

Mineração de dados transacionais em sistemas POS e estratégias de CROSS-SELLING: uma abordagem baseada em regras de associação para pequenos negócios

Transactional data mining in POS systems and CROSS-SELLING strategies: an association rule-based approach for small businesses

José Cordeiro Pereira de Sá

Resumo

Analisa-se o uso de dados transacionais gerados por sistemas POS na identificação de padrões de compra e na formulação de estratégias de cross-selling em restaurantes, varejos locais e pequenos negócios. A pesquisa adota abordagem qualitativa, exploratória e bibliográfica, fundamentada em literatura sobre mineração de dados, regras de associação, conjuntos frequentes de itens, algoritmo Apriori, market basket analysis e marketing analytics. Argumenta-se que registros de ponto de venda, quando tratados como bases transacionais, podem revelar relações recorrentes entre produtos e categorias, subsidiando decisões sobre recomendações comerciais, organização de layout, composição de ofertas, ajustes de cardápio e treinamento de equipes. Discute-se, ainda, que métricas como suporte, confiança e lift devem ser interpretadas à luz da margem, da disponibilidade operacional, da experiência do consumidor e da validade contextual dos dados. Conclui-se que sistemas POS podem funcionar como infraestrutura estratégica de inteligência comercial, desde que a mineração de dados seja conduzida com rigor metodológico, critério econômico e responsabilidade ética.

Palavras-chave: mineração de dados; sistemas POS; regras de associação; cross-selling; market basket analysis; marketing analytics.

Abstract

This study analyzes the use of transactional data generated by POS systems to identify purchasing patterns and support cross-selling strategies in restaurants, local retail businesses, and small enterprises. The research adopts a qualitative, exploratory, and bibliographic approach, grounded in data mining, association rules, frequent itemsets, the Apriori algorithm, market basket analysis, and marketing analytics. It argues that point-of-sale records, when treated as transactional databases, can reveal recurring relationships among products and categories, supporting decisions related to commercial recommendations, layout organization, offer design, menu adjustments, and staff training. The study also discusses that metrics such as support, confidence, and lift must be interpreted in light of margins, operational availability, customer experience, and contextual validity. It concludes that POS systems may function as a strategic infrastructure for commercial intelligence, provided that data mining is conducted with methodological rigor, economic judgment, and ethical responsibility.

Keywords: data mining; POS systems; association rules; cross-selling; market basket analysis; marketing analytics.

1 Introdução

A incorporação de sistemas digitais às rotinas comerciais alterou a forma como pequenos e médios negócios registram e interpretam suas operações. Restaurantes, cafeterias, mercados locais, lojas de conveniência, varejos especializados e empresas de hospitalidade passaram a acumular informações detalhadas sobre produtos vendidos, categorias, horários, formas de pagamento, descontos, canais de venda, atendentes, mesas, pedidos e composição das compras. Em grande parte dessas operações, os registros são gerados por sistemas de ponto de venda, usualmente denominados POS systems, que deixaram de cumprir apenas uma função transacional e passaram a constituir uma infraestrutura potencial de informação gerencial.

Embora esses sistemas estejam cada vez mais presentes na rotina empresarial, sua utilização permanece frequentemente restrita a finalidades administrativas. O fechamento de caixa, a emissão de recibos, a conferência de pagamentos e o controle financeiro imediato ainda concentram a maior parte do uso cotidiano do POS. Essa leitura é operacionalmente necessária, mas limitada do ponto de vista analítico. Cada transação registrada no ponto de venda não expressa apenas um valor monetário; revela uma combinação concreta de escolhas realizadas pelo consumidor em

determinado contexto de compra. Nela se articulam preço, ocasião, conveniência, disponibilidade de produtos, disposição física ou digital da oferta, recomendação de atendimento e experiência anterior do cliente.

A relevância analítica desses registros torna-se mais evidente quando se observa que pequenos negócios costumam operar com margens reduzidas, equipes enxutas e menor capacidade de absorver erros recorrentes de estoque, promoção, atendimento ou composição de mix. Decisões aparentemente simples, como sugerir um acompanhamento, reposicionar um produto, destacar uma bebida no cardápio ou criar uma oferta combinada, podem afetar ticket médio, giro de estoque, percepção de valor e eficiência operacional. Nesses contextos, a inteligência comercial não depende apenas da quantidade de dados disponível, mas da capacidade de convertê-los em evidências úteis para decisões práticas.

Já a transição do registro operacional para a inteligência comercial exige que as transações sejam tratadas como base de dados. Em vez de observar apenas totais agregados de venda, torna-se possível examinar quais itens aparecem juntos, quais categorias se reforçam, quais combinações ocorrem em determinados horários e quais produtos exercem função complementar dentro da cesta de consumo. Essa mudança desloca o foco da venda isolada para a relação entre itens, permitindo compreender não apenas o que foi vendido, mas como os produtos se associam no comportamento real de compra.

Nesse campo, a mineração de dados transacionais oferece instrumentos metodológicos capazes de revelar padrões que dificilmente seriam percebidos pela observação direta. Entre suas técnicas, a mineração de regras de associação ocupa posição central por identificar relações entre itens presentes em uma mesma transação. Os estudos de Agrawal, Imieliński e Swami (1993) consolidaram o problema da descoberta de regras de associação em bases de transações de clientes, demonstrando sua utilidade para decisões como desenho de cupons, organização de prateleiras e análise de relações entre produtos. A partir dessa contribuição, a literatura passou a desenvolver discussões sobre conjuntos frequentes de itens, métricas de interesse, algoritmos de mineração e aplicações em bases comerciais.

O conceito conhecido como market basket analysis, insere-se diretamente nessa tradição. Sua premissa é que produtos não são adquiridos apenas como unidades isoladas, mas em combinações que refletem necessidades, preferências, ocasiões de consumo e rotinas de compra. Em um restaurante, determinado prato pode apresentar associação recorrente com uma bebida específica; em um varejo de cosméticos, a compra de um produto principal pode se relacionar à aquisição de acessórios complementares; em uma loja de conveniência, determinados itens podem aparecer

juntos por estarem vinculados a deslocamento, lanche rápido ou consumo imediato. Quando identificadas com critério, essas relações podem orientar decisões de venda, exposição, atendimento e comunicação.

A venda cruzada, nesse contexto, deve ser compreendida como prática de recomendação comercial baseada em complementaridade. Em sua forma intuitiva, depende da experiência do atendente ou de abordagens genéricas de oferta adicional. Em sua forma analítica, apoia-se em padrões extraídos de dados transacionais. A diferença é relevante: recomendações indiscriminadas tendem a gerar pressão comercial e reduzir a qualidade da experiência, enquanto sugestões contextualizadas, coerentes com padrões reais de compra, podem ampliar conveniência, qualificar a interação com o cliente, elevar o ticket médio e melhorar o aproveitamento do mix de produtos.

Diante desse cenário, este artigo analisa como dados gerados por sistemas POS podem ser utilizados para identificar associações comerciais relevantes e subsidiar estratégias de cross-selling em pequenos negócios. Busca-se compreender de que modo a mineração de dados transacionais pode revelar padrões de compra, apoiar decisões de recomendação comercial e qualificar práticas de venda cruzada em restaurantes, varejos locais e empresas de menor porte, sem reduzir a análise a automatismo estatístico ou a prescrições promocionais simplificadas.

2 Referencial teórico

2.1 Sistemas POS, dados transacionais e inteligência comercial

A evolução dos registros comerciais acompanha o desenvolvimento de tecnologias capazes de capturar dados no momento da compra. Com a disseminação de scanners, sistemas digitais de pagamento e plataformas de ponto de venda, tornou-se possível registrar a composição das transações com nível de detalhe antes restrito a operações de maior porte. Wedel e Kannan (2016) observam que a expansão de ambientes ricos em dados alterou significativamente as possibilidades de análise em marketing, especialmente ao ampliar a disponibilidade de informações estruturadas e não estruturadas sobre comportamento do consumidor.

Nos pequenos negócios, a transformação ocorre em escala mais modesta, mas com implicações relevantes. O POS permite registrar não apenas o faturamento, mas os itens que compõem cada venda, o horário da transação, o canal de compra, o desconto aplicado, o atendente responsável, a forma de pagamento e, em alguns casos, o cliente vinculado a um programa de fidelidade. Desse modo, a venda deixa de ser apenas um lançamento financeiro e passa a ser uma unidade analítica.

Essa unidade analítica pode ser examinada por diferentes perspectivas. No varejo, a cesta de compra revela relações entre produtos, categorias e ocasiões de consumo. Em restaurantes, o ticket pode indicar combinações entre pratos, bebidas, sobremesas e acompanhamentos. Em operações de hospitalidade e serviços locais, a análise pode evidenciar padrões de consumo por horário, perfil de pedido ou canal. O ponto decisivo está em compreender que a transação, quando analisada em conjunto com outras transações, permite inferir regularidades comerciais.

A qualidade dos resultados, contudo, depende da organização da base. Produtos cadastrados com nomes diferentes, categorias inconsistentes, descontos lançados de maneira irregular, cancelamentos não tratados e cortesias misturadas a vendas reais comprometem a confiabilidade das associações encontradas. Antes de qualquer mineração, é necessário consolidar itens equivalentes, padronizar nomenclaturas, separar registros atípicos e definir a unidade de análise. Em restaurantes, por exemplo, a escolha entre analisar mesa, pedido individual, ticket completo ou cliente identificado altera substancialmente a interpretação. No varejo, a cesta de compra tende a ser unidade mais direta, embora ainda seja necessário controlar devoluções, compras excepcionais e efeitos promocionais.

Ao ser compreendido como infraestrutura informacional, o POS deixa de ser apenas ferramenta de caixa. Exportações periódicas, planilhas estruturadas, categorização adequada e métodos interpretáveis já permitem que negócios locais iniciem uma rotina de inteligência comercial. A sofisticação técnica pode evoluir gradualmente, mas a maturidade analítica começa na disciplina de registro, limpeza e interpretação dos dados.

2.2 Regras de associação e conjuntos frequentes

A mineração de regras de associação foi desenvolvida para identificar relações recorrentes entre conjuntos de itens em bases de transações. Na formulação clássica de Agrawal, Imieliński e Swami (1993), cada transação contém itens adquiridos por um cliente, e o objetivo consiste em gerar regras significativas com base em restrições de suporte e confiança. A contribuição desse modelo está em transformar grandes volumes de registros comerciais em relações interpretáveis entre itens.

Em termos gerenciais, uma regra de associação indica que a presença de determinado item ou conjunto de itens em uma transação está associada à presença de outro item. Essa estrutura permite formular hipóteses de complementaridade: consumidores que comprem determinado prato podem apresentar maior propensão a determinada bebida;

compradores de certo produto podem adquirir acessório específico; clientes que consomem uma categoria podem combinar outra em uma mesma ocasião de compra.

A literatura utiliza suporte, confiança e lift como métricas centrais para avaliar essas relações. O suporte indica a frequência com que uma combinação aparece na base total de transações, permitindo verificar se o padrão possui escala suficiente. A confiança expressa a força condicional da relação, indicando com que frequência o item consequente aparece quando o antecedente está presente. Já o lift compara a associação observada com a frequência esperada dos itens, considerando sua popularidade geral, e ajuda a distinguir relações específicas de simples coocorrências provocadas por produtos muito frequentes.

Hahsler, Grün e Hornik (2005) destacam que a mineração de regras pode produzir grande volume de resultados, especialmente quando os limiares de suporte e confiança são definidos em níveis baixos. Essa observação tem grande importância prática. Um relatório com muitas regras não representa, necessariamente, maior inteligência comercial. Para pequenos negócios, o excesso de resultados pode dificultar a ação. O valor da análise está em selecionar associações interpretáveis, economicamente relevantes e operacionalmente executáveis.

A granularidade também influencia a qualidade dos achados. Categorias muito amplas podem ocultar relações específicas; produtos excessivamente detalhados podem fragmentar o suporte e impedir a identificação de padrões robustos. Em um restaurante, analisar “bebidas” como categoria única pode ser genérico demais para treinamento de atendimento; por outro lado, separar todas as variações de tamanho, marca e apresentação pode dispersar dados em subgrupos pouco úteis. A escolha do nível de agregação deve responder à pergunta gerencial. Para cardápio e treinamento, categorias podem ser suficientes; para estoque e recomendação premium, itens específicos podem ser mais adequados.

2.3 Apriori, Eclat e interpretabilidade gerencial

Entre os métodos utilizados na mineração de conjuntos frequentes, o algoritmo Apriori tornou-se uma das principais referências. Sua lógica baseia-se no princípio de que um conjunto de itens só pode ser frequente se seus subconjuntos também forem frequentes. Com isso, o algoritmo reduz o espaço de busca e evita avaliar combinações sem suporte mínimo. Essa propriedade tornou a análise de grandes bases transacionais mais viável, especialmente em comparação com abordagens que examinariam todas as combinações possíveis.

A relevância do Apriori, para pequenos negócios, não se limita ao desempenho computacional. Sua principal vantagem gerencial está na interpretabilidade. Ao gerar regras compreensíveis, o método permite converter resultados técnicos em decisões operacionais: sugerir uma bebida com determinada categoria de prato, posicionar produtos complementares próximos, criar oferta combinada, ajustar comunicação no ponto de venda ou treinar atendentes para recomendações mais contextualizadas.

Outros algoritmos, como Eclat, utilizam estratégias distintas de mineração. Hahsler, Grün e Hornik (2005) observam que Apriori opera de forma ampla e por níveis, com contagem de transações, enquanto Eclat emprega estrutura baseada em listas de transações e interseções. Para a realidade dos pequenos negócios, a escolha entre métodos deve considerar não apenas eficiência, mas clareza, disponibilidade de ferramentas, qualidade da base e capacidade de interpretação dos resultados.

A sofisticação técnica, isoladamente, não garante aplicabilidade. Um modelo que produz resultados incompreensíveis para gestores e equipes tende a permanecer restrito ao relatório. Por outro lado, uma regra simples, estatisticamente razoável e operacionalmente clara pode orientar mudanças concretas no atendimento, no cardápio ou na exposição de produtos. Essa relação entre rigor e utilidade é central para a aplicação de Business Analytics em empresas de menor porte.

2.4 Marketing analytics e recomendação comercial

Marketing analytics envolve a coleta, o tratamento e a análise de dados para apoiar decisões de marketing, vendas, relacionamento e alocação de recursos comerciais. Wedel e Kannan (2016) situam esse campo em ambientes de alta disponibilidade de dados, nos quais métodos analíticos podem auxiliar decisões sobre personalização, mix de marketing, relacionamento com clientes, privacidade e eficiência das ações comerciais.

Quando tratamos sobre pequenos negócios, o conceito precisa ser adaptado à realidade operacional. Nem sempre há infraestrutura avançada, equipes especializadas ou bases volumosas. Ainda assim, sistemas POS, planilhas, cadastros de clientes e históricos de venda podem sustentar análises úteis. O ponto fundamental está em transformar dados disponíveis em decisões proporcionais à capacidade da empresa. Regras de associação são particularmente adequadas a esse contexto porque produzem resultados inteligíveis e diretamente vinculados a práticas comerciais.

A recomendação baseada em dados não deve ser confundida com intensificação indiscriminada de vendas. Seu valor está na pertinência. Uma sugestão comercial relevante reduz esforço de escolha, complementa a experiência e aumenta a

conveniência percebida pelo cliente. Em contrapartida, abordagens insistentes, genéricas ou desalinhadas com o interesse do consumidor podem deteriorar a relação comercial.

Por essa razão, o cross-selling orientado por dados deve integrar três dimensões: consistência estatística, viabilidade econômica e adequação experiencial. A primeira indica que a recomendação decorre de padrões observados; a segunda avalia margem, estoque e custo operacional; a terceira verifica se a sugestão faz sentido para o cliente no momento da compra. Apenas a convergência dessas dimensões torna a venda cruzada comercialmente sustentável.

3 Metodologia

Esta pesquisa adota abordagem qualitativa, exploratória e bibliográfica, com orientação teórico-aplicada. O objeto de análise é o uso de dados transacionais gerados por sistemas POS para identificação de padrões de compra e formulação de estratégias de cross-selling em restaurantes, varejos locais e pequenos negócios.

A opção pela abordagem qualitativa decorre da finalidade de interpretar conceitos, técnicas e possibilidades de aplicação gerencial, sem testar empiricamente uma base específica de transações. O caráter exploratório justifica-se pela necessidade de aproximar fundamentos de mineração de dados da realidade de empresas que, embora acumulem registros operacionais, nem sempre dispõem de rotinas estruturadas de análise. Já a dimensão bibliográfica sustenta-se em estudos sobre regras de associação, conjuntos frequentes, algoritmo Apriori, análise de cesta de compras e marketing analytics.

Foram priorizados três eixos teóricos. O primeiro corresponde à formulação clássica das regras de associação em bases transacionais, com destaque para Agrawal, Imieliński e Swami (1993) e Agrawal e Srikant (1994). O segundo trata da operacionalização computacional da mineração de regras, especialmente a partir de Hahsler, Grün e Hornik (2005), que discutem suporte, confiança, lift, estruturas de transações, Apriori, Eclat e análise de grandes conjuntos de regras. O terceiro envolve marketing analytics em ambientes ricos em dados, com base em Wedel e Kannan (2016), articulando decisões comerciais, personalização, privacidade e uso estratégico de dados.

A análise organiza esses fundamentos em quatro dimensões. A primeira examina o POS como base transacional de inteligência comercial. A segunda discute regras de associação como instrumento de identificação de relações entre produtos. A terceira interpreta o cross-selling como recomendação contextual, dependente de estatística,

economia e experiência do consumidor. A quarta avalia limitações metodológicas, riscos interpretativos e responsabilidades éticas.

Não se trata de estudo de caso, nem de experimento com dados reais de clientes. A contribuição é teórico-aplicada: sistematiza fundamentos científicos e propõe critérios de uso gerencial para pequenos negócios. Essa delimitação evita afirmações sobre ganhos financeiros universais e preserva a natureza analítica da discussão.

4 Análise e discussão

4.1 Da transação isolada à leitura relacional da compra

Uma venda individual possui valor administrativo; um conjunto de vendas possui valor analítico. A diferença entre essas duas leituras está na capacidade de identificar relações. Quando um restaurante observa apenas o faturamento diário, compreende o desempenho financeiro agregado. Ao examinar a composição dos pedidos, passa a observar como pratos, bebidas, acompanhamentos e sobremesas se articulam na experiência de consumo. No varejo, raciocínio semelhante permite entender não apenas quais produtos vendem mais, mas quais itens aparecem juntos na mesma cesta.

Essa passagem altera a interpretação do desempenho comercial. Produtos de alto volume podem não ser os mais relevantes para estratégias de venda cruzada se forem consumidos isoladamente. Por outro lado, itens de venda moderada podem desempenhar papel importante quando participam de cestas de maior valor ou quando se associam a produtos de alta margem. O foco desloca-se do ranking de vendas para a função relacional de cada item dentro da transação.

Em restaurantes, essa perspectiva complementa a engenharia de cardápio. Popularidade e margem continuam relevantes, mas não esgotam a análise. Um prato de margem intermediária pode ser estratégico quando se associa a bebidas rentáveis. Uma sobremesa de baixa venda isolada pode justificar destaque se aparecer em combinações específicas após determinados pratos. Uma bebida pode ganhar importância não apenas pelo volume próprio, mas por sua conexão com categorias de maior valor.

No varejo local, a análise de cestas auxilia decisões sobre exposição, mix e comunicação. Itens de baixa venda individual podem aumentar conveniência, completar compras e reforçar a percepção de variedade. Produtos complementares podem ser posicionados de modo a facilitar a compra conjunta ou a ampliar a circulação na loja. A decisão deixa de depender apenas da intuição do vendedor e passa a considerar padrões efetivamente registrados.

4.2 Interpretação integrada das métricas

A aplicação das regras de associação exige leitura integrada das métricas de suporte, confiança e lift. O suporte informa se determinada combinação possui presença suficiente na base analisada. Em pequenos negócios, esse critério é relevante porque padrões muito raros podem não justificar mudanças operacionais. Uma combinação observada em poucos tickets pode sugerir uma hipótese interessante, mas dificilmente sustentará alteração de cardápio, layout ou treinamento.

A confiança contribui para avaliar a probabilidade condicional de recomendação. Quando um item aparece frequentemente junto a outro, a empresa pode considerar uma sugestão comercial. Ainda assim, uma confiança elevada pode ser enganosa quando o item recomendado já é popular em quase todos os contextos. Nesses casos, a regra pode refletir apenas a frequência geral do produto, e não uma associação específica.

O lift permite qualificar essa interpretação ao comparar a relação observada com a ocorrência esperada dos itens. Valores superiores indicam que a associação ultrapassa a simples popularidade. Contudo, mesmo essa métrica não deve ser tratada como decisão automática. Uma regra estatisticamente forte pode envolver produto de baixa margem, item com estoque instável, combinação incompatível com a proposta do negócio ou recomendação difícil de executar pela equipe.

A leitura gerencial precisa integrar estatística e contexto. Uma lanchonete pode transformar combinações recorrentes em combos simples; um restaurante de serviço completo pode usar as mesmas informações para harmonização e treinamento; uma loja de cosméticos pode orientar exposição conjunta ou sugestão consultiva. O dado não determina a estratégia, mas delimita possibilidades mais consistentes.

4.3 Cross-selling como recomendação contextual

A venda cruzada baseada em dados torna-se mais eficaz quando deixa de ser mera tentativa de adicionar itens ao ticket e passa a funcionar como recomendação

contextual. O cliente não deve perceber a sugestão como pressão, mas como auxílio à decisão. Para isso, a oferta precisa guardar coerência com o item inicialmente escolhido, com o momento da compra e com a experiência esperada.

Em restaurantes, essa coerência pode ocorrer na relação entre prato e bebida, entre refeição e sobremesa ou entre ocasião de consumo e item sazonal. A equipe pode ser treinada para apresentar sugestões específicas conforme o pedido, evitando abordagens genéricas. Em vez de oferecer qualquer bebida para qualquer prato, o atendente passa a trabalhar com recomendações orientadas por padrões observados e filtradas pelo julgamento operacional.

No varejo, a lógica se manifesta em exposição conjunta, kits, recomendações no caixa e comunicação segmentada. Um produto principal pode ser acompanhado por acessório, refil, item de manutenção ou produto de uso complementar. Ainda assim, a presença conjunta na cesta não significa que os produtos devam sempre ser vendidos em pacote. Kits precisam oferecer conveniência ou curadoria percebida; sem isso, podem reduzir margem ou criar artificialidade.

A qualidade do cross-selling depende, portanto, de equilíbrio. A recomendação deve possuir base transacional, contribuir economicamente e melhorar a experiência. Quando apenas aumenta o número de ofertas, tende a gerar ruído. Quando facilita a escolha e respeita o interesse do consumidor, pode ampliar receita sem comprometer confiança.

4.4 Validação econômica e operacional das associações

Nenhuma regra de associação deve ser convertida automaticamente em promoção, combo ou script de atendimento. A coocorrência indica uma relação observada; a decisão comercial exige validação econômica e operacional. O primeiro critério é a margem incremental. A venda adicional só é desejável quando contribui para resultado econômico real, e não apenas para aumento bruto do ticket.

Também é necessário avaliar disponibilidade de estoque, tempo de preparo, capacidade da equipe, perecibilidade e impacto sobre o fluxo de atendimento. Em restaurantes, sugerir sistematicamente um item que a cozinha não consegue entregar com regularidade pode prejudicar a experiência. No varejo, recomendar produto com reposição instável pode gerar frustração e ruptura. O dado precisa dialogar com a operação.

A validação pode ocorrer por testes controlados. Determinada recomendação pode ser aplicada em turnos específicos, canais de venda, períodos delimitados ou grupos de

atendentes. A comparação posterior deve observar taxa de aceitação, ticket médio, margem, desperdício, ruptura e percepção do cliente. Dessa forma, a mineração de dados deixa de ser exercício descritivo e passa a integrar um ciclo de aprendizagem gerencial.

Esse cuidado evita dois extremos. Permanecer apenas na intuição impede que a empresa aproveite evidências disponíveis. Aplicar regras estatísticas sem considerar contexto pode produzir decisões artificiais. A melhor aplicação está no ponto intermediário: dados orientam hipóteses, e a gestão valida sua utilidade na prática.

4.5 Limitações e riscos interpretativos

A confiabilidade da mineração transacional depende diretamente da qualidade da base. Registros inconsistentes produzem associações inconsistentes. Produtos duplicados, categorias mal definidas, descontos irregulares, cortesias, cancelamentos e lançamentos manuais podem distorcer resultados. Por isso, a preparação dos dados não deve ser tratada como etapa técnica secundária, mas como condição de validade.

A sazonalidade também interfere na interpretação. Restaurantes e varejos locais são influenciados por clima, feriados, turismo, eventos regionais, promoções e datas comemorativas. Combinações observadas em períodos atípicos podem não representar o comportamento regular da operação. A análise precisa distinguir padrões estruturais de variações circunstanciais.

Outro limite está na ausência de causalidade. Regras de associação indicam coocorrência, não explicam necessariamente por que os produtos aparecem juntos. A relação pode decorrer de preferência real, layout, promoção, recomendação prévia, disponibilidade, hábito cultural ou perfil dos consumidores. Para explicar causalidade, seriam necessários métodos adicionais, como experimentos, testes A/B, análise qualitativa ou comparação entre grupos.

Além disso, a produção excessiva de regras pode reduzir a aplicabilidade. Hahsler, Grün e Hornik (2005) indicam que bases transacionais podem gerar grande quantidade de regras quando os parâmetros são pouco restritivos. Para pequenos negócios, o objetivo não deve ser maximizar o número de resultados, mas selecionar associações capazes de orientar poucas ações claras e mensuráveis.

4.6 Ética, privacidade e experiência do consumidor

O uso de dados transacionais em estratégias de cross-selling exige responsabilidade ética. Quando a análise ocorre de forma agregada, sem identificação individual de

consumidores, os riscos de privacidade tendem a ser menores. Ainda assim, a empresa deve evitar interpretações abusivas ou recomendações que prejudiquem a experiência. Quando os dados são vinculados a programas de fidelidade, históricos pessoais ou comunicação direcionada, surgem obrigações adicionais de transparência, finalidade e segurança.

A personalização comercial precisa respeitar a expectativa legítima do cliente. Há diferença entre sugerir um produto complementar coerente com uma compra e utilizar informações pessoais de modo invasivo. O dado deve servir à conveniência, não à manipulação. A recomendação precisa preservar autonomia, clareza e liberdade de recusa.

A equipe de atendimento também deve ser orientada nesse sentido. Dados podem indicar oportunidades, mas não autorizam pressão comercial. Uma sugestão adequada pode ser percebida como serviço; uma abordagem insistente compromete a confiança. Em mercados locais, nos quais reputação e relacionamento direto exercem papel central, preservar a qualidade da interação é tão importante quanto elevar o ticket.

5 Considerações finais

Sistemas POS constituem fontes relevantes de dados transacionais para pequenos negócios. Quando utilizados apenas para fechamento de caixa e registro de vendas, seu potencial permanece restrito à rotina administrativa. Quando tratados como bases analíticas, permitem identificar relações entre produtos, padrões de compra e oportunidades de recomendação comercial.

A mineração de regras de associação oferece instrumentos consistentes para interpretar essas relações. Suporte, confiança e lift auxiliam na avaliação de frequência, força condicional e intensidade relativa das combinações observadas. O algoritmo Apriori permanece relevante pela clareza conceitual e pela possibilidade de gerar resultados interpretáveis, especialmente úteis para empresas com infraestrutura analítica limitada.

O cross-selling baseado em dados pode contribuir para aumento do ticket, melhor aproveitamento do mix, qualificação do atendimento e maior conveniência para o consumidor. Sua eficácia, entretanto, depende de validação econômica, coerência operacional e responsabilidade ética. Nem toda associação deve ser convertida em promoção, combo ou recomendação. A decisão precisa considerar margem, estoque, capacidade da equipe, identidade do negócio e experiência do cliente.

Em restaurantes, a análise pode apoiar cardápios, harmonizações, treinamento de atendentes e ofertas contextuais. No varejo local, pode orientar layout, kits, exposição de produtos, comunicação no ponto de venda e gestão do mix. Em ambos os casos, a contribuição central está em substituir recomendações genéricas por hipóteses comerciais fundamentadas em padrões reais de consumo.

Conclui-se que a mineração de dados transacionais em sistemas POS representa uma via acessível para ampliar a inteligência comercial de pequenos negócios. Seu valor não reside apenas na descoberta técnica de associações, mas na capacidade de transformar tais associações em decisões simples, mensuráveis e compatíveis com a experiência do consumidor. Quando aplicada com rigor metodológico, interpretação contextual e prudência ética, a análise de cesta de compras pode converter registros cotidianos de venda em instrumentos de aprendizagem gerencial, eficiência comercial e vantagem competitiva.

Referências

ADOMAVICIUS, Gediminas; TUZHILIN, Alexander. Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. **IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering**, v. 17, n. 6, p. 734-749, 2005.

AGRAWAL, Rakesh; IMIELIŃSKI, Tomasz; SWAMI, Arun. Mining association rules between sets of items in large databases. In: **Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data**. Washington, DC: ACM Press, 1993. p. 207-216. DOI: 10.1145/170035.170072.

AGRAWAL, Rakesh; SRIKANT, Ramakrishnan. Fast algorithms for mining association rules. In: BOCCA, Jorge B.; JARKE, Matthias; ZANIOLO, Carlo (org.). **Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases**. Santiago: Morgan Kaufmann, 1994. p. 487-499.

BERRY, Michael J. A.; LINOFF, Gordon S. **Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management**. 2. ed. Indianapolis: Wiley, 2004.

BRIN, Sergey; MOTWANI, Rajeev; ULLMAN, Jeffrey D.; TSUR, Shalom. Dynamic itemset counting and implication rules for market basket data. In: **Proceedings of the ACM SIGMOD International Conference on Management of Data**. Tucson: ACM, 1997. p. 255-264. DOI: 10.1145/253260.253325.

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.

FAYYAD, Usama; PIATETSKY-SHAPIRO, Gregory; SMYTH, Padhraic. From data mining to knowledge discovery in databases. **AI Magazine**, v. 17, n. 3, p. 37-54, 1996. DOI: 10.1609/aimag.v17i3.1230.

HAHSLER, Michael; GRÜN, Bettina; HORNIK, Kurt. arules: a computational environment for mining association rules and frequent item sets. **Journal of Statistical Software**, v. 14, n. 15, p. 1-25, 2005. DOI: 10.18637/jss.v014.i15.

HAN, Jiawei; KAMBER, Micheline; PEI, Jian. **Data Mining: Concepts and Techniques**. 3. ed. Waltham: Morgan Kaufmann, 2012.

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

PROVOST, Foster; FAWCETT, Tom. **Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking**. Sebastopol: O'Reilly Media, 2013.

RICCI, Francesco; ROKACH, Lior; SHAPIRA, Bracha. **Recommender Systems Handbook**. 2. ed. New York: Springer, 2015.

TAN, Pang-Ning; STEINBACH, Michael; KUMAR, Vipin. **Introduction to Data Mining**. Boston: Pearson, 2006.

WEDEL, Michel; KANNAN, P. K. Marketing analytics for data-rich environments. **Journal of Marketing**, v. 80, n. 6, p. 97-121, 2016. DOI: 10.1509/jm.15.0413.

WITTEN, Ian H.; FRANK, Eibe; HALL, Mark A.; PAL, Christopher J. **Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques**. 4. ed. Cambridge: Morgan Kaufmann, 2016.