dr. Josimar Costa por suas orientações e considerações fundamentais para a realização do meu trabalho.

Aos demais professores e colaboradores do PPGA da Universidade Estadual do Ceará pela troca de conhecimento, pelo sorriso no rosto e pelo tratamento humano nos momentos difíceis.

A minha equipe Rumo a Defesa formada pelo Joelson Matias e Márcio Roberto, foram muitos encontros on-line, muitas dificuldades na vida pessoal de cada um, mas o apoio dessa equipe foi fundamental.

Ao meu amigo Prof. Dr. Saulo Maia que foi a primeiro incentivador a me inscrever no curso do PPGA da UECE, lembro muito bem de suas palavras meu irmão.

Ao meu amigo Prof. Dr. Alexandre Sobreira Cialdini por me apoiar, orientar e incentivar a pesquisar com sua frase preferida “vamos publicar”.

Ao meu amigo M.e Saulo Moreira Braga por tantas palavras de incentivo e apoio na vida profissional e acadêmica.

Ao meu amigo Adolfo Viana e Vanessa Austregésilo pela torcida, informações e disponibilidade em atender meus pedidos.

“Porque dele, e por ele, e para ele, são todas as coisas; glória, pois a ele eternamente. Amém”.

(Romanos 11:36)

RESUMO

Prever a ruptura não contratual é um verdadeiro desafio para empresas. Por melhor que seja o relacionamento das empresas com o consumidor, o risco de ruptura existe e o custo de ganhar um novo cliente é maior que o de manter ativo um cliente existente. Esse é um dos motivos que o estudo da ruptura do consumidor ganhou destaque na literatura de marketing, contudo, o estudo da ruptura não contratual é uma lacuna ainda existente e que necessita ser aprofundada. O mercado da moda movimentava mais de trinta e cinco trilhões de dólares anualmente com uma cadeia de produção complexa formada por uma grande quantidade de participantes. Diante da lacuna na literatura e importância acima indicada, esse estudo tem como objetivo propor um modelo de predição de ruptura não contratual dos consumidores de moda em lojas físicas. O estudo é uma pesquisa descritiva baseada em dados quantitativos que apresenta uma proposta de variáveis para a construção do modelo de previsão, apresenta uma solução para o desafio de definir um tempo de ruptura evitando que o período entre compras seja considerado uma ruptura e divide a amostra em período de calibração e período de observação. O resultado apresenta a regressão logística com valor global de acerto de 89,10% enquanto a árvore de decisão apresentou 88,80% de acerto conduzindo à conclusão de que a regressão logística teve o melhor desempenho. Apesar do alcance de valores próximos quando aplicado ao mercado, essa diferença pode representar uma economia de milhões de dólares investidos para manter clientes ativos ou reduzindo gastos em campanhas de retenção.

Palavras-chave: Ruptura do Consumidor. Retenção de Clientes. Mercado da Moda. Mineração de Dados. Modelo Preditivo. Churn.

ABSTRACT

Predicting non-contractual churn is a real challenge for companies. No matter how good the relationship between companies and consumers is, the risk of churn exists and the cost of gaining a new customer is higher than keeping an existing customer active. This is one of the reasons that the study of consumer churn has gained prominence in the marketing literature, however, the study of non-contractual churn is a gap that still exists and needs to be deepened. The fashion market annually moves more than thirty-five trillion dollars with a complex production chain formed by a large number of participants. This gap in the literature and importance indicated above, in this study concentrate to proposing a model for predicting non-contractual churn of fashion consumers in traditional stores. The study is a descriptive research based on quantitative data that presents a proposal of variables for the construction of the prediction model, presents a solution to the challenge of defining a rupture time so that the period between purchases is not considered a rupture and divides the sample in calibration period and observation period. The result shows the logistic regression with a global hit value of 89.10% while the decision tree showed 88.80% hit, indicating that the logistic regression had the best performance. Despite reaching similar values when applied to the market, this difference can represent savings of millions of dollars invested in keeping active customers or reducing spending on retention campaigns.

Keywords: Consumer Churn. Customer Retention. Fashion Market. Data Mining. Predictive Model. Churn.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 –	Linha de Vida do consumidor.....	19
Figura 2 –	Estrutura de Lealdade do Consumidor.....	22
Figura 3 –	Tipos de Ruptura.....	29
Figura 4 –	Concepção da Pesquisa.....	38
Figura 5 –	Estrutura da Árvore de Decisão.....	43
Figura 6 –	Passos do processo de mineração de dados da regressão logística.....	46
Figura 7 –	Passos do processo de mineração de dados da árvore de decisão.....	47
Figura 8 –	Árvore de Decisão.....	51

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 –	Diferença entre CEM e CRM.....	18
Quadro 2 –	Resumo das técnicas de predição de ruptura.....	31
Quadro 3 –	Descrição das variáveis da primeira base de dados.....	39
Quadro 4 –	Variáveis preditoras de frequência e de recência.....	41
Quadro 5 –	Variáveis demográficas e de gastos.....	41
Quadro 6 –	Dados para definição dos períodos.....	45
Quadro 7 –	Resumo geral dos resultados.....	52
Quadro 8 –	Medidas de Qualidade.....	52

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Síntese das técnicas para medir lealdade.....	25
Tabela 2 – Coeficientes.....	48
Tabela 3 – Matriz de confusão da regressão logística (Calibração).....	49
Tabela 4 – Matriz de Confusão da regressão logística (Observação).....	50
Tabela 5 – Variáveis da regressão logística.....	50
Tabela 6 – Matriz de confusão da árvore de decisão (Calibração).....	51
Tabela 7 – Matriz de confusão da árvore de decisão (Observação).....	51

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	13
2	REVISÃO DE LITERATURA.....	17
2.1	Ciclo de vida do consumidor.....	17
2.2	Comportamento leal do consumidor.....	20
2.2.1	Técnicas para medir lealdade.....	23
2.3	O comportamento de ruptura do consumidor.....	26
2.3.1	Conceito de ruptura.....	27
2.3.2	Tipos de ruptura.....	28
2.3.3	Gatilhos.....	29
2.3.4	Técnicas de mensuração mais utilizadas de ruptura.....	30
3	LEALDADE E RUPTURA DO CONSUMIDOR NA INDÚSTRIA DA MODA.....	34
3.1	A indústria da moda.....	34
3.2	Impacto da lealdade e ruptura do consumidor.....	36
4	DESENHO METODOLÓGICO.....	38
4.1	O banco de dados.....	39
4.2	Proposta de variáveis utilizadas no estudo.....	40
4.3	Método para cálculo de predição de ruptura não contratual do consumidor de moda em lojas físicas.....	42
4.3.1	Regressão logística.....	42
4.3.2	Árvore de decisão.....	42
4.3.3	Mineração de dados.....	43
4.3.4	Passos para classificação preditiva de ruptura do consumidor.....	44
4.3.4.1	<i>Passos da regressão logística.....</i>	45
4.3.4.2	<i>Passos da árvore de decisão.....</i>	46
4.3.5	Ferramenta utilizada para tratamento de dados.....	47
5	ANÁLISE DE RESULTADOS.....	48
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	54
6.1	Conclusão.....	54
6.2	Recomendações Futuras.....	56
	REFERÊNCIAS.....	57

1 INTRODUÇÃO

A alta competitividade tem direcionado empresas a concentrarem seus esforços e estratégias de marketing para a compreensão do comportamento de lealdade e ruptura do consumidor aumentando a cada dia a ênfase na retenção e recuperação dos clientes (KUMAR; BHAGWAT; ZHANG, 2015; STELTER, 2013). Ademais, esse aumento da competitividade nos mercados conduz as empresas a uma constante adaptação focada nas demandas do consumidor, que mudam de forma rápida. Portanto, atender a essas demandas pode conduzir o consumidor a um comportamento de lealdade, evitando rupturas, direcionando as empresas a um aumento de lucratividade e reduzindo custos com a ruptura dos clientes (FLINT; BLOCKER; BOUTIN, 2011; KOVACS; KOT, 2016).

O trabalho de retenção se tornou um ponto importante para gestores e empresas. Kumar, Bhagwat e Zhang (2015) apresentam alguns exemplos em que campanhas de reconquistas tem custado milhões de dólares para as companhias. Nesse sentido, estudar o comportamento de Lealdade e Ruptura dos consumidores de moda em lojas físicas é um desafio e uma questão atual, pois o setor produtivo acaba de passar por momentos de lockdown provocados pela pandemia do Covid-19.

Estudos anteriores, em sua maioria, trabalham o construto lealdade do consumidor separado do construto ruptura do consumidor (DICK; BASU 1994; REICHHELD; TEAL, 1996; OLIVER, 1999; UMASHANKAR; WARD; DHAL, 2017). O construto lealdade tem sido estudado com uma abordagem composta principalmente pelos fatores comportamental e atitudinal do consumidor. Ferreira *et al.* (2011) realizaram um levantamento bibliométrico de trabalhos publicados sobre lealdade, nos quais os resultados constataram que 59,4% dos estudos adotaram uma abordagem quantitativa.

A importância do tema levou pesquisadores a aplicarem as técnicas de medição da lealdade em diversas áreas de negócios. Essa diversidade é facilmente reconhecida quando são analisados alguns exemplos, tais como os trabalhos de Mechinda, Serirat e Gulid (2009) e Li (2010) que, ao analisarem o comportamento de consumidores no contexto do turismo, esses foram segmentados com base nas suas pontuações nas dimensões atitudinal e comportamental, chegando à conclusão de que ambas as dimensões influenciam no comportamento e na decisão do consumidor ao escolher a empresa que contratará para viajar ou o destino da viagem.

No setor de serviços, Umashankar, Ward e Dhal (2017) estudaram o valor da reclamação como ferramenta de construção de relacionamento entre fornecedor e cliente. Dessa forma, é possível conduzir a uma melhor dimensão atitudinal através do aumento de confiança

do consumidor. Holanda (2008) avaliou antecedentes da lealdade no setor bancário e chegou à conclusão de que dois dos fatores importantes estão ligados à dimensão atitudinal: a confiança e o relacionamento do consumidor com o gerente do banco. Através do marketing de relacionamento, os bancos compreendem que a estratégia de manter o cliente é mais rentável do que adquirir novos clientes. Por fim, no setor da moda, Moreira e Alves (2020) concluíram que o comprometimento afetivo, a satisfação, a confiança e os custos de mudança são fatores determinantes da lealdade do consumidor; esses fatores estão ligados à dimensão atitudinal (DICK; BASU, 1994).

O comportamento de ruptura do consumidor foi estudado por diversos autores (GUSTAFSSON; JOHNSON; ROOS, 2005; BOTELHO; TOSTES, 2010; KUMAR; BHAGWAT; ZHANG, 2015; CAIGNY; COUSSEMENT; DE BOCK, 2018), segundo os quais a abordagem relacionada à ruptura está ligada à lucratividade, sendo alertado que o custo de ganhar novos clientes é maior que o de manter clientes fiéis (KURTZ; CLOW, 1998). A influência das novas tecnologias sobre o consumidor conduziu as empresas a desenvolverem novas estratégias de retenção e fidelização desses clientes; Kakwani, Neri e Son (2010) advogam sobre essa mudança afirmando que os consumidores têm se tornado a cada dia mais exigentes.

A literatura aponta diversas maneiras de prever a ruptura do consumidor, a exemplo de Galas (2016), que apresentou um quadro com mais de vinte técnicas diferentes que foram utilizadas para prever esse comportamento de ruptura. Por conseguinte, fica claro na literatura que a técnica a ser utilizada depende do objetivo e dos dados disponíveis para a realização da pesquisa.

Ademais, o desenvolvimento tecnológico ligado a programas de armazenamento e a bancos de dados possibilitou o registro de uma grande quantidade de dados e informações disponíveis de forma estruturada e rápida sobre os seus consumidores (QIAN; JIANG; TSUI, 2006), sendo essas informações trabalhadas através de técnicas de mineração de dados, possibilitando, assim, a criação do modelo de predição de ruptura do consumidor.

Apesar disso, Buckinx e Van Den Poel (2005) afirmam que a previsão de ruptura no mercado da moda tem sido objeto de poucas pesquisas e estudos. Esses mesmos autores defendem que essa predição se torna mais difícil em ambientes não contratuais, como é o caso de uma empresa de moda em lojas físicas, considerando que o cliente pode simplesmente parar de comprar sem fazer nenhum tipo de comunicado. É possível identificar uma lacuna teórica, pois não foi encontrado um estudo que trabalhe os construtos lealdade e ruptura do consumidor

em empresas de moda em lojas físicas e, do mesmo modo, ainda não foi abordado qual técnica de análise multivariada e mineração de dados seria mais eficiente para realizar esse estudo.

A presente dissertação tem como objetivo propor um modelo de predição de ruptura não contratual dos consumidores de moda em lojas físicas. Para efeito comparativo, são propostas duas técnicas de predição, Regressão Logística e Árvore de Decisão, adotando como ponto de partida dados de uma empresa de moda cearense que possui cinco lojas em três grandes cidades do nordeste brasileiro. A questão principal que o trabalho busca responder é: qual das duas técnicas é mais adequada para classificar de forma preditiva o risco de ruptura não contratual do cliente de moda em lojas físicas?

De forma específica pretende-se: 1) definir as variáveis que serão utilizadas como atributos a partir das informações disponíveis no banco de dados da empresa; 2) realizar a classificação preditiva da ruptura dos clientes no contexto da moda em lojas físicas utilizando a Regressão Logística e Árvore de Decisão; 3) comparar os resultados das duas técnicas; e 4) analisar qual teve o melhor desempenho.

O presente trabalho contribui de forma teórica com o estudo da lealdade e ruptura do consumidor de moda em lojas físicas com uma realidade não contratual, e contribuir de forma prática, possibilitando que outros pesquisadores possam testar os procedimentos em realidades diferentes de outros mercados ou países. De forma metodológica, sugere um método com variáveis e técnicas para essa lacuna de pesquisa presente na academia e contribuir, de forma gerencial, com o fortalecimento do mercado, oportunizando o crescimento das lojas físicas a partir da identificação de clientes lucrativos e da retenção destes.

Uma questão muito clara dentro da literatura é a dificuldade de desenvolver um modelo de predição do comportamento de ruptura com clientes em situações não contratuais (BUCKINX; VAN DEN POL, 2005; TAMADDONI; STAKHOVYCH; EWING, 2015). Semelhante ao ocorrido no comportamento de lealdade, durante a revisão da literatura realizada não foram encontrados trabalhos publicados sobre a ruptura do consumidor com empresas de moda em lojas físicas, diferente do que ocorre com as lojas on-line, justificando, dessa forma, a importância de pesquisadores explorarem essa questão.

Na próxima seção, será realizada uma revisão da literatura partindo do ciclo de vida do consumidor, seguindo pela apresentação do construto lealdade que é afetado pela experiência e comportamento do consumidor, e pela abordagem o comportamento de ruptura do consumidor, apresentando as técnicas mais utilizadas para modelar a ruptura. A seção 3 trará uma abordagem sobre o mercado da moda e sobre como os construtos lealdade e ruptura impactam esse mercado. A seção 4 versará acerca dos procedimentos metodológicos utilizados

na dissertação, trazendo a classificação da pesquisa, abordando o banco de dados da empresa e as variáveis disponíveis, e propondo o conjunto de variáveis a serem utilizadas na técnica escolhida para minerar os dados com a demonstração de cada passo executado. A seção 5 apresentará os resultados obtidos na preparação dos dados, as variáveis utilizadas no modelo, o resultado da regressão logística, resultado da árvore de decisão e por fim, analisará esses resultados comparando com estudos anteriores. Por último, a seção 6 apresenta as considerações finais que foi dividida entre a conclusão e recomendações futuras, demonstrando inicialmente os objetivos que foram atingidos, as limitações e as fragilidades detectadas na pesquisa e finaliza com recomendações futuras apresentando novas possibilidades e oportunidades de pesquisas de ruptura não contratual, em moda ou outro ramo de atividade.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Nesse capítulo, é feita uma revisão da literatura ligada aos temas que serão estudados no trabalho. Para que possa ser compreendido o comportamento de lealdade e ruptura do consumidor, serão apresentados, inicialmente, o conceito de ciclo de vida do consumidor e sua relação com a experiência do consumidor, além dos conceitos de lealdade e ruptura. Em seguida, serão abordados o comportamento de lealdade do consumidor, as suas diferentes correntes e técnicas de medição e fatores.

Serão estudados: o comportamento de ruptura do consumidor; os sinais ou atividades na experiência do consumidor que podem influenciar e levar a ocorrer a ruptura; as técnicas mais utilizadas para identificar de forma preditiva a possibilidade de ruptura de clientes e a mineração de dados como técnica de tratamento do conjunto de informações coletadas.

2.1 Ciclo de vida do consumidor

Antes de se partir para os construtos lealdade e ruptura do consumidor, é importante revisitar um conceito que está diretamente ligado a ambos que é o ciclo de vida do consumidor e a duração do ciclo de vida, que é determinada por um comportamento de lealdade ou de ruptura, como será visto a seguir.

Kumar, Bhagwat e Zhang (2015) realizaram um estudo focado em verificar a relação entre as experiências do consumidor e como se comportam os serviços ofertados durante o ciclo de vida de um consumidor. Eles definem o ciclo de vida do consumidor como o período que se inicia quando a empresa conquista seu novo cliente, o qual passa a consumir um produto ou serviço da empresa, e que se encerra quando ocorre a deserção do cliente quanto ao consumo dos produtos da empresa. Confiança e comprometimento dos clientes são dois fatores estudados que refletem a experiência do cliente durante o relacionamento com a empresa e que influenciam seu tipo de comportamento durante esse ciclo de vida junto à empresa. Os autores afirmam ainda que, quanto mais pessoas o cliente indica para a empresa na primeira vida, maior a probabilidade de retornar para a empresa em uma segunda vida. Esse comportamento indica confiança na qualidade do serviço ao sugerir um relacionamento engajado.

Algumas ações podem ser realizadas pelas empresas visando acompanhar o consumidor durante seu ciclo de vida no intuito de gerar um comportamento leal, evitar a ruptura e buscar essa confiança e comprometimento citados anteriormente. Para tanto, a

empresa deve entender como construir ou obter o máximo de informação possível sobre o relacionamento do consumidor a ponto de classificar os clientes entre lucrativos que serão incentivados a permanecer e clientes não lucrativos que são autorizados a desertar (REINARTZ; KUMAR, 2003).

Os estudos de Meyer e Schwager (2007) alertam para a necessidade de uma mudança de visão na relação com o cliente, afirmando que muitas empresas desperdiçam dinheiro com sistemas de gerenciamento de relacionamento com o cliente (CRM), mas deveriam utilizar uma metodologia de gerenciamento da experiência do cliente (CEM), sistema este que contribui para o melhor entendimento das expectativas e preferências do consumidor na compra de um produto ou serviço. O quadro 1 apresenta a diferença entre os dois sistemas quanto ao assunto, tempo, monitoramento, público e propósito.

Quadro 1 – Diferenças entre CEM e CRM

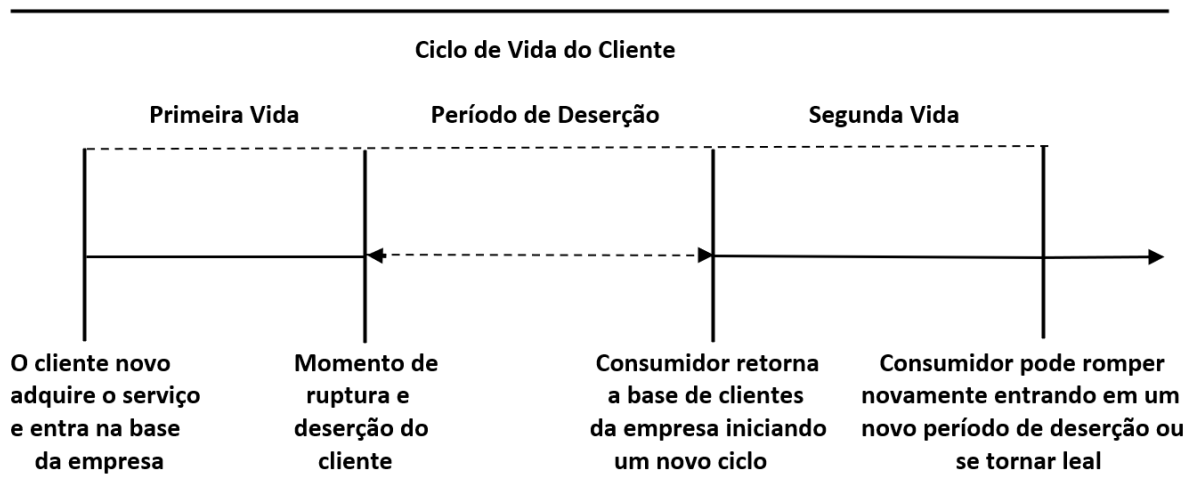
	O que	Quando	Como monitorar	Quem usa a informação	Relevância para o desempenho futuro
Gerenciamento de Experiência do Cliente (CEM)	Captura e distribui o que o cliente pensa sobre a empresa	Em pontos de interação com o cliente	Pesquisas e estudos direcionados, estudos observacionais e pesquisa da voz do cliente	Líderes de negócios ou função a fim de realizar as expectativas e melhorar a experiência com produtos e serviços	Principalmente definir novas ofertas para preencher as lacunas entre expectativas e experiência do consumidor
Gerenciamento do Relacionamento com o Cliente (CRM)	Captura e distribui o que uma empresa conhece sobre o cliente	Gravado após a interação com o cliente	Dados de ponto de venda, pesquisa de mercado ou coletados através de automação e informações de venda	Voltado para grupos de vendas e marketing, serviço de campo e atendimento ao cliente, para executar seus serviços de forma mais eficiente	Atrasado: Define a prioridade de demanda dos produtos

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os autores se posicionam em dar importância ao gerenciamento das experiências do cliente, entretanto, o gerenciamento do relacionamento com o cliente não pode ser colocado como um fator secundário ou menos importante, pois pode gerar informações e dados cruciais para tomada de decisão dos gestores beneficiando tanto a empresa como os clientes (NESLIN *et al.*, 2006).

Com o propósito de melhor identificar o processo do ciclo de vida do consumidor com a empresa, a figura 1 apresenta os primeiros dois ciclos de vida de um mesmo consumidor com a empresa. Esse exemplo representa o fenômeno que acontece em empresas de prestação de serviços contínuos como as de telecomunicação, planos de saúde e serviços de *streaming* de músicas ou vídeos, nos quais o consumidor adquire o serviço entrando na base de clientes da empresa. Em um determinado momento, a primeira vida do consumidor termina quando ocorre o processo de ruptura e a deserção do consumidor, que passa a não mais consumir os produtos ou serviços da empresa (KUMAR; BHAGWAT; ZHANG, 2015). Em seguida, o consumidor é reconquistado, voltando à base de clientes e retornando à utilização dos serviços, podendo ocorrer a segunda ruptura e uma segunda reconquista no futuro. O estudo de Kumar, Bhagwat e Zhang (2015) mostra que é muito importante as empresas estudarem o primeiro ciclo de vida do consumidor e o seu relacionamento nesse período pois, quanto mais forte for esse relacionamento com a empresa, maior a possibilidade do mesmo ser reconquistado para um segundo ciclo de vida em um caso de ruptura e deserção.

Figura 1 – Linha de Vida do consumidor



Fonte: Adaptado de Kumar, Bhagwat e Zhang (2015).

Griffin e Lowsteins (2001) afirmam que as empresas estão voltadas não só para a conquista de novos consumidores, pois uma parte dos recursos estão sendo utilizados para um tipo de consumidor que era considerado esquecido, negligenciado e deixado de lado pelas empresas; um consumidor importante já conhecido pela empresa que é denominado como consumidor perdido. Observa-se na figura 1 que, após a ruptura que caracteriza o momento em que o consumidor é perdido, inicia-se o período de deserção – que preferencialmente não deve

ocorrer. Alguns estudos dão ênfase à importância do consumidor perdido e à busca por uma nova relação com esse consumidor que se encontra no período de deserção, levando o relacionamento cliente-empresa a um período de reconquista conduzindo o consumidor a um novo ciclo de vida, o qual é chamado de segunda vida do cliente (STAUS; FRIEGE, 1999; TOKMAN; DAVIS; LEMON, 2007; BOTELHO; TOSTES, 2010).

A reconquista do cliente não é necessária quando existe um comportamento de lealdade entre o consumidor e a empresa; o rompimento da relação não acontece e a primeira vida do cliente se estende por prazo indeterminado. Alguns estudos defendem que o trabalho de retenção dos clientes que conduz a um comportamento de lealdade impacta de forma positiva o lucro das empresas (REICHHELD, 1993; HALLOWELL, 1996; STAUSS; FRIEGE, 1999). Como as empresas podem identificar os fatores que influenciam essa lealdade a ponto de não acontecer o rompimento? As empresas estão buscando aumentar a quantidade de clientes leais e esse será o assunto da próxima seção do trabalho.

2.2 Comportamento leal do consumidor

Nesta seção, são analisados aspectos que tornam o relacionamento da empresa com o consumidor bem-sucedido e as implicações no relacionamento que podem conduzir a um comportamento de lealdade do consumidor.

Reichheld (2003) afirma que existe uma relação direta entre a quantidade de clientes que indica uma empresa com a quantidade de clientes leais a mesma empresa. Para o autor, quando o cliente indica uma empresa, ele está colocando a sua reputação em jogo, e isso só ocorre quando ele é leal a marca. Ademais, Ganesh, Arnold e Reynolds (2000) advogam que clientes fiéis são clientes de longo prazo que se comportam como embaixadores da marca.

Segundo Singh e Sirdeshmukh (2000), o comportamento de lealdade do consumidor demonstra a intenção de manter e de ampliar o relacionamento com a empresa ofertante de um produto físico ou com um provedor de serviços. A lealdade, segundo Michaelis (2018), tem vários significados: (i) conformidade com os preceitos que regem a honra, o dever e a probidade; dignidade, honradez, integridade; (ii) cumprimento da palavra dada; fidelidade, respeito, responsabilidade, e (iii) qualidade de quem se expressa ou se comporta sem artifício ou intenção de enganar; lisura, retidão, sinceridade. Em seu trabalho seminal, Oliver (1999) define lealdade como sendo um profundo comprometimento em recomprar ou em favorecer um produto ou serviço no futuro, causando, assim, uma compra repetida da mesma marca, apesar das influências situacionais e esforços de marketing para estimular comportamento de

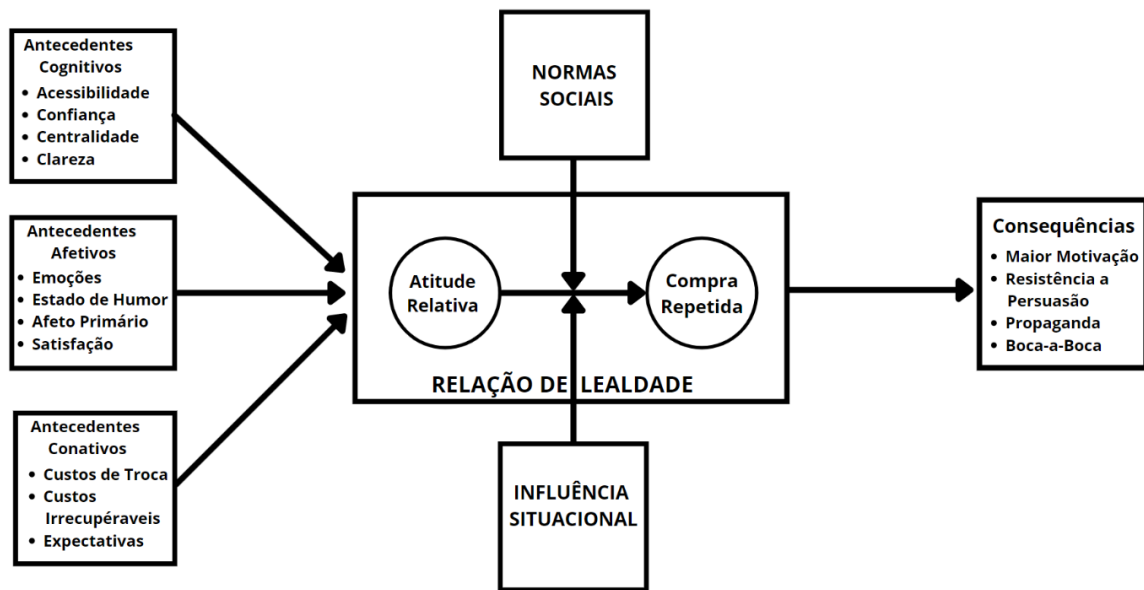
mudança. Uma palavra pode descrever a relação entre consumidor e empresa nos estudos e definições citados anteriormente: o comprometimento existente nessa relação.

O estudo da lealdade do consumidor tem sido abordado na literatura por mais de oito décadas (TUCKER, 1964), predominando, na literatura de marketing, a abordagem comportamental e a abordagem atitudinal (ASSAEL, 1998; SHETH; MITTAL; NEWMAN, 2001; MOWEN; MINOR, 2003). A abordagem comportamental define a lealdade do consumidor a partir da existência de um padrão de repetição em compras em relação a uma marca ou empresa, desconsiderando aspectos cognitivos e afetivos que possam influenciar o consumidor (TUCKER, 1964; NEAL, 1999; BAPTISTA, 2005). Os teóricos cognitivos criticam a abordagem comportamental por esta não investigar a origem do comportamento adotado pelo consumidor e não oferecer uma articulação teórica clara dos antecedentes da lealdade (BENNETE; RUNDLE-THIELE, 2002; PRADO, 2004; BAPTISTA, 2005).

A abordagem atitudinal define a lealdade a partir da existência de uma atitude favorável do consumidor que pode ser observada, definida e representada pela sua atitude positiva em relação à marca, adicionando um comportamento de compra positivo (JACOBY; KYNER, 1973; DICK; BASU, 1994). Dessa forma, satisfaz a construção do comportamento do consumidor não só pelo fato em si, mas baseando e referenciando os antecedentes da lealdade que o conduziram a esse comportamento.

A literatura de marketing apresenta também a abordagem composta para definir a relação de lealdade entre o consumidor e a empresa que sofre a influência de quatro fatores: (i) a abordagem atitudinal, que pode ser representada pela atitude relativa formada pelos antecedentes cognitivos, afetivos e conativos; (ii) uma abordagem comportamental, definida pela compra repetida; (iii) a influência das normas sociais; e (iv) a influência situacional. Essa abordagem está em conformidade com a apresentada nos estudos de Dick e Basu (1994), os quais afirmam ainda que a relação de lealdade tem como consequência uma maior motivação para a busca da marca ou empresa, resistência à persuasão e propaganda boca-a-boca. Na Figura 2 pode ser observada a estrutura composta adotada.

Figura 2 – Estrutura de lealdade do consumidor



Fonte: Adaptado de Dick e Basu (1994).

Dick e Basu (1994) realizaram o cruzamento entre a atitude relativa e a compra repetida para gerar o grau de lealdade do consumidor: (i) sem lealdade, quando a repetição na compra e a atitude relativa forem baixos; (ii) lealdade latente, quando a repetição na compra for baixa e a atitude relativa for alta ou repetição de compra alta e atitude relativa baixa; e (iii) lealdade, quando a repetição na compra e atitude relativa de ambos forem altas.

Um outro fator importante que a literatura aborda referente à lealdade do consumidor é a sua relação com a satisfação. Segundo Oliver (1999), os provedores de serviços perseguiram a ideia de direcionar as estratégias de marketing para maximizar a satisfação do cliente. Em 1997, houve um crescimento de 19% e 25% no número de empresas que realizaram estudos de satisfação nos Estados Unidos e Europa, respectivamente. Entretanto, Reichheld e Teal (1996), que definiram o termo “armadilha da satisfação”, apresentou uma série de evidências nas quais 65 a 85% dos clientes que se diziam muito satisfeitos iriam desertar, deixando claro que o indicador satisfação não é forte o suficiente para sozinho determinar o comportamento de lealdade do consumidor.

Todavia, a dificuldade de vincular os pontos de satisfação à fidelidade do cliente e aos lucros torna a medida uma armadilha para empresas que focam seus esforços em trabalhar somente pesquisas de satisfação. A indústria automobilística foi a pioneira em utilizar pesquisas de satisfação. Pode-se exemplificar com a *General Motors* que, nos anos 80, focou nos índices de satisfação para conter a concorrência crescente e, mesmo com os índices de satisfação do consumidor aumentando, a participação de mercado e os lucros diminuiram. Oliver (1999)

sustenta a necessidade de mudar o foco da satisfação para a lealdade do consumidor, que se tornou uma estratégia valiosa e natural para muitas empresas. Em seu trabalho, o autor direciona os estudos para a melhor compreensão do impacto da satisfação na lealdade do consumidor.

Segundo Oliver (1999), existem seis tipos diferentes de associação entre a lealdade do consumidor e a satisfação, a saber: 1) a primeira ideia de que lealdade e satisfação são buscas idênticas em se tratando do mesmo assunto; 2) a satisfação é um conceito central que serve de alicerce para a lealdade (não existente sem satisfação); 3) a satisfação tem um papel central contido na lealdade; 4) a existência de uma super lealdade formada por diversos fatores, incluindo a satisfação, e uma lealdade mais simples ou de um tipo inicial; 5) a afirmação de existir uma interseção onde uma parte da satisfação está ligada à lealdade; 6) a satisfação é o início de uma sequência de transições que acontecem até o ponto de culminação na lealdade.

Por meio de estudos sobre lealdade do consumidor e após ficar clara sua relação com a satisfação, serão apresentadas as fases que compõem a lealdade e como o consumidor pode ser classificado em cada uma dessas fases nas quais o objetivo é atingir uma lealdade final forte.

Oliver (1999) propôs um padrão de cognição-afeto-conação para definir as fases da lealdade. Para o autor, o processo acontece em uma sequência onde: 1) o consumidor é teorizado para se tornar leal no sentido cognitivo e, posteriormente, no sentido afetivo; 2) de maneira conativa, que é um aspecto comportamental que tende a transformar o indivíduo, e 3) de maneira comportamental, que é descrito pelo autor como em estado de inércia de ação.

2.2.1 Técnicas para medir lealdade

Bennett e Rundle-Thiele (2002) afirmam não existir um consenso na literatura de marketing sobre como se deve medir a lealdade. O mundo globalizado com negócios cada vez mais competitivos está fazendo com que a busca pelos fatores que influenciam a lealdade do consumidor a uma marca se torne cada vez mais importante (CHIU *et al.*, 2012). A seguir, serão demonstrados alguns estudos e as técnicas utilizadas para medir diferentes tipos de abordagem acerca da lealdade do consumidor.

Mechinda, Serirat e Gulid (2008) realizaram um estudo para medir a lealdade atitudinal e comportamental de turistas que visitavam Chiangmai, um dos cinco maiores destinos em receita turística da Tailândia. Seu público-alvo se centrava em turistas nacionais e internacionais com o método de amostragem intencional. A primeira versão do questionário foi submetida a pré-teste e retrotradução para garantir propriedades equivalentes das medidas e os

entrevistados que visitaram o destino turístico pelo menos duas vezes foram considerados turistas fiéis. Foram definidos construtos como lealdade comportamental, lealdade atitudinal, satisfação, valor percebido, acessório, familiaridade, impulso a motivação e empecilhos. O resultado do estudo confirmou que o valor percebido determina as intenções futuras e que a decisão de revisitar um destino é feita considerando se será ou não uma boa relação custo-benefício.

Bennett e Rundle-Thiele (2002) desenvolveram um teste empírico para identificar se duas medidas diferentes de lealdade atitudinal fazem parte de um mesmo construto ou de construtos diferentes. As medidas testadas foram os traços de personalidade do consumidor e a categoria do produto que quantifica os níveis de fidelidade à marca. A pesquisa foi realizada no mercado de publicidade em páginas amarelas na região de *Gold Coast* na Austrália, através do envio de questionário para proprietários de pequenas empresas de uma área regional. Como resultado, não houve relação significativa entre as duas medidas de lealdade, o que indica que não são medidas do mesmo conceito, sugerindo que a propensão do indivíduo para ser leal é, de fato, um conceito diferente da lealdade atitudinal.

Umashankar, Ward e Dhal (2017) realizaram um estudo para avaliar se a força dos laços sociais entre o cliente e o prestador de serviço influencia o grau de lealdade quando o cliente reclama, concluindo que, quando o cliente que tem um forte relacionamento é incentivado a reclamar, sua lealdade aumenta. Quando não existe esse relacionamento social, a reclamação não tem efeito sobre a lealdade, sinalizando que a abertura de um *feedback* real é importante para aumentar a fidelização de consumidores que mantêm relação social com a empresa. O estudo tem a limitação de ter sido direcionado somente à falha causada pelo provedor de serviço ligado a um indivíduo, pois não aborda falhas causadas pela entidade ou a marca, oportunizando estudos futuros que analisem outros tipos de falhas.

Li (2010) realizou um estudo da lealdade examinando três efeitos de não desempenho no contexto do turismo marítimo ou em cruzeiros, concluindo que a lealdade atitudinal é significativa e positivamente relacionada à propensão a ser leal e sua lealdade comportamental está significativa e positivamente relacionada à participação de mercado da marca. Para chegar a essa conclusão, o autor estudou os fatores: propensão a lealdade; paridade de marcas, lealdade atitudinal e lealdade comportamental, utilizando dados em painel e escalas variadas e a técnica de regressão múltipla.

Granov (2021) abordou sobre lealdade e ruptura do consumidor em um varejista de moda *on-line*. A empresa sueca NA-KD vende para toda Europa e, a partir de dados coletados através do *Google Analytics*, foi estudado o comportamento do consumidor referente à fidelidade, devolução de produtos e rotatividade, construindo um modelo capaz de classificar os clientes nas classes: desistentes, retornantes e clientes fiéis. Utilizando uma única técnica – regressão logística foi possível classificar os clientes com uma precisão de 68% no comportamento de desistência, 75% para clientes que trocam as peças, e 98% para clientes leais.

Tabela 1 – Síntese das técnicas para medir lealdade

(continua)

Autores	Título e Jornal	Ano	Objetivo	Mensuração	Variáveis	Técnica	Resultados
Bennett e Rundle-Thiele	A comparison of attitudinal loyalty measurement approaches. <i>Journal of Brand Management</i>	2002	Identificar se a propensão de um indivíduo ser fiel a marca e níveis de fidelidade a uma marca fazem parte de um mesmo construto ou de construtos diferentes	Questionário enviado para 1472 proprietários de pequenas empresas na Gold Coast	Comprometimento, intenção de compra, recomendação da marca e	Análise de Correlação, Regressão Múltipla e Análise Fatorial	Não houve relação significativa entre as duas medidas de lealdade indicando não ser medidas do mesmo conceito
Mechinda, Serirante e Gulid	An examination of tourists' attitudinal and behavioral loyalty: comparison between domestic and international tourists. <i>Journal of Vacation Marketing</i>	2009	Medir a lealdade atitudinal e comportamental de turistas que visitavam Chiangmai	Amostragem Intencional de visitantes do destino	Lealdade comportamental, lealdade atitudinal, satisfação, valor percebido, acessório, familiaridade, impulso e empecilhos a motivação	Análise Fatorial	O valor percebido determina as intenções futuras e a decisão de revisitar um destino é feita considerando se será ou não uma boa relação custo-benefício
Li	Loyalty regardless of brands? Examining three nonperformance effects on brand loyalty in a tourism context. <i>Journal of Travel Research</i>	2010	Examinar três efeitos de não desempenho no contexto do turismo marítimo	Pesquisa de painel online	Propensão a lealdade; paridade de marcas, lealdade atitudinal e lealdade comportamental	Dados em painel e escalas variadas e a técnica de regressão múltipla	A lealdade atitudinal é significativa e positivamente relacionada à propensão a ser leal e sua lealdade comportamental é significativa e positivamente relacionada à participação de mercado da marca
Umashankar, Ward e Dhal	The benefit of becoming friends: complaining after service failures leads customers with strong ties to increase loyalty. <i>Journal of Marketing</i>	2017	Avaliar se a força dos laços sociais entre o cliente e o prestador de serviço influencia o grau de lealdade quando o cliente reclama	5 diferentes estudos com questionários ou dados secundários de empresas	Força de empate, Comportamento de reclamação e Lealdade.	Análise de Correlação e Regressão Logística	Quando o cliente que tem um forte relacionamento é incentivado a reclamar, sua lealdade aumenta

Granov	Customer loyalty, return and churn prediction through machine learning methods – Umeå University	2021	identificar o grupo de clientes fiéis, bem como construir modelos para prever a fidelidade do cliente, retornos frequentes e rotatividade de clientes	Dados do Google Analytics	Fidelidade, devolução de produtos e rotatividade	Regressão Logística	Um cliente fiel compra mais e tem tendência a comprar menos produtos com desconto ,porém, tem uma taxa maior de troca de produtos
--------	--	------	---	---------------------------	--	---------------------	---

Fonte: Elaborado pelo autor.

Considerando as diferentes abordagens, a perspectiva baseada no trabalho de Dick e Basu (1994) é uma abordagem adequada por englobar diferentes fatores e aspectos que influenciam a lealdade e não se prende somente a uma única abordagem.

Ganesh, Arnold e Reynolds (2000) advogam que clientes leais são clientes de longo prazo que se comportam como embaixadores da marca. Conquistar novos clientes e trabalhar para que se tornem clientes leais são estratégias importantes no mercado competitivo atual, uma outra estratégia importante é realizar campanhas de retenção dos clientes como prevenção da ruptura com a empresa (GRANOV, 2021).

A próxima seção será tratada sobre ruptura do cliente que acontece quando este não é leal à marca ou serviço; cada vez mais as empresas entendem que a conquista de novos clientes é um processo caro e difícil e, por esse motivo, o estudo da ruptura se torna relevante.

2.3 O comportamento de ruptura do consumidor

Kumar, Bhagwat e Zhang (2015) alertam, na disputa do mercado por clientes, sobre a dificuldade das empresas em aumentarem sua base de clientes e os esforços despendidos em manter os mesmos com programas de retenção, mas, apesar desses esforços, existe a possibilidade de ocorrer rupturas no relacionamento.

O constante surgimento de programas de reconquista do consumidor nas empresas está ligado ao pensamento de que reter clientes é mais barato do que conquistar novos clientes (REICHHELD; TEAL, 1996; STAUS; FRIEGE, 1999; BUCKINX; VAN DEN POL, 2005). Uma consequência relacionada a essa questão é a criação ou melhoria nos programas de retenção dos clientes nas companhias (KUMAR; BHAGWAT; ZHANG, 2015). Segundo Capraro, Broniaczyk e Srivastava (2003), os esforços de retenção do cliente normalmente se concentram no gerenciamento da satisfação do cliente, porém, a satisfação não é um indicador forte o suficiente para sozinha medir a ruptura do cliente.

A ruptura do consumidor e a rotatividade gerada pela saída e pela entrada constante de novos ou reconquistados consumidores se tornou um grande problema para algumas áreas de negócios, tais como: jornais impressos, serviço financeiro, seguros, serviços de eletricidade, saúde, telecomunicações, bancos e provedores de internet. Um exemplo desse problema são as taxas de ruptura na indústria de telecomunicação, que variam de 10 % a 67%, e 75% dos novos clientes vêm de uma outra operadora (HUGHES, 2010). Tokman, Davis e Lemon (2007) argumentam que existem duas principais razões para a ruptura do cliente: o preço e a qualidade do serviço prestado. Na literatura, é comumente utilizado termo em inglês *churn* “change and turn” para representar o rompimento ou descontinuação de um contrato ou serviço pelo consumidor (LAZAROV; CAPOTA, 2007).

2.3.1 Conceito de ruptura

A ruptura do consumidor com uma empresa pode ser caracterizada com a descontinuidade da prestação de um serviço ou do relacionamento entre cliente e empresa (LAZAROV; CAPOTA, 2007). Outra maneira ou definição interessante encontrada na literatura é que a ruptura do consumidor é uma medida de deslealdade que ocorre em um grupo de consumidores que fazem parte da base de clientes de uma empresa (ANDRADE, 2007; LEJEUNE, 2001). Para Hanaysha (2018), ao evitar a ruptura do consumidor, a empresa está realizando um processo de retenção dos clientes, que é um processo de construção da lealdade do consumidor com uma marca.

Na literatura, foi encontrada com facilidade a ruptura do consumidor descrita ou representada pela expressão em inglês “*change and turn*” ou simplesmente *churn* (LAZAROV; CAPOTA, 2007; GALAS, 2016; CAIGNY; COUSSEMENT; BOCK, 2018; AMIN *et al.*, 2018).

Segundo Kumar, Bhagwat e Zhang (2015), a ruptura do consumidor ou *churn* se dá com o cancelamento do serviço e o fim da vida do cliente com a empresa. Estudando o mercado de cartões de crédito de um grande varejista, Botelho e Tostes (2010) chegaram à conclusão de que o investimento na retenção do consumidor não é o fator decisivo que leva a companhia a evitar a ruptura dos clientes.

Neslin *et al.* (2006) afirmam que uma maneira eficiente de evitar a rotatividade dos consumidores é estudar, por meio das informações coletadas nos bancos de dados da empresa, quais clientes tem uma maior probabilidade de ruptura, para, então, tomar medidas de combate e incentivo antes que ocorra a deserção, evitando a rotatividade na base de consumidores da

empresa. Esse tipo de abordagem é classificada como preditiva, pois identifica os consumidores com maior propensão a desertar e permite aos gestores realizarem um trabalho direcionado a esse grupo de consumidores que tem maior potencial de rompimento de relacionamento com a empresa, otimizando os recursos e buscando uma maior assertividade nas ações de retenção.

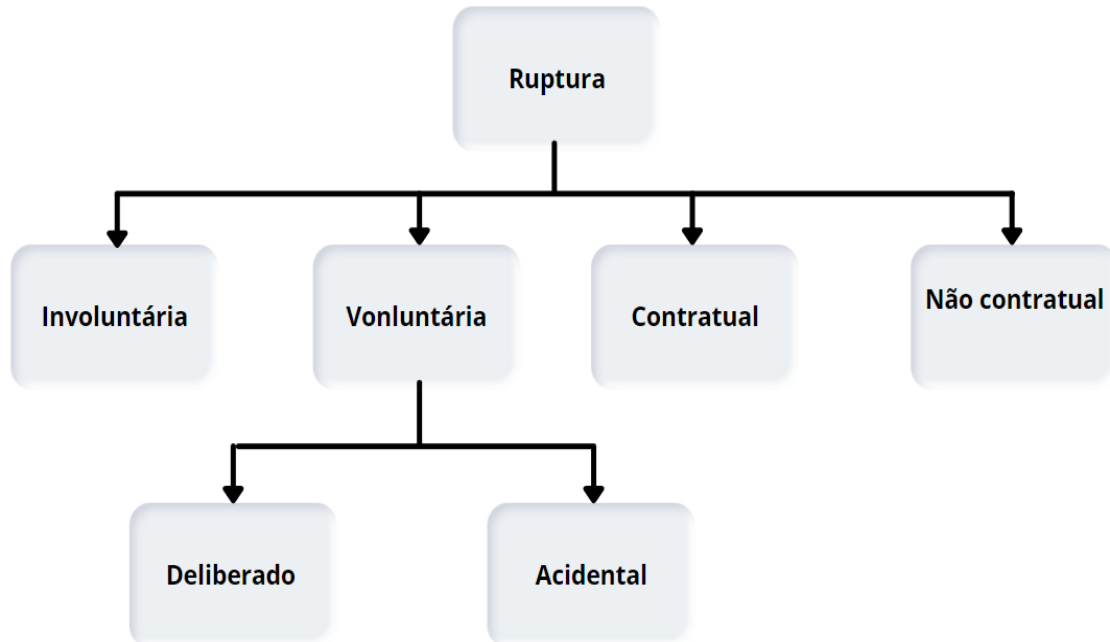
2.3.2 Tipos de ruptura

Estudos como o Hadden *et al.*, (2005), se limita a dividir o tipo de ruptura entre voluntário e involuntário, contudo, alguns autores como Tamaddoni, Stakhovych e Ewing (2015) e Shah, Shah e Rahevar (2018) classificam a ruptura dividindo entre o método de cancelamento que pode ser voluntário e involuntário e o aspecto do negócio, que é subdividido entre contratual e não contratual.

A ruptura involuntária acontece quando a empresa decide encerrar o serviço do cliente, o que pode acontecer por um uso indevido do serviço, falta de pagamento ou fraude e são de fácil localização pela empresa (SHAH; SHAH; RAHEVAR, 2018; CISTER, 2005).

A ruptura voluntária ocorre quando o usuário toma a atitude racional de encerrar a assinatura pelo serviço, pode acontecer de modo deliberado por razões tecnológicas como necessidade de uma inovação, alto custo ou má qualidade no serviço (LAZAROV; CAPOTA, 2007), ou acidental, quando mudanças ou alterações nas condições impedem o usuário de continuar assinando o serviço. Mais adiante serão abordados nesse trabalho que esses fatores que influenciam a ruptura são denominados de gatilhos.

A ruptura contratual acontece quando dentro do período de vigência de um contrato o cliente decide romper com a empresa realizando uma quebra/ruptura não esperada do serviço, esse tipo de ruptura é de fácil identificação. A ruptura não contratual ocorre quando os clientes param de realizar uma conduta ou atividade ao longo do tempo; é uma ruptura de difícil detecção, pois é confusa em termos de compreensão (BUCKINX; VAN DEN POL, 2005; TAMADDONI; STAKHOVYCH; EWING, 2015). A figura 3 mostra os tipos de classificação.

Figura 3 – Tipos de Ruptura

Fonte: Adaptado de Shah, Shah e Rahevar (2018).

Contudo, Dechant, Spann e Becker (2019) citam outro tipo de classificação para ruptura como churn negativo e churn positivo. Para os autores o churn negativo é o habitualmente estudado no qual o cliente resolve abandonar a empresa motivado por insatisfação; o churn positivo ocorre quando um cliente contrata um serviço específico como serviços de um site de namoro ou programa de perda de peso, a ruptura positiva acontece quando o cliente passa a não precisar mais dos serviços prestados, quer seja por ter encontrado um novo parceiro ou perdido o peso que desejava.

Neste estudo a ruptura está classificada como voluntária e não contratual por se tratar do modelo de negócio da empresa Alfa onde o consumidor de moda em suas lojas físicas não possuem contrato de compra ou um plano de compra programada com a empresa, o motivo da ruptura ou quais situações podem influenciar nessa relação serão discutidas na próxima seção e denominada de gatilhos.

2.3.3 Gatilhos

A literatura indica a existência de um fenômeno chamado de gatilhos, que são acontecimentos, eventos ou um fator que muda o curso natural do relacionamento com o cliente (ROOS; EDVARDSSON; GUSTAFSSON, 2004). No estudo empírico com entrevistas qualitativas, houve a corroboração do uso de gatilhos reacionais e situacionais (ROOS, 1999;

2002). Na literatura de Marketing, os gatilhos são definidos como oportunidade de liberação de energia para ações futuras (EDVARDSON; STRADVIK, 2000; GARDIAL; FLINT; WOODRUFF, 1996). Bolton (1998) descobriu que falhas no sistema não informadas têm uma influência negativa considerável na retenção de clientes.

Os gatilhos situacionais alteram as avaliações dos clientes sobre uma oferta com base nas mudanças em suas vidas ou em algo que afeta suas vidas. Isso inclui mudanças demográficas na família, que podem diminuir ou aumentar a quantidade de membros residentes no domicílio, mudanças nas situações de trabalho e mudanças nas situações econômicas, o que leva o produto a expirar, não refletindo a necessidade de uso do consumidor dentro da nova realidade pós-gatilho. Nas telecomunicações, os gatilhos situacionais podem ser representados pela necessidade de substituir ou remover um tipo de serviço ou assinar um tipo diferente de serviço. No entanto, pode levar um tempo considerável antes que o caminho de comutação seja concluído (KEAVENEY, 1995; ROOS, 1999).

Gatilhos reacionais são aqueles incidentes críticos de deterioração no desempenho percebido, tradicionalmente descritos na literatura (GARDIAL; FLINT; WOODRUFF, 1996). Quando algo fora do comum ocorre, como uma queda no desempenho antes da compra, durante a compra ou durante o consumo, isso redireciona a atenção do cliente para avaliar o desempenho atual mais de perto, o que pode colocar os clientes em um caminho de mudança (ROOS, 1999; 2002). Por exemplo, Bolton (1998) analisou a dinâmica do relacionamento com o cliente em um provedor de serviços e descobriu que falhas de serviço têm um efeito negativo significativo na retenção. Em seu estudo, a pesquisadora separou as falhas relatadas e falhas não relatadas e concluiu que os clientes que relatam as falhas no serviço são menos tolerantes com os problemas apresentados e mais propensos ao rompimento.

2.3.4 Técnicas de mensuração mais utilizadas de ruptura

Na literatura que estuda o comportamento de ruptura do consumidor, foram encontradas duas principais abordagens. Em uma delas, alguns pesquisadores se concentram em melhorar modelos de previsão da ruptura criando modelos complexos capazes de impulsionar o desempenho preditivo (VERBEKE *et al.*, 2012). Na outra, alguns pesquisadores buscam entender quais fatores são importantes e capazes de impulsionar a ruptura dos consumidores (GUSTAFSSON; JOHNSON; ROOS, 2005; HANSEN, SAMUELSON; SALLIS, 2013; JOHNSON, NADER; FORNELL, 1996). Neste trabalho, foi desenvolvido um

modelo de predição com uma abordagem composta, tentando também entender os fatores que levam um cliente a romper com uma empresa.

Para prever a ruptura do cliente é necessário realizar a análise de um grande conjunto de informações e dados em busca de padrões (TAMADDONI; STAKHOVYCH; EWING, 2015). Desde o surgimento dos sistemas computacionais um dos principais objetivos das organizações foi o armazenamento de informações ou dados. O avanço tecnológico e a grande demanda pelos produtos de tecnologia fizeram com que os custos dos equipamentos caíssem e o acesso a grandes computadores com capacidade de armazenamento e de processamento de dados aumentasse. Com essa grande quantidade de dados armazenados começou a surgir a pergunta: o que fazer com esses dados? As técnicas tradicionais passaram a não ser capazes de tratar esses dados ou de obter o máximo das informações armazenadas e, no final dos anos 80, para responder a esse questionamento, surgiu a mineração de dados – ou *data mining*, em inglês (CAMILO; SILVA, 2009).

Da mesma forma que o comportamento de lealdade, muitas técnicas diferentes podem ser utilizadas para prever o comportamento de ruptura do cliente; essas técnicas fazem parte de um processo chamado mineração de dados. Nesta seção, será abordada a mineração de dados e vários estudos que fizeram uma revisão de literatura com as técnicas mais utilizadas para a previsão de rompimento do consumidor.

Galas (2016) realizou uma revisão na literatura entre os anos de 2002 e 2015 e verificou que as técnicas de mineração de dados mais utilizadas para detecção da rotatividade do consumidor eram: regressão logística, árvore de decisão, redes neurais, máquina de vetor de suporte (SVM) e floresta aleatória. No quadro 2, pode-se ver um pequeno resumo das técnicas encontradas nos quarenta estudos que fizeram parte da revisão de literatura.

Quadro 2 – Resumo das técnicas de predição de ruptura

Técnica	Quantidade
Regressão Logística	20
Árvore de Decisão	15
Redes Neurais	10
SVM	9
Florestas Aleatórias	6
Análise de Sobrevivência	3
Redes Bayesianas	2
Fuzzy	2
Análise de Cluster	2

Fonte: Elaborado pelo autor.

As técnicas Modelo de Programação Dinâmico, Bagging, Boosting, Análise Discriminante, Modelo Misto Funcional, Propensity Score Machine, Algoritmo Genérico Baseado em redes Neurais, Modelos Aditivos Generalizados, Antminer+, ALBA, RIPPER, ANN, Extend Support Vector Machine, Modelos Híbrido de Análise de Redes Sociais, Distribuição Beta Geométrica/ Binomial Negativa e Distribuição de Weibull, apresentaram somente uma ocorrência.

Gupta e Chandra (2020) realizaram um levantamento abrangente sobre mineração de dados e as tendências de pesquisas na área. Segundo os autores, as funções principais são a busca e a identificação de padrões através da utilização de técnicas e algoritmos que podem ser aplicados em diversas áreas como análise de dados financeiros, análise de cestas de mercado, detecção de fraudes, sistema de recomendação, detecção de doenças (e.g., câncer) etc. Algumas tarefas são desenvolvidas durante o processo de mineração de dados, tais como detecção de *outliers*, análise de associação, clusterização e regressão com análise de tendência. A mineração de dados é um campo multidisciplinar e, por esse motivo, existem diversas técnicas que podem ser utilizadas; as principais são: abordagens estatísticas, aprendizado de máquina, redes neurais, sistemas de bancos de dados e *data warehouse*, algoritmos genéticos, conjuntos fuzzy e visualização.

Han, Kamber e Pei (2011) dividem as técnicas utilizadas em associação, classificação e regressão para análises preditivas numéricas. A classificação pode ser supervisionada e não supervisionada e é utilizada para distinguir classes ou conceitos de dados através de um modelo encontrado derivado da análise de um conjunto de dados de treinamento, que são objetos para os quais os rótulos de dados são conhecidos. Enquanto a classificação prevê rótulos categóricos, a regressão modela funções para valores contínuos; a análise de regressão é mais frequentemente usada para predição numérica e abrange a identificação da distribuição de tendências com base nos dados disponíveis.

Todavia, também são encontrados modelos de classificação híbridos como o de Caigny *et al.* (2018), no qual, na busca de um modelo preditor eficiente os pesquisadores criaram o modelo *logit leaf* (LLM) baseado em regressão logística e árvores de decisão, que tem como ideia construir diferentes modelos em segmentos pequenos de dados levando a um melhor desempenho preditivo. O modelo tem duas fases distintas: a primeira é a segmentação dos clientes, que é feita por meio de regras de decisão, e a segunda é a previsão, criando um modelo diferente para cada folha da árvore.

Gustafsson, Johnson e Roos (2005) realizaram um estudo a partir de dados de uma grande empresa sueca de telecomunicações no qual utilizando a técnica de Regressão Logística,

utilizando a ruptura acumulada em 9 meses como medida para testar as previsões. Primeiramente, foram analisados os efeitos concorrentes da satisfação do consumidor e o seu comprometimento afetivo com a companhia, além do comprometimento calculista na retenção dos clientes. Em seguida, demonstraram a importância de controlar a heterogeneidade ao prever a retenção, e, por fim, estudaram a influência de fatos ou acontecimentos que foram denominados de gatilhos para moderar o efeito de satisfação na retenção do consumidor. Os resultados indicam que a relação entre as variáveis latentes – a satisfação do consumidor, compromisso afetivo, compromisso calculativo, gatilhos situacionais e gatilhos reacionais e as medidas de rotatividade – é linear. Pode-se destacar no estudo que o consumidor que está predisposto a desertar do quadro de cliente da empresa é menos sensível a informações de desempenho anterior, sugerindo que o efeito da satisfação do consumidor propenso a ruptura é menor.

No próximo capítulo, será abordado o universo da indústria da moda, de forma que seja possível entender o tamanho desse segmento, e como os estudos de lealdade e ruptura têm ocorrido nesse segmento.

3 LEALDADE E RUPTURA DO CONSUMIDOR NA INDÚSTRIA DA MODA

Nessa seção do trabalho, são apresentadas algumas informações importantes relacionadas à indústria da moda mundial, brasileira e cearense, seus números e peculiaridades, de maneira que possa ser compreendida a importância do trabalho, tendo em vista que existe uma grande lacuna na literatura referente à lealdade e ruptura do consumidor nesse mercado.

3.1 A indústria da moda

A moda pode ser definida por um processo de transformação constante e de tendência cíclica das preferências dos membros de uma dada sociedade (FREITAS, 2005). A indústria da moda é um tradicional e relevante segmento da economia mundial, movimentando aproximadamente trinta e cinco trilhões de dólares anualmente e é o maior mercado de e-commerce B2C (vendas direto ao consumidor), com vendas de aproximadamente quinhentos bilhões de dólares anuais; o crescimento constante do mercado proporciona novas oportunidades para empreender (VALOR INVESTE, 2021).

Para melhor entender o funcionamento do mercado de moda, é importante iniciar entendendo que a roupa é um bem não-durável e, para que esse bem não-durável chegue às nossas mãos, existe uma cadeia de produção e uma grande quantidade de participantes, como a indústria química e têxtil, estilistas, moldistas, *bureaus* de tendência, pilotistas, costureiros, modelos, jornalistas, compradores, ou seja, uma imensa cadeia de logística e outros participantes (GZH, 2010). A digitalização possibilitou uma rápida evolução no mundo da moda e, por conseguinte, novas tecnologias, plataformas em nuvem, mídias sociais e inteligência artificial, passaram a ser utilizadas e/ou a influenciar no modo em como as empresas se relacionam com os consumidores. Ademais, novos modelos de negócios surgiram trazendo a indústria para perto do consumidor cada vez mais (LANGLEY; RIEPLE, 2021).

A cadeia têxtil e de confecção brasileira tem mais de 200 anos de tradição e é uma referência mundial no designer de moda praia, *jeanswear* e *homewear*, com crescimento significativo nos segmentos *fitness* e *lingerie*. No Brasil é produzido desde algodão, fibras, fiações, tecelagem, beneficiadoras, confecção até os grandes eventos de desfiles de moda. Somando os setores fabricação de produtos têxteis, confecção de artigos do vestuário e acessórios, e preparação do couro e fabricação de artefatos de couro, artigos para viagem e calçados, no Brasil são ao todo 67 mil indústrias, que empregam diretamente mais de 1 milhão de funcionários (FIEG, 2018).

Segundo a Associação Brasileira da Indústria Têxtil (ABIT, 2021), o setor da moda no Brasil é o segundo maior empregador da indústria de transformação com mais de 1,5 milhões de empregos diretos e oito milhões de indiretos, contando com mais de 25 mil empresas somente na indústria. Olhando para o mercado brasileiro da moda como um todo, são mais de 1,5 milhão de varejistas quando se pesquisa sobre empresas pela classificação de atividade econômica, o que representa um mercado que fatura acima de R\$ 229 bilhões de reais por ano, responsável por 15% de tudo que é transacionado online (ABIT, 2021). Essa é uma informação relevante, pois o Brasil é o terceiro maior país do mundo em número de usuários de redes sociais e a maior nação impactada e influenciada por criadores de conteúdo digital, considerando que o brasileiro gasta uma média de três horas e meia em redes sociais, atingindo um percentual de 75% dos brasileiros (VALOR INVESTE, 2021).

O Estado do Ceará possui eventos de moda consagrados, a exemplo do Festival Dragão Fashion Brasil, que é o maior encontro de moda autoral da América Latina, e do Ceará Fashion Trade. Em 2021, foi lançado o Movimento 100% CE com o propósito de fortalecer, resgatar e promover a moda no Estado que, nos anos 80 e 90, foi o segundo colocado no mercado nacional (TRENDSCE, 2021), ocupando hoje o quinto lugar nacional.

A força da indústria têxtil no Ceará pode ser observada diante do seu crescimento, uma vez que, no ano de 2018, enquanto no Brasil houve uma retração de 4,5%, no Estado do Ceará, a indústria têxtil cresceu 4%, chegando a confeccionar 610 milhões de peças no referido ano (FCEM, 2018).

Dentro desse cenário da “Moda Cearense” surgiu a empresa que fará parte desse estudo e que por uma questão de sigilo será denominada de empresa Alfa. A empresa Alfa é dedicada a atender o público *plus size*, iniciou sua operação no ano de 2018 com sua loja matriz e logo em seguida iniciou um processo de expansão e conquista de novos consumidores, depois de quatro anos de operação conta com cinco lojas físicas, três lojas em Fortaleza, uma em Recife e uma em Olinda na grande Recife. Hoje a empresa conta com uma matriz de 400 metros quadrados e 16 funcionários que atuam nas áreas de marketing, vendas, financeiro, produção, estoque e gestão.

Foi nesse cenário que surgiu a empresa que fará parte do estudo de caso desse trabalho, iniciando suas atividades há quase quatro anos com forte impacto nas redes sociais e fazendo o uso de parcerias com influenciadoras digitais, promovendo vendas em lojas próprias diversificadas em dois Estados e vendendo para diversos estados brasileiros.

3.2 Impacto da lealdade e ruptura do consumidor

Aeker (1996) e Hill e Alexander (2006) relacionam o comportamento de ruptura do consumidor como um condutor à lealdade, identificando o combate à deserção como uma estratégia importante e rentável para a empresa por apresentar um custo menor se comparado à conquista de novos clientes. Reichheld (2003) afirma que a lealdade afeta diretamente a lucratividade da empresa, não porque o cliente leal é sempre mais lucrativo, mas porque reduz o custo de aquisição de novos clientes para a empresa.

A concorrência entre empresas no mercado da moda, o surgimento de novas empresas e a busca por novos clientes tem direcionado as empresas de moda a se protegerem da ameaça de ruptura que aumenta a cada dia, fatores como guerras de preços, o aumento do nível de exigência e conhecimento dos consumidores, e em alguns casos, a diminuição progressiva na qualidade do serviço prestado ao cliente, também devem ser considerados como gatilhos de ruptura (FERREIRA, 2019).

O surgimento de novas marcas de moda sob medida também são um fator que influenciam a concorrência no mercado de moda, que é muito competitivo. Designers têm criado suas próprias marcas e utilizado as redes sociais e a internet como meio de divulgação dos seus novos produtos; essa concorrência fez com que o custo para atrair novos clientes seja 5 ou 6 vezes maior do que o de reter um cliente antigo, o que tem tornado a retenção de clientes uma estratégia fundamental no setor da moda (KHOA, 2019).

Em síntese, nesse mercado que movimentam milhões de reais com uma grande concorrência e no qual constantemente surgem novas marcas como as de roupa sob medida, o combate a deserção é visto como fator chave para a lucratividade de uma empresa (BOLTON; LEMON; VERHOEF, 2004; GUPTA *et al.*, 2006).

Segundo Lopes, Brito e Alves (2012) e Ferreira (2019), no mercado da moda, pode ser calculada uma taxa de rotatividade dos clientes a partir do número de clientes que abandonaram a empresa dividido pelo número total de clientes, contudo, esse método exige que a empresa conheça profundamente o seu cliente a ponto de saber quem são seus clientes atuais e ativos e a capacidade de saber de forma concreta o número de clientes que abandonaram a relação (AXELSSON; NOTSTAM, 2017).

Granov (2021) realizou um estudo com um grande varejista de moda sueco que foi fundada em 2015 e em 2020 já é listada entre as 20 empresas de crescimento mais rápido na Europa, eles possuem um departamento de *Business Intelligence* atuando na coleta e tratamento dos dados, e um departamento de marketing e desempenho de vendas. Em parceria com o

varejista atuando diretamente com esses dois departamentos, a pesquisadora estudou o comportamento de lealdade e a possibilidade de ruptura dos clientes que efetuaram compras on-line.

Diante disso, na próxima seção, serão apresentados o desenho metodológico e a escolha das variáveis propostas para que possa ser feito o cálculo da lealdade e da ruptura dos clientes de moda de uma empresa cearense. Os dados utilizados foram coletados a partir do banco de dados da empresa e de um questionário que foi enviado aos clientes.

4 DESENHO METODOLÓGICO

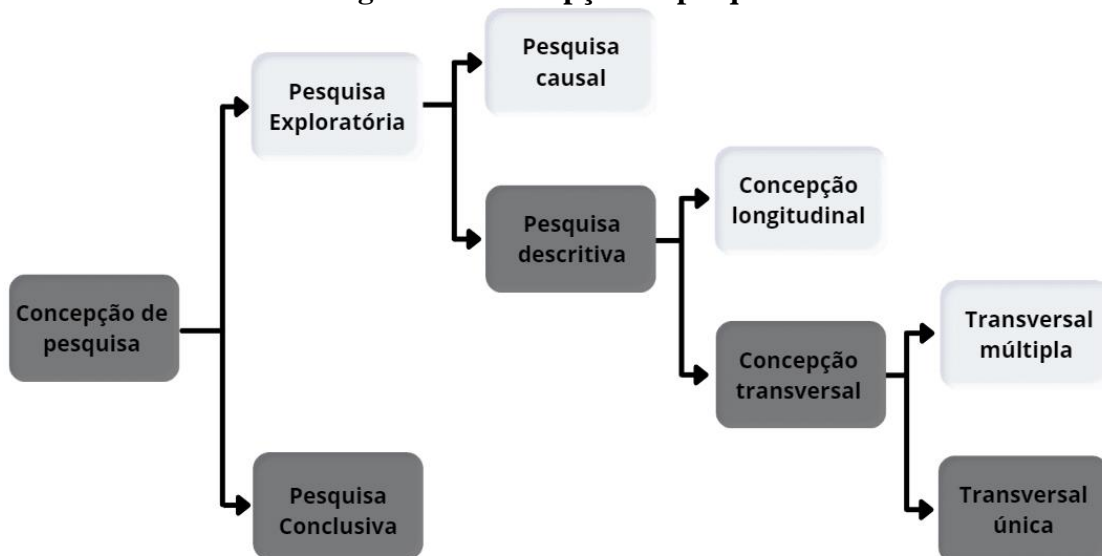
Os procedimentos metodológicos são descritos nesse capítulo visando explorar e comparar o resultado das técnicas de regressão logística e árvore de decisão em um modelo de predição de ruptura não contratual dos consumidores de moda em lojas físicas.

Apresentam-se a classificação do estudo, a sua fundamentação como pesquisa de marketing com a escolha justificada do modelo e os passos propostos para atingir os objetivos da pesquisa. Inicialmente, desenvolve-se um trabalho de limpeza do banco de dados da amostra recebida na empresa. Em seguida, exibe-se a proposta de variáveis utilizadas nos modelos preditivos de ruptura do consumidor. Por último, demonstram-se as técnicas de mineração de dados utilizadas, suas etapas e os softwares utilizados para trabalhar os dados.

Segundo Malhotra (2010), esse trabalho é classificado como uma pesquisa de marketing para identificação de um problema, pois seu foco é a previsão de ruptura do cliente. De acordo com os objetivos do estudo, Wiid e Diggins (2009) e Malhotra (2010) classificam os estudos de pesquisa de marketing em exploratórios, descritivos e casuais.

A concepção deste estudo é de uma pesquisa conclusiva e descritiva com a formulação de hipóteses, realizando uma análise de dados quantitativa e com a concepção transversal única, tendo em vista que envolve a coleta de informações de uma dada amostra de elementos de uma população uma única vez. A figura 4 ilustra o esquema da pesquisa a partir da classificação proposta por Malhotra (2010).

Figura 4 – Concepção da pesquisa



Fonte: Adaptado de Malhotra (2010).

4.1 O banco de dados

A população do estudo é composta pelos clientes que compraram em lojas físicas da empresa Alfa nas cidades de Fortaleza, Recife e Olinda, nas quais a amostra foi escolhida por conveniência entre os clientes que efetuaram compras no período de 18 de junho de 2018 à 31 de dezembro de 2021 no fabricante de moda participante do estudo.

Foram realizadas diversas visitas a empresa Alfa junto a sua equipe de marketing, financeiro e proprietários, nessas oportunidades foi decidido trabalhar com dados secundários (MALHOTRA, 2010) que foram escolhidos a partir da análise dos relatórios disponíveis no sistema de gestão da empresa buscando informações que poderiam ser úteis à pesquisa. A primeira dificuldade surgiu em extrair as informações do banco de dados, pois os relatórios disponíveis estavam em um padrão que não permitiam a exportação para um sistema de planilhas. Essa dificuldade foi superada com o apoio do fornecedor do sistema de gestão da empresa Alfa que modificou o formato do relatório possibilitando a exportação dos dados no formato de planilha com linhas representando as interações dos consumidores e colunas com os grupos diferentes de indicadores.

O nome de cada cliente foi substituído por um código único de forma que sempre que um determinado cliente efetuar uma compra o seu código pessoal aparecerá novamente na tabela. O campo artigo apresenta a quantidade de produtos por compra realizada. O telefone de contato foi utilizado para determinar a localidade do comprador dos produtos que mesmo comprando na loja física pode se deslocar de outras cidades para efetuar a compra.

De modo a atender às exigências da Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais, Lei 13.709, de 14 de agosto de 2018, foi executado um trabalho de anonimização dos dados no qual somente a empresa é capaz de reverter a anonimização com a utilização de meios próprios obedecendo o artigo 12 da referida Lei.

A primeira base de dados coletada do sistema de administração e marketing da empresa Alfa apresenta informações sobre os clientes e suas compras conforme descrito no quadro 3, no total, essa base tem 205.316 linhas de dados.

Quadro 3 – Descrição das variáveis da primeira base de dados

(continua)

Variáveis	Descrição
CLIENTE	Nome do cliente que foi trocado por um código
SEXO	Sexo do consumidor

(conclusão)

UNIDADE	Loja onde foi comprado o produto
VENDEDOR	Nome do vendedor
LOCALIDADE	Cidade do consumidor
ESTADO	Estado do consumidor
DATA DA COMPRA	Data da compra
T_MÉDIO	Tempo médio entre as compras
VALOR_VENDA	Valor total da compra individual
DESCONTO	Se o cliente obteve desconto
TROCA	Se o consumidor trocou o produto

Fonte: Elaborado pelo autor.

As outras duas bases cedidas pela empresa tratam das informações baseadas no vendedor e no detalhamento do tipo de desconto por loja, acrescentando somente o campo de localidade do cliente definido por cidade, rua com número da residência ou bairro e o desconto dado por cada peça individualmente. Essas bases não serão utilizadas no estudo, levando em consideração que a informação da localidade pode ser obtida com o telefone do cliente presente na primeira base, dividida entre Fortaleza, interior do Ceará, Recife e Brasil. A informação de desconto por peça individualmente é mais gerencial e não tem relevância para o estudo, diferente do desconto por compra que pode identificar uma correlação entre lealdade e desconto.

Durante a avaliação inicial da base de dados foi detectado que 1454 vendas foram registradas como “cliente padrão”, em reunião com os proprietários da empresa eles informaram que esse tipo de registro ocorre quando o consumidor não quer passar seus dados para a empresa efetuar o seu cadastro no sistema. Esse registro está associado ao comportamento de diferentes consumidores e para evitar distorções no resultado foram retirados da base de dados.

4.2 Proposta de variáveis utilizadas no estudo

Os dados brutos possuem informações transacionais dos clientes em um nível individual. Os estudos de Wu e Chen (2000) observam que o consumidor que recentemente efetuou uma compra na empresa tem a maior probabilidade de ser um cliente ativo. Além disso, de acordo com Reinartz e Kumar (2000), a frequência de compra de um cliente pode ser utilizada como uma medida de relacionamento com a empresa. Coussement e De Bock (2013) defendem que variáveis de recência e de frequência têm um bom desempenho quando utilizadas

como preditoras à ruptura dos clientes. No quadro 4, estão dispostas as variáveis baseadas em recência e frequência que foram determinadas seguindo os estudos de Schmittlein, Morrison e Colombo (1987), Fader, Hardie e Lee (2005) e Tamaddoni, Stakhovych e Ewing (2015).

Quadro 4 – Variáveis preditoras de frequência e de recência

Categoria	Variável	Descrição
Frequência	F	Número de compras efetuadas durante o período de calibração
Recência	RC	Tempo entre a primeira compra e o final do período de calibração
Recência	RO	Tempo entre a primeira e última compra no período de observação

Fonte: Elaborado pelo autor.

Somado as variáveis de recência e frequência, o estudo utilizou variáveis demográficas e variáveis de gastos. Galas (2016), no seu levantamento bibliográfico, observou que as variáveis demográficas mais utilizadas para prever o rompimento de clientes foram: idade, estado civil, sexo e localização; a limitação de informações do banco de dados possibilitou utilizar somente algumas dessas variáveis, apresentadas no quadro 8 a seguir. O outro conjunto de variáveis que pode ser utilizado do banco de dados se refere às variáveis de gastos que, conforme esse mesmo autor, podem ser o valor total gasto e se foi dado desconto para o consumidor, também descritas no quadro 5.

Quadro 5 – Variáveis demográficas e de gastos

Categoria	Variável	Descrição
Demográfica	S	Sexo do cliente
Demográfica	LC	Localidade do Cliente
Demográfica	LJ	Localidade da Loja onde a compra foi efetuada
Gastos	VALOR_VENDA	Valor total gasto por consumidor
Gastos	D	Indica que o cliente teve desconto na compra
Gastos	T	Indica se o cliente trocou algum dos produtos comprados
Gastos	T_MÉDIO	Tempo médio entre as compras do cliente

Fonte: Elaborado pelo autor.

Após a definição das variáveis utilizadas, na próxima seção do trabalho, apresenta-se a técnica de mineração de dados escolhida, sua definição e justificativa da escolha.

4.3 Método para cálculo de predição de ruptura não contratual do consumidor de moda em lojas físicas

Conforme apresentado na revisão de literatura, existem muitas técnicas de mineração de dados que podem ser utilizadas para fazer o cálculo da lealdade e predição de ruptura do cliente, contudo, é importante identificar a técnica que forneça melhores resultados a partir dos dados disponíveis e da característica de uma empresa de moda com lojas físicas. É preciso ressaltar o entendimento segundo o qual se realiza a predição de rompimento numa configuração não-contratual, que dificulta a identificação exata do momento da ruptura (FADER; HARDIE, 2009).

Não foi encontrado nenhum estudo que propusesse um modelo de predição de ruptura de clientes de moda em lojas físicas e, por esse motivo, foi realizado o comparativo dos resultados de duas técnicas estatísticas mais utilizadas em estudos de ruptura do consumidor (GALAS, 2016).

4.3.1 Regressão logística

A regressão logística ou modelo logit é uma técnica multivariada na qual a variável dependente que está sendo pesquisada assume o papel dicotômico onde só se pode atribuir dois valores distintos, 0 ou 1, e, para cada observação, a regressão logística prevê um valor de probabilidade da observação pertencente a um dos dois grupos, de modo que a sua aplicação possa estar entre a análise de regressão e a análise discriminante (HAIR, 2009; MALHOTRA, 2010).

A regressão logística foi escolhida por ser uma técnica com grande destaque de utilização na predição de ruptura por sua facilidade de uso, facilidade de interpretação, robustez e popularidade entre profissionais de marketing e modeladores de ruptura (BUCKINX; VAN DEN POL, 2005; GUPTA *et al.*, 2006; NESLIN *et al.*, 2006). Ademais, Galas (2018) identificou que a regressão logística foi a técnica multivariada mais aplicada em estudos de ruptura do consumidor, conforme demonstrado no quadro 2.

4.3.2 Árvore de decisão

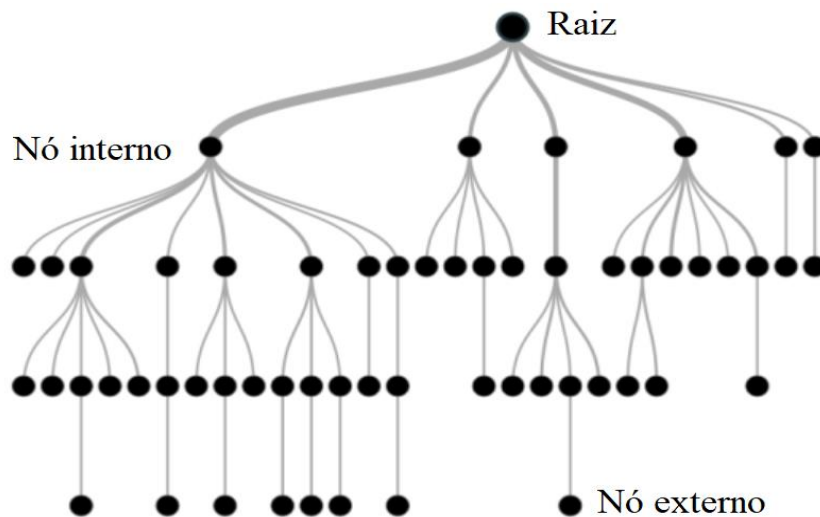
A árvore de decisão é uma técnica de mineração de dados com robusta ferramenta de classificação e representação do conhecimento, sendo uma das técnicas mais usadas de fácil

implementação e interpretação de resultados (QUILAN, 1986; PETERMAN, 2006). É formada numa metodologia *topdown*, na qual o início ou raiz da árvore está no topo e cresce passando pelos ramos em direção das folhas (QUILAN, 1986; BELL, 2014). O objetivo de uma árvore de decisão é criar um modelo assertivo na previsão de um valor de destino baseado no conjunto de variáveis de entrada (BELL, 2014).

A árvore de decisão pode ser utilizada em problemas de classificação com a resposta da variável de destino assumindo um valor categórico, como sim/não ou verdadeiro/falso, diferente da árvore de regressão, que assume um valor numérico ou discreto, como 0 ou 1 (GOLLAPUDI, 2016), de forma que sua utilização é indicada para predição de ruptura de clientes. Ademais, fortalece a escolha da técnica ela ter ficado em segundo lugar nas mais utilizadas para predição de ruptura de clientes (GALAS, 2017).

A estrutura da árvore de decisão é formada por nós internos e externos que são ligados por ramos; o nó interno é uma unidade onde testes são realizados e, uma vez tomada a decisão, ele segue para o próximo nó interno ou para um nó externo, que pode ser chamado de folha ou nó terminal; eles são os possíveis resultados dos testes (BURROWS, 1997), conforme figura 5.

Figura 5 – Estrutura da árvore de decisão



Fonte: Adaptado de Miguel (2021).

4.3.3 Mineração de dados

A mineração de dados pode ser definida como uma análise de grande conjunto de dados através de estratégias buscando encontrar padrões implícitos nos dados, resolvendo

problemas de classificação, descrição de agrupamentos e predição (LAROSE, 2005; MAIMON; ROKACH, 2010; BUCKINX; VAN DEN POL, 2005). Múltiplas estratégias podem ser utilizadas para agrupar e para organizar os dados coletados como Árvore de Decisão, Máquina de Vetor de Suporte (SVM), Regressão Logística, Lógica *Fuzzy* etc. (SHAH; SHAH; RAHEVAR, 2018). A mineração de dados é uma ferramenta indispensável, tendo se tornado nos últimos 10 anos uma alternativa viável, haja vista que o custo para aumentar a capacidade de processamento e a possibilidade de armazenamento está acessível para diversos tipos de empresas (GOMES, 2011).

Durante o início da mineração dos dados, são realizadas técnicas importantes para limpeza dos dados, visto que os dados no mundo real são sujos e inconsistentes. A literatura recomenda proceder a um exame preliminar dos dados, de modo que possam ser identificados dados ausentes (*missing values*) e valores discrepantes (*outliers*) (KLINE, 1998).

Com o objetivo de prosseguir com o trabalho e efetuar a classificação preditiva da ruptura do consumidor algumas decisões foram tomadas durante a mineração de dados, a saber: 1) Retirar compras registradas no nome dos proprietários da empresa; 2) Foi identificado a presença de revendedores entre os clientes, para evitar a presença de outliers também foram excluídos; 3) Todos os clientes com somente uma compra no período de calibração ou no período de previsão foram retirados da base, e; 4) Por dificuldade de identificação do formato da interação de vendas com clientes de outros estados e inconsistência de informações, foi decidido usar somente clientes do estado do Ceará.

4.3.4 Passos para classificação preditiva de ruptura do consumidor

Por se tratar de uma ruptura não contratual, referir-se a ruptura de clientes como um fenômeno permanente é impreciso, pesquisadores alertam sobre a dificuldade de identificar o momento exato em que o cliente deserta (FADER; HARDIE, 2009), distinguir entre clientes que romperam ou que estão no período entre duas compras. O presente estudo caracteriza a ruptura como um fenômeno temporário estudado em um período de tempo finito (TAMADDONI; STAKHOVYCH; EWING, 2015).

Por lidar com dados não contratuais, a divisão dos dados entre período de calibração e período de previsão deve ser feita com muita cautela, pois é importante conseguir capturar o comportamento do consumidor com um tempo entre compras razoavelmente longo e a deserção do consumidor que tem um tempo médio entre compras curto.

Seguindo o estudo de Tamadoshi, Stakhovych e Ewing (2015) A duração do período de previsão será feito em duas etapas: (i) classificar os clientes em ordem crescente com seu tempo médio de compras; (ii) o período é definido de forma que seja aproximadamente igual ao tempo médio de compras do último cliente 99% da base de clientes classificada, evitando assim que os períodos sejam muito longos ou muito curtos.

No Quadro 6 estão descritas as colunas que foram criadas na base de dados para auxiliar na definição do período de calibração e período de predição.

Quadro 6 – Dados para definição dos períodos

Coluna	Definição
QUANTIDADE DE COMPRAS	Quantas vezes o consumidor comprou na loja
TEMPO	Quantidade de dias entre as compras repetidas
TEMPO MÉDIO	Tempo médio entre as compras por consumidor

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.3.4.1 Passos da regressão logística

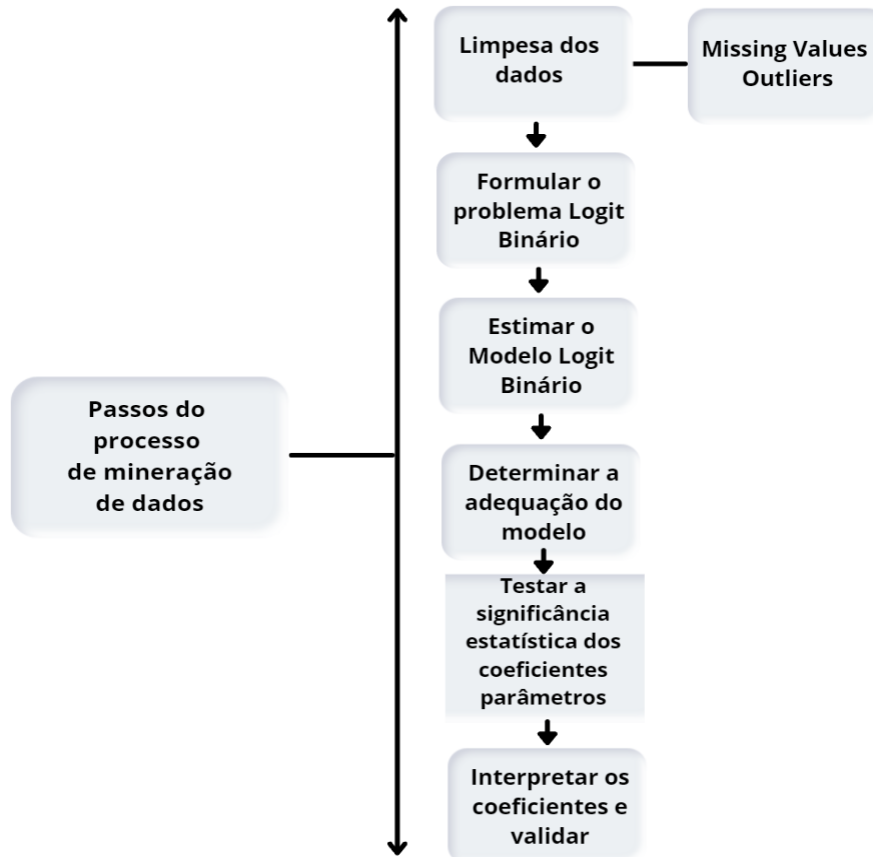
Segundo Malhotra (2010) e HAIR (2009), a regressão logística deve ser realizada seguindo passos distintos, de modo que seja possível utilizar a técnica de forma assertiva. Inicialmente, deve ser definido o problema de pesquisa binário que, no caso da ruptura do consumidor, será definido o valor 1 para cliente que rompeu e 2 para cliente que não rompeu, buscando classificar as observações da base de dados quanto a probabilidade de um cliente se romper ou não.

O segundo passo é estimar o modelo *logit* binário, no qual o erro pode assumir somente dois valores: quando $Y=0$, o erro é p , e quando o $Y=1$, o erro é $1-p$. Quando utilizado o método de probabilidade máxima, os valores de p devem ser os mais próximos de 0 quando $Y=0$, e p deve ter o valor mais próximo possível de 1 quando $Y=1$. Na pesquisa, foi decidido utilizar o método *stepwise*, de forma que as variáveis serão adicionadas uma a uma e os coeficientes poderão ser analisados a cada nova adição.

O terceiro passo é a realização do teste de significância baseado na estatística de Wald, que faz um teste de significância do coeficiente de regressão logística semelhante ao teste t em regressão múltipla. Logo após, segue-se para a interpretação dos dados e a validação do modelo, onde a amostra de análise é usada para treinar ou estimar o modelo e a amostra de

validação é utilizada para desenvolver a matriz de comutação. A figura 6 foi elaborada para facilitar o entendimento de cada passo desde o início da mineração dos dados.

Figura 6 – Passos do processo de mineração de dados da regressão logística



Fonte: Elaborado pelo autor.

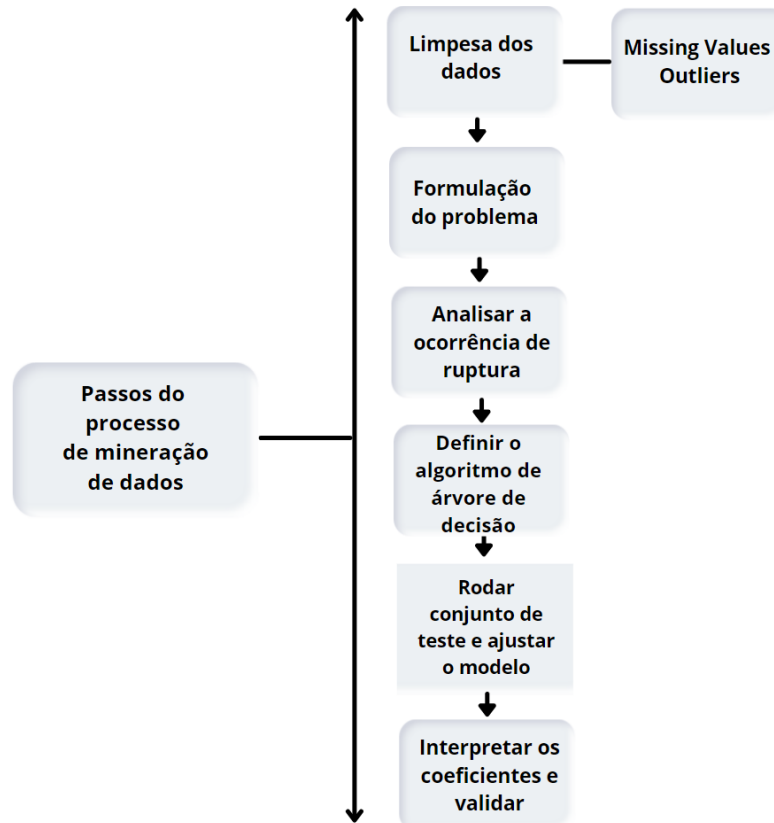
4.3.4.2 Passos da árvore de decisão

Para efetuar a árvore de decisão, foram seguidos os passos da mineração de dados conforme Shah, Shah e Rahevar (2018) (vide figura 7) que determinam que a primeira etapa a ser seguida é a busca de outliers e valores perdidos na base de dados. Em seguida, utilizou-se o software Microsoft Excel para efetuar a primeira limpeza na base de dados, conferindo se as informações são efetivamente válidas. Em terceiro lugar, formulou-se o problema, que é a predição de ruptura, e, por fim, analisou-se a ocorrência ou não de ruptura na base de dados.

No software SPSS, importou-se o banco de dados final e iniciou-se o processo de cálculo da árvore de decisão. Quando o software rodou, foi preciso identificar qual o tipo de algoritmo usado. Uma vez definido o algoritmo, Shah, Shah e Rahevar (2018) determinam que

deve ser rodado em um grupo de testes para fazer ajustes para, somente depois, rodar no grupo de dados restante.

Figura 7 – Passos do processo de mineração de dados na árvore de decisão



Fonte: Elaborado pelo autor.

4.3.5 Ferramenta utilizada para tratamento de dados

Inicialmente, foi utilizado o Microsoft Office 365, módulo do Excel, para o tratamento inicial de agrupamento dos dados. Com a utilização de filtros e exclusão de linhas e colunas, foi possível a primeira limpeza e organização do banco de dados recebido pela empresa em questão. Na sequência, continuando com o tratamento dos dados, para os testes estatísticos e a regressão logística foi utilizado o software *Statistical Package for the Social Sciences (SPSS)*, versão 25.0 para Windows 64 bit.

5 ANÁLISE DE RESULTADOS

Conforme estabelecido nas etapas anteriores do trabalho, foram selecionadas as técnicas de Regressão Logística e de Árvores de Decisão para prever o comportamento de ruptura do consumidor não contratual no mercado de moda em lojas físicas. Desta forma, vamos analisar os dados e os resultados seguindo o desenho metodológico proposto iniciando com a mineração de dados.

Durante a mineração de dados, a base de interações de vendas, que inicialmente possuía 205.316 linhas de informações, foi reduzida a 10.808 linhas com 2702 interações de vendas e 327 consumidores diferentes. A data da primeira compra no período foi do dia 18/06/2018 e a última dia 31/12/2021, com um total de 1292 dias entre as compras. Com essas informações, foi possível fazer a divisão entre período de calibração, que foi de 811 dias, e período de previsão, de 481 dias, com a data de corte estabelecida no dia 06/09/2020.

O tempo médio entre as compras dos consumidores foi de 43 dias e, por esse motivo, este foi estabelecido como tempo máximo entre compras no mesmo ciclo de vida de um cliente. A partir de 43 dias entre as compras, considera-se que o cliente rompeu com a empresa, metodologia similar a utilizada por Granov (2021)

Para demonstrar o percentual de acerto calculado nas diferentes técnicas, será utilizada a matriz de confusão, a qual apresenta informações com os acertos e erros do modelo e técnica demonstrada, de forma que os resultados da previsão possam ser comparados em relação às diferentes técnicas.

A Regressão Logística apresenta alguns pré-requisitos para sua utilização; são eles: a ausência de multicolinearidade, ausência de *outliers* que foram retirados na mineração de dados e um número mínimo adequado de observações, que não é problema para essa amostra. Na Tabela 2, são apresentadas as estatísticas da colinearidade entre as variáveis da amostra e *churn*, indicando a ausência de multicolinearidade com valor de tolerância maior que 0,1 e VIF menor que 10.

Tabela 2 – Coeficientes

(continua)

Modelo	não padronizados		padronizados		Sig.	Estatísticas de colinearidade	
	B	Erro	Beta	t		Tolerância	VIF
1 (Constante)	,081	,035		2,300	,022		
LOJA	,012	,012	,019	,997	,319	,887	1,127
F	,001	,001	,028	,979	,328	,389	2,574
RC	7,078E-6	,000	,004	,134	,893	,426	2,346

(conclusão)

Modelo	não padronizados		padronizados		Sig.	Estatísticas de colinearidade		
	B	Erro	Beta	t		tolerância	VIF	
1	RO	,000	,000	-,093	-4,552	,000	,742	1,348
	T_MÉDIO	,008	,000	,445	23,105	,000	,830	1,205
	TOTALVENDA	-2,828E-6	,000	-,011	-,539	,590	,794	1,260
	DESC	-,026	,020	-,035	-1,296	,195	,419	2,385
	TROCA	-,113	,020	-,164	-5,680	,000	,367	2,723

a. Variável Dependente: CHURN_D

Fonte: Elaborado pelo autor.

No período de calibração o modelo de Regressão Logística desenvolvido para prever a ruptura não contratual do consumidor de moda em lojas físicas apresentou o número de acerto de 75,7% conforme Tabela 3. Quando o modelo utiliza a o período de observação esse resultado sobe para 89,1% de acerto, em ambos os casos foi utilizando o método *stepwise LR* com as variáveis RC/RO, TEMPO_MÉDIO e TROCA, respectivamente nos passos 1, 2 e 3, conforme apresentado abaixo na Tabela 4.

Tabela 3 – Matriz de Confusão da Regressão Logística (Calibração)

		CHURN_D		Porcentagem correta
		NÃO	SIM	
Passo 1	CHURN_D 0	1325	147	90,0
	1	410	328	44,4
	Porcentagem global			74,8
Passo 2	CHURN_D 0	1331	141	90,4
	1	402	336	45,5
	Porcentagem global			75,4
Passo 3	CHURN_D 0	1327	145	90,1
	1	393	345	46,7
	Porcentagem global			75,7

a. O valor de recorte é ,500

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 4 – Matriz de Confusão da Regressão Logística (Observação)

		CHURN_D		Porcentagem correta	
		NÃO	SIM		
Passo 1	CHURN_D	NÃO	2002	55	97,3%
		SIM	243	75	23,65
	Porcentagem global				87,55
Passo 2	CHURN_D	NÃO	2005	52	97,55
		SIM	220	98	30,8%
	Porcentagem global				88,5%
Passo 3	CHURN_D	NÃO	2001	56	97,3%
		SIM	203	115	36,2%
	Porcentagem global				89,1%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Abaixo na Tabela 5 são apresentadas as variáveis da Regressão Logística no período de observação.

Tabela 5 – Variáveis da Regressão Logística

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% C.I. para EXP(B)	
								Inferior	Superior
Passo 1 ^a	T_MÉDIO	,062	,004	309,310	1	,000	1,064	1,056	1,071
	Constante	-3,606	,131	754,560	1	,000	,027		
Passo 2 ^b	T_MÉDIO	,059	,004	259,633	1	,000	1,060	1,053	1,068
	TROCA	1,607	,161	99,588	1	,000	4,986	3,636	6,835
	Constante	-4,491	,184	595,562	1	,000	,011		
Passo 3 ^c	RO	-,002	,000	23,924	1	,000	,998	,997	,999
	T_MÉDIO	,061	,004	260,872	1	,000	1,063	1,055	1,070
	TROCA	1,610	,162	98,994	1	,000	5,005	3,644	6,873
	Constante	-3,819	,219	304,677	1	,000	,022		

a. Variável(is) inserida(s) no passo 1: T_MÉDIO.

b. Variável(is) inserida(s) no passo 2: TROCA.

c. Variável(is) inserida(s) no passo 3: RO.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Utilizando o método *Chi-Square Automatic Interaction Detection – CHAID*, foi desenvolvido o modelo da Árvore de Decisão, tendo sido constatado o nível de acerto de 76,1% na previsão de ruptura do consumidor durante o período de calibração conforme Tabela 6 e uma melhora no resultado durante o período de observação com 88,8% de acerto, conforme demonstrado na Tabela 7.

Tabela 6 – Matriz de Confusão da Árvore de Decisão (Calibração)

Observado	Previsto		Porcentagem Correta
	NÃO	SIM	
NÃO	1288	184	87,5%
SIM	345	393	53,3%
Porcentagem global	73,9%	26,1%	76,1%

Método Crescente: CHAID
Variável Dependente: CHURN_D

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 7 – Matriz de Confusão da Árvore de Decisão (Observação)

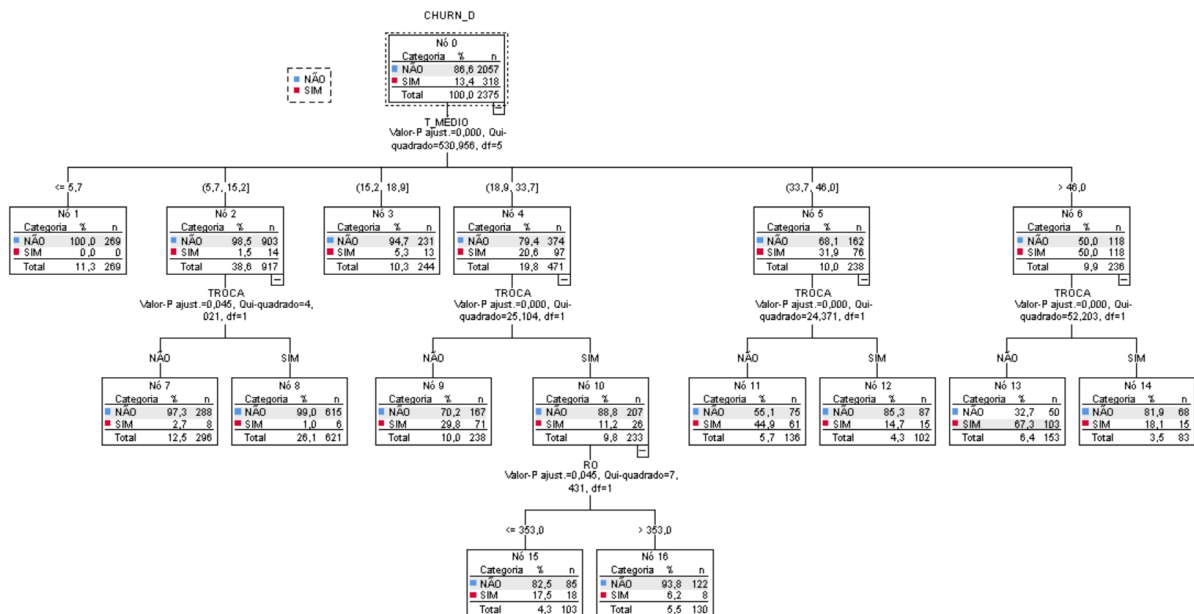
Observado	Previsto		Porcentagem Correta
	NÃO	SIM	
NÃO	2007	50	97,6%
SIM	215	103	32,4%
Porcentagem global	93,6%	6,4%	88,8%

Método Crescente: CHAID
Variável Dependente: CHURN_D

Fonte: Elaborado pelo autor.

Logo abaixo na Figura 8 é apresentada a Árvore de Decisão do período de observação com seus ramos e nós.

Figura 8 – Árvore de Decisão



Fonte: Elaborado pelo autor.

Com o objetivo de explorar e comparar os resultados das técnicas de Regressão Logística e Árvore de Decisão em um modelo de predição de ruptura não contratual dos consumidores de moda em lojas físicas, o Quadro 7 apresenta um resumo dos resultados gerais.

Extrai-se do quadro que a técnica de Regressão Logística teve um resultado superior à técnica de Árvore de Decisão com diferença de 0,3% de eficiência, sendo indicado qual das duas técnicas obteve o maior índice de porcentagem global de acertos.

Quadro 7 – Resumo Geral dos Resultados

Técnica	Porcentagem Global de Acerto	Classificação
Regressão Logística	89,10%	1
Árvore de Decisão	88,80%	2
Variáveis Utilizadas no Modelo	RO, TEMPO_MÉDIO e TROCA	

Fonte: Elaborado pelo autor.

Com o objetivo de melhor avaliar a qualidade dos modelos o Quadro 8 apresenta o resultado da acurácia, precisão e *recall* dos dois modelos desenvolvidos. A regressão logística apresentou uma acurácia e precisão melhor que a árvore de decisão, o valor apresentado do recall foi o mesmo para os dois modelos., ficando claro que a regressão logística tem um resultado melhor que a árvore de decisão ao prever a ruptura não contratual de clientes de moda em lojas físicas.

Quadro 8 – Medidas de Qualidade

Descrição	Regressão Logística	Árvore de Decisão
Positivo Verdadeiro (TP)	115	103
Negativo Falso (FN)	56	50
Positivo Falso (FP)	203	215
Falso Verdadeiro (TN)	2001	2007
Indicadores	Regressão Logística	Árvore de Decisão
Acurácia	89,1%	88,8%
Precisão	36,2%	32,4%
Recall	67,3%	67,3%

Fonte: Elaborado pelo autor.

A literatura apresenta poucos trabalhos voltados para o estudo da ruptura não contratual do consumidor. Conforme alertado anteriormente, essa lacuna existe principalmente em razão da dificuldade em definir em que momento o cliente rompeu com a empresa e as variáveis que podem ser usadas nesse tipo de previsão.

Neste trabalho, foi demonstrado que as técnicas mais utilizadas em previsão de ruptura contratual podem e são eficientes também quando se trata da ruptura não contratual no ramo da moda, não sendo percebida uma diferença significativa entre as técnicas utilizadas. Um

motivo que pode ter colaborado para o resultado foi o período de análise ser pequeno e ter ocorrido em grande parte durante a pandemia do COVID-19.

O valor gasto é citado em diversos artigos de ruptura contratual (BUCKINX; VAN DEN POL, 2005; VERBEKE; *et al.*, 2011; ABBASIMEHR; SETAK; TAROKH, 2014) como uma variável de previsão de ruptura, contudo, neste estudo ela não foi significativa para prever a ruptura e por esse motivo não entrou no modelo de ruptura não contratual. Era esperado que esse valor influenciasse positivamente a lealdade de forma que, quanto mais o consumidor gastasse em suas compras, menos propenso a romper ele seria.

Os resultados apresentados são similares aos apresentados em estudos anteriores como o de Coussement e De Bock (2013) e Granov (2021), que alertam para a importância da utilização de variáveis de recência e frequência, como o tempo entre a primeira e a última compra no período de observação (RO) ou o tempo médio entre as compras, que é uma variável de frequência.

Os resultados da pesquisa apontam ainda para a confirmação da praticidade na utilização e no resultado robusto em prever a ruptura do consumidor no caso não contratual do ramo da moda em lojas físicas a partir das técnicas de Regressão Logística e Árvore de Decisão que, segundo Neslin *et al.*(2006) e Galas (2016), foram as duas técnicas mais utilizadas por diversos pesquisadores no estudo da ruptura do consumidor.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Prever o momento em que o consumidor vai romper com a empresa continua sendo um grande desafio e uma busca constante para empresas de diversos tipos de atividade. A visibilidade dada ao tema continua em crescimento na já tradicional ruptura contratual e necessitando de mais pesquisas de ruptura não contratual e no setor de moda (BUCKINX; VAN DEN POL, 2005)

Durante o estudo, foi demonstrada a importância de entender o ciclo de vida do consumidor, que é um dos pontos de destaque na ruptura não contratual, pois identificar e definir o tamanho desse ciclo de vida é o ponto de partida para determinar se o cliente rompeu ou não com a empresa.

Em seguida, analisar a lealdade do consumidor e o arcabouço teórico ligado a esse comportamento, que é oposto ao comportamento ruptura, fortalece o entendimento dessa relação que deve ser construída com o consumidor, conduzindo à direção oposta à ruptura.

A predição da ruptura do consumidor de moda em uma situação não contratual foi realizada para contribuir com o crescimento da literatura do comportamento do consumidor. A confirmação da literatura aponta bons resultados com a utilização de variáveis de recência e frequência somadas à metodologia de definição do ciclo de vida do consumidor antes do seu rompimento, podendo ser aplicadas a diversos outros setores de forma que o estudo de ruptura possa se equilibrar entre situação contratual e não contratual.

6.1 Conclusão

Os objetivos declarados na seção 1 do trabalho foram atingidos. Utilizando a regressão logística e a árvore de decisão foi possível comparar os resultados e definir as variáveis que melhor ajudam a formar esse modelo de previsão de comportamento de ruptura do consumidor.

Foram determinadas quais variáveis seriam utilizadas no estudo a partir do banco de dados e informações disponibilizadas pela empresa Alfa: 1) loja; 2) total da venda; 3) desconto; 4) troca; e 5) data da compra, que possibilitou o cálculo da frequência (F) e tempo entre primeira e última compra nos períodos de calibração (RC) e previsão (RO). As demais variáveis disponíveis não foram utilizadas pois durante o processo de limpeza do banco de dados foram encontradas inconsistências que tornaram a informação não confiável.

A classificação preditiva da ruptura dos clientes utilizando a regressão logística e árvore de decisão é demonstrada na Tabela 3 e 5. O modelo criado é capaz de calcular a probabilidade de um cliente romper com a empresa atingindo o segundo objetivo específico definido no estudo.

O último objetivo específico da pesquisa de comparar os resultados e definir qual técnica teve o melhor desempenho é apresentado na Quadro 7 com a regressão logística apresentando o melhor desempenho.

As implicações práticas são diversas, pois a possibilidade de prever a ruptura do consumidor conduz as empresas a um investimento em retenção de forma mais assertiva e direcionada; a facilidade de identificação e cálculo das variáveis possibilitam os gestores e gerentes de marketing desenvolverem planos de ação no combate à ruptura do consumidor da moda e de outros ramos de atividade que tenham características não contratuais.

As implicações teóricas estão alicerçadas na confirmação da eficiência da utilização da Regressão Logística e da Árvore de Decisão na modelagem da previsão de ruptura não contratual semelhante ao apresentado em estudos de ruptura contratual (NESLIN; *et al.*, 2006; GALAS, 2016). Uma segunda implicação teórica importante foi a escolha das variáveis e o método de definição do ciclo de vida do consumidor apresentado que são alguns dois pontos desafiadores da previsão de ruptura não contratual.

Foram identificadas algumas limitações técnicas durante a realização do trabalho relacionadas à estrutura da base de dados da empresa, o produto da empresa Alfa é destinado ao público *plus size* e essa característica pode afetar o resultado por se tratar de um nicho específico de mercado, um exemplo disso é o tempo médio entre compras ser de 43 dias diferente dos 200 dias encontrado por Granov (2021).

É de grande importância que os gestores trabalhem para um cadastro confiável e robusto das interações com o consumidor. Segundo Holtrop, Wieringa, Gijsenberg, e Verhoef (2017), estudos baseados em dados passados apresentam limitação relacionada a veracidade das informações, podendo interferir na correta identificação e caracterização dos consumidores e do seu risco de ruptura.

O período da amostra também foi uma limitação para o estudo, por se tratar de uma empresa nova no mercado e possuir dados no seu sistema somente no período estudado que foi de 1292 dias.

Por fim, esse período da amostra coletada ocorreu em grande parte durante a pandemia de COVID-19, sendo um momento atípico do comportamento mundial que pode influenciar o resultado apresentado.

6.2 Recomendações Futuras

Temos um verdadeiro mundo de possibilidades pela frente. Pesquisas futuras podem não só testar as variáveis e modelo de predição no ramo da moda com um período da amostra maior, mas podem também realizar uma análise de cluster com os consumidores propensos a romper, calculando o retorno financeiro deles a partir das suas compras. Dessa forma, a companhia vai ganhar por evitar a ruptura e por separar consumidores que apresentam um melhor retorno financeiro.

Recomenda-se também que o modelo de ruptura seja testado em diversos outros ramos de atividade com características não contratuais, possibilitando que, um dia, os estudos com características não contratuais tenham o mesmo destaque dos de características contratuais como a atividade de telecomunicações, planos de saúde e bancos.

Por fim, é relevante que colegas pesquisadores a buscarem novas possibilidades, novos modelos e novas variáveis possam prever o comportamento de ruptura não contratual com resultados ainda melhores, contribuindo para o crescimento dos estudos de marketing e do mercado.

REFERÊNCIAS

- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DA INDÚSTRIA TÊXTIL. **Perfil do setor**. 2019. Disponível em: <https://www.abit.org.br/cont/perfil-do-setor>. Acesso em: 05 ago. 2021.
- ANDRADE, D. **Uma análise de cancelamentos em telefonia utilizando mineração de dados**. 2007. 67 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2007.
- AAKER, D. **Construindo marcas fortes**. Porto Alegre: Artmed Editora S.A., 1996.
- ASSAEL, H. **Consumer behavior and marketing action**. 2. ed. Cincinnati: South Western College Publishing, 1998. Disponível em: <https://archive.org/details/consumerbehavior0000assa/page/n7/mode/2up>. Acesso em: 17 maio 2021.
- AXELSSON, R.; NOTSTAM, A. **Identify ChurnA study in how transaction data can be used to identify churn for merchants**. 2017. Master of Science Thesis KTH Industrial Engineering and Management Industrial Management, STOCKHOLM, 2017.
- BAPTISTA, P. de P. **Lealdade do consumidor e seus antecedentes: um estudo aplicado a varejistas na internet**. 2005. 185 f. Tese (Doutorado em Administração) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005.
- BELL, J. **Machine learning: hands-on for developers and technical professionals**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2014.
- BENNETT, R.; RUNDLE-THIELE, S. A comparison of attitudinal loyalty measurement approaches. **Journal of Brand Management**, [S.l.], v. 9, n. 3, p. 139-209, jan. 2002.
- BOLTON, R.N. A dynamic model of the duration of the customer's relationship with a continuous service provider: the role of satisfaction. **Marketing Science**, [S.l.], v. 17, n. 1, p. 45-65, 1998.
- BOLTON, R. N.; LEMON, K. N.; VERHOEF, P. C. The theoretical underpinnings of customer asset management: A framework and propositions for future research. **Journal of the Academy of Marketing Science**, [S.l.], v. 32, n. 3, p. 271-292, 2004.
- BOTELHO, D.; TOSTES, F. D. Modelagem de probabilidade de Churn. **Revista de Administração de Empresas**, [S.l.], v. 50, n. 4, p. 396-410, 2010.
- BUCKNIX, W.; VAN DEN POEL, D. Customer base analysis: partial defection of behaviourally loyal clients in a non-contractual FMCG retail setting. **European Journal of Operational Research**, [S.l.], v. 164, n. 1, p. 252–268, 2005.
- BURROWS, W. R. CART regression models for predicting UV radiation at the ground in the presence of cloud and other environmental factors. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, [S.l.], v. 36, n. 5, p. 531-544, 1997.

CAIGNY, A.; COUSSEMENT, K.; DE BOCK, K. W. A new hybrid classification algorithm for customer churn prediction based on logistic regression and decision trees. **European Journal of Operational Research**, [S.l.], v. 269, n. 2, p. 760-772, 2018.

CAMILO, C. O.; SILVA, J. C. **Mineração de dados: Conceitos, tarefas, métodos e ferramentas**. Fortaleza: UFC, 2009.

CAPRARO, A.J.; BRONIARCZYK, S.; SRIVASTAVA, R.K. Factors influencing the likelihood of customer defection: the role of consumer knowledge. **Journal of the Academy of Marketing Science**, [S.l.], v. 31, n. 2, p. 164-75, 2003.

CHANDRA, P.; GUPTA, M. K. Comprehensive survey on data warehousing research. **International Journal of Information Technology**, [S.l.], v. 10, n. 2, p. 217-224, 2018.

CHIU, C.; HSU, M.; LAI, H.; CHANG, C. Re-examining the influence of trust on online repeat purchase intention: the moderating role of habit and its antecedents. **Decision Support Systems**, [S.l.], v. 53, n. 4, p. 853-845, 2012.

CISTER, Angelo Maia. **Mineração de dados para a análise de atrito em telefonia móvel**. 2005. 158 f. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) - Universidade federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2005.

COUSSEMENT, K.; DE BOCK, K.W. Customer churn prediction in the online gambling industry: The beneficial effect of ensemble learning. **Journal of Business Research**, [S.l.], v. 66, n. 9, p. 1629-1636, 2013.

DAWKINS, P.; REICHHELD, F. Customer retention as a competitive weapon. **Directors and boards**, [S.l.], v. 14, n. 4, p. 42-47, 1990.

DECHANT, A.; SPANM, M.; BECKER, J. U. Positive Customer Churn: An Application to Online Dating. **Journal of Service Research**, [S.l.], v. 22, n. 1, p. 90-100, 2019.

DICK, A.S.; BASU, K. Customer loyalty: toward an integrated conceptual framework. **Journal of the Academy of Marketing Science**, [S.l.], v. 22, n. 2, p. 99-113, 1994.

EDVARDSSON, B.; STRANDVIK, T. Is a critical incident critical for a customer relationship? **Managing Service Quality**, [S.l.], v. 10, n. 2, p. 82-91, 2000.

FADER, P. S.; HARDIE, B. Probability Models for Customer-base Analysis, **Journal of Interactive Marketing**, [S.l.], v. 23 n. 1, p. 61-69, 2009.

FADER, P. S.; HARDIE, B. G.S.; LEE, K. L. "Counting your customers" the easy way: An alternative to the Pareto/NBD model. **Marketing science**, [S.l.], v. 24, n. 2, p. 275-284, 2005.

FEBRATEX GROUP. **Indústria Têxtil em Fortaleza**. 2018. Disponível em: <https://fcem.com.br/noticias/industria-textil-em-fortaleza-conheca/>. Acesso em: 05 ago. 2021.

FERREIRA, G. *et al.* Lealdade nos EnANPADs de 2000 a 2010: Um Levantamento Bibliométrico. **Sociedade, Contabilidade e Gestão**, [S.l.], v. 6, n. 2, 2011.

FERREIRA, M. I. L. T. C. **O Paradigma da Retenção de Consumidores: Otimização da Estratégia Anti-Churn num retalhista português.** 2019. 95 f. Tese (Mestrado em Economia) - Universidade do Porto, Porto, 2019.

FEDERAÇÃO DAS INDÚSTRIAS DO ESTADO DE GOIÁS. **Economia em foco: Dados econômicos da indústria da moda.** Goiânia: FIEG, 2018.

FLINT, D.J.; BLOCKER, C.P.; BOUTIN, P.J. Customer value anticipation, customer satisfaction and loyalty: an empirical examination. **Industrial Marketing Management**, [S.l.], n. 40, p. 219-230, 2011.

FREITAS, Ricardo Ferreira. Comunicação, consumo e moda: entre os roteiros das aparências. **Comunicação Mídia e Consumo**, v. 2, n. 4, p. 125-136, 2008.

GALAS, Sidarta Silva. **Previsão de ruptura de clientes de plano de saúde.** 2016. 116 f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Universidade Estadual de Ceará, Fortaleza, 2016.

GANESH, J.; ARNOLD, M.; REYNOLDS, K. Understanding the customer base of service providers: an examination of the differences between switchers and stayers. **Journal of Marketing**, [S.l.], v. 64, n. 3, p. 65-87, 2000.

GARDIAL, S.F.; FLINT, D.J.; WOODRUFF, R.B. Trigger events: exploring the relations between critical events and consumers evaluations, standards, emotions, values and behavior. **Journal of Consumer Satisfaction, Dissatisfaction and Complaining Behavior**, [S.l.], v. 9, p. 35-51, 1996.

GHZ. **O ciclo da moda, saiba como é a engrenagem que faz a máquina fashion girar.** 2010. Disponível em: <https://gauchazh.clicrbs.com.br/donna/noticia/2010/10/o-ciclo-da-moda-saiba-como-e-a-engrenagem-que-faz-a-maquina-fashion-girar-cjpmtywv0t029kvtnip5aa602.html>. Acesso em: 05 ago. 2021.

GRANOV, A. **Customer loyalty, return and churn prediction through machine learning methods.** 2021. 71 f. Dissertação (Master of Science in Industrial Engineering and Management) – Umeå University, Umeå, 2021.

GRIFFIN, J.; LOWENSTEIN, M. **Customer winback: how to recapture lost customers and keep them loyal.** San Francisco: Jossey-Bass, 2001.

GUPTA, S. *et al.* Modeling customer lifetime value. **Journal of service research**, v. 9, n. 2, p. 139-155, 2006.

GUSTAFSSON, A.; JOHNSON, M.D.; ROOS, I. The effects of customer satisfaction, relationship commitment dimensions, and triggers on customer retention. **Journal of Marketing**, [S. l.], v. 69, n. 4, p. 210-218, 2005.

HAIR, F.J. *et al.* **Análise multivariada de dados.** 6a ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

HAN, J.; PEI, J.; KAMBER, M. **Data mining: concepts and techniques.** Netherlands: Elsevier, 2011.

HANAYSHA, J. R. Customer retention and the mediating role of perceived value in retail industry. **World Journal of Entrepreneurship, Management and Sustainable Development**, v.14, n.1, p.2-24, 2018.

HANSEN, H.; SAMUELSEN, B. M.; SALLIS, J. E. The moderating effects of need for cognition on drivers of customer loyalty. **European Journal of Marketing**, v. 1, 2013.

HILL, N.; ALEXANDER, J. **The Handbook of customer satisfaction and loyalty measurement**. Hampshire, UK: Gower Publishing Limited. 2006.

HOLANDA, Sandra Maria Monteiro. **Os antecedentes da lealdade no contexto bancário: um estudo com clientes do segmento empresa**. 2008. 347f. Tese (Doutorado em Economia) – Universidade de Coimbra, Coimbra, 2008.

HOLTROP, N., WIERINGA, J., GIJSENBERG, M., VERHOEF, P. No future without the past? Predicting churn in the face of customer privacy. **International Journal of Research in Marketing**, v. 34, p.154–172, 2017.

HUGHES, A. M. Churn reduction in the telecom industry. **Database Marketing Institute**, Fort Lauderdale, 2010. Disponível em: <http://www.dbmarketing.com/2010/03/churn-reduction-in-the-telecom-industry/>. Acesso em: 15 maio 2021.

JACOB, J.; KYNER, D. Brand loyalty vs. repeat purchasing behavior. **Journal of Marketing Research**, [S. l.], v. 10, fev. 1973.

JOHNSON, M. D.; NADER, G.; FORNELL, C. Expectations, perceived performance, and customer satisfaction for a complex service: The case of bank loans. **Journal of Economic Psychology**, v. 17, n. 2, p. 163-182, 1996.

KAKWANI, N; NERI, M. C; SON, H. Linkages between pro-poor growth, social programs and labor market: the recent Brazilian experience. **World Development**, [S.l.], v. 38, n. 6, p. 881-884, 2010.

KEAVENEY, S. M. Customer switching behavior in service industries: an exploratory study. **Journal of Marketing**, [S. l.], v. 59, n. 2, p. 71-82, 1995.

KHOA, B.T. The antecedents of relationship marketing and customer loyalty: A case of the designed fashion product. **The Journal of Asian Finance, Economics, and Business**, v. 7, n. 2, p. 195-204, 2020.

KOVACS, G.; KOT, S. New logistics and production trends as the effect of global economy changes. **Polish Journal of Management Studies, Czestochowa Technical University, Department of Management**, [S. l.], v. 14, n. 2, p. 115-126, dez, 2016.

KUMAR, V.; BHAGWT, Y.; ZHANG, X. Regaining “lost” customers: the predictive power of first-lifetime behavior, the reason for defection, and the nature of the win-back offer. **Journal of Marketing**, [S.l.], v. 79, n. 4, p. 34-55, 2015.

KURTZ, D. L; CLOW, K. E. **Services marketing**. New York: John Wiley & Sons, 1998.

- LANGLEY, P.; RIEPLE, A. Incumbents' capabilities to win in a digitised world: The case of the fashion industry. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 167, p. 120718, 2021.
- LAZAROV, V.; CAPOTA, M. **Churn prediction, business analytics course**. Munique: TUM Computer Science, 2007.
- LEJEUNE, M. Measuring the impact of data mining on churn management. **Internet Research**, v. 11, n. 6, p. 375-387, 2001.
- LI, X. Loyalty regardless of brands? Examining three nonperformance effects on brand loyalty in a tourism context. **Journal of Travel Research**, [S.l.], v. 49, n. 3, p. 323-336, 2010.
- LOPES, L.; BRITO, C.; ALVES, H. Lost and win-back customers: towards a theoretical framework of Customer Relationship Reactivation. In: CONFERENCE-MARKETING TO CITIZENS-GOING BEYOND CUSTOMERS AND CONSUMERS, 4., 2012. [S.l.]. **Anais...** [S.l.]: ISCTE, 2012.
- MALHOTRA, N. **Pesquisa de marketing: uma orientação aplicada**. Porto Alegre: Bookman, 2020.
- MEYER, C.; SCHWAGER, A. Understanding customer experience. **Harvard Business Review**, [S.l.], v. 85, n. 2, p. 1-11, 2007.
- MECHINDA, P; SERIRAT, S; GULID, N. An examination of tourists' attitudinal and behavioral loyalty: comparison between domestic and international tourists. **Journal of Vacation Marketing**, [S.l.], v. 15, n. 2, p. 129-148, 2009.
- MICHAELIS. 2018. Disponível em: <https://michaelis.uol.com.br/busca?id=ok0vq>. Acesso em: 10 jul. 2021.
- MIGUEL, T. **Aprenda Data Science, Árvore de Decisão, Machine Learning**. 2021. Disponível em: <https://aprenderdatascience.com/arvore-de-decisao-machine-learning/>. Acesso em: 10 nov. 2021.
- MOREIRA, J. R. M.; ALVES, S. G. Fatores determinantes da lealdade dos consumidores: estudo aplicado ao setor da moda. **Escola Superior de Gestão**, v. 13, p. 83-98, 2016.
- MOWEN, J. C.; MINOR, M. S. **Comportamento do consumidor**. Tradução de Vera Jordan. São Paulo: Prentice-Hall, 2003.
- NEAL, W. D. Satisfaction is nice, but value drives loyalty. **Marketing Research**, [S.l.], v. 11, p. 20-23, spring 1999.
- NESLIN, S.A. *et al.* Defection Detection: Measuring and Understanding the Predictive Accuracy of Customer Churn Models. **Journal of Marketing Research**, [S.l.], v. 43, n. 2, p. 204-211, 2006.
- OLIVER, R. L. Whence Consumer Loyalty? **Jornal de Marketing**, [S.l.], v. 63, n. 4, p. 33-44, 1999.

PRADO, P. H. M. **A avaliação do relacionamento sob a ótica do cliente**: um estudo em bancos de varejo. 2004. 480 f. Tese (Doutorado em Administração) – Escola de Administração de Empresas da Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2004.

QIAN, Z.; JIANG, W.; TSUI, K. Churn detection via customer profile modelling. **International Journal of Production Research**, v. 44, n. 14, p. 2913–2933, 2006.

QUINLAN, J. **C4.5**: programs for machine learning. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1993.

REICHHELD, F. F.; TEAL, T. **The loyalty effect**: The hidden force behind growth, profits and lasting. Boston: Harvard Business School Publications, 1996.

REICHHELD, F.F. The one number you need to grow. **Harvard business review**, v. 81, n. 12, p. 46-55, 2003.

REINARTZ, W. J.; KUMAR, V. On the profitability of long-life customers in a noncontractual setting: An empirical investigation and implications for marketing. **Journal of marketing**, v. 64, n. 4, p. 17-35, 2000.

ROOS, I. Switching processes in customer relationships. **Journal of Service Research**, [S.l.], v. 2, n. 1, p. 376-93, 1999.

ROOS, I. Methods of investigating critical incidents. **Journal of Service Research**, [S.l.], v. 4, n. 3, p. 193-204, 2002.

ROOS, I.; EDVARDSSON, B.; GUSTAFSSON, A. Customer switching patterns in competitive and noncompetitive service industries. **Journal of Service Research**, [S.l.], v. 6, n. 3, p. 256-71, 2004.

SCHMITTLEIN, D. C.; MORRISON, D. G.; COLOMBO, R. Counting your customers: Who-are they and what will they do next?. **Management science**, v. 33, n. 1, p. 1-24, 1987.

SHETH, J. N.; MITTAL, B. I.; NEWMAN, B. **Comportamento do cliente**: indo além do comportamento do consumidor. São Paulo: Atlas, 2001.

SHAH, J.D.; SHAH, F.D.; RAHEVAR, M. Customer Churn prediction analysis. **International Journal of Computer Applications**, [S. l.], v. 182, n. 29, nov. 2018.

SINGH, S.; SIRDESHMUKH, D. Agency and trust mechanisms in consumer satisfaction and loyalty judgments. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 28, n.1, p. 150-167, 2000.

STAUSS, B.; FRIEGE, C. Regaining service customers costs and benefits of regain management. **Journal of Service Research**, [S. l.], v. 1, n. 4, 1999.

STERTER, B. Time Warner Cable Tries to Win Back Ex-Subscribers. **New York Times**. 2013. Disponível em: <https://www.nytimes.com/2013/01/21/business/media/time-warner-cable-ad-campaign-aims-at-regaining-customers.html>. Acesso em: 24 jan. 2022.

TAMADDONI, A., STAKHOVYCH, S., EWING, M. . Comparing Churn Prediction Techniques and Assessing Their Performance. **Journal of Service Research**, [S.l.], v.19, n.2, p. 123-141, 2016.

TOKMAN, M.; DAVIS, L.M.; LEMON, K.N. The WOW factor: creating value through win-back offers to reacquire lost customers. **Journal of Retailing**, [S.l.], v. 83, n. p. 1-10, 2007.

TUCKER, W.T. Teh development of brand loyalty. **Journal of Marketing Research**, [S.l.], v. 1, p. 32-35, aug. 1964.

UMASHANKAR, N.; WARD, M. K.; DAHL, D. W. The benefit of becoming friends: complaining after service failures leads customers with strong ties to increase loyalty. **Journal of Marketing**, [S.l.], v. 81, n. 6, p. 79-98, 2017.

VALOR INVEST. **Com crescimento do mercado de moda surgem oportunidades para empreender**. 2021. Disponível em: <https://valorinveste.globo.com/blogs/seu-negocio/post/2021/08/com-crescimento-do-mercado-de-moda-surgem-oportunidades-para-empreender.ghml>. Acesso em: 05 ago. 2021.

VERBEKE, Wouter *et al.* Building comprehensible customer churn prediction models with advanced rule induction techniques. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 3, p. 2354-2364, 2011.

VERBEKE, W. et al. New insights into churn prediction in the telecommunication sector: A profit driven data mining approach. **European journal of operational research**, v. 218, n. 1, p. 211-229, 2012.

HALLOWELL, R. The relationships of customer satisfaction, customer loyalty, and profitability: An Empirical Study. **International Journal of Service Industry Management**, v. 7, n. 4, p. 27- 42.

WIID, J.; DIGGINES, C. **Marketing research**. [S.l.]: Juta and Company ltd, Cape Town 2010.

WU, C.; CHEN, H. Counting your customers: Compounding customer's in-store decisions, interpurchase time and repurchasing behavior. **European Journal of Operational Research**, v. 127, n. 1, p. 109-119, 2000.