



UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO - UFOP
ESCOLA DE MINAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO



LUIZ OTÁVIO BATISTA GOMES RIBEIRO

**APLICAÇÃO DA ANÁLISE RFV PARA SEGMENTAÇÃO DE CLIENTES: UM
ESTUDO DE CASO EM UM E-COMMERCE DE MODA**

OURO PRETO - MG
2026

LUIZ OTAVIO BATISTA GOMES RIBEIRO

**APLICAÇÃO DA ANÁLISE RFV PARA SEGMENTAÇÃO DE CLIENTES: UM
ESTUDO DE CASO EM UM E-COMMERCE DE MODA**

Monografia apresentada ao Curso de Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para a obtenção do título de Engenheiro de Produção.

Orientador: Prof. Helton Cristiano Oliveira e Gomes

**OURO PRETO – MG
2026**



FOLHA DE APROVAÇÃO

Luiz Otávio Batista Gomes Ribeiro

Aplicação da Análise RFV Para Segmentação de Clientes: Um Estudo de Caso em Um E-Commerce de Moda

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Produção da Universidade Federal de Ouro Preto como requisito parcial para obtenção do título de Engenharia de Produção.

Aprovada em 29 de julho de 2026.

Membros da banca

Doutor - Helton Cristiano Oliveira e Gomes - Orientador - Universidade Federal de Ouro Preto
Mestre - Cristiano Luís Turbino de França e Silva - Universidade Federal de Ouro Preto
Engenheiro Mestrando PPGE - Daniel Lucas Santos Rocha - Universidade Federal de Ouro Preto

Helton Cristiano Oliveira e Gomes, orientador do trabalho, aprovou a versão final e autorizou seu depósito na Biblioteca Digital de Trabalhos de Conclusão de Curso da UFOP em 29/07/2026.



Documento assinado eletronicamente por **Helton Cristiano Oliveira e Gomes, PROFESSOR DE MAGISTERIO SUPERIOR**, em 29/07/2026, às 09:07, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufop.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **1148864** e o código CRC **C8829A8E**.

À minha família pelo amor, apoio e confiança.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, à minha família, em especial aos meus avós, Marta Ferreira Batista Gomes e Jonas de Paula Gomes. Meu avô, embora não esteja mais entre nós neste momento, segue presente em tudo aquilo que construí e conquistei até aqui. Foram as duas pessoas que mais lutaram para que eu tivesse oportunidades e pudesse alcançar meus objetivos, e a eles devo grande parte de tudo o que sou e do que conquistei em minha vida.

À minha mãe, Alene Batista Gomes, por estar ao meu lado em todos os momentos, oferecendo apoio, incentivo e amor incondicional ao longo de toda a minha trajetória.

À minha tia e madrinha, Leila Batista Gomes, por todo o carinho, apoio e dedicação, sendo também, em muitos momentos, uma segunda mãe para mim durante essa caminhada.

Ao meu padrinho e tio, Marlus, por ser um exemplo de que o estudo e a dedicação são caminhos capazes de transformar vidas e tornar possíveis grandes conquistas.

Ao meu pai, Deybson Geraldo Batista Ribeiro, por todo o apoio, incentivo e companheirismo ao longo dessa jornada. Estendo também meus agradecimentos a toda a minha família paterna, incluindo meus avós, tios, tias, primos e primas, pelo carinho e pela torcida constante pelo meu sucesso.

A todos os companheiros e companheiras que conheci durante a graduação, que compartilharam comigo desafios, aprendizados e momentos inesquecíveis. Com vocês, essa jornada se tornou muito mais leve e especial. Sou profundamente grato pelas amizades construídas e espero levá-las para toda a vida.

Ao meu orientador, Professor Helton Cristiano Gomes, pela paciência, disponibilidade e dedicação durante nossas orientações, sempre se mostrando disposto a ajudar e contribuir para o desenvolvimento deste trabalho.

Por fim, agradeço à Universidade Federal de Ouro Preto e, em especial, à Escola de Minas, por proporcionarem alguns dos anos mais enriquecedores da minha vida, tanto no âmbito acadêmico quanto no pessoal. Levo comigo os conhecimentos adquiridos, as experiências vividas e as pessoas que fizeram parte dessa trajetória.

RESUMO

O crescimento acelerado do comércio eletrônico tem ampliado a disponibilidade de dados transacionais, criando oportunidades para que as organizações compreendam o comportamento de seus clientes e tomem decisões estratégicas baseadas em evidências. Nesse contexto, a segmentação de clientes destaca-se como uma ferramenta importante para identificar diferentes perfis de consumo e direcionar ações de marketing de forma mais eficiente. O presente estudo teve como objetivo aplicar a metodologia RFV (Recência, Frequência e Valor Monetário) para segmentar a base de clientes de um e-commerce do setor de moda, visando identificar diferentes perfis comportamentais e apoiar a tomada de decisão baseada em dados. A pesquisa caracterizou-se como um estudo de caso de natureza aplicada e abordagem quantitativa, utilizando uma base de 53.181 pedidos válidos distribuídos entre 39.416 clientes, referentes ao período de junho de 2022 a junho de 2024. O tratamento dos dados e o cálculo das métricas RFV foram realizados por meio do Google BigQuery, com atribuição de scores de 1 a 5 por quintis. Devido à elevada concentração de clientes com apenas uma compra (81,15% da base), foi proposta uma adaptação metodológica consistente na criação de uma métrica composta $(F+V)/2$, visando ampliar a capacidade de diferenciação entre os segmentos. Os resultados evidenciaram forte concentração de receita, com os segmentos Campeões e Clientes Fiéis representando aproximadamente 25% da base e respondendo por cerca de 45% do faturamento. O segmento Em Risco, com 24,90% dos clientes, sinalizou a necessidade de ações urgentes de reativação. Conclui-se que a metodologia RFV mostrou-se eficaz como instrumento de apoio à tomada de decisão, permitindo transformar dados transacionais em informações estratégicas para ações de retenção, fidelização e priorização de clientes.

Palavras-chave: Segmentação de clientes; RFV; Comércio eletrônico; Tomada de decisão baseada em dados; CRM.

ABSTRACT

The accelerated growth of e-commerce has expanded the availability of transactional data, creating opportunities for organizations to understand customer behavior and make evidence-based strategic decisions. In this context, customer segmentation stands out as an important tool for identifying different consumption profiles and directing marketing actions more efficiently. This study aimed to apply the RFM (Recency, Frequency, and Monetary) methodology to segment the customer base of a fashion e-commerce, aiming to identify different behavioral profiles and support data-driven decision-making. The research was characterized as an applied case study with a quantitative approach, using a database of 53,181 valid orders distributed among 39,416 customers, referring to the period from June 2022 to June 2024. Data processing and RFM metrics calculation were performed using Google BigQuery, with scores from 1 to 5 assigned by quintiles. Due to the high concentration of customers with only one purchase (81.15% of the base), a methodological adaptation was proposed consisting of a composite metric $(F+M)/2$, aiming to increase the differentiation capacity between segments. The results showed a strong revenue concentration, with the Champions and Loyal Customers segments representing approximately 25% of the base and accounting for about 45% of revenue. The At-Risk segment, with 24.90% of customers, signaled the need for urgent reactivation actions. It was concluded that the RFM methodology proved effective as a decision-making support tool, allowing the transformation of transactional data into strategic information for customer retention, loyalty, and prioritization actions.

Palavras-chave: Customer segmentation; RFM; E-commerce; Data-driven decision-making; CRM.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Distribuição de clientes por segmento.....	29
Figura 2 - Participação de clientes vs. receita por segmento.....	30
Figura 3 - Concentração de receita por segmento (Pareto).....	32
Figura 4 - Ticket médio por segmento.....	33

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Ciclo de decisão baseada em dados para aplicação RFV.....	24
Tabela 2 - Regras de classificação dos segmentos RFV.....	27
Tabela 3 - Estatísticas descritivas da base de clientes.....	28
Tabela 4 - Exemplo de leitura Pareto aplicada à carteira de clientes.....	31

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	11
1.1 Formulação do Problema.....	12
1.2 Justificativa.....	12
1.3 Objetivos.....	13
1.3.1 Objetivo Geral.....	13
1.3.2 Objetivos Específicos.....	13
1.4 Estrutura do Trabalho.....	14
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	15
2.1. Gestão de Relacionamento com o Cliente (CRM).....	15
2.2. Segmentação de Mercado.....	16
2.3. O Princípio de Pareto (Lei 80/20).....	18
2.4. Tomada de Decisão Baseada em Dados.....	20
2.5. Metodologia RFV.....	22
2.5.1 Recência.....	22
2.5.2. Frequência.....	22
2.5.3 Valor Monetário.....	22
2.5.4 Aplicações do RFV.....	22
3 METODOLOGIA.....	23
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	26
4.1 Distribuição dos Segmentos.....	27
4.2 Concentração de Receita.....	28
4.3 Segmentos Prioritários e Recomendações Estratégicas.....	29
4.4 Discussão Integrada.....	30
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	30

1 INTRODUÇÃO

O comércio eletrônico brasileiro apresentou crescimento expressivo nos últimos anos, com o faturamento do setor passando de R\$ 89,96 bilhões em 2019 para R\$ 204,27 bilhões em 2024, mais que dobrando de tamanho em um período de cinco anos (ABIACOM, 2025). Esse cenário, impulsionado também pela aceleração digital decorrente da pandemia, aumentou a necessidade das organizações por um melhor entendimento de seus clientes, além de fazer uso estratégico de suas informações. Com isso, a quantidade de dados transacionais cria uma oportunidade para entender melhor o comportamento de compra, diferenciar perfis de consumidores e apoiar a tomada de decisões estratégicas relacionadas ao marketing e ao relacionamento com os clientes.

Atualmente, a utilização de dados tem se tornado cada vez mais importante para apoiar a tomada de decisões nas organizações. A análise dessas informações permite identificar padrões, compreender melhor diferentes situações e definir estratégias de maneira mais eficiente. Nesse contexto, a segmentação de clientes é uma prática que contribui para o desenvolvimento de ações de marketing mais direcionadas. Ao agrupar consumidores com características semelhantes, as empresas conseguem oferecer produtos, serviços e comunicações mais adequados às necessidades de cada público, favorecendo a satisfação dos clientes e melhores resultados para o negócio. As técnicas de segmentação destacam-se ao possibilitar a identificação de grupos que apresentam comportamentos semelhantes, o que permite que as empresas dirijam seus esforços de forma mais eficiente.

Dentre as abordagens aplicadas para esse fim, temos a metodologia RFV (Recência, Frequência e Valor Monetário), que é utilizada para a segmentação de clientes com base no histórico de compra. A análise conjunta dessas três métricas permite que as organizações classifiquem os clientes com base em seus comportamentos de compra, definindo quem são os clientes de maior valor para uma organização, consumidores com potencial de expansão e grupos que apresentam risco de churn, oferecendo suporte para a compreensão do comportamento de compra e no auxílio à tomada de decisão.

Diante desse cenário, o presente trabalho utiliza a metodologia RFV com dados reais de um e-commerce de moda, com o objetivo de segmentar sua base de clientes e examinar os distintos perfis identificados. O estudo surgiu a partir de uma necessidade

prática identificada em um projeto realizado no âmbito profissional, em que se buscava compreender o perfil da base de compradores e direcionar estratégias de relacionamento de forma mais eficiente. Devido a acordos de confidencialidade, a empresa não é identificada, sendo referida apenas como um e-commerce do setor de moda. Prevê-se que os resultados ajudem a evidenciar o potencial da análise RFV como uma ferramenta de suporte à decisão baseada em dados, no segmento do comércio eletrônico.

1.1 Formulação do Problema

O comércio eletrônico gera diariamente um grande volume de dados relacionados ao comportamento de compra dos consumidores. Entretanto, a simples disponibilidade dessas informações não garante sua utilização como suporte à tomada de decisão. Extrair informações a partir de grandes volumes de dados que agreguem valor de maneira assertiva na tomada de decisão pode se tornar um desafio.

Nesse contexto, métodos de segmentação baseados em dados tornam-se relevantes por possibilitarem a identificação de diferentes perfis de consumidores a partir do histórico de compras, ajudando a empresa a entender quais clientes abordar numa campanha com um objetivo específico. Entre essas abordagens de segmentação de clientes, a metodologia RFV destaca-se por utilizar indicadores de recência, frequência e valor monetário para classificar clientes conforme seu comportamento de consumo.

Dessa forma, o presente trabalho busca responder à seguinte questão de pesquisa:

Como a aplicação da metodologia RFV pode contribuir para a segmentação de clientes e para o apoio à tomada de decisão em um e-commerce de moda?

1.2 Justificativa

A crescente competitividade do comércio eletrônico tem tornado cada vez mais importante a compreensão do comportamento dos consumidores, permitindo que as organizações direcionem suas ações de forma mais estratégica. Com isso, a segmentação de clientes destaca-se como uma ferramenta relevante para apoiar a tomada de decisão, possibilitando a identificação de diferentes perfis de compra a partir de dados transacionais.

Dentre as abordagens existentes, a metodologia RFV apresenta-se como uma alternativa de fácil implementação e interpretação, capaz de transformar dados históricos de compra em informações úteis para a tomada de decisão. A identificação de clientes mais e menos valiosos atende a múltiplos objetivos, um deles se trata da retenção de clientes ativos na base de dados e da reativação de clientes já inativos. Assim, a aplicação dessa metodologia com dados reais de um e-commerce de moda contribui tanto para a compreensão do comportamento dos clientes quanto para a discussão do potencial do RFV como ferramenta de apoio à tomada de decisão.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo Geral

Aplicar a metodologia RFV para segmentar clientes de um e-commerce de moda, identificando diferentes perfis de comportamento de compra para apoiar estratégias de relacionamento, melhor desempenho das ações de marketing e tomada de decisão baseada em dados.

1.3.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos foram:

- Extrair e tratar os dados históricos transacionais dos clientes do e-commerce analisados.
- Calcular as métricas de Recência, Frequência e Valor Monetário, classificando os clientes em segmentos distintos.
- Analisar as características e a contribuição de cada segmento em relação ao comportamento de compra e à geração de receita.
- Discutir o potencial da metodologia RFV como ferramenta de apoio à tomada de decisão baseada em dados no contexto do comércio eletrônico.

1.4 Estrutura do Trabalho

Este trabalho está estruturado em cinco capítulos. O primeiro capítulo apresenta a introdução, a formulação do problema, a justificativa, os objetivos e a estrutura do trabalho.

O segundo capítulo apresenta o referencial teórico, abordando os principais conceitos relacionados à gestão do relacionamento com clientes (CRM), segmentação de mercado, princípio de Pareto, tomada de decisão baseada em dados e metodologia RFV.

O terceiro capítulo descreve os procedimentos metodológicos adotados na pesquisa, contemplando a caracterização do estudo, a base de dados utilizada, as etapas de tratamento das informações e a aplicação da metodologia RFV.

O quarto capítulo apresenta os resultados obtidos com a aplicação da metodologia, bem como a análise e discussão dos segmentos identificados e das métricas calculadas.

Por fim, o quinto capítulo reúne as conclusões do estudo, destacando as principais contribuições da pesquisa, suas limitações e sugestões para trabalhos futuros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. Gestão de Relacionamento com o Cliente (CRM)

A Gestão do Relacionamento com o Cliente (CRM) refere-se a uma estratégia de negócios utilizada pelas organizações com o objetivo de gerenciar, analisar e aprimorar o relacionamento com seus clientes ao longo do tempo (GREENBERG, 2010). Esse tem como foco central a compreensão do comportamento do consumidor, buscando aumentar a satisfação, a fidelização e o valor do cliente para a empresa.

Diferentemente de uma abordagem puramente transacional, o CRM enfatiza a construção de relacionamentos de longo prazo com os clientes. Para isso, utiliza a coleta, organização e análise de dados sobre o comportamento dos consumidores, permitindo compreender melhor suas necessidades e apoiar decisões de marketing mais assertivas, contribuindo para o aumento da retenção de clientes e da lucratividade da organização (KOTLER; KELLER, 2012).

Dentro de um mercado altamente competitivo, a retenção torna-se um pilar de sustentabilidade financeira. Segundo Kotler e Keller (2012), atrair novos clientes pode custar até cinco vezes mais do que manter um já existente. Nesse sentido, o CRM deixa de ser apenas uma ferramenta de suporte para se tornar uma estratégia de otimização de recursos.

O uso correto de um sistema de CRM possibilita às empresas uma melhor administração da sua base de clientes, ajudando a prever seus comportamentos, favorecendo a adaptação a novos desafios e a definição de futuras estratégias de marketing. (HANAYSHA; MEHMOOD, 2022)

Dentro do escopo do CRM, destaca-se o segmento analítico, que se concentra na captação, armazenamento, acesso, e análise dos dados dos clientes. Para esse fim, organizações desenvolvem ou utilizam sistemas e aplicativos específicos, os quais proporcionam vantagens não apenas na gestão e no tratamento das informações, mas também na capacidade de personalizar o uso dos dados, contribuindo para decisões estratégicas mais assertivas. (GREENBERG, 2010)

Segundo Klein (2004), os aplicativos de CRM foram divididos em três categorias: o CRM operacional, responsável pela automação dos processos de relacionamento com o cliente, como vendas, marketing e serviços; o CRM colaborativo,

que trata da automação, integração e colaboração entre os diferentes canais de interação com o cliente; e o CRM analítico, que tem como principal função a análise do desempenho estratégico e tático da organização. O CRM analítico integra práticas e ferramentas de inteligência de negócios (Business Intelligence), permitindo a transformação de dados de clientes em informações relevantes para a tomada de decisão. Neste contexto, o CRM analítico é o foco deste estudo, uma vez que modelos como o RFV são amplamente utilizados para analisar o comportamento de compra dos clientes e apoiar estratégias de segmentação e relacionamento.

2.2. Segmentação de Mercado

Segundo Clarke *et al.* (2024), a segmentação de mercado constitui uma importante prática gerencial voltada à criação de valor tanto para os clientes quanto para as organizações. Os autores destacam que mercados são compostos por consumidores com características, necessidades e comportamentos distintos, tornando ineficiente a adoção de estratégias uniformes para toda a base de clientes. Nesse contexto, a segmentação permite identificar grupos relativamente homogêneos, possibilitando o desenvolvimento de ações mais direcionadas e alinhadas às particularidades de cada segmento.

Essa abordagem contribui para uma melhor compreensão do mercado, auxiliando as organizações na definição de estratégias de marketing, relacionamento e retenção mais eficientes. Além disso, a segmentação favorece uma alocação mais adequada de recursos, uma vez que permite direcionar esforços para os grupos de clientes certos e com características e potenciais de valor semelhantes, evitando a aplicação de estratégias de marketing inadequadas para determinados perfis de consumidores.

Gomes e Meisen (2023) apontam que, a cada transação realizada, informações como produtos comprados, valores gastos e histórico de comportamento são registradas automaticamente, oferecendo às empresas uma base rica para compreender seus consumidores. Isso acaba tornando possível entender melhor o comportamento de seus clientes, podendo direcionar estratégias de marketing para grupos específicos e de forma mais precisa. Com isso, a análise RFV destaca-se como o método mais consolidado na literatura para representar o valor do cliente, sendo aplicável a praticamente qualquer tipo de dado transacional.

Segundo Christy *et al.* (2021), a segmentação comportamental baseia-se na análise das ações efetivamente realizadas pelos consumidores, permitindo agrupar clientes de acordo com seus padrões de interação e consumo. Diferentemente de abordagens fundamentadas apenas em características demográficas ou geográficas, esse tipo de segmentação considera comportamentos observados, como frequência de compra, valor gasto, preferências de produtos e nível de engajamento com a empresa.

A utilização de dados comportamentais possibilita uma compreensão mais precisa do relacionamento entre cliente e organização, uma vez que as decisões passam a ser baseadas em evidências concretas de consumo. Nessa perspectiva, informações provenientes do histórico de compras tornam-se importantes indicadores para identificar clientes com diferentes perfis de valor, potencial de crescimento ou risco de abandono. Com isso, a segmentação comportamental fornece informações relevantes para a definição de estratégias de marketing, retenção e fidelização mais aderentes à realidade observada na base de clientes.

Além da análise do comportamento de compra, a literatura destaca a importância da segmentação orientada por valor, que busca identificar o impacto econômico de cada cliente para a organização. Segundo Heldt *et al.* (2021), abordagens baseadas em valor permitem compreender que diferentes clientes contribuem de maneira distinta para os resultados da empresa, tornando necessária a adoção de estratégias compatíveis com o potencial de cada segmento.

A utilização de métricas relacionadas ao histórico de compras possibilita identificar clientes de alto valor, consumidores ocasionais e grupos com potencial de crescimento, contribuindo para uma alocação mais eficiente dos recursos organizacionais. Nesse contexto, a análise de dados transacionais assume papel relevante ao fornecer indicadores objetivos sobre o relacionamento dos clientes com a empresa.

O avanço das tecnologias de informação e o aumento da disponibilidade de dados têm transformado a forma como as organizações realizam a segmentação de clientes. Segundo Cruz e Rosário (2025), a tomada de decisão orientada por dados tem ganhado crescente relevância nas estratégias de marketing, permitindo que empresas

utilizem informações provenientes de diferentes fontes para compreender padrões de comportamento e apoiar ações mais assertivas.

A integração entre estratégias de CRM e técnicas de segmentação permite que as organizações compreendam seus clientes de forma mais aprofundada e direcionem ações compatíveis com as características de cada grupo. Nesse contexto, a segmentação de clientes desempenha um papel significativo na viabilização de estratégias de marketing personalizadas, aumentando a satisfação dos clientes e melhorando os resultados gerais dos negócios (BALBAL; BIRANT, 2026). Entre as abordagens mais utilizadas para segmentação comportamental baseada em dados transacionais destaca-se o modelo RFV, que combina indicadores relacionados ao comportamento de compra dos clientes para identificar diferentes perfis de relacionamento e valor. Dessa forma, o RFV apresenta-se como uma ferramenta capaz de apoiar estratégias de retenção, fidelização e priorização de clientes, sendo amplamente utilizado em ambientes orientados por dados.

2.3. O Princípio de Pareto (Lei 80/20)

O princípio de Pareto, também conhecido como regra 80/20, tem origem nos estudos do economista italiano Vilfredo Pareto, que observou uma concentração desigual da riqueza na sociedade. Ao longo do tempo, esse princípio passou a ser amplamente aplicado em diferentes áreas da administração e dos negócios, sendo utilizado para demonstrar que uma parcela relativamente pequena dos fatores analisados costuma ser responsável pela maior parte dos resultados obtidos.

A aplicação do princípio de Pareto no contexto do relacionamento com clientes está associada à observação de que nem todos os consumidores contribuem da mesma forma para os resultados organizacionais. Segundo Koch (2000), o princípio 80/20 diz que uma minoria de esforços e causas gera a maior parte dos resultados. Ou seja, em muitos casos, uma parcela reduzida da base de clientes é responsável por grande parte da receita, da lucratividade ou do valor gerado para a empresa. Essa característica evidencia a existência de uma distribuição desigual dos resultados, tornando relevante a identificação dos grupos de maior importância estratégica.

Segundo Heldt *et al.* (2021), a análise do valor gerado pelos clientes permite compreender que diferentes segmentos apresentam contribuições distintas para o crescimento organizacional. Nesse sentido, a identificação dos clientes de maior valor

torna-se fundamental para direcionar estratégias de retenção, fidelização e desenvolvimento de relacionamento. Dessa forma, o princípio de Pareto fornece uma importante base conceitual para compreender a concentração de valor existente nas carteiras de clientes e justificar a necessidade de abordagens de segmentação mais detalhadas.

Segundo Christy *et al.* (2021), a utilização de métricas relacionadas ao comportamento de compra possibilita identificar clientes com diferentes níveis de contribuição para a empresa. Essa diferenciação permite direcionar ações específicas para grupos de maior valor, bem como desenvolver estratégias voltadas para retenção, fidelização e aumento da recorrência de compra. Dessa forma, a análise da concentração de receita entre segmentos de clientes reforça a importância de métodos que permitam identificar e priorizar grupos com maior impacto nos resultados organizacionais.

Observa-se que a concentração de receita em uma parcela reduzida da base de clientes reforça a importância da segmentação como ferramenta de apoio à tomada de decisão. Entretanto, a interpretação dessa distribuição deve ser realizada com cautela, uma vez que fatores como sazonalidade, características do mercado e comportamento específico dos consumidores podem influenciar os resultados observados. Nesse sentido, a análise da concentração de valor não deve ser utilizada de forma isolada, mas combinada com outras métricas e conhecimentos do negócio, permitindo uma compreensão mais abrangente do relacionamento entre clientes e organização.

2.4. Tomada de Decisão Baseada em Dados

A tomada de decisão baseada em dados (*data-driven decision-making*) consiste na utilização sistemática de informações, métricas e evidências quantitativas para apoiar processos decisórios nas organizações (CRUZ; ROSÁRIO, 2025). Com o avanço das tecnologias de informação e o aumento da disponibilidade de dados, empresas de diferentes setores passaram a incorporar análises quantitativas em suas estratégias, reduzindo a dependência exclusiva de percepções subjetivas ou experiências individuais.

Segundo Petrescu e Krishen (2024), a crescente utilização de dados e ferramentas analíticas têm transformado a forma como as organizações conduzem suas atividades de marketing, permitindo uma compreensão mais precisa do comportamento

dos consumidores e dos resultados das ações implementadas. Nesse contexto, a tomada de decisão orientada por dados contribui para a identificação de oportunidades, redução de incertezas e desenvolvimento de estratégias mais alinhadas aos objetivos organizacionais.

A crescente disponibilidade de dados gerados por sistemas digitais tem ampliado significativamente a capacidade das organizações de compreender seus clientes e apoiar decisões estratégicas. Segundo Cruz e Rosário (2025), a abordagem orientada por dados caracteriza-se pela utilização de informações provenientes de diferentes fontes para identificar padrões, tendências e oportunidades que contribuam para a melhoria das decisões organizacionais.

A tomada de decisão baseada em dados não se limita à coleta de informações, mas envolve um processo contínuo de transformação dos dados em conhecimento aplicável ao contexto organizacional. Segundo Mathrani e Mathrani (2013), um dos principais desafios do processo de transformação de dados consiste em extrair inteligência a partir de grandes volumes de dados e conectá-la ao processo de geração de valor organizacional.

A análise de dados fornece aos tomadores de decisão insights e conhecimentos essenciais, constituindo um importante instrumento para a construção de vantagens competitivas sustentáveis (DAHIYA *et al.*, 2021). Nesse sentido, a retenção de clientes representa um tema central nas decisões gerenciais e de marketing das organizações. Ela é crescentemente apoiada por modelos analíticos capazes de prever o comportamento dos consumidores e identificar clientes com diferentes níveis de lucratividade (LARIVIÈRE; VAN DEN POEL, 2005). Dessa forma, a tomada de decisão baseada em dados integra o processo estratégico das organizações, apoiando ações de segmentação e relacionamento com clientes, contexto no qual o modelo RFV se apresenta como uma das ferramentas mais consolidadas para transformar dados transacionais em conhecimento aplicável.

2.5. Metodologia RFV

A metodologia RFV ganhou grande popularidade na década de 1990 com os trabalhos de Arthur Hughes em marketing de banco de dados. Segundo Gomes e Meisen (2023), que definem a análise RFV com base em Hughes (1994), a RFV é, de

longe, o método de seleção de atributos mais popular na literatura, sendo aplicável a praticamente qualquer tipo de dado transacional.

Esse tipo de análise tem se mostrado uma técnica eficaz para compreender o valor e o comportamento do cliente em marketing *analytics* (BALBAL; BIRANT, 2026). Christy *et al.* (2021) destacam que a segmentação baseada em dados comportamentais é amplamente utilizada por estar disponível e evoluir continuamente com o tempo e o histórico de compras do cliente. Essa característica torna o RFV particularmente adequado ao contexto do comércio eletrônico, onde cada transação realizada gera registros que podem ser transformados em insumos estratégicos.

O modelo sintetiza o histórico de interações do consumidor em três dimensões fundamentais, recência, frequência e valor monetário, permitindo que as organizações identifiquem padrões de relacionamento, risco de abandono e potencial de geração de receita. Em estratégias de marketing, é de grande dúvida para a empresa quais clientes abordar numa campanha, ou quais clientes apresentam maiores chances de churn (PINHO, 2009). Para responder a isso, muitos pesquisadores têm recorrido a informações de recência, frequência e valor do cliente durante o desenvolvimento de informações valiosas (PINHO, 2009). Dessa forma, o RFV transforma registros de transações em informações estratégicas, apoiando a definição de estratégias de marketing, retenção e relacionamento mais direcionadas e integrando-se ao contexto de CRM e à tomada de decisão baseada em dados discutidos nas seções anteriores.

2.5.1 Recência

A Recência (R) refere-se ao tempo decorrido desde a última atividade ou compra do cliente. Segundo Hughes (1994 *apud* GOMES; MEISEN, 2023), a recência está relacionada ao tempo da última atividade do usuário, como uma compra. Essa dimensão é fundamental para avaliar o nível de engajamento atual do consumidor com a empresa, uma vez que clientes que realizaram compras mais recentemente tendem a apresentar maior probabilidade de novas transações. Christy *et al.* (2021) atribuem pontuações de 5 a 1 para a recência, de modo que clientes com menor número de dias desde a última compra recebem as maiores pontuações, indicando um relacionamento mais ativo. Na prática, a recência funciona como um indicador de risco, ou seja, clientes com baixa recência podem estar em processo de abandono, sinalizando a necessidade de ações de reativação antes que o relacionamento seja perdido definitivamente.

2.5.2. Frequência

A Frequência (F) descreve a regularidade com que o cliente interage ou realiza compras em um determinado período (HUGHES, 1994 *apud* GOMES; MEISEN, 2023). Essa métrica é um indicador direto da lealdade e do hábito de consumo do cliente, permitindo distinguir compradores recorrentes daqueles que realizam transações de forma eventual ou isolada. Christy *et al.* (2021) destacam que a análise combinada da frequência com as demais dimensões do RFV permite identificar clientes com maior potencial de lucratividade, uma vez que os *scores* RFV variam de 555 (clientes mais valiosos) a 111 (clientes de menor contribuição). No contexto do comércio eletrônico, a frequência assume particular relevância, pois plataformas digitais facilitam a repetição de compras e permitem acompanhar a evolução do relacionamento do cliente ao longo do tempo. No entanto, em mercados com baixa recorrência de compra, como no varejo de moda, a frequência pode apresentar baixa variabilidade entre os clientes, o que exige adaptações metodológicas para garantir a eficácia da segmentação, como a combinação com outras dimensões do modelo.

2.5.3 Valor Monetário

O Valor Monetário (V) mede o total de recursos financeiros gastos pelo cliente em suas transações durante o período analisado (HUGHES, 1994 *apud* GOMES; MEISEN, 2023). Essa dimensão quantifica a contribuição econômica do consumidor para a organização e é amplamente utilizada como indicador do potencial de geração de receita. Heldt *et al.* (2021) destacam que o valor gerado pelos clientes costuma apresentar forte concentração em uma parcela reduzida da base, evidenciando que diferentes clientes contribuem de maneira distinta para o desempenho financeiro da empresa. Segundo os autores, o valor esperado da empresa é quase inteiramente dependente do grupo de clientes mais valiosos, o que reforça a importância de identificar e priorizar esses segmentos. Na aplicação do modelo RFV, Christy *et al.* (2021) atribuem pontuações superiores aos clientes com maiores valores monetários, permitindo que a empresa reconheça e valorize os consumidores de maior impacto econômico. Essa diferenciação suporta decisões estratégicas de retenção, fidelização e alocação de recursos, garantindo que os esforços de marketing sejam proporcionais ao potencial de retorno de cada grupo.

2.5.4 Aplicações do RFV

A metodologia RFV tem sido bastante aplicada na literatura acadêmica em diferentes contextos e com distintos objetivos. Segundo Gomes e Meisen (2023), que conduziram uma revisão sistemática sobre segmentação de clientes, a análise RFV é empregada em 80% dos estudos que utilizam métodos de seleção de atributos, sendo o *K-Means* o algoritmo de agrupamento mais frequentemente combinado a ela. Os autores ressaltam ainda que, em diversos trabalhos, o modelo RFV tradicional é estendido por meio de atributos adicionais, demonstrando sua flexibilidade e capacidade de adaptação a diferentes contextos de aplicação.

Christy et al. (2021) aplicaram a metodologia RFV combinando a atribuição de scores por quintis com algoritmos de agrupamento, como *K-Means* e *Fuzzy C-Means*, com o objetivo de identificar clientes de maior potencial de lucratividade. Os autores demonstraram que a segmentação baseada em RFV permite classificar clientes em grupos com características semelhantes, variando de 555 (clientes mais valiosos) a 111 (clientes de menor contribuição), possibilitando que as empresas direcionem seus recursos de marketing de forma mais eficaz para os clientes que geram maior retorno.

Heldt et al. (2021) propuseram uma extensão do modelo RFV tradicional, denominada RFM/P, que integra a perspectiva do cliente e do produto para estimar o valor global do cliente. Os autores demonstraram que o valor gerado pelos clientes costuma apresentar forte concentração em uma parcela reduzida da base, evidenciando que diferentes clientes contribuem de maneira distinta para o desempenho financeiro da empresa. Esse achado reforça a importância de abordagens de segmentação capazes de identificar e priorizar os clientes de maior impacto econômico.

Pinho (2009) utilizou a análise RFV em conjunto com algoritmos genéticos para prever o comportamento de evasão de clientes, destacando que a discriminação entre clientes mais e menos valiosos atende a múltiplos objetivos, indo ao encontro da retenção de clientes ativos como consequência do aumento da duração do tempo de vida do cliente. Mais recentemente, Balbal e Birant (2026) integraram a análise RFV com redes neurais convolucionais (CNN), propondo o modelo RFM-Net, que classifica clientes em segmentos estratégicos como Campeões, Clientes Fiéis, Em Risco e Hibernando, com precisão de 94,33%, demonstrando o potencial da combinação entre RFV e técnicas avançadas de aprendizado de máquina.

Em conjunto, os estudos revisados demonstram que a metodologia RFV, embora originalmente proposta como um modelo simples de pontuação, tem sido adaptada, estendida e combinada com técnicas computacionais avançadas em diferentes contextos de aplicação. Essa versatilidade justifica sua escolha como instrumento central de análise no presente estudo, uma vez que o modelo se mostra capaz de transformar dados transacionais em informações estratégicas para a tomada de decisão, inclusive em cenários com características específicas, como a baixa recorrência de compras observada no varejo de moda online.

3 METODOLOGIA

Este estudo caracteriza-se como uma pesquisa aplicada, de abordagem quantitativa (PRODANOV; FREITAS, 2013), conduzida por meio de um estudo de caso (YIN, 2015) em um e-commerce do setor de moda. A pesquisa foi motivada por uma demanda real da organização, que buscava entender o comportamento de sua base de clientes e identificar oportunidades de segmentação. Ela busca aplicar a metodologia RFV, considerada por Gomes e Meisen (2023) o método de representação de clientes mais popular na literatura, com o objetivo de segmentar clientes e apoiar a tomada de decisão estratégica baseada em dados.

O processo analítico adotado neste estudo seguiu um ciclo de decisão baseado em dados, cujas etapas são descritas na Tabela 1.

Tabela 1 - Ciclo de decisão baseada em dados para aplicação RFV

Etapas	Procedimento analítico	Resultado esperado
Coleta	Extraír transações, datas, clientes e valores monetários.	Base única com histórico confiável.
Tratamento	Limpar duplicidades, padronizar datas e calcular métricas RFV.	Indicadores comparáveis entre clientes.
Modelagem	Classificar clientes por quintis, clusters ou regras de negócio.	Segmentos acionáveis para marketing e vendas.
Ação	Definir campanhas de retenção, reativação e valorização.	Decisões proporcionais ao potencial de cada grupo.
Monitoramento	Medir resposta, receita incremental e recorrência.	Aprendizado contínuo e ajuste da estratégia.

Fonte: Elaboração própria (2026).

Os dados utilizados neste estudo foram extraídos de uma base transacional de pedidos de um e-commerce que contempla os períodos de 01/06/2022 a 25/06/2024, contendo informações como identificação do cliente, número do pedido, data da compra, valor total da transação e status do pedido. Os dados foram anonimizados e

utilizados exclusivamente para fins acadêmicos, em conformidade com as políticas de privacidade da organização.

A base original possuía, aproximadamente, 86.769 registros. Contudo, uma análise preliminar revelou que a base continha um volume significativo de registros duplicados, decorrente de falhas no processo de exportação e de atualizações de status dos pedidos no sistema. Para corrigir essa inconsistência, foi aplicada uma deduplicação dos pedidos por meio da função `ROW_NUMBER()` no Google BigQuery, mantendo apenas o registro mais recente de cada pedido ($m = 1$). Essa etapa reduziu a base de 86.769 para 61.948 registros e 42.665 clientes distintos (uma queda de aproximadamente 29%), decorrente da remoção de duplicidades.

Em seguida, foram considerados apenas pedidos com status válidos para análise, sendo eles: "enviado", "nota fiscal emitida", "pagamento aprovado" e "entregue". Pedidos com status de "cancelado" ou "pendente" foram desconsiderados por não representarem transações efetivamente concretizadas. Após a aplicação desses filtros, a base final resultou em 53.181 pedidos e 39.416 clientes distintos. Ao todo, a base foi reduzida em aproximadamente 43% em relação ao volume original, sendo 29% referentes à deduplicação e 14% referentes à exclusão de pedidos cancelados ou pendentes.

A partir da base tratada, os dados foram agregados em nível de cliente, possibilitando a construção das três variáveis fundamentais da metodologia RFV:

- **Recência (R)**: número de dias desde a última compra do cliente, calculado pela diferença entre a data da última compra do cliente e a data de referência 25/06/2024, correspondente à data da transação mais recente presente na base de dados, garantindo a consistência e reprodutibilidade da análise.
- **Frequência (F)**: quantidade total de pedidos realizados por cliente no período analisado.
- **Valor Monetário (V)**: soma total do valor gasto pelo cliente em todas as compras realizadas.

Essas métricas foram calculadas por meio de agregações utilizando funções como `MAX()`, `COUNT()` e `SUM()` no ambiente BigQuery.

Para a padronização das variáveis e viabilização da segmentação, foram atribuídos *scores* de 1 a 5 para cada dimensão do modelo RFV, utilizando a função

NTILE(5), de modo que o quintil superior recebe *score* 5 e o inferior *score* 1, conforme CHRISTY *et al.* (2021).

No caso da recência, a lógica foi invertida, de modo que clientes com menor número de dias desde a última compra receberam maiores pontuações. Já para frequência e valor monetário, clientes com quantias maiores receberam *scores* maiores.

A análise da variável frequência revelou elevada concentração de clientes com apenas uma compra, representando, aproximadamente, 81,15% da base. Essa característica reduz significativamente a variabilidade da métrica, comprometendo o poder discriminatório da segmentação baseada exclusivamente na frequência. Apesar disso, optou-se por manter a divisão por quintis, garantindo a padronização metodológica do modelo RFV. Entretanto, visando aumentar a capacidade de diferenciação entre os clientes, foi adicionalmente criada uma métrica composta entre frequência e valor monetário, definida como $(F + V)/2$, como adaptação metodológica proposta neste estudo. Essa abordagem encontra respaldo na literatura, uma vez que Gomes e Meisen (2023) apontam que a análise RFV é frequentemente estendida por atributos adicionais em diferentes contextos de aplicação. Isso permite considerar simultaneamente a recorrência e o valor gerado, tornando a segmentação mais representativa do comportamento real observado nos dados.

A segmentação dos clientes foi realizada com base na combinação entre os *scores* de recência e da métrica composta $(F + V)/2$, estruturando uma matriz bidimensional que permitiu a classificação dos clientes em diferentes grupos comportamentais.

Com base em regras específicas de combinação dos *scores*, foram definidos grupos como “Campeões”, “Clientes Fiéis”, “Em Risco”, “Perdidos”, “Potenciais Fiéis”, entre outros, permitindo a identificação de diferentes perfis de consumo e estágios no ciclo de vida do cliente, conforme apresentado na Tabela 2.

Tabela 2 - Regras de classificação dos segmentos RFV

Segmento	Recência (R)	Métrica (F+V)	Observação
Campeões	$R > 4$	$(F+V) > 4$	—
Clientes Fiéis	$R > 2$	$(F+V) > 3$	Excluídos os Campeões
Clientes Recentes	$R > 4$	$(F+V) \leq 1$	—
Promissores	$3 < R \leq 4$	$(F+V) \leq 1$	—
Potenciais Fiéis	$R > 3$	$1 < (F+V) \leq 3$	—
Precisam de Atenção	$2 < R \leq 3$	$2 < (F+V) \leq 3$	—
Prestes a Hibernar	$2 < R \leq 3$	$(F+V) \leq 2$	—
Não Posso Perdê-los	$R \leq 1$	$(F+V) > 4$	—
Em Risco	$R \leq 2$	$(F+V) > 2$	Excluídos os "Não Posso Perdê-los"
Hibernando	$1 < R \leq 2$	$1 < (F+V) \leq 2$	—
Perdidos	$R \leq 2$	$(F+V) \leq 2$	Excluídos os Hibernando

Fonte: Elaboração própria (2026).

As análises foram conduzidas utilizando o Google BigQuery para processamento e tratamento dos dados. A matriz de segmentação foi construída com o auxílio do Power BI, enquanto os demais gráficos e visualizações foram desenvolvidos por meio do Google Sheets e Python.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A base utilizada para análise é composta por 53.181 pedidos válidos, distribuídos entre 39.416 clientes distintos. O volume total de receita gerado no período analisado foi de R\$ 32.557.082,37. A Tabela 3 apresenta um resumo estatístico das principais variáveis analisadas.

Tabela 3 - Estatísticas descritivas da base de clientes

Variável	Valor
Pedidos válidos	53.181
Clientes	39.416
Receita total	R\$ 32.557.082,37
Ticket médio	R\$ 825,99
Média pedidos por cliente	1,35

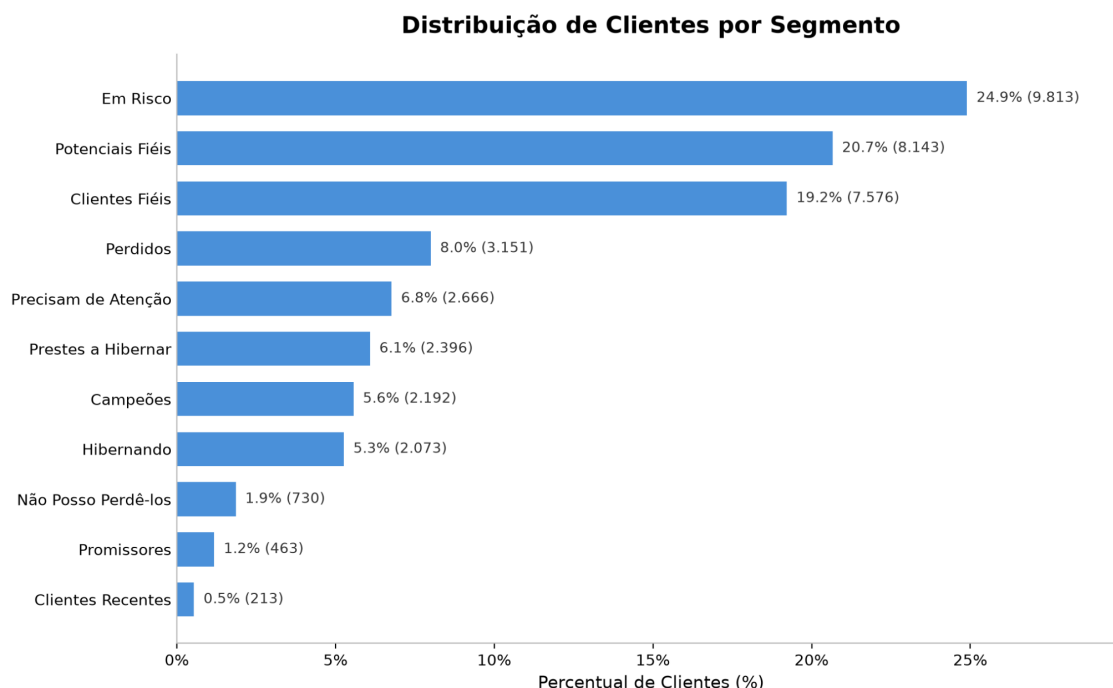
Fonte: Elaboração própria (2026).

Observa-se que a média de pedidos por cliente foi de 1,35, indicando uma baixa recorrência de compras na base analisada. Esse comportamento sugere uma predominância de consumidores que realizaram apenas uma compra durante o período estudado, característica comum em operações de comércio eletrônico voltadas ao varejo de moda. O ticket médio por cliente foi de R\$ 825,99, evidenciando diferenças no valor financeiro gerado pelos consumidores, aspecto posteriormente explorado pela segmentação RFV.

4.1 Distribuição dos Segmentos

A aplicação do modelo RFV resultou na classificação dos 39.416 clientes em onze segmentos comportamentais distintos. A Figura 1 apresenta a distribuição completa dos segmentos, com seus respectivos volumes de clientes, participação percentual, receita total gerada e ticket médio.

Figura 1 - Distribuição de clientes por segmento



Fonte: Elaboração própria (2026).

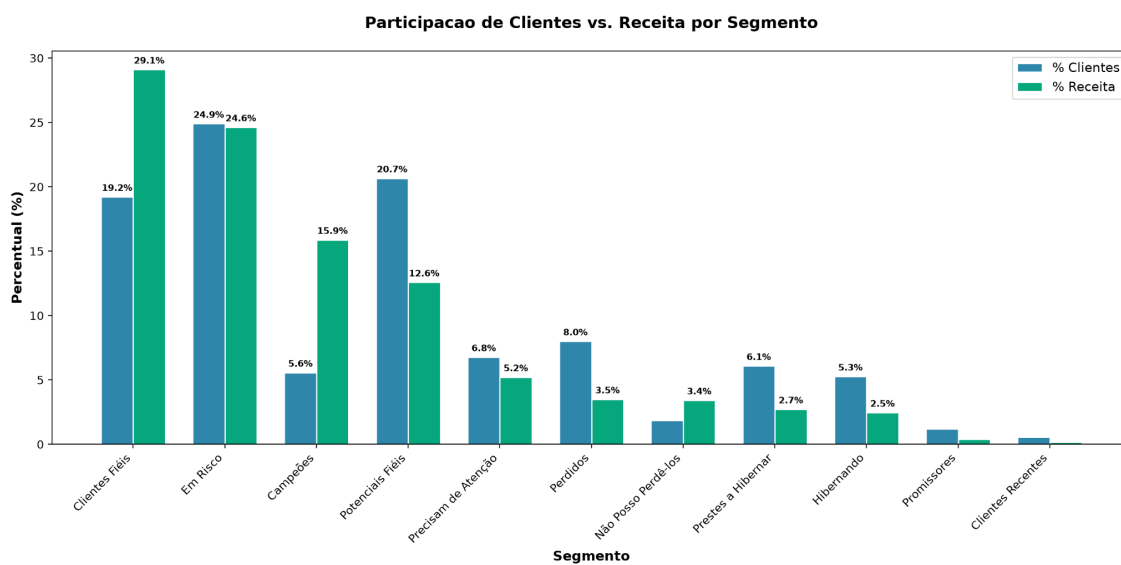
O segmento “Em Risco” concentrou o maior volume de clientes, representando 24,90% da base (9.813 clientes), seguido pelos “Potenciais Fiéis” (20,66% - 8.143 clientes) e pelos “Clientes Fiéis” (19,22%- 7.576 clientes). Em contrapartida, os segmentos “Clientes Recentes” (0,54%) e “Promissores” (1,17%) apresentaram as menores participações, refletindo grupos ainda em estágio inicial de relacionamento com a empresa.

A elevada concentração de clientes no segmento “Em Risco” é um indicador relevante, pois representa consumidores que já demonstraram engajamento e capacidade de gasto, mas que apresentam baixa recência, o que é um sinal de que o relacionamento pode estar se enfraquecendo. Esse padrão reforça a necessidade de ações proativas de reativação, conforme destacado por Larivière e Van den Poel (2005), que situam a retenção de clientes como tema central nas decisões gerenciais e de marketing das organizações.

4.2 Concentração de Receita

Apesar de representarem apenas 24,78% da base de clientes, os segmentos “Campeões” e “Clientes Fiéis” responderam conjuntamente por, aproximadamente, 45% da receita total do período analisado, com R\$ 5.169.082,75 e R\$ 9.475.373,34, respectivamente, conforme ilustrado na Figura 2.

Figura 2 - Participação de clientes vs. receita por segmento



Fonte: Elaboração própria (2026).

Para contextualizar a análise, a Tabela 4 apresenta uma leitura conceitual da aplicação do princípio de Pareto à carteira de clientes, servindo como parâmetro de comparação para os resultados obtidos.

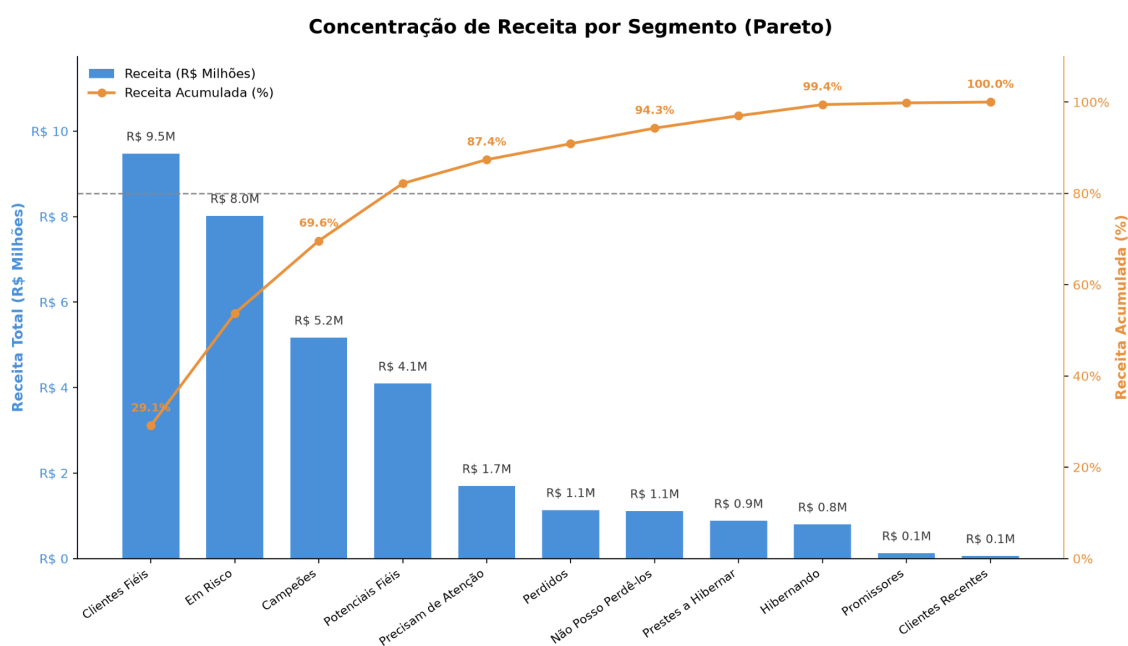
Tabela 4 - Exemplo de leitura Pareto aplicada à carteira de clientes

Faixa de clientes	Percentual de clientes	Percentual acumulado da receita	Implicação gerencial
Top clientes RFV	20%	70% a 80%	Priorizar retenção, atendimento consultivo e ofertas de alto valor.
Clientes intermediários	30%	15% a 25%	Estimular aumento de frequência e migração para categorias superiores.
Clientes ocasionais/inativos	50%	5% a 10%	Automatizar reativação, controlar custo de campanha e testar incentivos.

Fonte: Elaboração própria (2026).

Esse comportamento corrobora o princípio de Pareto aplicado à base de clientes, onde uma minoria concentra a maior parte do valor gerado para a organização, conforme demonstrado na Figura 3, e evidenciado por McCarthy e Winer (2018) e sustentado por Heldt *et al.* (2021).

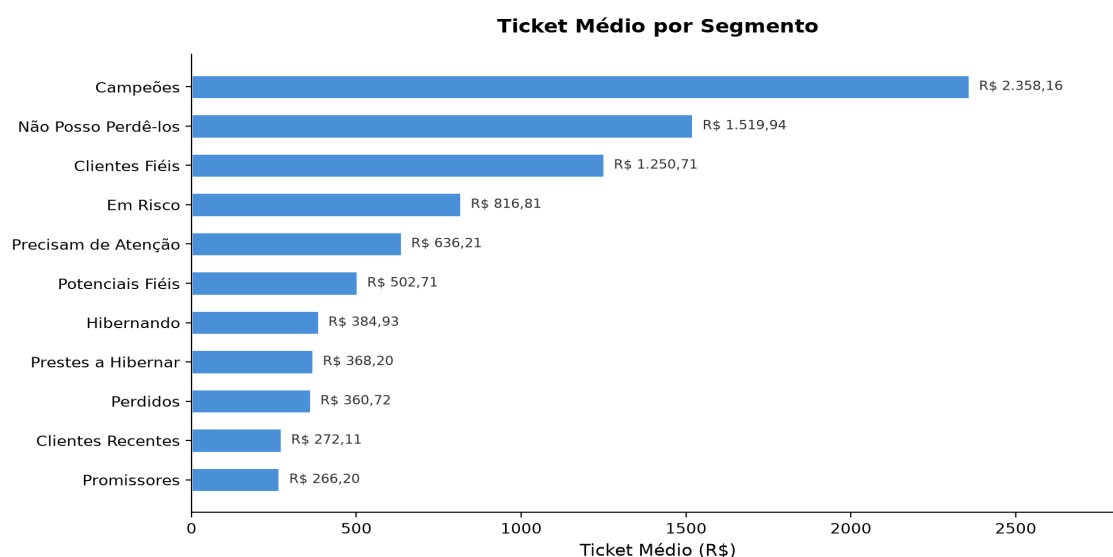
Figura 3 - Concentração de receita por segmento (Pareto)



Fonte: Elaboração própria (2026).

Como demonstrado na Figura 4, o segmento “Campeões”, embora represente apenas 5,56% dos clientes, apresentou o maior ticket médio da base, com R\$ 2.358,16, evidenciando seu elevado potencial de geração de valor. De forma similar, o segmento “Não Posso Perdê-los”, com apenas 1,85% dos clientes, registrou ticket médio de R\$ 1.519,94, sinalizando que, apesar do baixo volume, trata-se de clientes de alto valor que apresentam baixíssima recência, representando risco real de perda definitiva.

Figura 4 - Ticket médio por segmento



Fonte: Elaboração própria (2026).

Esses resultados estão alinhados com o referencial teórico adotado neste estudo. A elevada concentração de receita nos segmentos de maior valor confirma a perspectiva de Heldt *et al.* (2021) de que diferentes clientes contribuem de maneira distinta para os resultados da organização, tornando necessária a adoção de estratégias compatíveis com o potencial de cada grupo.

4.3 Segmentos Prioritários e Recomendações Estratégicas

A análise dos segmentos permite identificar três grupos de atenção prioritária:

- Manutenção e fortalecimento (“Campeões” e “Clientes Fiéis”): esses segmentos concentram 45% da receita e possuem os maiores tickets médios. Ações voltadas à fidelização, reconhecimento e ofertas exclusivas são recomendadas para preservar o engajamento desses clientes.
- Recuperação urgente (“Em Risco” e “Não Posso Perdê-los”): o segmento “Em Risco” representa 24,90% da base e R\$ 8.015.341,98 em receita histórica, constituindo o grupo mais crítico do ponto de vista financeiro. O segmento “Não Posso Perdê-los”, embora menor, possui alto ticket médio e recência muito baixa, exigindo ações imediatas de reativação.
- Desenvolvimento (“Potenciais Fiéis”): com 20,66% dos clientes e ticket médio de R\$ 502,71, esse grupo representa a maior oportunidade de crescimento da

base, sendo composto por clientes com recência positiva e potencial de evolução para o segmento “Clientes Fiéis”. Ações de estímulo à recompra e aumento de frequência podem migrar esses clientes para segmentos de maior valor, ampliando o retorno sobre o investimento em marketing.

4.4 Discussão Integrada

A predominância de clientes com apenas uma compra, representando 81,15% da base, evidencia um desafio característico do varejo de moda online: a baixa recorrência de compras, que reduz o poder discriminatório da variável frequência e exige adaptações metodológicas. A adaptação metodológica proposta foi a combinação de frequência e valor monetário em uma única métrica, que demonstrou-se eficaz para ampliar a capacidade de diferenciação entre os clientes, especialmente em um contexto onde 81,15% da base possui frequência igual a 1. Essa abordagem encontra respaldo na literatura, uma vez que Gomes e Meisen (2023) apontam que a análise RFV é frequentemente estendida por atributos adicionais em diferentes contextos de aplicação.

Por fim, a efetividade do modelo RFV em segmentar a base em grupos com características distintas valida sua aplicação no contexto do comércio eletrônico de moda, conforme documentado por Christy *et al.* (2021). A segmentação comportamental baseada em dados transacionais provou ser capaz de transformar registros operacionais em informações estratégicas, apoiando a definição de estratégias de retenção, fidelização e priorização de clientes de forma proporcional ao potencial de cada segmento.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo teve como objetivo aplicar a metodologia RFV para segmentar clientes de um e-commerce do setor de moda, identificando diferentes perfis de comportamento de compra e apoiando a tomada de decisão estratégica baseada em dados. A partir da análise de 53.181 pedidos válidos, distribuídos entre 39.416 clientes distintos, foi possível classificar a base em onze segmentos comportamentais e avaliar a contribuição financeira de cada grupo.

Os resultados demonstraram que o RFV é uma ferramenta eficaz para a segmentação de clientes no contexto do comércio eletrônico. A análise revelou uma forte concentração de receita em uma parcela reduzida da base. Os segmentos “Campeões” e “Clientes Fiéis”, que representam aproximadamente 25% dos clientes, responderam por cerca de 45% da receita total, confirmando o princípio de Pareto evidenciado por McCarthy e Winer (2018) e Heldt *et al.* (2021). Em contrapartida, o segmento “Em Risco”, que representa 24,90% da base, sinalizou a necessidade de ações urgentes de retenção e reativação.

Todos os objetivos específicos propostos foram atingidos. Os dados transacionais foram extraídos e tratados por meio do Google BigQuery; as métricas de Recência, Frequência e Valor Monetário foram calculadas e utilizadas para classificar os clientes em segmentos distintos; as características e a contribuição de cada segmento foram analisadas em relação ao comportamento de compra e à geração de receita; e o potencial da metodologia RFV como ferramenta de apoio à tomada de decisão confirmou sua aplicabilidade e relevância no contexto estudado.

Do ponto de vista prático, o estudo demonstrou que a análise RFV permite transformar dados transacionais em informações estratégicas, viabilizando a priorização de ações de retenção, fidelização e reativação de clientes de forma proporcional ao potencial de cada segmento. A adaptação metodológica proposta mostrou-se particularmente eficaz para ampliar a capacidade de diferenciação entre os clientes em um contexto de baixa recorrência de compras, característica comum no varejo de moda online, onde 81,15% da base realizou apenas uma compra no período analisado.

Como limitações do estudo, destaca-se que a análise foi restrita a um único e-commerce, o que impede a generalização dos resultados para outros contextos ou setores. Além disso, o período de dois anos pode não capturar ciclos longos de compra,

e a utilização exclusiva de dados transacionais não considera variáveis demográficas ou comportamentais de navegação, como tempo no site ou abandono de carrinho, que poderiam enriquecer a segmentação.

Como sugestões para trabalhos futuros, recomenda-se a integração de dados comportamentais de navegação às métricas transacionais, bem como a avaliação da efetividade das ações de marketing implementadas após a segmentação, permitindo mensurar o impacto real das estratégias orientadas por dados na retenção e no aumento da receita.

REFERÊNCIAS

- ABIACOM - Associação Brasileira de Comércio Eletrônico. Crescimento do e-commerce brasileiro. 2025. Disponível em: <https://dados.abcomm.org/crescimento-do-ecommerce-brasileiro>. Acesso em: 4 jul. 2026.
- BALBAL, K. F.; BIRANT, D. RFM-Net: a convolutional neural network for customer segment classification. *Applied Sciences*, v. 16, n. 2223, 2026.
- CHRISTY, A. J.; UMAMAKESWARI, A.; PRIYATHARSINI, L.; NEYAA, A. RFM ranking: an effective approach to customer segmentation. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, v. 33, n. 10, p. 1251-1257, 2021.
- CLARKE, A. H.; FREYTAG, P. V.; MORA CORTEZ, R. Revisiting the strategic role of market segmentation: five themes for future research. *Industrial Marketing Management*, v. 121, p. A7-A10, 2024.
- CRUZ, R. N.; ROSÁRIO, A. T.; RAIMUNDO, R. J. Data-driven decision-making in marketing: a systematic literature review. *Systems*, v. 13, n. 12, p. 1114, 2025.
- DAHIYA, R. et al. Big data analytics and competitive advantage: the strategic role of firm-specific knowledge. *Journal of Strategy and Management*, 2021.
- GOMES, M. A.; MEISEN, T. A review on customer segmentation methods for personalized customer targeting in e-commerce use cases. *Information Systems and e-Business Management*, v. 21, n. 3, p. 527-570, jun. 2023.
- GREENBERG, Paul. CRM na velocidade da luz: conquistando e mantendo clientes em um mundo em tempo real. 4. ed. São Paulo: McGraw-Hill, 2010.
- HANAYSHA, Jalal Rajeh; MEHMOOD, Khawaja Khalid. An exploration of the effect of customer relationship management on organizational performance in the banking sector. *International Journal of Customer Relationship Marketing and Management*, v. 13, n. 1, p. 1–16, 2022. DOI: 10.4018/IJCRMM.2022010101.
- HELDT, R.; SILVEIRA, C. S.; LUCE, F. B. Predicting customer value per product: from RFM to RFM/P. *Journal of Business Research*, v. 127, p. 444-453, 2021.
- KLEIN, Ênio. CRM: operacional, colaborativo ou analítico? Next Generation Center, 2004.
- KOCH, Richard. O princípio 80/20: o segredo de se realizar mais com menos. Rio de Janeiro: Rocco, 2000.
- KOTLER, Philip; KELLER, Kevin Lane. Administração de marketing. 14. ed. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2012.
- LARIVIÈRE, B.; VAN DEN POEL, D. Predicting customer retention and profitability by using random forests and regression forests techniques. *Expert Systems with Applications*, v. 29, p. 472-484, 2005.

MATHRANI, S.; MATHRANI, A. Leveraging business intelligence to build meta-knowledge. In: 2013 46th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS). Wailea, HI: IEEE, 2013. p. 3187–3196. DOI: 10.1109/HICSS.2013.382.

MCCARTHY, D.; WINER, R. S. The Pareto rule in marketing revisited. SSRN Working Paper, out. 2018. Disponível em: <https://ssrn.com/abstract=3264425>

PETRESCU, M.; KRISHEN, A. S. Marketing analytics in 2024 conferences: AI and data-driven decision-making. *Journal of Marketing Analytics*, v. 12, p. 743-745, 2024.

PINHO, A. G. de. Análise RFV do cliente por algoritmos genéticos na otimização de estratégias de marketing. *Revista Pensamento Contemporâneo em Administração*, v. 3, n. 2, p. 86-98, 2009.

PRODANOV, C. C.; FREITAS, E. C. Metodologia do trabalho científico: métodos e técnicas da pesquisa e do trabalho acadêmico. 2. ed. Novo Hamburgo: Feevale, 2013.

YIN, R. K. Estudo de caso: planejamento e métodos. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2015.