

## ***Segmentação de Clientes e Estratégias de Fidelização: Aplicações de Business Analytics no Varejo e na Hospitalidade***

*Customer Segmentation and Loyalty Strategies: Business Analytics Applications in Retail and Hospitality*

Segmentación de clientes y estrategias de fidelización: aplicaciones de análisis de negocio en el comercio minorista y la hostelería

**Autor: José Cordeiro Pereira de Sá<sup>1</sup>**

### **Resumo**

Este artigo analisa como técnicas de Business Analytics podem apoiar a segmentação de clientes e a fidelização em pequenos e médios negócios do varejo, da hospitalidade, de restaurantes e de serviços locais. A pesquisa adota uma abordagem qualitativa, descritiva e teórico-aplicada, fundamentada na literatura internacional sobre business intelligence, customer analytics, RFM, CLV, clustering K-Means e programas de fidelidade. Sustenta-se que dados transacionais, sistemas POS, cadastros e históricos de compra podem orientar decisões comerciais mais precisas sem exigir estruturas tecnológicas complexas. Conclui-se que a fidelização baseada em dados fortalece a experiência do consumidor e a competitividade, desde que respeite a privacidade, a transparência e o uso responsável das informações.

**Palavras-chave:** Business Analytics; segmentação de clientes; customer analytics; fidelização; K-Means clustering; varejo; hospitalidade; LGPD.

### **Abstract**

This article analyzes how Business Analytics techniques can support customer segmentation and loyalty strategies in small and medium-sized businesses in retail, hospitality, restaurants, and local services. The study adopts a qualitative, descriptive, and theoretically grounded approach, drawing on the international literature on business intelligence, customer analytics, RFM, CLV, K-Means clustering, and loyalty programs. It argues that transactional data, POS systems, customer databases, and purchase histories can support more precise commercial decisions without requiring complex technological structures. The article concludes that data-driven loyalty strengthens the customer experience and competitiveness, provided that privacy, transparency, and responsible use of information are properly observed.

**Keywords:** Business Analytics; customer segmentation; customer analytics; loyalty; K-Means clustering; retail; hospitality; data protection.

## **1. Introdução**

A concorrência no varejo, na hospitalidade e nos serviços locais deixou de ser determinada apenas pela localização, pelo preço ou pela variedade de produtos. Em mercados em que as margens são pressionadas, os consumidores comparam experiências em tempo real e a tolerância a falhas diminui; compreender padrões de consumo tornou-se uma competência gerencial decisiva. Pequenos e médios negócios, historicamente orientados por intuição, relacionamento pessoal e

---

<sup>1</sup> Estudante do Master of Science in Business Analytics Management pela Avila University. Bacharel em Jornalismo, com experiência em análise financeira, empreendedorismo e gestão operacional.

observação direta, passaram a operar em um ambiente em que cada venda gera registros potencialmente úteis para decisões futuras.

Sistemas de ponto de venda, plataformas de pagamento, cadastros de clientes, reservas, aplicativos de entrega, programas de fidelidade e planilhas operacionais acumulam informações sobre frequência, ticket médio, categorias consumidas, horários de compra, resposta às promoções, sazonalidade e preferências. Esses registros, quando tratados de forma sistemática, permitem identificar segmentos de clientes, avaliar a retenção, antecipar o abandono, personalizar ofertas e mensurar o retorno das ações comerciais. O desafio central, portanto, não está na simples posse de dados, mas na conversão desses dados em decisões compreensíveis, executáveis e economicamente relevantes.

Business Analytics oferece uma base metodológica para essa transformação. Sua contribuição reside na combinação de dados, métodos analíticos e interpretação gerencial, de modo a reduzir a dependência de decisões puramente intuitivas. Chen, Chiang e Storey (2012) situam Business Intelligence and Analytics como um campo voltado à geração de impacto organizacional a partir de dados estruturados, não estruturados, de web analytics, mineração de dados, visualização e sistemas de apoio à decisão. Embora esse desenvolvimento tenha sido impulsionado por grandes volumes de informação, suas implicações não se restringem às grandes corporações. Negócios de menor porte também participam desse movimento ao utilizar POS, cadastros, meios de pagamento digitais e históricos de consumo para orientar suas decisões comerciais.

Nesse cenário, a segmentação de clientes assume um papel estratégico. Mercados não são homogêneos; consumidores variam quanto à recorrência, sensibilidade ao preço, valor gasto, ocasião de consumo, preferência por categorias, expectativa de atendimento e resposta a benefícios. Tratar todos da mesma forma pode gerar desperdício comercial: descontos oferecidos a quem compraria sem incentivo, campanhas irrelevantes para clientes de alto valor, mensagens excessivas para consumidores ocasionais ou benefícios incapazes de alterar o comportamento. A segmentação baseada em dados permite substituir ações genéricas por estratégias diferenciadas de retenção, reativação, personalização e desenvolvimento de relacionamento.

No varejo de cosméticos, por exemplo, a recompra pode estar associada ao ciclo de uso dos produtos, à preferência por marcas, à busca por lançamentos, à compra promocional ou à composição de kits. Em restaurantes, o retorno pode variar conforme o dia da semana, o horário, a ocasião de consumo, a categoria do prato, o consumo de bebidas, datas comemorativas ou a experiência anterior. Na hospitalidade, a segmentação pode distinguir hóspedes corporativos, turistas de lazer, famílias, clientes recorrentes, consumidores sensíveis ao preço e públicos que valorizam a conveniência ou a exclusividade. Em todos esses contextos, fidelizar depende menos

de repetir ofertas padronizadas e mais de reconhecer diferenças relevantes.

A literatura internacional de marketing e de análise de clientes demonstra que técnicas como RFM, customer lifetime value, clustering e modelos de resposta a campanhas qualificam a gestão do relacionamento. Fader, Hardie e Lee (2005) mostram que a análise RFM — recência, frequência e valor monetário — pode ser conectada à estimativa do valor futuro do cliente, evitando que a empresa trate o histórico de compras apenas como um registro do passado. Bombaj e Dekimpe (2020), ao examinarem programas de fidelidade em varejistas europeus, demonstram que tais programas não produzem efeitos uniformes: seus resultados dependem do desenho do benefício, da estratégia do varejista, do formato operacional e do ambiente competitivo.

Este artigo analisa como técnicas de Business Analytics podem apoiar a segmentação de clientes e a estruturação de estratégias de fidelização em pequenos e médios negócios do varejo, da hospitalidade, de restaurantes e de serviços locais. A pesquisa possui natureza qualitativa, descritiva e teórico-aplicada, com base na literatura internacional e em um recorte gerencial voltado às operações comerciais de menor porte. O enfoque técnico contempla customer analytics, segmentação comportamental, RFM, CLV, clustering K-Means, programas de fidelidade, experiência do consumidor, métricas de retenção e limites éticos no uso de dados pessoais.

## **2. Fundamentação Teórica**

### **2.1 Business Analytics e inteligência decisória aplicada ao cliente**

Business Analytics pode ser compreendido como o uso sistemático de dados, métodos estatísticos, modelos computacionais e interpretação gerencial para apoiar decisões organizacionais. A literatura distingue diferentes níveis de maturidade analítica. A análise descritiva organiza registros históricos e permite compreender o que ocorreu. A diagnóstica investiga causas, desvios e relações. A preditiva estima comportamentos futuros, como demanda, abandono, retorno ou resposta a campanhas. A prescritiva orienta alternativas de ação, indicando quais decisões tendem a produzir melhores resultados em determinadas condições.

Chen, Chiang e Storey (2012) descrevem a evolução de Business Intelligence and Analytics em estágios que partem de bases estruturadas, data warehousing, relatórios e sistemas tradicionais de suporte à decisão, avançam para dados oriundos da web e de interações digitais, e alcançam ambientes móveis, dados em tempo real e análises associadas ao comportamento contextual. Essa trajetória evidencia que o valor do Business Analytics não está apenas na capacidade técnica de armazenar informações, mas também na aptidão para transformá-las em conhecimento útil à ação.

Em pequenos negócios, essa lógica deve ser compreendida proporcionalmente. Uma planilha bem organizada pode ser mais útil do que uma plataforma sofisticada mal alimentada. Um sistema POS, quando explorado além do fechamento diário de caixa, revela padrões de horário, de produto, de combinações de itens, de ticket médio e de frequência. Do mesmo modo, cadastros simples, desde que consistentes, permitem identificar clientes recorrentes, inativos, promocionais ou de alto valor. O ponto decisivo não é o tamanho da infraestrutura tecnológica, mas a disciplina de registro, a qualidade das variáveis e a capacidade de interpretação.

Akter et al. (2016) destacam que as capacidades analíticas geram desempenho quando alinhadas à estratégia empresarial. Essa observação é relevante porque a análise de dados não deve ser uma atividade paralela nem meramente técnica. No varejo e na hospitalidade, os dados dos clientes precisam dialogar com o estoque, o atendimento, a comunicação, a precificação, o treinamento da equipe e o desenho de benefícios. Sem essa integração, a análise perde força operacional.

Provost e Fawcett (2013) reforçam que a utilidade da ciência de dados depende da formulação correta do problema de negócio. Antes de escolher algoritmos, é necessário definir a decisão que se pretende melhorar. Deseja-se identificar clientes em risco de abandono? Estimular a segunda compra? Aumentar ticket médio? Reduzir dependência de descontos? Personalizar recomendações? Cada objetivo demanda variables, métricas y métodos distintos. Em negócios locais, essa clareza evita o uso superficial de ferramentas analíticas e direciona esforços para resultados mensuráveis.

## **2.2 Customer analytics, CRM e segmentação comportamental**

Customer analytics refere-se à aplicação de métodos analíticos para compreender, classificar, prever e orientar as interações com os clientes. A abordagem desloca o foco do faturamento agregado para o comportamento individual ou segmentado. Em vez de observar apenas o volume total de vendas, a empresa passa a examinar quem compra, com que frequência, em qual categoria, por qual valor, em que momento, sob que estímulo e com que probabilidade de retorno.

Ngai, Xiu e Chau (2009), ao revisarem aplicações de mineração de dados no customer relationship management, identificam quatro dimensões recorrentes: identificação, atração, retenção e desenvolvimento de clientes. A identificação permite reconhecer perfis de consumo; a atração orienta esforços de aquisição; a retenção busca reduzir o abandono; o desenvolvimento procura ampliar o valor ao longo do relacionamento. Essas dimensões são interdependentes. Uma campanha pode atrair clientes sem gerar retenção; um programa de fidelidade pode aumentar a adesão sem elevar a margem; uma oferta personalizada pode melhorar o ticket médio e, ao mesmo tempo, comprometer a confiança se for percebida como invasiva.

Kumar e Reinartz (2018) defendem uma visão de CRM orientada por valor, na qual o relacionamento e a rentabilidade devem ser considerados conjuntamente. Essa perspectiva impede que a fidelização seja confundida com concessão ilimitada de benefícios. Nem todo cliente recorrente é necessariamente lucrativo; nem todo consumidor de alto ticket tem baixo custo de atendimento; nem todo comprador promocional representa potencial de longo prazo. O customer analytics permite qualificar essas distinções e orientar melhor a alocação de recursos comerciais.

A segmentação de clientes parte justamente da premissa de que os consumidores apresentam diferenças relevantes para a decisão gerencial. Wedel e Kamakura (2000) definem a segmentação como processo de identificação de grupos internamente semelhantes e externamente distintos, capazes de orientar ações de marketing. Kotler e Keller (2016) acrescentam que segmentos eficazes devem ser mensuráveis, acessíveis, substanciais, diferenciáveis e acionáveis. Sem esses critérios, a segmentação se reduz à classificação abstrata, sem utilidade prática.

Embora critérios demográficos, geográficos e psicográficos ainda tenham importância, a fidelização requer atenção especial ao comportamento observado. Dois consumidores com renda semelhante podem apresentar padrões de compra opostos. Clientes da mesma faixa etária podem ter sensibilidades distintas ao preço. Consumidores localizados na mesma região podem divergir quanto à conveniência, à ocasião de consumo e à preferência por experiência. Por isso, a segmentação comportamental — baseada em frequência, recência, valor monetário, categorias consumidas, resposta a campanhas e permanência na base — tende a oferecer maior aderência às decisões de relacionamento.

### **2.3 RFM, CLV e valor econômico do relacionamento**

A análise RFM é um dos instrumentos mais acessíveis para segmentação comportamental. O modelo utiliza três dimensões: recência, frequência e valor monetário. Recência indica há quanto tempo o cliente realizou a última compra. A frequência mede o número de compras em um período definido. O valor monetário representa o gasto associado ao cliente. A combinação dessas dimensões permite identificar clientes ativos, recorrentes, inativos, promissores, ocasionais ou de alto valor.

Fader, Hardie e Lee (2005) demonstram que a análise RFM pode ser vinculada ao customer lifetime value, deslocando o foco do passado para o valor futuro esperado do cliente. Essa contribuição é relevante porque muitos modelos gerenciais tratam o histórico de compras como uma fotografia estática. Dois clientes com valores históricos semelhantes podem ter potenciais futuros distintos. Um consumidor que comprou recentemente e apresenta frequência crescente tende a ter valor distinto daquele cujo gasto foi alto no passado, mas cuja baixa recência indica afastamento.

A conexão entre RFM e CLV permite à empresa alocar recursos de forma mais racional. Clientes com alta recência, alta frequência e bom valor monetário podem justificar ações de retenção e de reconhecimento. Consumidores com bom histórico de consumo, mas baixa recência, podem ser incluídos em estratégias de reativação. Clientes recentes, ainda pouco frequentes, devem receber estímulos para a consolidação do vínculo. Grupos de baixa margem, inclusive os recorrentes, exigem cautela na concessão de benefícios.

Rust, Lemon e Zeithaml (2004) associam o retorno sobre o marketing à gestão do patrimônio de clientes, reforçando que as decisões de relacionamento devem considerar o valor econômico futuro. Essa perspectiva é especialmente relevante para pequenos negócios, nos quais os recursos promocionais são limitados. Oferecer benefícios sem mensurar o impacto pode comprometer a margem. Por outro lado, ignorar clientes com alto potencial de recorrência significa perder valor a longo prazo.

Não é necessário começar com modelos probabilísticos complexos. Uma versão gerencial de CLV pode combinar o ticket médio, a margem estimada, a frequência anual e a probabilidade de retenção. Mesmo aproximações simples já permitem comparar segmentos e definir prioridades. A sofisticação posterior pode incluir coortes, modelos de sobrevivência, probabilidade de churn ou estimativas bayesianas, desde que a base comportamental seja suficiente.

#### **2.4 K-Means clustering e agrupamento não supervisionado**

Enquanto o RFM classifica clientes com base em três dimensões principais, o K-Means permite incorporar múltiplas variáveis. MacQueen (1967) formalizou o método como técnica de particionamento de observações em grupos definidos pela proximidade aos centróides. Jain (2010), ao revisar cinco décadas de estudos sobre clustering, demonstra a permanência da técnica no reconhecimento de padrões, na mineração de dados e na análise exploratória.

Na segmentação de clientes, cada consumidor pode ser representado por variáveis como frequência, ticket médio, valor total, recência, categorias consumidas, uso de desconto, canal de compra, horário predominante e margem estimada. O algoritmo busca formar grupos com menor distância interna e maior grau de diferenciação entre si. Sua utilidade está em revelar agrupamentos que podem não aparecer em cortes manuais.

Apesar de sua popularidade, o método exige parcimônia. Variáveis monetárias em escala elevada podem dominar a formação dos clusters se não forem padronizadas. Outliers podem deslocar os centróides e distorcer as interpretações. A escolha do número de grupos deve combinar critérios técnicos, como o método do cotovelo e o coeficiente de silhueta, com validação gerencial. Em

operações locais, três ou quatro segmentos bem interpretados tendem a gerar mais valor do que classificações excessivamente fragmentadas.

A etapa interpretativa determina a utilidade do modelo. Um agrupamento sem tradução gerencial não altera as decisões. Após a formação dos clusters, é necessário descrever os perfis, estimar o valor, definir os riscos e associar ações. Um grupo de clientes recorrentes de tickets moderados pode receber incentivo de cross-selling. Consumidores premium sazonais podem ser abordados em datas estratégicas. Compradores promocionais exigem controle de margem. Inativos de alto valor histórico podem justificar uma campanha de reativação. Novos com potencial demandam comunicação para a segunda compra.

## **2.5 Programas de fidelidade: desenho, estratégia e contexto**

Programas de fidelidade são instrumentos de gestão do relacionamento, mas seus efeitos não são automáticos. Berman (2006) observa que programas eficazes dependem de um desenho claro, facilidade de uso, benefício percebido e alinhamento com os objetivos comerciais. A simples existência de pontos ou recompensas não garante retenção; tampouco assegura rentabilidade. Programas mal desenhados podem premiar clientes que já comprariam de qualquer forma, atrair consumidores oportunistas, reduzir margem ou gerar custos administrativos sem retorno proporcional.

Reinartz e Kumar (2002) alertam para a má gestão da lealdade ao demonstrar que clientes fiéis nem sempre são os mais lucrativos. Essa constatação é relevante porque muitos negócios confundem recorrência com valor. Um consumidor pode comprar com frequência apenas durante promoções ou demandar um alto custo de atendimento. Outro pode comprar menos vezes, mas com ticket maior, margem superior e menor necessidade de incentivo. A fidelização exige segmentação econômica e comportamental.

Bombaj e Dekimpe (2020), em um estudo com 358 varejistas de alimentos em 27 países europeus, mostram que programas de fidelidade tendem a produzir efeitos positivos, mas dependem de fatores de design, estratégia e contexto. O estudo indica que recompensas imediatas tendem a ser mais efetivas do que recompensas diferidas, que programas multivendedor podem apresentar efeitos negativos e que o desempenho varia conforme o formato varejista, a estratégia de preço e o ambiente competitivo. Essa evidência reforça a necessidade de evitar programas padronizados.

A escolha do benefício deve considerar a margem, a frequência e a experiência. Descontos são fáceis de comunicar, mas podem levar o cliente a comprar apenas por impulso. Brindes podem gerar percepção de valor sem reduzir diretamente o preço. Benefícios de reconhecimento, como

prioridade, personalização ou acesso antecipado, podem ser mais adequados a segmentos premium. Recompensas por frequência funcionam melhor quando a recorrência é compatível com o ciclo de consumo.

No varejo de cosméticos, programas podem combinar pontos, reposição programada, kits por perfil e acesso a lançamentos. Em restaurantes, podem envolver benefícios por visita, experiências em datas específicas, ofertas de harmonização, prioridade na reserva ou convites para eventos. Na hospitalidade, podem incluir upgrades condicionados, reconhecimento de preferências e benefícios de fidelidade. Cada desenho precisa ser testado com indicadores de recompra, frequência, ticket médio, margem, retenção por coorte, uso de benefícios e reativação.

## **2.6 Experiência do consumidor, personalização e limites éticos**

A experiência do consumidor não se limita ao momento da compra. Lemon e Verhoef (2016) descrevem a jornada do cliente como um processo que abrange múltiplos pontos de contato antes, durante e depois da transação. Verhoef et al. (2009) apontam que a experiência resulta de elementos como o ambiente de serviço, a interação social, o preço, a marca, a comunicação, as experiências anteriores e os fatores situacionais. Em restaurantes e na hospitalidade, reserva, recepção, atendimento, tempo de espera, ambiente, produto, pagamento, pós-venda e avaliação pública compõem uma experiência integrada.

Business Analytics contribui para personalizar essa jornada. Um restaurante pode reconhecer preferências recorrentes, sugerir combinações coerentes, antecipar datas de retorno ou ajustar a comunicação conforme a ocasião de consumo. Um varejo de cosméticos pode orientar reposição, recomendar produtos complementares e identificar consumidores interessados em lançamentos. Serviços locais podem diferenciar clientes de manutenção recorrente daqueles que demandam atendimento eventual. Em todos os casos, a personalização deve parecer serviço, não vigilância.

A LGPD estabelece princípios como finalidade, adequação, necessidade, transparência, segurança, prevenção, não discriminação e responsabilização (BRASIL, 2018). O GDPR europeu consolidou parâmetros internacionais semelhantes quanto ao tratamento lícito, à minimização e à proteção de dados pessoais (EUROPEAN UNION, 2016). A ANPD, ao regulamentar agentes de tratamento de pequeno porte, reconhece as especificidades operacionais desses negócios, sem afastar os deveres proporcionais de segurança e de governança (ANPD, 2022).

Sob esse prisma, programas de fidelidade devem informar quais dados são coletados e para qual finalidade. O negócio deve evitar a coleta excessiva de dados, restringir o acesso interno, proteger os cadastros, revisar os fornecedores tecnológicos e permitir que os clientes compreendam o uso de

suas informações. A segmentação não deve servir para discriminar injustamente, constranger consumidores ou induzir ao consumo prejudicial. Personalização legítima amplia a relevância e melhora a experiência; personalização abusiva explora assimetrias de informação.

### 3. Metodologia

A pesquisa possui natureza qualitativa, descritiva e teórico-aplicada. A abordagem qualitativa justifica-se pela análise crítica de conceitos, métodos e implicações gerenciais relacionados à segmentação de clientes e à fidelização em negócios de menor porte. O caráter descritivo decorre da sistematização de técnicas como RFM, CLV, clustering K-Means, métricas de retenção e programas de fidelidade. A dimensão teórico-aplicada manifesta-se na construção de um modelo conceitual voltado à realidade do varejo, dos restaurantes, da hospitalidade e dos serviços locais.

O procedimento metodológico combina revisão narrativa da literatura internacional e proposição analítica para aplicação gerencial. Foram priorizadas contribuições acadêmicas em Business Intelligence and Analytics, customer analytics, CRM, segmentação de mercado, RFM, customer lifetime value, clustering, experiência do consumidor e programas de fidelidade. Os artigos de Chen, Chiang e Storey (2012), Fader, Hardie e Lee (2005) e Bombaij e Dekimpe (2020) constituem o núcleo teórico principal, complementado por estudos de marketing analytics, CRM e de experiência do consumidor.

A modelagem conceitual parte de uma situação típica: um pequeno ou médio negócio com registros transacionais disponíveis, ainda que dispersos. Consideram-se fontes de dados os sistemas POS, cadastros de clientes, histórico de compras, reservas, comandas, registros de produtos, planilhas operacionais e relatórios financeiros. A proposta não pressupõe grande infraestrutura tecnológica. O ponto de partida é a organização mínima da base de clientes, com identificação, data da transação, valor, categoria consumida, canal, frequência e informações de relacionamento.

O percurso analítico contempla seis etapas. Primeiro, consolidação e limpeza da base, com remoção de duplicidades, padronização dos identificadores e organização temporal das transações. Segundo, seleção de variáveis alinhadas ao objetivo comercial, evitando excesso de dados irrelevantes. Terceiro, cálculo de indicadores de recência, frequência, valor monetário, ticket médio, margem estimada, categoria preferida e adesão a programas de fidelidade. Quarto: aplicação conceitual de segmentação por meio de RFM e, quando houver base de dados suficiente, de clustering K-Means. Quinto, tradução dos segmentos em estratégias de fidelização. Sexto, definição de métricas de monitoramento, como taxa de recompra, retenção por coorte, resgate de benefícios, reativação de inativos e variação de margem.

O recorte aplicado dialoga com experiências profissionais no varejo de cosméticos e em operações de restaurantes, especialmente em práticas de programas de fidelidade, no uso de sistemas POS, na análise do comportamento dos clientes e na segmentação. Não foram utilizados dados proprietários, identificáveis ou transacionais reais. A discussão permanece em nível teórico-aplicado, com finalidade analítica e gerencial.

## **4. Análise e Discussão**

### **4.1 Da intuição comercial à segmentação orientada por evidências**

Negócios locais sempre dependeram de proximidade com o cliente. Essa proximidade, embora valiosa, torna-se insuficiente quando a operação cresce, há múltiplos colaboradores ou quando decisões comerciais precisam ser avaliadas por meio de métricas. A memória do proprietário pode identificar alguns clientes recorrentes, mas dificilmente mensura variações de ticket, margem, resposta a promoções, sazonalidade ou risco de abandono. A passagem da intuição para a análise não elimina conhecimento prático; ao contrário, organiza-o e testa sua aderência aos dados.

A gestão comercial indiferenciada parte de uma simplificação: supõe que os consumidores respondem de modo semelhante aos mesmos incentivos. Essa premissa raramente se confirma. Em restaurantes, clientes de almoço executivo buscam conveniência, previsibilidade e tempo adequado; consumidores de jantar podem valorizar ambiente, experiência e recomendação; visitantes em datas comemorativas apresentam padrão sazonal; clientes de alto ticket podem responder melhor à exclusividade do que ao desconto. No varejo de cosméticos, compradores de reposição possuem uma lógica distinta da dos consumidores de lançamentos ou dos clientes promocionais.

Com a segmentação orientada por dados, a empresa deixa de perguntar apenas qual promoção deve ser enviada e passa a formular questões mais precisas: qual segmento deve receber determinado estímulo, em que momento, com qual benefício e com que métrica de sucesso? Essa mudança reduz desperdício comercial e melhora a coerência entre oferta e necessidade.

Também há impacto operacional. Conhecer os segmentos ajuda a planejar o estoque, dimensionar a equipe, ajustar a comunicação e treinar o atendimento. Em restaurantes, padrões de frequência e categorias de consumo podem orientar a preparação, as compras e a sugestão de combinações. No varejo, os ciclos de recompra ajudam a prever reposições e a planejar campanhas. Na hospitalidade, o histórico de preferências melhora o acolhimento e reduz a fricção ao longo da jornada.

## 4.2 Base mínima de customer analytics e maturidade gradual

O primeiro obstáculo para segmentar clientes não é a falta de algoritmos, e sim a precariedade dos registros. Muitos negócios possuem dados dispersos em caixas, sistemas POS, aplicativos, planilhas e agendas, sem integração mínima entre si. Compras não são associadas a clientes; nomes aparecem duplicados; categorias de produtos não seguem um padrão; descontos não são registrados de forma consistente; margens ficam separadas das vendas. Nessas condições, qualquer técnica avançada perde confiabilidade.

Uma base mínima de customer analytics deve responder a perguntas simples: quem comprou, quando comprou, quanto gastou, o que consumiu, por qual canal, se houve desconto e se o cliente voltou. Essas informações permitem produzir indicadores robustos sem sofisticação excessiva. Recência indica afastamento; frequência revela hábito; valor monetário indica contribuição; categoria consumida sugere preferência; canal aponta conveniência; resposta à promoção mede a sensibilidade ao incentivo.

A governança de dados, nesse contexto, deve ser proporcional ao porte do negócio. Não se exige uma estrutura corporativa complexa, mas sim rotinas básicas: padronizar cadastros, evitar duplicidade, definir categorias, registrar datas, proteger o acesso e revisar inconsistências. A segmentação baseada em registros incompletos pode levar a diagnósticos equivocados e a campanhas mal direcionadas. Por isso, a maturidade analítica deve evoluir gradualmente: primeiro, RFM em planilha; depois, dashboards simples; e, apenas quando houver uma base de dados suficiente, clustering ou modelos preditivos.

## 4.3 Aplicação gerencial de RFM e CLV

RFM é adequado para pequenos negócios porque combina simplicidade e poder gerencial. Clientes com alta recência, alta frequência e alto valor monetário representam núcleo prioritário. Esses consumidores não devem receber apenas descontos; precisam ser reconhecidos, preservados e, eventualmente, estimulados a ampliar seu engajamento. Benefícios de status, acesso antecipado, atendimento personalizado ou experiências específicas podem gerar mais valor do que reduções de preço.

Por outro lado, clientes com bom histórico, mas baixa recência, demandam reativação. Nesse caso, o objetivo não é premiar o comportamento atual, mas recuperar o vínculo perdido. Consumidores recentes e de baixa frequência constituem outro grupo relevante, pois a segunda compra costuma ser decisiva para transformar experimentação em hábito. Campanhas de boas-vindas,

recomendações coerentes, mensagens pós-compra e benefícios de retorno podem aumentar a probabilidade de permanência.

Clientes com alta frequência e baixo ticket exigem análise de margem. Podem ser valiosos pela recorrência, mas talvez demandem ações de cross-selling ou a composição de kits para elevar a contribuição. Já consumidores de alto ticket e baixa frequência podem merecer uma abordagem sazonal, especialmente em datas comemorativas ou em ocasiões específicas de consumo.

Fader, Hardie e Lee (2005) demonstram que RFM deve ser interpretado com atenção ao valor futuro. Uma leitura puramente histórica pode superestimar clientes que gastaram muito no passado e subestimar consumidores em crescimento. A vinculação ao CLV ajuda a evitar esse erro. Quando a empresa observa recência, frequência, valor e tendência, passa a alocar esforços de relacionamento de forma mais racional.

#### **4.4 K-Means e tradução operacional dos segmentos**

K-Means pode aprofundar a segmentação quando a base possui volume e qualidade suficientes. Diferentemente do RFM, que se concentra em três dimensões principais, o clustering permite combinar frequência, recência, ticket médio, margem, categoria dominante, uso de promoções, variedade de produtos, canal e horário de consumo. Com isso, o negócio pode identificar grupos que cortes simples não revelam.

A aplicação, contudo, exige rigor. Variáveis precisam responder a uma hipótese gerencial. Incluir dimensões sem critério pode gerar clusters estatisticamente frágeis ou comercialmente inúteis. Escalas devem ser padronizadas, outliers devem ser avaliados e o número de grupos deve ser definido em equilíbrio entre a métrica técnica e a capacidade operacional. Pequenas empresas raramente conseguem executar campanhas distintas para muitos segmentos; por isso, poucos grupos bem compreendidos tendem a ser mais úteis.

Após a formação dos clusters, a etapa decisiva é a tradução operacional. “Grupo 1” ou “Cluster 2” não significa nada para a equipe. É necessário nomear perfis: recorrentes de alto valor, promocionais de baixa margem, novos com potencial, inativos rentáveis, frequentes de tíquete moderado ou premium e sazonais. Essa nomeação permite converter análise em ação: qual cliente contatar, qual benefício oferecer, qual campanha testar, qual segmento priorizar e qual métrica acompanhar.

No contexto de restaurantes, uma segmentação por K-Means pode apoiar níveis de programa de fidelidade, recomendações de consumo, campanhas de retorno e treinamento de atendimento. No varejo de cosméticos, pode orientar a reposição programada, os kits por perfil, as ofertas de lançamentos e a reativação de clientes inativos. Na hospitalidade, possibilita diferenciar os públicos

corporativos, famílias, turistas de lazer e clientes de experiência premium.

#### **4.5 Programas de fidelidade orientados por evidência**

Programas de fidelidade devem ser desenhados a partir dos segmentos, não antes. Quando a empresa cria benefícios sem compreender sua base, corre o risco de premiar comportamentos que não precisam de incentivo ou de atrair consumidores sem potencial de retenção. Bombaj e Dekimpe (2020) demonstram que programas de fidelidade possuem efeitos condicionais, dependendo do design, da estratégia do varejista, do formato e do contexto competitivo.

Recompensas imediatas podem ser mais eficazes em determinados contextos porque reduzem a distância entre a ação e o benefício percebido. Em negócios locais, essa proximidade é relevante: o cliente compreende rapidamente o valor da participação. Recompensas diferidas podem funcionar quando há frequência suficiente e confiança no programa. Benefícios progressivos criam uma estrutura de status, mas exigem clareza e metas alcançáveis. Programas multivendedor, embora ampliem o alcance, podem diluir o vínculo com o estabelecimento individual.

A escolha do benefício deve considerar a margem, a frequência e a experiência. Descontos são fáceis de comunicar, mas podem levar o cliente a comprar apenas por impulso. Brindes geram percepção de valor sem reduzir diretamente o preço. Benefícios de reconhecimento, como prioridade, personalização ou acesso antecipado, podem ser mais adequados a segmentos premium. Recompensas por frequência funcionam melhor quando a recorrência é compatível com o ciclo de consumo.

A adesão, entretanto, não equivale à fidelização. Um programa pode reunir muitos inscritos e, ainda assim, fracassar se não elevar a frequência, a retenção ou a margem. O resgate também precisa ser interpretado com cautela: taxas elevadas podem indicar engajamento, mas também custo excessivo. A avaliação robusta deve combinar recompra, frequência, ticket médio, margem, retenção por coorte, uso de benefícios e reativação.

#### **4.6 Personalização, experiência e confiança**

A personalização é consequência natural da segmentação, mas não deve ser confundida com invasão. A empresa que compreende os padrões de consumo pode melhorar as recomendações, reduzir o ruído na comunicação e antecipar necessidades. Essa utilidade aumenta a percepção de valor. Entretanto, o uso de dados deve respeitar as expectativas legítimas do cliente.

No varejo, uma recomendação de produto complementar pode ser bem recebida quando se relaciona

ao histórico de compra. Em restaurantes, sugerir uma combinação coerente com as preferências anteriores pode enriquecer a experiência. Na hospitalidade, reconhecer as preferências de hospedagem reduz a fricção. Em todos os casos, a personalização deve parecer serviço, não monitoramento excessivo.

Lemon e Verhoef (2016) destacam que a experiência ocorre ao longo da jornada. Isso significa que os dados não devem servir apenas para vender mais, mas também para aprimorar cada ponto de contato. Uma campanha personalizada não compensa um atendimento ruim. Um programa de fidelidade não corrige inconsistências operacionais. Uma recomendação baseada em dados perde valor se o produto não estiver disponível ou se a equipe não compreender a lógica da oferta.

Confiança torna-se, portanto, ativo estratégico. O cliente que entrega dados espera benefício, segurança e respeito. Coleta excessiva, comunicação insistente, falta de transparência ou uso indevido de informações reduzem credibilidade. A fidelização depende da percepção de que a empresa usa dados para atender melhor, não para explorar vulnerabilidades.

#### **4.7 Ética, privacidade e limites da segmentação**

A segmentação baseada em dados envolve riscos éticos. Classificar clientes por valor econômico pode levar a um tratamento desigual indevido. Personalizar ofertas pode aproximar-se de uma manipulação quando explora vulnerabilidades. A análise de comportamento pode gerar inferências sensíveis. Pequenos negócios, por vezes, subestimam esses riscos por acreditarem que a privacidade é uma preocupação exclusiva de grandes empresas. Essa percepção é inadequada.

A LGPD exige que os dados pessoais sejam tratados com finalidade, adequação, necessidade, transparência e segurança (BRASIL, 2018). O GDPR europeu consolidou parâmetros semelhantes em escala internacional, especialmente quanto à minimização, à licitude, à limitação de finalidade e aos direitos dos titulares (EUROPEAN UNION, 2016). A ANPD, ao tratar de agentes de pequeno porte, reconhece proporcionalidade, mas não elimina a necessidade de governança mínima (ANPD, 2022).

Na prática, programas de fidelidade devem informar, de forma clara, quais dados são coletados e para qual finalidade. O negócio deve evitar a coleta excessiva de dados, restringir o acesso interno, proteger os cadastros, revisar os fornecedores tecnológicos e permitir que os clientes compreendam o uso de suas informações. Dados de consumo não devem ser compartilhados sem base adequada. Informações sensíveis devem ser evitadas quando não forem estritamente necessárias.

A ética também se aplica ao desenho de campanhas. A segmentação não deve servir para discriminar injustamente, constranger consumidores ou induzir ao consumo prejudicial. Personalização legítima

amplia a relevância e melhora a experiência; personalização abusiva explora assimetrias de informação. A linha divisória está na transparência, na proporcionalidade e no benefício real ao cliente.

#### **4.8 Aplicação ao varejo, restaurantes e hospitalidade**

A aplicação de Business Analytics em pequenos negócios deve seguir uma lógica incremental. Primeiro, organiza-se a base. Depois, medem-se indicadores simples. Em seguida, constroem-se segmentos. Somente então são definidas as ações de fidelização. Essa sequência evita campanhas desconectadas do comportamento real.

No varejo de cosméticos, a análise pode identificar ciclos de recompra, produtos complementares, clientes de alto valor, compradores promocionais e consumidores interessados em lançamentos. A partir disso, as estratégias podem incluir lembretes de reposição, kits personalizados, benefícios por categoria, acesso antecipado e campanhas de reativação. O foco deve ser aumentar a recorrência e o valor, sem comprometer a margem.

Em restaurantes, dados de POS permitem examinar a frequência, o horário, o consumo por categoria, o ticket médio, os itens associados e a resposta a datas especiais. Esses registros podem orientar ofertas de retorno, programas por nível, recomendações de bebidas, campanhas sazonais e treinamento da equipe. A fidelização, nesse ambiente, depende tanto do benefício quanto da experiência operacional. Um cliente retorna quando percebe consistência, reconhecimento e valor.

Na hospitalidade, a segmentação pode distinguir hóspedes corporativos, de lazer, famílias, recorrentes e ocasionais. Benefícios devem refletir necessidades distintas: conveniência, flexibilidade, reconhecimento, conforto, preço ou experiência. Dados de preferência podem melhorar o atendimento, mas exigem cautela para não ultrapassar os limites de privacidade.

Serviços locais compartilham lógica semelhante. Clínicas, salões, oficinas, academias e consultorias podem utilizar a frequência, a recência, os pacotes, as categorias de serviço e o retorno para segmentar seus clientes. Nesses casos, a fidelização está associada à confiança, à previsibilidade e à continuidade do relacionamento.

#### **4.9 Métricas e limitações**

Estratégias de fidelização devem ser avaliadas com base em métricas. A taxa de recompra mede o retorno ao longo de um período definido. A frequência média indica o hábito de consumo. O ticket médio por segmento indica o valor de compra. Margem por segmento avalia contribuição real. A

taxa de adesão mede a aceitação inicial do programa. A taxa de resgate indica o uso dos benefícios. A reativação de inativos mensura a recuperação de clientes. A retenção por coorte acompanha a permanência ao longo do tempo. CLV estima el valor futuro.

Nenhuma métrica deve ser lida isoladamente. O aumento de frequência pode decorrer de descontos que reduzem a margem. Alta adesão ao programa pode não gerar mudança comportamental. A elevação de ticket pode concentrar-se em poucos clientes. Baixo resgate pode indicar um benefício pouco atrativo ou regras confusas. A reativação pode ocorrer apenas durante campanhas promocionais, sem permanência posterior.

A aplicação de Business Analytics em negócios de menor porte enfrenta limitações. Bases pequenas reduzem a estabilidade estatística. Registros incompletos comprometem inferências. Dados históricos curtos dificultam análise sazonal. Margens nem sempre estão vinculadas às vendas. Clientes podem não estar identificados. Além disso, os dados mostram padrões, mas não explicam integralmente as motivações. Um cliente pode deixar de comprar devido à mudança de endereço, à perda de renda, a uma experiência negativa ou a fatores externos. A análise quantitativa deve ser combinada com observação gerencial, feedbacks e conhecimento do contexto.

### **Considerações Finais**

A segmentação de clientes baseada em Business Analytics representa uma alternativa consistente para pequenos e médios negócios que desejam qualificar suas estratégias de fidelização. Em vez de depender exclusivamente de campanhas genéricas, descontos amplos ou percepções intuitivas, varejos, restaurantes, empresas de hospitalidade e serviços locais podem utilizar registros transacionais para compreender comportamento, diferenciar perfis e orientar decisões comerciais mais precisas.

A literatura internacional oferece fundamentos sólidos para essa prática. Chen, Chiang e Storey demonstram a relevância de Business Intelligence and Analytics na transformação de dados em impacto organizacional. Fader, Hardie e Lee mostram que RFM pode ser conectado ao valor futuro do cliente, evitando leituras puramente retrospectivas. Bombaij e Dekimpe evidenciam que os programas de fidelidade funcionam de forma contingente, dependendo do design, da estratégia e do contexto competitivo. Esses aportes permitem tratar a fidelização como uma arquitetura analítica, não como mera distribuição de benefícios.

A análise RFM constitui um ponto de partida acessível, especialmente para empresas com bases de vendas simples. O CLV amplia a racionalidade econômica da retenção. O K-Means clustering permite refinar agrupamentos quando há dados em quantidade e qualidade suficientes. Programas

de fidelidade tornam-se mais eficazes quando desenhados a partir dos segmentos, com benefícios compatíveis com o comportamento, a margem e a experiência. A personalização, por sua vez, fortalece a relação quando é percebida como um serviço relevante, e não como um uso invasivo de informações.

O recorte aplicado demonstra que os negócios locais podem desenvolver maturidade analítica sem recorrer a estruturas tecnológicas complexas. Dados de POS, cadastros, históricos de compra, reservas e planilhas podem sustentar decisões relevantes quando organizados com disciplina. A principal competência não está apenas em operar ferramentas, mas em traduzir indicadores em ações práticas: quem contatar, qual benefício oferecer, qual campanha testar, qual segmento priorizar e como medir resultado.

A adoção de uma segmentação baseada em dados implica responsabilidades. Privacidade, transparência, finalidade, minimização, segurança e não discriminação devem orientar a coleta e o uso de informações de clientes. A fidelização sustentável depende de confiança. Dados devem servir para melhorar a experiência, reduzir fricções e aumentar a pertinência das ofertas, não para manipular vulnerabilidades ou explorar assimetrias.

Conclui-se que Business Analytics fortalece a fidelização quando integra método, interpretação e responsabilidade. Seu valor não reside apenas na classificação de consumidores, mas também na construção de relações comerciais mais inteligentes, mensuráveis, rentáveis e eticamente sustentáveis.

## Referências

AKTER, Shahriar; WAMBA, Samuel Fosso; GUNASEKARAN, Angappa; DUBEY, Rameshwar; CHILDE, Stephen J. How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment? *International Journal of Production Economics*, v. 182, p. 113–131, 2016. DOI: 10.1016/j.ijpe.2016.08.018.

ANPD. Autoridade Nacional de Proteção de Dados. *Resolução CD/ANPD n° 2, de 27 de janeiro de 2022*. Aprova o Regulamento de aplicação da Lei n° 13.709/2018 para agentes de tratamento de pequeno porte. Brasília: ANPD, 2022.

BERMAN, Barry. Developing an effective customer loyalty program. *California Management Review*, v. 49, n. 1, p. 123–148, 2006.

BLATTBERG, Robert C.; KIM, Byung-Do; NESLIN, Scott A. *Database Marketing: Analyzing and Managing Customers*. New York: Springer, 2008.

BOMBAIJ, Niels J. F.; DEKIMPE, Marnik G. When do loyalty programs work? The moderating role of design, retailer-strategy, and country characteristics. *International Journal of Research in Marketing*, v. 37, n. 1, p. 175–195, 2020. DOI: 10.1016/j.ijresmar.2019.07.003.



BRASIL. Lei nº 13.709, de 14 de agosto de 2018. Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais. Brasília, DF: Presidência da República, 2018.

CHEN, Hsinchun; CHIANG, Roger H. L.; STOREY, Veda C. Business intelligence and analytics: from big data to big impact. *MIS Quarterly*, v. 36, n. 4, p. 1165–1188, 2012. DOI: 10.2307/41703503.

DAVENPORT, Thomas H.; HARRIS, Jeanne G. *Competing on Analytics: The New Science of Winning*. Boston: Harvard Business School Press, 2007.

EUROPEAN UNION. Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council of 27 April 2016. General Data Protection Regulation. *Official Journal of the European Union*, 2016.

FADER, Peter S.; HARDIE, Bruce G. S.; LEE, Ka Lok. RFM and CLV: using iso-value curves for customer base analysis—*Journal of Marketing Research*, v. 42, n. 4, p. 415–430, 2005. DOI: 10.1509/jmkr.2005.42.4.415.

JAIN, Anil K. Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*, v. 31, n. 8, p. 651–666, 2010. DOI: 10.1016/j.patrec.2009.09.011.

KOTLER, Philip; KELLER, Kevin Lane. *Marketing Management*. 15. ed. Boston: Pearson, 2016.

KUMAR, V.; REINARTZ, Werner. *Customer Relationship Management: Concept, Strategy, and Tools*. 3. ed. Berlin: Springer, 2018. DOI: 10.1007/978-3-662-55381-7.

LEMON, Katherine N.; VERHOEF, Peter C. Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of Marketing*, v. 80, n. 6, p. 69–96, 2016. DOI: 10.1509/jm.15.0420.

MACQUEEN, James. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In: *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*. Berkeley: University of California Press, 1967. p. 281–297.

NGAI, E. W. T.; XIU, Li; CHAU, D. C. K. Application of data mining techniques in customer relationship management: a literature review and classification. *Expert Systems with Applications*, v. 36, n. 2, p. 2592–2602, 2009. DOI: 10.1016/j.eswa.2008.02.021.

PROVOST, Foster; FAWCETT, Tom. *Data Science for Business*. Sebastopol: O’Reilly Media, 2013.

REICHHELD, Frederick F.; SASSER, W. Earl. Zero defections: quality comes to services—*Harvard Business Review*, v. 68, n. 5, p. 105–111, 1990.

REINARTZ, Werner; KUMAR, V. The mismanagement of customer loyalty. *Harvard Business Review*, v. 80, n. 7, p. 86–94, 2002.

RUST, Roland T.; LEMON, Katherine N.; ZEITHAML, Valarie A. Return on marketing: using customer equity to focus marketing strategy. *Journal of Marketing*, v. 68, n. 1, p. 109–127, 2004. DOI: 10.1509/jmkg.68.1.109.24030.



**Ano VII, v.1 2026 | submissão: 28/04/2026 | aceito: 01/05/2026 | publicação: 04/05/2026**

VERHOEF, Peter C.; LEMON, Katherine N.; PARASURAMAN, A.; ROGGEVEEN, Anne; TSIROS, Michael; SCHLESINGER, Leonard A. Customer experience creation: determinants, dynamics and management strategies. *Journal of Retailing*, v. 85, n. 1, p. 31–41, 2009. DOI: 10.1016/j.jretai.2008.11.001.

WEDEL, Michel; KAMAKURA, Wagner A. *Market Segmentation: Conceptual and Methodological Foundations*. 2. ed. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2000.