REVISTA TÓPICOS
ISSN 2965-6672 | Qualis A2

VISUALIZAÇÃO DE DADOS COMO INSTRUMENTO DE GESTÃO DA SEGURANÇA EM MERCADOS AUTÔNOMOS DE CONDOMÍNIOS: PROPOSTA CONCEITUAL DE DASHBOARD PARA MONITORAMENTO DE FURTOS E PREVENÇÃO DE PERDAS

DATA VISUALIZATION AS A SECURITY MANAGEMENT TOOL IN AUTONOMOUS MARKETS IN RESIDENTIAL CONDOMINIUMS: A CONCEPTUAL DASHBOARD PROPOSAL FOR THEFT MONITORING AND LOSS PREVENTION

Ciências Exatas e da Terra • 16/11/2026

REGISTRO DOI: 10.70773/revistatopicos/794651474

Victor Gabriel dos Santos Teixeira[1]

Marcos Vinícius Oliveira Sobrinho[2]

RESUMO

Considerando que o funcionamento sem operadores em mercados autônomos de condomínios gera vulnerabilidades a furtos e perdas cujos dados permanecem dispersos e pouco integrados, este artigo aborda a lacuna de monitoramento centralizado no setor. Objetiva-se propor um modelo conceitual de *Business Intelligence* (BI) e o protótipo de um *dashboard* voltados ao monitoramento de ocorrências e à prevenção de perdas nesse modelo de negócio. Para tanto, procede-se à realização de uma pesquisa aplicada, exploratório-descritiva e qualitativa, de caráter teórico-propositivo, estruturada com base no ciclo CRISP-DM e fundamentada em levantamento bibliográfico e documental. Desse modo, observa-se que a integração de dados por meio de uma arquitetura de BI em sete camadas, associada a um modelo dimensional com três tabelas-fato e cinco indicadores-chave de perdas, viabiliza a construção de um *dashboard* com visões executiva, de segurança e operacional. O que permite concluir que a solução conceitual desenvolvida fornece um instrumento estruturado de visualização de dados para a gestão preventiva de perdas em mercados autônomos, estabelecendo proposições teóricas alinhadas à referência setorial brasileira para orientar futuras validações empíricas.

Palavras-chave: Mercados autônomos; Business Intelligence; Visualização de dados; Prevenção de perdas; Dashboard.

ABSTRACT

Considering that unmanned operations in autonomous residential markets generate vulnerabilities to theft and losses whose data remain scattered and poorly integrated, this article addresses the gap in centralized monitoring within the sector. The objective is to propose a conceptual Business Intelligence (BI) model and a

dashboard prototype aimed at monitoring incidents and preventing losses in this business model. To this end, an applied, exploratory-descriptive, and qualitative study of a theoretical-proposing nature was conducted, structured around the CRISP-DM lifecycle and grounded in a literature and documentary review. Thus, it is observed that data integration through a seven-layer BI architecture, combined with a dimensional model featuring three fact tables and five key loss indicators, enables the development of a dashboard with executive, security, and operational views. Which allows us to conclude that the developed conceptual solution provides a structured data visualization tool for preventive loss management in autonomous markets, establishing theoretical propositions aligned with the Brazilian industry benchmark to guide future empirical validations.

Keywords: Autonomous markets; Business Intelligence; Data visualization; Loss prevention; Dashboard.

1. INTRODUÇÃO

Os mercados autônomos instalados em áreas comuns de condomínios residenciais — também denominados micromercados ou varejo de conveniência autônomo — representam um formato recente no cenário do varejo alimentar. Em geral, a operação prescinde da presença contínua de funcionários no ponto de venda (PDV): o próprio morador seleciona os produtos, registra os itens e efetua o pagamento em terminais de autoatendimento (*self-checkout*) ou via aplicativo móvel. Estimativas de mercado publicadas em 2023 sinalizavam a existência de aproximadamente 10 mil estabelecimentos autônomos no Brasil, atribuindo ao setor uma movimentação anual entre R$ 1,5 bilhão e R$ 2 bilhões, impulsionada pelo contexto pandêmico da COVID-19 (Fernandes,

2023). Tais projeções, embora desprovidas de amostragem acadêmica sistemática, evidenciam a incipiente documentação científica do segmento. Para contextualizar o ecossistema macroeconômico no qual o formato se insere, o Ranking ABRAS 2026, publicado pela Associação Brasileira de Supermercados, aponta que as redes supermercadistas nacionais faturaram R$ 1,145 trilhão em 2025, o equivalente a 9,02% do Produto Interno Bruto (PIB) brasileiro (ABRAS, 2026).

A ausência de operadores de caixa transfere a responsabilidade do registro transacional integralmente ao consumidor. Pesquisas sobre sistemas de autoatendimento e tecnologias *scan-and-go* indicam que a descentralização do registro cria vulnerabilidades e novas oportunidades para falhas de escaneamento e furtos (Beck; Hopkins, 2017; Taylor, 2016). A dimensão desse gargalo no varejo nacional é corroborada pela Pesquisa Abrappe de Perdas no Varejo Brasileiro 2025, conduzida pela KPMG e pela Associação Brasileira de Prevenção de Perdas (ABRAPPE), a qual registrou um índice médio de perdas de 1,51% do faturamento bruto em 2024 entre as empresas analisadas, totalizando R$ 36,5 bilhões em prejuízos — dos quais cerca de 70% decorrem de quebras operacionais, furtos internos/externos e erros de inventário (KPMG; ABRAPPE, 2026). Nos mercados autônomos condominiais, parte-se da premissa de que a gestão de vendas, estoques e sinistros é predominantemente conduzida por meio de planilhas eletrônicas descentralizadas, relatórios avulsos de PDV e anotações não padronizadas, inviabilizando a segregação entre quebras operacionais e furtos, bem como o rastreamento de padrões temporais de perdas.

A literatura científica oferece arcabouços fragmentados para o enfrentamento dessa problemática, sem contudo integrá-los à

especificidade desse formato operacional. Estudos internacionais sobre lojas autônomas concentram-se precipuamente na aceitação tecnológica e no comportamento do consumidor (Benoit *et al.*, 2024; Nam; Lee; Lee, 2025), enquanto a revisão desenvolvida por Kohli, Malhotra e Pingali (2025) sistematiza pesquisas focadas em lojas de conveniência não tripuladas sob a ótica da experiência do usuário. Por sua vez, a literatura de prevenção de perdas investiga precipuamente ambientes varejistas com supervisão presencial, ainda que abordando o autoatendimento (Beck; Hopkins, 2017; Hayes, 2007; Taylor, 2016). No cenário nacional, investigações recentes sobre *Business Intelligence* (BI) no varejo tratam da gestão de estoques, previsão de demanda e monitoramento de vendas (Giacomozzi, 2025; Santos Junior; Kruger, 2025), ao passo que Ribeiro, Souza e Servare Junior (2025) associam sistemas de gerenciamento de armazéns, redes neurais e BI a ganhos de eficiência logística. Constata-se, contudo, a ausência de estudos voltados ao projeto de arquiteturas de BI para a gestão e prevenção de perdas em mercados autônomos condominiais. Diante disso, formula-se a seguinte questão de pesquisa: que indicadores, estrutura multidimensional de dados e visões de *dashboard* devem compor uma solução de *Business Intelligence* direcionada ao monitoramento de furtos e à prevenção de perdas em mercados autônomos de condomínios residenciais?

A condução deste estudo justifica-se sob três dimensões. Na dimensão econômica, o volume de perdas computado pelas pesquisas setoriais evidencia a relevância do problema, o qual é amplificado na operação autônoma pela ausência de vigilância ostensiva contínua. Na dimensão acadêmica, a pesquisa converge áreas do conhecimento tratadas de forma estanque — varejo autônomo, prevenção de perdas, modelagem dimensional de dados

e visualização de informações —, formalizando proposições teóricas para posterior validação empírica. Na dimensão gerencial, a proposta fornece aos operadores uma estrutura de indicadores e um protótipo de painel capaz de orientar a governança e a padronização dos dados previamente a aportes expressivos em infraestrutura tecnológica. Ressalta-se que o próprio setor demanda tais soluções: a pesquisa setorial indica que 13,18% das empresas analisadas já aplicam Inteligência Artificial (IA) para monitoramento em tempo real, apontando a expansão de *analytics* e IA na detecção de perdas como tendência consolidada (KPMG; ABRAPPE, 2026).

O objetivo geral deste artigo é propor um modelo conceitual de *Business Intelligence* e um protótipo de *dashboard* para o monitoramento de furtos e a prevenção de perdas em mercados autônomos instalados em condomínios residenciais. Trata-se de uma pesquisa aplicada de caráter teórico-propositivo. Destaca-se que não houve coleta de dados primários em estabelecimentos, consulta a especialistas ou testes de usabilidade com usuários finais, devendo o artefato resultante ser compreendido como um modelo conceitual de referência para futuras validações e implementações. Estruturalmente, além desta Introdução, o artigo apresenta o Referencial Teórico (Seção 2), os Procedimentos Metodológicos (Seção 3), os Resultados do Desenvolvimento Conceitual — englobando indicadores, modelagem dimensional, arquitetura e o protótipo do *dashboard* (Seção 4) —, a Discussão das Proposições, Contribuições e Limitações (Seção 5) e as Considerações Finais (Seção 6).

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. Mercados Autônomos e o Varejo de Conveniência Condominial

Parente e Barki (2014) discutem a diversidade e a evolução dos formatos de loja no varejo brasileiro. Os mercados autônomos condominiais podem ser lidos nessa chave: levam o ponto de venda para dentro do condomínio, dispensam o operador de caixa e oferecem conveniência a quem mora no local. Segundo a reportagem de Fernandes (2023), a Onii tinha 720 unidades, das quais 390 franqueadas, e a Minha Quitandinha estava presente em 20 estados, com 180 pontos franqueados, número que deveria chegar a 300 até o fim de 2023; o texto cita ainda redes supermercadistas, como Hirota e Enxuto, que passaram a abrir unidades autônomas. O formato apoia-se em um acordo tácito de confiança entre operador e morador.

Na literatura internacional, o formato aparece como *autonomous store* ou *unmanned store*. Benoit *et al.* (2024), em experimento *conjoint*, verificaram que, exceto no pagamento, os consumidores preferem lojas com funcionários; que recursos que aumentam a conveniência e a autonomia do cliente reduzem a percepção de segurança; e que localizações comunitárias e rurais são mais adequadas a lojas autônomas do que polos de circulação anônima. Nam, Lee e Lee (2025), em experimento de escolha com 600 participantes, observaram que a preferência dos consumidores diminui à medida que as lojas adotam tecnologias mais avançadas e que atributos convencionais da loja continuam a pesar na escolha. Kohli, Malhotra e Pingali (2025) revisaram 106 artigos sobre lojas de conveniência não tripuladas, que combinam visão computacional, inteligência artificial, pagamento automatizado e controle de entrada e saída. O condomínio residencial, de público restrito e

recorrente, pode ser entendido como um caso de localização comunitária, o que é coerente com a expansão do formato nesse ambiente, mas não elimina o risco de perdas.

A mesma ausência de supervisão que viabiliza o formato tende a ser sua principal vulnerabilidade, e os estudos sobre autoatendimento ajudam a entender por quê. Taylor (2016) revisa como a adoção de caixas de autoatendimento afetou o furto no varejo e, com base em pesquisas de mercado que sugerem que até um terço dos clientes furta regularmente ao usá-los em supermercados, propõe uma tipologia desses infratores. Beck e Hopkins (2017), a partir de entrevistas com varejistas, observação em lojas e dados de perdas, identificam as potenciais oportunidades de crime criadas pelos sistemas móveis de escaneamento e pagamento, em que o cliente registra as compras com o próprio celular ou com aparelho fornecido pela loja, e o impacto desses sistemas sobre as perdas. No varejo alimentar brasileiro, a edição de 2025 da pesquisa de eficiência operacional da ABRAS registrou índice de 98,11%, praticamente estável em relação à edição anterior (98,13%), e apontou a quebra operacional como principal frente de melhoria (ABRAS, 2025).

2.2. Prevenção de Perdas e Segurança Patrimonial no Varejo

Entende-se por prevenção de perdas o conjunto de práticas, políticas e tecnologias voltadas a reduzir quebras operacionais, erros administrativos e apropriações indevidas no varejo. Hayes (2007) organiza os riscos do varejo por origem (desvios de funcionários, furtos e erros de fornecedores, perdas na cadeia de suprimentos, furtos cometidos por clientes e riscos no ponto de venda) e dedica parte da obra à identificação e à priorização desses riscos por meio

de levantamentos de segurança e análise de dados. Em mercados autônomos, sem funcionário no ponto de venda, é razoável supor que o furto por clientes e as falhas de registro no autoatendimento ganhem peso relativo; o desvio interno, porém, não desaparece, porque a reposição e a contagem continuam a cargo de pessoas.

Medir as perdas já é, em si, um problema. Beck (2018) observa que o termo *shrinkage*, usado há mais de um século, ainda não tem definição consensual e propõe o conceito mais amplo de perda total no varejo (*total retail loss*). O autor distingue as perdas conhecidas, cuja causa o varejista compreende bem, das perdas desconhecidas, identificadas sem que se saiba sua causa com segurança. A distinção é central para este estudo: em um mercado autônomo, a avaria ou o vencimento de um produto podem ser registrados quando são percebidos, mas o furto não flagrado só aparece como diferença entre o estoque esperado e o contado.

A Pesquisa Abrappe de Perdas no Varejo Brasileiro 2025, com 179 empresas participantes de 24 estados, 43% delas com faturamento anual acima de R$ 1 bilhão, registrou queda do índice médio de perdas de 1,57% para 1,51% entre o ano anterior e 2024, embora o prejuízo total tenha crescido para R$ 36,5 bilhões (KPMG; ABRAPPE, 2026). Segundo a pesquisa, farmácias e drogarias tiveram aumento de 38,9% nas perdas, impulsionado pelo roubo e furto de canetas de emagrecimento, dermocosméticos e produtos de alto risco, e o índice dos atacarejos passou de 1,25% para 1,85%, efeito associado a novos serviços, como *delivery*, autoatendimento e quiosques de alimentação. Esses dados não permitem concluir que o autoatendimento, isoladamente, eleva as perdas, mas indicam que canais em que o cliente assume etapas antes realizadas por funcionários merecem monitoramento específico.

A concentração do furto em poucos itens é tratada na criminologia pelo conceito de produtos visados (*hot products*). Clarke (1999) resume as características desses produtos no acrônimo CRAVED: são ocultáveis, removíveis, disponíveis, valiosos, apreciáveis e fáceis de revender (*concealable*, *removable*, *available*, *valuable*, *enjoyable* e *disposable*). O autor observa ainda que, no furto em lojas, os itens em risco dependem do tipo de estabelecimento e cita tabaco e bebidas alcoólicas entre os mais furtados em supermercados norte-americanos. A pesquisa setorial usa noção próxima ao tratar dos produtos de alto risco (KPMG; ABRAPPE, 2026), expressão adotada neste artigo.

Auditorias, inventários cíclicos e a conciliação entre as vendas registradas e a movimentação física de mercadorias formam o núcleo operacional da prevenção. O registro de estoque, contudo, costuma ser menos confiável do que se supõe. DeHoratius e Raman (2008) constataram que 65% de quase 370 mil registros de estoque de 37 lojas de um varejista eram imprecisos; 26,4% da variância dessa imprecisão estava entre categorias de produto, contra 2,7% entre lojas, e as práticas de auditoria de inventário figuraram entre os fatores que a reduzem. A Pesquisa Abrappe também mede a acurácia de estoque e define a acurácia qualitativa como a situação em que os estoques físico e sistêmico são idênticos (KPMG; ABRAPPE, 2026). Em um mercado autônomo, cujo estoque só é conferido quando alguém faz a contagem, a frequência e a qualidade dessas conciliações determinam o que pode ser medido.

O índice de perda costuma ser expresso como percentual do faturamento, o que permite comparar lojas e períodos. Como a imprecisão dos registros varia mais entre categorias de produto do que entre lojas (DeHoratius; Raman, 2008), propõe-se

complementar esse índice agregado com recortes por categoria e por item e, quando houver registro de horário, por dia da semana e faixa horária. É nesse ponto que o BI e a visualização de dados passam a ter papel central.

2.3. Business Intelligence, ETL e Modelagem Dimensional

Sharda, Delen e Turban (2018) tratam o *Business Intelligence* como um termo guarda-chuva, que reúne arquiteturas, ferramentas, bases de dados, aplicações e metodologias voltadas a transformar dados em informação para a decisão gerencial. No varejo, o BI permite acompanhar vendas, estoques, margens e perdas por meio de indicadores definidos e rastreáveis, e não de impressões dispersas.

O processo de extração, transformação e carga (*extract, transform, load*, ETL) é a base técnica do BI. Inmon (2005) define o *data warehouse* como uma coleção de dados orientada por assunto, integrada, não volátil e variante no tempo, destinada a apoiar decisões gerenciais; construí-lo exige integrar e transformar dados vindos de fontes heterogêneas. Em pequenos varejos, o ETL tende a ser mais simples, muitas vezes apoiado em planilhas e em conectores de ferramentas *self-service*, mas continua necessário para garantir a qualidade e a rastreabilidade dos dados.

A modelagem dimensional, sistematizada por Kimball e Ross (2013), organiza os dados em tabelas-fato, que armazenam as medições resultantes dos eventos de um processo de negócio, e tabelas-dimensão, que guardam o contexto descritivo dessas medições. Os autores justificam a técnica por atender a dois requisitos simultâneos: entregar dados compreensíveis aos usuários de negócio e oferecer desempenho rápido nas consultas. Três escolhas

do método pesam neste estudo: declarar o grão de cada tabela-fato, isto é, o que exatamente uma linha representa; definir o tipo de tabela-fato (transacional, *snapshot* periódico ou *snapshot* acumulado); e compartilhar dimensões entre processos, as chamadas dimensões conformadas, para que indicadores de fontes diferentes possam ser cruzados. Implementado em banco de dados relacional, o modelo dimensional recebe o nome de esquema estrela (*star schema*). Em texto anterior, Kimball (1997, não paginado, tradução nossa) resume a técnica nos seguintes termos:

> *[A modelagem dimensional] é uma técnica de projeto lógico que busca apresentar os dados em uma estrutura padronizada e intuitiva, que permita acesso de alto desempenho. [...] Todo modelo dimensional é composto por uma tabela com chave composta, chamada tabela-fato, e por um conjunto de tabelas menores, chamadas tabelas-dimensão.*

O CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) organiza projetos analíticos em seis fases (entendimento do negócio, entendimento dos dados, preparação dos dados, modelagem, avaliação e implantação), cuja sequência não é rígida e admite idas e vindas entre etapas (Chapman *et al.*, 2000). No Brasil, um trabalho de conclusão de curso recente empregou esse modelo para otimizar a análise e a visualização de dados de vendas on-line em *marketplaces* (Frigeri, 2024), e outro usou o Power BI, em pesquisa-ação, para construir um *dashboard* de apoio à gestão de estoques e à previsão de demanda no varejo (Giacomozzi, 2025). Santos Junior e Kruger (2025) descrevem o desenvolvimento de uma plataforma de inteligência empresarial para monitoramento, análise e tomada de decisões em empresas de varejo, e Monte (2026), diante do acesso

limitado a dados reais, recorreu a uma arquitetura simulada que combina BI, automação e inteligência artificial para apoiar decisões logísticas. Pelos objetos declarados, nenhum desses trabalhos trata de mercados autônomos condominiais nem de segurança patrimonial.

2.4. Visualização de Dados e Design de Dashboards

A visualização de dados liga o processamento analítico à decisão. Tufte (2001) entende a excelência gráfica como a comunicação de ideias complexas com clareza, precisão e eficiência, recomenda que o gráfico leve o observador a pensar na substância, e não no *design* ou na tecnologia de produção, e propõe maximizar a razão dados-tinta (*data-ink ratio*), isto é, a proporção da tinta de um gráfico dedicada à apresentação não redundante de dados.

Few (2013) define o *dashboard* como a exibição visual das informações mais importantes para atingir um ou mais objetivos, consolidadas e organizadas em uma única tela, de modo que possam ser monitoradas num relance (*at a glance*). O autor enfatiza a hierarquia visual, o uso parcimonioso da cor e a eliminação de elementos decorativos que desviam a atenção. Em obra complementar, Few (2009) apresenta técnicas visuais para a análise exploratória de dados quantitativos, como a busca de padrões em séries temporais e em distribuições. A escolha do gráfico deve seguir a relação que se quer mostrar: linhas para variações ao longo do tempo, barras para comparações entre categorias e números em destaque quando importa o valor exato (Few, 2013). Para cruzar duas dimensões, como dia da semana e faixa horária, este trabalho adota o mapa de calor.

As heurísticas de usabilidade de Nielsen (1994) continuam a ser referência para avaliar interfaces: visibilidade do estado do sistema; correspondência entre o sistema e o mundo real; controle e liberdade do usuário; consistência e padrões; prevenção de erros; reconhecimento em vez de memorização; flexibilidade e eficiência de uso; *design* estético e minimalista; ajuda para que o usuário reconheça, diagnostique e corrija erros; e ajuda e documentação. Em *dashboards*, essas heurísticas orientam decisões sobre filtros, detalhamento (*drill-down*), rótulos e sinais de alerta.

Há, por fim, uma dimensão ética que o desenho não pode ignorar. Inman e Nikolova (2017) propõem um modelo de decisão para a adoção de tecnologias voltadas ao consumidor que incorpora as atitudes dos clientes e suas preocupações com privacidade. Em mercados condominiais, câmeras e registros de ocorrência envolvem dados pessoais de moradores, cujo tratamento está sujeito à Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais – LGPD (Brasil, 2018). Esse conjunto de referências orienta os procedimentos descritos a seguir.

3. METODOLOGIA

Quanto à sua natureza, a presente pesquisa classifica-se como aplicada, pois busca o desenvolvimento de uma solução conceitual e tecnológica para um problema gerencial concreto: a gestão de perdas e da segurança patrimonial em micromercados autônomos de condomínios residenciais. Sob o ponto de vista de seus objetivos, enquadra-se como exploratório-descritiva, visto que explora um domínio operacional incipiente e descreve minuciosamente os componentes de uma solução de *Business Intelligence* (BI) para esse ambiente. A abordagem do problema é qualitativa, delineada

por meio de procedimentos de pesquisa bibliográfica e documental. Ressalta-se que não houve coleta de dados primários em campo, aplicação de questionários ou entrevistas, consulta presencial a especialistas ou testes de usabilidade com usuários finais.

Em termos de enquadramento epistemológico, trata-se de um artigo conceitual que se aproxima da tipologia denominada *model* por Jaakkola (2020): a proposição de um arcabouço teórico-conceitual que prevê relações entre construtos, cujos argumentos são sintetizados na forma de artefatos, diagramas e proposições formais derivadas da literatura. Por essa razão, os resultados apresentados na Seção 4 configuram-se como artefatos conceituais — englobando dicionário de indicadores, modelagem dimensional de dados, arquitetura em camadas e protótipo de *dashboard* —, enquanto os efeitos esperados do sistema são formalizados na Seção 5 na forma de proposições teóricas para futura validação empírica, e não como hipóteses previamente testadas.

O *corpus* documental reuniu seis grupos principais de fontes:

a. A Pesquisa Abrappe de Perdas no Varejo Brasileiro 2025, principal estudo benchmark sobre prevenção de perdas no varejo nacional;

b. Publicações institucionais da Associação Brasileira de Supermercados (ABRAS) referentes ao Ranking ABRAS 2026 e aos indicadores de eficiência operacional do varejo alimentar;

c. Levantamentos jornalísticos e setoriais acerca de mercados autônomos em condomínios, contemplando estimativas econômicas divulgadas por veículos especializados e empresários do segmento;

d. Estudos internacionais revisados por pares sobre lojas autônomas, tecnologias de autoatendimento (*self-checkout*), acurácia de inventário e prevenção de perdas no varejo;

e. Obras de referência acadêmica sobre varejo, gestão de perdas, sistemas de BI, modelagem dimensional de dados (*data warehouse*), visualização de dados, engenharia de usabilidade e metodologia científica, acrescidas de trabalhos acadêmicos nacionais recentes sobre BI; e

f. Dispositivos normativos e legais atinentes à ética em pesquisa e à proteção de dados pessoais.

O levantamento bibliográfico e documental possui caráter exploratório, não tendo seguido o protocolo formal de uma revisão sistemática da literatura; por conseguinte, omite-se a apresentação de equações de busca booleanas, contagem de resultados por base ou diagramas de fluxo de triagem. A seleção das fontes pautou-se pelo critério de pertinência temática em relação a quatro eixos fundamentais: **(1)** mercados autônomos; **(2)** prevenção de perdas no varejo; **(3)** *Business Intelligence* e modelagem dimensional de dados; e **(4)** visualização de informações e usabilidade. Mantiveram-se no *corpus* os documentos cuja autoria, titulação, veículo de publicação e dados de catalogação pudessem ser verificados na fonte original.

Para a sustentação conceitual, conferiu-se precedência a livros de referência e artigos científicos publicados em periódicos revisados por pares; relatórios setoriais e dados institucionais foram empregados precipuamente para contextualização macroeconômica. A auditagem das referências bibliográficas foi

conduzida via DOI, repositórios institucionais e bases científicas em setembro de 2026, excluindo-se materiais sem confirmação de procedência. As limitações decorrentes do caráter não sistemático da busca e da heterogeneidade do *corpus* são discutidas na Seção 5.3.

O tratamento do material coletado deu-se por meio de leitura analítica e síntese temática. Cada componente do artefato proposto foi fundamentado em seu respectivo eixo teórico: os indicadores foram derivados da literatura de prevenção de perdas e das pesquisas setoriais (Beck, 2018; Clarke, 1999; Hayes, 2007; KPMG; ABRAPPE, 2026); o modelo dimensional e a arquitetura computacional basearam-se na literatura de *data warehouse* e modelagem multidimensional (Inmon, 2005; Kimball; Ross, 2013); e o *dashboard* derivou dos princípios de visualização de dados e ergonomia de interfaces (Few, 2013; Nielsen, 1994; Tufte, 2001). O protótipo de painel foi construído utilizando dados sintéticos (fictícios), elaborados com a finalidade exclusiva de ilustrar a leitura operacional de cada visão projetada.

O ciclo de vida CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) (Chapman *et al.*, 2000) foi adotado como arcabouço estruturante para organizar o desenvolvimento conceitual, e não como um processo executado sobre bases de dados reais. Na etapa de Entendimento do Negócio, caracterizou-se o segmento a partir de fontes públicas e identificaram-se os atores presumidos do modelo de negócios (operador/franqueado, administração condominial e condôminos).

Na etapa de Entendimento dos Dados, mapearam-se as fontes geradas no ambiente operacional (registros de ponto de venda,

planilhas de controle de estoque, registros de ocorrência e sistemas de CFTV) e suas limitações estruturais. Na Preparação dos Dados, estabeleceram-se regras de padronização, higienização e qualidade; na Modelagem, definiram-se as equações dos indicadores e o modelo dimensional em estrela. As fases de Avaliação e Implantação do CRISP-DM foram adaptadas ao escopo teórico da pesquisa: a avaliação restringiu-se à verificação da coerência interna e do alinhamento conceitual com os objetivos e a literatura, enquanto a implantação restringiu-se à proposição da arquitetura de referência. O Quadro 1 sintetiza a articulação entre os objetivos específicos, os procedimentos metodológicos empregados, os resultados obtidos e suas respectivas seções de apresentação.

Quadro 1. Relação entre objetivos específicos, procedimentos e resultados

Objetivo específico	Procedimento	Resultado	Seção
(a) Caracterizar o segmento	Pesquisa documental (reportagem e publicações da ABRAS) e leitura de estudos sobre lojas autônomas	Caracterização do formato e pressupostos de gestão (i) a (iv)	2.1 e 4.1
(b) Descrever os vetores de perda	Leitura analítica da Pesquisa Abrappe e da literatura de prevenção de perdas	Distinção entre perdas conhecidas e desconhecidas adotada no modelo	2.2 e 4.2
(c) Definir os KPIs	Derivação a partir de (b), limitada aos dados que o formato	Dicionário dos indicadores I1 a I5 (Quadro 2)	4.2

	presumivelmente gera		
(d) Propor modelo dimensional e arquitetura	Modelagem dimensional: grão, tipo de tabela-fato e dimensões conformadas	Três tabelas-fato (Quadro 3) e arquitetura em sete camadas (Figura 1)	4.3 e 4.4
(e) Desenhar o *dashboard*	Aplicação de princípios de visualização e de usabilidade	Protótipo com três visões e dados fictícios (Figura 2) e ligação com as decisões (Quadro 4)	4.5
(f) Formular proposições	Síntese entre os pressupostos (i) a (iv) e os componentes propostos	Proposições P1 a P3, com variáveis para teste futuro	5.1

Fonte: elaboração própria (2026).

Em conformidade com as diretrizes éticas brasileiras, por se tratar de uma pesquisa conduzida exclusivamente com dados de domínio público e referenciais bibliográficos, sem o envolvimento de seres humanos ou a manipulação de dados pessoais identificáveis, o presente estudo encontra-se isento de submissão ao sistema CEP/CONEP, nos termos do art. 1º, parágrafo único, incisos III e VI, da Resolução nº 510/2016 do Conselho Nacional de Saúde (Brasil, 2016).

4. RESULTADOS: PROPOSTA CONCEITUAL DO MODELO DE BI

Os resultados apresentados nesta seção configuram-se como artefatos decorrentes do desenvolvimento e da modelagem conceitual em Engenharia de Software e Sistemas de Informação — englobando um dicionário de indicadores, um modelo dimensional

de dados, uma arquitetura de *Business Intelligence* (BI) em camadas e o protótipo de um *dashboard* —, não se tratando de medições nem de testes empíricos em ambiente de produção. Nenhum dos componentes foi implantado ou executado em estabelecimentos comerciais reais. Por conseguinte, os impactos sobre a redução de perdas, a otimização do tempo de gestão e o ganho em segurança patrimonial constituem resultados esperados de validações futuras, sendo formalizados e discutidos na Seção 5 na forma de proposições teóricas.

4.1. Caracterização do Segmento e Pressupostos de Gestão

Ressalvadas as limitações metodológicas atinentes ao mapeamento setorial, estima-se que o segmento de micromercados autônomos no Brasil reunia aproximadamente 10 mil unidades em operação em 2023 (Fernandes, 2023), caracterizando-se pela oferta de um *mix* reduzido de itens de conveniência instalados em áreas comuns de condomínios residenciais. Sob a ótica do monitoramento de perdas e da segurança patrimonial, essa dinâmica operacional impõe três condicionantes estruturais:

a. A inexistência de fiscalização presencial síncrona no momento da seleção, registro e pagamento das mercadorias pelo consumidor;

b. A verificação de estoque conduzida de forma assíncrona, restrita aos episódios de reposição física e contagem de inventário; e

c. A identificação de eventos de risco e sinistros condicionada ao disparo passivo de alertas no terminal de autoatendimento (*self-checkout*), à auditoria *ex post* de gravações de Circuito

Fechado de Televisão (CFTV) ou à notificação voluntária por parte dos condôminos.

Dada a ausência de observação direta *in loco*, a solução conceitual parte do estabelecimento de quatro pressupostos operacionais sobre a governança de dados nesses estabelecimentos. Formulado a partir do problema de pesquisa, esse conjunto de premissas deverá ser submetido à verificação em investigações empíricas futuras:

i. O controle de vendas e estoques é realizado precipuamente por meio de planilhas eletrônicas descentralizadas, contendo categorias de produtos não padronizadas;

ii. O registro de ocorrências e sinistros é efetuado em campos de texto livre, sem padronização semântica ou estruturação em séries históricas comparáveis;

iii. A identificação das perdas ocorre de forma tardia, unicamente quando a contagem física do inventário aponta divergências em relação ao estoque lógico projetado pelo sistema de vendas; e

iv. O acesso às imagens do sistema de CFTV ocorre exclusivamente *post factum*, de forma reativa e desprovida de critérios de priorização baseados em análise de risco.

A confirmação empírica desses pressupostos caracteriza uma gestão de segurança patrimonial predominantemente reativa. A arquitetura de BI proposta nesta pesquisa foi projetada precisamente para mitigar tais gargalos operacionais. Visando à clareza metodológica, os pressupostos são identificados por numeração romana (i) a (iv), de

modo a evitar sobreposição conceitual com as proposições teóricas P1 a P3 detalhadas na Seção 5.

4.2. Indicadores de Perdas e Segurança

Para prover suporte à tomada de decisão e à auditoria operacional, propõe-se um conjunto composto por cinco indicadores-chave de desempenho (*Key Performance Indicators* — KPIs), especificados detalhadamente no Quadro 2 quanto à sua definição, equação matemática, unidade de medida, granularidade (*grain*), periodicidade de apuração, fonte primária de dados e finalidade gerencial.

Dois critérios fundamentaram a seleção dos indicadores: a aderência à literatura consolidada de prevenção de perdas e às pesquisas setoriais de *benchmark* (Beck, 2018; Clarke, 1999; Hayes, 2007; KPMG; ABRAPPE, 2026), e a viabilidade técnica de cálculo a partir das fontes de dados que o formato operacional presumivelmente produz. Recomenda-se que todas as métricas expressas em valores monetários adotem uma base homogênea de valoração — priorizando-se o custo unitário de aquisição do produto —, a qual deve ser formalizada pelo operador e mantida longitudinalmente para assegurar a comparabilidade das séries históricas.

Quadro 2. Dicionário dos indicadores propostos

Indicador	Definição e fórmula	Unidade, grão e periodicidade	Fonte dos dados	Finalidade e visão
I1 — Índice de perda sobre o	Perdas do período em relação ao	%; unidade × mês; mensal,	Fato ocorrências (PC); fato	Acompanhar a tendência e

faturamento	faturamento bruto. I1 = (PC + PD) ÷ FB × 100 PC: perdas conhecidas registradas como ocorrência; PD: faltas apuradas nas contagens (divergências negativas, em módulo); FB: faturamento bruto (todos em R$).	após o fechamento das contagens	inventário (PD); fato vendas (FB)	comparar unidades. **Visão executiva**
I2 — Divergência de estoque por categoria	Diferença líquida entre estoque esperado (EE) e contado (EC), valorada ao custo unitário (CU). I2 = VD ÷ VE × 100 VD = Σ[(EE − EC) × CU] e VE = Σ(EE × CU), somados os itens da categoria em cada contagem; valores positivos indicam falta.	%; item × contagem, agregado por categoria; a cada contagem	Fato inventário; dimensão produto (categoria e custo)	Priorizar categorias para recontagem, revisão de cadastro e proteção. **Visão operacional**

I3 — Itens de maior perda	Valor perdido por item no período (faltas apuradas nas contagens mais perdas conhecidas), em ordem decrescente, e participação dos dez primeiros no total (S10). S10 = V10 ÷ VT × 100 V10: valor dos dez itens de maior perda; VT: valor total perdido.	R$ e %; item × mês; mensal	Fato inventário; fato ocorrências; dimensão produto	Identificar produtos de alto risco e orientar posição na loja, cobertura de câmeras e sortimento. **Visão de segurança**
I4 — Concentração de ocorrências	Ocorrências de segurança não descartadas (pendentes ou confirmadas) por dia da semana (d) e faixa horária de três horas (h). I4(d, h) = N(d, h) Participação: N(d, h) ÷ N × 100, em que N é o total do período.	Contagem e %; ocorrência, agregada em células dia × faixa; mensal (últimos 30 dias)	Fato ocorrências; dimensões tempo, faixa horária e tipo de ocorrência	Definir janelas para revisão de imagens, sinalização e verificação presencial. **Visão de segurança**
I5 — Valor médio por	Valor médio das	R$ por ocorrência;	Fato ocorrências	Dimensiona r o impacto

ocorrência confirmada	ocorrências de segurança confirmadas. I5 = VOC ÷ NOC VOC: valor estimado dessas ocorrências (R$); NOC: número dessas ocorrências.	ocorrência; mensal	(*status* confirmada); dimensão produto (custo)	de cada evento e compará-lo ao custo de medidas preventivas. **Visão executiva**

Fonte: elaboração própria (2026), com base em Beck (2018), Clarke (1999), Hayes (2007) e KPMG e ABRAPPE (2026).

Neste modelo, a divergência é a diferença entre o estoque contado e o esperado: negativa quando falta produto e positiva quando sobra. Uma regra evita a dupla contagem entre perdas conhecidas e desconhecidas. Quando uma avaria, um vencimento ou um furto confirmado é registrado como ocorrência, a quantidade correspondente é baixada do estoque esperado; assim, a diferença encontrada na contagem seguinte representa apenas a perda desconhecida, no sentido de Beck (2018). Ocorrências confirmadas depois de uma contagem que já captou a diferença devem ser conciliadas com essa contagem, e não somadas outra vez. Pela mesma razão, a divergência de estoque (I2) não deve ser lida como furto: ela reúne furtos não flagrados, erros de registro no autoatendimento e falhas de reposição, e precisa ser interpretada com os registros de ocorrência. Divergências positivas, em que o estoque contado supera o esperado, também merecem atenção, porque podem indicar que o cliente registrou um produto e levou outro.

O índice de perda (I1) permite comparação com a referência setorial de 1,51% registrada em 2024 (KPMG; ABRAPPE, 2026), mas essa comparação exige cautela: a pesquisa reúne empresas de maior porte, e o confronto só faz sentido se o conceito de perda e a base de valoração forem os mesmos. O *ranking* de itens (I3) operacionaliza, para o formato autônomo, a noção de produtos visados (Clarke, 1999). A concentração de ocorrências (I4) usa apenas eventos com data e hora conhecidas, o que exclui as divergências de inventário, e agrega os registros em faixas de três horas e em janelas de 30 dias para evitar células com contagens muito pequenas. O valor médio por ocorrência confirmada (I5) dimensiona o impacto de cada evento e ajuda a verificar se o custo de uma medida preventiva é compatível com o valor que ela pretende proteger.

4.3. Modelo Dimensional

O modelo de dados segue o padrão dimensional de Kimball e Ross (2013). Como vendas, contagens de estoque e ocorrências são processos distintos, com grãos diferentes, propõem-se três tabelas-fato, e não uma única tabela que misturasse linhas de naturezas diversas (Quadro 3). A tabela-fato de vendas é transacional. A de inventário é um *snapshot* periódico: seus estoques esperado e contado são semiaditivos, isto é, podem ser somados entre produtos, mas não ao longo do tempo, ao passo que o valor da divergência pode ser somado entre contagens para compor a perda desconhecida do mês. A tabela-fato de ocorrências registra cada evento de perda ou de risco.

As três tabelas compartilham as dimensões tempo (data, dia da semana e mês), produto (código, descrição, categoria, custo, preço, posição na loja e classificação de alto risco) e unidade (condomínio,

porte e cobertura de câmeras), que funcionam como dimensões conformadas e permitem cruzar, por exemplo, a divergência de uma categoria com as ocorrências registradas para os mesmos itens. A faixa horária forma uma dimensão separada da data, usada pelas tabelas-fato de vendas e de ocorrências. A dimensão tipo de ocorrência classifica cada evento por natureza (operacional ou de segurança), tipo (avaria, vencimento, erro de registro, furto ou tentativa de furto), *status* (pendente, confirmada ou descartada) e origem do registro (terminal, câmera, relato de morador ou contagem). Ocorrências sem produto identificado recebem um registro padrão, como "não identificado", para não se perderem nas consultas, e mudanças de preço, custo ou posição dos produtos podem ser historiadas como dimensões de mudança lenta do tipo 2 (Kimball; Ross, 2013). Cada tabela-fato, com suas dimensões, forma um esquema estrela.

Quadro 3. Tabelas-fato do modelo dimensional proposto

Tabela-fato	Tipo e grão	Medidas	Dimensões	Indicadores atendidos
Vendas	Transacional: uma linha por item de cada venda registrada no ponto de venda	Quantidade; valor bruto; desconto; valor líquido (aditivas)	Tempo; faixa horária; produto; unidade; terminal	I1 (faturamento)
Inventário	*Snapshot* periódico: uma linha por item em cada contagem	Estoque esperado e contado (semiaditivos); divergência em unidades	Tempo (data da contagem); produto; unidade; tipo de contagem	I1 (perdas desconhecidas); I2; I3

		e em reais (aditivas)	(cíclica ou geral)	
Ocorrências	Transacional: uma linha por evento de perda ou de risco registrado	Número de ocorrências; quantidade de itens; valor estimado (aditivas)	Tempo; faixa horária; produto; unidade; tipo de ocorrência (natureza, tipo, *status* e origem)	I1 (perdas conhecidas); I3; I4; I5

Fonte: elaboração própria (2026), com base em Kimball e Ross (2013).

4.4. Arquitetura de BI Proposta

A Figura 1 organiza a solução em sete camadas, das fontes de dados à decisão. A arquitetura é deliberadamente leve: presume-se que o operador de um mercado autônomo não mantenha equipe de tecnologia, e, por isso, propõe-se o uso de ferramenta *self-service* com conectores para arquivos e sistemas de venda, em vez de um *data warehouse* corporativo. Nenhuma das rotinas descritas foi executada neste estudo; a figura indica o que a arquitetura permitiria fazer se implantada.

Na camada de tratamento, três controles verificariam a qualidade dos dados: conciliação entre o total de vendas do ponto de venda e o total carregado no modelo; conferência, por amostragem, da categorização dos itens; e inspeção de valores atípicos (*outliers*) nas séries. Sugere-se, como parâmetro inicial a ser calibrado por cada operação, reprocessar a carga quando a diferença entre os totais mensais superar 1%. Como imagens e registros podem identificar moradores, propõe-se que o modelo guarde apenas metadados das gravações (data, hora, unidade e câmera), com acesso restrito às

imagens e prazo definido de guarda, em observância à LGPD (Brasil, 2018).

Figura 1. Arquitetura conceitual de BI proposta para mercados autônomos

1. Fontes de dados	Registros do ponto de venda e do terminal de autoatendimento (vendas, cancelamentos e alertas); planilhas de estoque, reposição e contagem; formulário padronizado de ocorrências; metadados das câmeras; cadastro de produtos e custos
▼	
2. Extração e integração	Cargas periódicas por exportação de arquivos ou conectores: vendas diariamente, inventário após cada contagem e ocorrências à medida que são registradas; área de preparação (*staging*) com os dados brutos
▼	
3. Tratamento e qualidade	Padronização de códigos e categorias, remoção de duplicidades, tratamento de datas e horários, pseudonimização de dados pessoais e conciliação com o total de vendas do ponto de venda
▼	
4. Modelo dimensional	Fatos de vendas, inventário e ocorrências; dimensões conformadas de tempo, produto e unidade; dimensões de faixa horária, terminal, tipo de contagem e tipo de ocorrência (Quadro 3)
▼	
5. Indicadores	Medidas calculadas no modelo semântico para I1 a I5 (Quadro 2), com base de valoração única
▼	
6. *Dashboard*	Visões executiva, de segurança e operacional, com filtros globais de período, unidade, categoria e turno (Figura 2)
▼	
7. Análise e decisão	Leitura periódica dos indicadores para recontagens, revisão de imagens em janelas priorizadas, ajustes de *layout* e sortimento e comunicação com a administração do condomínio; os resultados retroalimentam a disciplina de registro nas fontes, no ciclo iterativo do CRISP-DM

Fonte: elaboração própria (2026), com base em Chapman *et al.* (2000), Inmon (2005) e Kimball e Ross (2013).

4.5. Protótipo Conceitual do Dashboard

A Figura 2 apresenta o protótipo conceitual do *dashboard*, correspondente à situação futura desejada (*To-Be*). Trata-se de uma maquete estática, desenhada com base em Few (2013) e nas heurísticas de Nielsen (1994). Os filtros de período, unidade, categoria e turno ficam no topo e valem para as três visões, o que

preserva o contexto durante a navegação. A visão executiva (A), pensada para o operador ou gestor da rede, reúne o índice de perda do mês (I1) e sua variação em relação ao mês anterior, a decomposição das perdas em conhecidas e desconhecidas, o valor médio por ocorrência confirmada (I5), o faturamento, a evolução de I1 em doze meses e sua comparação entre unidades. A referência setorial aparece como linha de contexto, com nota sobre a possível diferença de base de cálculo.

A visão de segurança e prevenção de perdas (B) combina o mapa de calor de ocorrências por dia da semana e faixa horária (I4), o *ranking* dos dez itens de maior perda com a participação desse grupo no total (I3) e a lista de janelas sinalizadas para revisão de imagens, com o *status* de cada revisão. A célula de maior concentração recebe contorno, e os alertas usam ícone e texto, além da cor, para não depender apenas da percepção cromática.

Figura 2. Protótipo conceitual de *dashboard* para monitoramento de perdas em mercados autônomos

Painel de prevenção de perdas

Mercados autônomos em condomínios · protótipo conceitual, não implementado

DADOS FICTÍCIOS

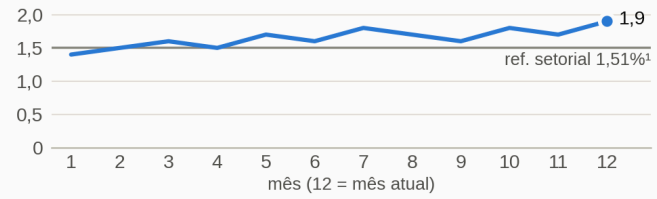
Período: mês atual | Unidade: todas | Categoria: todas | Turno: todos — filtros aplicados às três visões

A Visão executiva

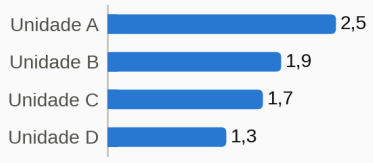
operador ou gestor da rede

Índice de perda do mês (I1)	Perdas do mês	Valor médio por ocorrência confirmada (I5)	Faturamento do mês
1,9%	**R$ 4.820**	**R$ 37,50**	**R$ 253,7 mil**
▲ +0,2 p.p. (piora)	conhecidas R$ 1.310	21 ocorrências confirmadas	4 unidades em operação
ref. setorial 2024: 1,51%[1]	desconhecidas R$ 3.510		

Evolução do índice de perda (%, últimos 12 meses)



Índice de perda por unidade (%)

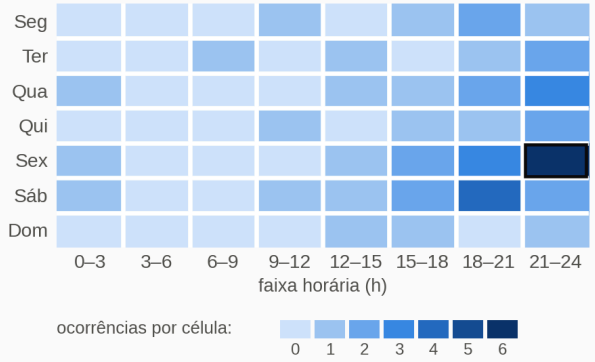


[1] KPMG e ABRAPPE (2026), dado de 2024, exibido só como contexto: a base de cálculo pode diferir.

B Visão de segurança e prevenção de perdas

responsável pela segurança

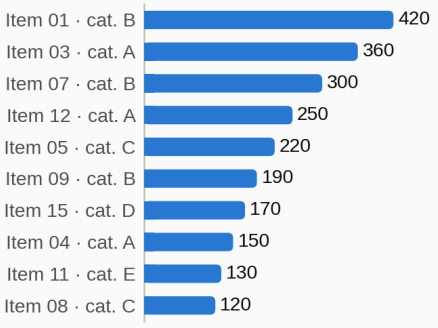
Ocorrências por faixa horária e dia da semana (I4)



Maior concentração: sexta, 21–24 h (6 de 50 ocorrências; célula com contorno)

Itens de maior perda no mês, R$ (I3)

10 itens concentram 48% do valor perdido



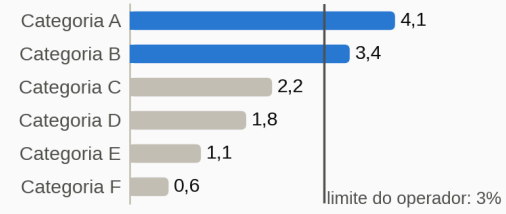
Janelas sinalizadas para revisão de imagens:

- ⚠ Unidade A · sex 21–24 h · 4 ocorrências · revisão pendente
- ⚠ Unidade C · sáb 18–21 h · 3 ocorrências · revisão pendente
- ✓ Unidade B · qua 21–24 h · 2 ocorrências · revisada

C Visão operacional

equipe de reposição e contagem

Divergência por categoria na última contagem, % (I2)



Barras em azul: categorias acima do limite

⚠ 2 categorias exigem recontagem

Itens com maior diferença na última contagem

Item	Esperado	Contado	Dif. (un.)	Valor (R$)
Item 01 · cat. B	12	8	−4	−52,00
Item 03 · cat. A	24	18	−6	−41,40
Item 07 · cat. B	30	25	−5	−33,50
Item 12 · cat. A	40	37	−3	−12,90
Item 15 · cat. D	18	16	−2	−9,80

⚠ 3 itens abaixo do estoque mínimo: reposição sugerida

ⓘ Próxima contagem programada: Unidade A, em 2 dias

Todos os valores são fictícios e servem apenas para demonstrar a leitura das visões; não representam dados de estabelecimento real.

Fonte: elaboração própria (2026), com dados fictícios para demonstração do protótipo.

A visão operacional (C), voltada à equipe de reposição e contagem, mostra a divergência por categoria na última contagem (I2) em relação a um limite definido pelo operador, a tabela dos itens com maior diferença entre estoque esperado e contado, que funciona como detalhamento (*drill-down*) do indicador, e avisos de estoque mínimo e de próxima contagem. Em linha com Tufte (2001) e Few (2013), o protótipo usa uma cor principal para os dados, cinza para o contexto e cores de alerta apenas onde há algo a verificar.

O Quadro 4 liga cada pressuposto de gestão (seção 4.1) à informação que falta ao operador, ao indicador que a fornece, à visão em que ela aparece e à decisão que o painel pretende apoiar. As decisões listadas são possibilidades de uso, e não efeitos observados.

Quadro 4. Da necessidade de gestão à decisão apoiada pelo *dashboard*

Pressuposto de gestão	**Necessidade de informação**	**Indicador**	**Visão**	**Decisão apoiada**
(i) Controle em planilhas, com categorias não padronizadas	Saber em que categorias e itens as perdas se concentram, com cadastro comparável	I2 e I3	Operacional e de segurança	Recontar categorias acima do limite; corrigir o cadastro; rever posição e sortimento de itens de alto risco
(ii) Perdas registradas em texto livre, sem série histórica	Acompanhar a evolução das perdas e compará-las entre unidades	I1 e I5	Executiva	Priorizar unidades; avaliar se o custo de uma medida preventiva é

				compatível com o valor perdido
(iii) Perdas percebidas apenas na contagem	Detectar divergências mais cedo, sobretudo nos itens mais sensíveis	I2 e I3	Operacional e de segurança	Aumentar a frequência de contagem cíclica dos itens críticos; programar a reposição
(iv) Imagens consultadas depois dos fatos, sem prioridade	Saber quando e onde concentrar a revisão de imagens	I4	De segurança	Definir janelas de revisão; reforçar a sinalização; reavaliar a posição das câmeras

Fonte: elaboração própria (2026).

Antes do uso rotineiro, recomendam-se avaliação heurística por especialistas (Nielsen, 1994) e testes com operadores reais, com o protocolo de pensar em voz alta (Nielsen, 1993). Dois pontos de atenção são previsíveis: a leitura do mapa de calor pode exigir orientação inicial, e contagens pequenas por célula podem sugerir padrões que não se sustentam, razão da agregação proposta para I4.

5. DISCUSSÃO

5.1. Proposições para Validação Futura

Os efeitos esperados da solução são formulados como proposições, e não como hipóteses, por coerência com o método. Em artigos conceituais do tipo *model*, os argumentos costumam ser resumidos em figuras ou em proposições formais derivadas do quadro teórico

(Jaakkola, 2020); hipóteses, por sua vez, são a formulação empírica de proposições, expressa como relação entre variáveis (Bhattacherjee, 2012, p. 13). Como nenhuma variável foi medida, as relações a seguir são proposições, e cada uma indica como poderia ser convertida em hipótese testável.

P1: a integração automatizada das fontes de venda, estoque e ocorrências em um modelo dimensional tende a reduzir o esforço de consolidação dos dados de perdas, em comparação com o controle manual em planilhas (pressupostos i e ii). A hipótese correspondente compararia o tempo semanal dedicado à consolidação antes e depois da implantação. Giacomozzi (2025) relata que o *dashboard* desenvolvido em sua pesquisa deu maior visibilidade ao comportamento dos estoques e da demanda, efeito compatível com o esperado aqui, embora em outro contexto.

P2: a padronização de cadastros e a conciliação com o ponto de venda, previstas na camada de tratamento, tendem a aumentar a confiabilidade dos registros de perdas (pressupostos i e ii). Variáveis possíveis são o percentual de registros conciliados sem ajuste manual e o percentual de ocorrências com produto, data e hora preenchidos. O efeito depende da disciplina de registro na origem, e Sharda, Delen e Turban (2018) tratam a qualidade dos dados como condição para que as análises apoiem decisões.

P3: a visualização conjunta das perdas por item, categoria, dia e faixa horária tende a antecipar a identificação de padrões de perda, em comparação com a consulta reativa às imagens (pressupostos iii e iv). Um teste possível mediria o intervalo entre a ocorrência e sua identificação e a proporção de ocorrências confirmadas nas janelas sinalizadas pelo painel. A proposição vale apenas para registros com

data e hora; as divergências de inventário, que não têm horário, continuam a depender da frequência das contagens.

5.2. Contribuições e Relação com a Literatura

A principal contribuição do estudo é reunir, em um desenho coerente, peças que a literatura trata em separado. A distinção entre perdas conhecidas e desconhecidas (Beck, 2018) define como o índice de perda é decomposto; a noção de produtos visados (Clarke, 1999) justifica o *ranking* de itens; a constatação de que a imprecisão dos registros varia mais entre categorias do que entre lojas (DeHoratius; Raman, 2008) sustenta o recorte por categoria; e a modelagem dimensional (Kimball; Ross, 2013) permite cruzar esses indicadores porque vendas, contagens e ocorrências compartilham as mesmas dimensões. O *dashboard* é o ponto em que esses elementos podem se tornar utilizáveis por quem não domina a técnica de dados: cada visão corresponde a um tipo de usuário e a um tipo de decisão (seção 4.5 e Quadro 4).

Em relação à literatura sobre lojas autônomas, a proposta desloca o foco da resposta do consumidor (Benoit *et al.*, 2024; Nam; Lee; Lee, 2025) para a gestão da operação. Benoit *et al.* (2024) indicam que localizações comunitárias favorecem o formato — e o condomínio residencial pode ser lido como uma delas —, mas também que a autonomia do cliente tem custo na percepção de segurança. A proposta trata de outra face do mesmo problema, a segurança patrimonial do operador, e seu uso não deve converter o monitoramento em vigilância desproporcional sobre os moradores. As tecnologias de visão computacional e inteligência artificial descritas por Kohli, Malhotra e Pingali (2025) poderiam, no futuro, alimentar a tabela-fato de ocorrências com eventos detectados

automaticamente, mas não são pressupostas pelo modelo, pensado para operações de pequeno porte.

No plano nacional, a proposta dialoga com trabalhos que usaram *dashboards* para apoiar a gestão de estoques (Giacomozzi, 2025) e com a experiência de Monte (2026), que, com acesso limitado a dados reais, recorreu a uma arquitetura simulada e reconheceu as limitações decorrentes do uso de dados fictícios. O mesmo limite vale aqui: o protótipo da Figura 2 mostra como a informação seria organizada, e não que a solução funcione.

5.3. Limitações e Riscos de Uso

A interpretação das contribuições deste estudo deve ser acompanhada do reconhecimento de limitações metodológicas e operacionais que delimitam o alcance de suas conclusões. Sob a perspectiva da Engenharia de Software e do Método Científico, destaca-se preliminarmente que o modelo conceitual e o protótipo de *dashboard* não foram submetidos à implementação em ambiente de produção, nem a testes formais de usabilidade com operadores ou a avaliações por comitê de peritos. Da mesma forma, os pressupostos operacionais (i) a (iv) permanecem pendentes de validação empírica *in loco*.

No âmbito do mapeamento setorial, a caracterização do segmento pautou-se em projeções exploratórias veiculadas pela imprensa especializada (Fernandes, 2023), ao passo que a taxa de referência para perdas no varejo (KPMG; ABRAPPE, 2026) deriva de uma amostragem constituída principalmente por grandes redes supermercadistas — estabelecimentos que operam sob arquiteturas de controle e bases de valoração heterogêneas em relação aos

micromercados autônomos. Ademais, o levantamento bibliográfico e documental possui caráter exploratório e não sistemático, reunindo um *corpus* diversificado que abrange artigos revisados por pares, trabalhos acadêmicos de conclusão de curso, pesquisas de *benchmark* setorial e reportagens do setor. Por fim, o protótipo do painel foi construído a partir de dados sintéticos, o que impede a mensuração direta do custo de implementação, do desempenho computacional e da viabilidade de integração, além de assumir a premissa de que os sistemas de ponto de venda (PDV) adotados no setor suportem a exportação de dados transacionais com carimbo de data/hora (*timestamp*) no nível de item — requisito que pode não ser atendido por todas as soluções de software disponíveis no mercado.

Concomitantemente às limitações metodológicas, a eventual implementação da solução conceitual envolve riscos operacionais, éticos e jurídicos que exigem governança rigorosa. Sob o ponto de vista da análise de dados, a divergência de inventário não deve ser interpretada de forma unívoca como furto ou extravio intencional, sob pena de mascarar quebras operacionais, falhas no processo de recepção/reposição ou erros de escaneamento. No tocante à monitoração patrimonial, a visualização da concentração espacial e temporal de sinistros (como mapas de calor) pode induzir a vieses cognitivos de suspeição indevida sobre condôminos que frequentam o estabelecimento em horários específicos.

Sob o prisma regulatório, o tratamento de registros transacionais e, especialmente, a gestão de imagens de Circuito Fechado de Televisão (CFTV) demandam estrita conformidade com as diretrizes da Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais — LGPD (Brasil, 2018), exigindo a definição de bases legais adequadas, políticas rigorosas

de controle de acesso, criptografia e prazos delimitados de guarda e eliminação, além de sensibilidade às preocupações dos consumidores relativas à privacidade e ao rastreamento comportamental em ambientes comerciais (Inman; Nikolova, 2017). Adicionalmente, ressalta-se que o modelo multidimensional não possui a capacidade intrínseca de discriminar, isoladamente, entre o furto externo e o desvio promovido por agentes internos (equipes de reposição e auditoria de estoque) — categoria de sinistro identificada por Hayes (2007) como vetor crítico de vulnerabilidade no varejo. Por fim, a acurácia de todo o ecossistema de *Business Intelligence* permanece estritamente dependente da disciplina e da periodicidade das contagens físicas de inventário; na ausência de rotinas auditáveis de higienização de dados, os painéis apresentarão métricas de aparência precisa, contudo desprovidas de confiabilidade gerencial.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo partiu de um problema de gestão pouco documentado: em mercados autônomos condominiais, sem funcionário no ponto de venda, perdas e furtos só se tornam visíveis quando dados de venda, estoque e ocorrências são reunidos, e presume-se que esses dados estejam dispersos. Com o objetivo de propor um modelo conceitual de BI e um protótipo de *dashboard* para esse formato, o trabalho desenvolveu cinco indicadores com fórmula e fonte de dados definidas, um modelo dimensional com três tabelas-fato e dimensões compartilhadas, uma arquitetura em sete camadas e um protótipo com visões executiva, de segurança e operacional. Os objetivos específicos foram cumpridos no plano propositivo, como resume o Quadro 1, e a pergunta de pesquisa foi respondida na forma de um modelo de referência, e não de uma solução testada.

Como contribuição prática, o trabalho oferece aos operadores um ponto de partida para organizar registros e acompanhar perdas antes mesmo de investimentos maiores em tecnologia: padronizar categorias, registrar ocorrências com data e hora e baixar do estoque as perdas conhecidas já tornariam calculáveis os indicadores propostos. Como contribuição acadêmica, articula prevenção de perdas, criminologia do furto, modelagem dimensional e visualização de dados em um formato de varejo ainda pouco estudado e explicita, em três proposições, o que precisa ser testado.

As conclusões valem dentro dos limites discutidos na seção 5.3, sobretudo a ausência de validação empírica e o uso de dados fictícios no protótipo. Para estudos futuros, sugere-se: (a) implementar o modelo em um ou mais mercados autônomos, com dados reais de venda, estoque e ocorrências, e converter as proposições P1 a P3 em hipóteses mensuráveis; (b) submeter o protótipo a avaliação heurística e a testes de usabilidade com operadores; (c) conduzir estudos de casos múltiplos, com estabelecimentos de portes e localizações diferentes, o que permitiria a generalização analítica dos achados nos termos de Yin (2015); (d) estimar o custo e a viabilidade da solução para pequenos operadores; e (e) examinar se a detecção automática de perdas com inteligência artificial e *analytics*, tendência registrada pela pesquisa setorial (KPMG; ABRAPPE, 2026), e as tecnologias de visão computacional descritas por Kohli, Malhotra e Pingali (2025) podem alimentar o modelo em conformidade com a LGPD (Brasil, 2018).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE SUPERMERCADOS (ABRAS). **Índice de eficiência operacional atinge 98,11% em 2025.** São Paulo:

ABRAS, 24 abr. 2025. Disponível em: https://www.abras.com.br/comites/eficiencia-operacional/noticias/26470. Acesso em: 15 set. 2026.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE SUPERMERCADOS (ABRAS). Ranking ABRAS 2026 destaca supermercados como força motriz da economia brasileira. **SuperHiper,** São Paulo, 27 abr. 2026. Disponível em: https://www.superhiper.com.br/ranking-abras-2026-destaca-supermercados-como-forca-motriz-da-economia-brasileira/. Acesso em: 15 set. 2026.

BECK, Adrian; HOPKINS, Matt. Scan and rob! Convenience shopping, crime opportunity and corporate social responsibility in a mobile world. **Security Journal,** [S. l.], v. 30, n. 4, p. 1080-1096, 2017. DOI: https://doi.org/10.1057/sj.2016.6.

BECK, Adrian. Moving beyond shrinkage: developing a definition and typology of total retail loss. **Security Journal,** [S. l.], v. 31, n. 1, p. 93-110, 2018. DOI: https://doi.org/10.1057/s41284-017-0090-5.

BENOIT, Sabine; ALTRICHTER, Birgit; GREWAL, Dhruv; AHLBOM, Carl-Philip. Autonomous stores: how levels of in-store automation affect store patronage. **Journal of Retailing,** [S. l.], v. 100, n. 2, p. 217-238, 2024. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jretai.2023.12.003.

BHATTACHERJEE, Anol. **Social science research:** principles, methods, and practices. 2. ed. [S. l.]: Global Text Project, 2012. (Textbooks Collection, 3). Disponível em: https://digitalcommons.usf.edu/oa_textbooks/3/. Acesso em: 16 set. 2026.

BRASIL. **Lei nº 13.709, de 14 de agosto de 2018.** Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais (LGPD). Brasília, DF: Presidência da República, 2018. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2018/lei/l13709.htm. Acesso em: 16 set. 2026.

BRASIL. Ministério da Saúde. Conselho Nacional de Saúde. Resolução nº 510, de 7 de abril de 2016. Dispõe sobre as normas aplicáveis a pesquisas em Ciências Humanas e Sociais [...]. **Diário Oficial da União:** seção 1, Brasília, DF, n. 98, p. 44-46, 24 maio 2016.

CHAPMAN, Pete; CLINTON, Julian; KERBER, Randy; KHABAZA, Thomas; REINARTZ, Thomas; SHEARER, Colin; WIRTH, Rüdiger. **CRISP-DM 1.0:** step-by-step data mining guide. [S. l.]: SPSS, 2000.

CLARKE, Ronald V. **Hot products:** understanding, anticipating and reducing demand for stolen goods. London: Home Office, 1999. (Police Research Series, paper 112).

DEHORATIUS, Nicole; RAMAN, Ananth. Inventory record inaccuracy: an empirical analysis. **Management Science,** [S. l.], v. 54, n. 4, p. 627-641, 2008. DOI: https://doi.org/10.1287/mnsc.1070.0789.

FERNANDES, Fátima. Minimercado em condomínio cresce e Brasil vira player mundial. **Diário do Comércio,** São Paulo, 1 jun. 2023. Disponível em: https://dcomercio.com.br/publicacao/s/minimercado-em-condominio-cresce-e-brasil-vira-player-mundial. Acesso em: 15 set. 2026.

FEW, Stephen. **Information dashboard design:** displaying data for at-a-glance monitoring. 2. ed. Burlingame: Analytics Press, 2013.

FEW, Stephen. **Now you see it:** simple visualization techniques for quantitative analysis. Oakland: Analytics Press, 2009.

FRIGERI, Murilo. **Otimizando análises e visualização de dados em vendas online de marketplaces:** um estudo de caso com data analytics. 2024. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Mecânica) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2024. Disponível em: http://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/38191. Acesso em: 15 set. 2026.

GIACOMOZZI, Gustavo. **Aplicação de Business Intelligence como ferramenta de gestão de demanda e estoques.** 2025. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Produção Civil) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2025. Disponível em: https://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/271282. Acesso em: 15 set. 2026.

HAYES, Read. **Retail security and loss prevention.** 2. ed. London: Palgrave Macmillan, 2007. DOI: https://doi.org/10.1057/9780230598546.

INMAN, J. Jeffrey; NIKOLOVA, Hristina. Shopper-facing retail technology: a retailer adoption decision framework incorporating shopper attitudes and privacy concerns. **Journal of Retailing,** [S. l.], v. 93, n. 1, p. 7-28, 2017. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jretai.2016.12.006.

INMON, William H. **Building the data warehouse.** 4. ed. Indianapolis: Wiley, 2005.

JAAKKOLA, Elina. Designing conceptual articles: four approaches. **AMS Review,** [S. l.], v. 10, n. 1-2, p. 18-26, 2020. DOI:

https://doi.org/10.1007/s13162-020-00161-0.

KIMBALL, Ralph; ROSS, Margy. **The data warehouse toolkit:** the definitive guide to dimensional modeling. 3. ed. Indianapolis: Wiley, 2013.

KIMBALL, Ralph. **A dimensional modeling manifesto.** [S. l.]: Kimball Group, ago. 1997. Disponível em: https://www.kimballgroup.com/1997/08/a-dimensional-modeling-manifesto/. Acesso em: 15 set. 2026.

KOHLI, Tanu Priya; MALHOTRA, Smitu; PINGALI, Venugopal. Revolutionising retail: a review of intelligent unmanned convenience stores and their market implications. **Technological Forecasting and Social Change,** [S. l.], v. 219, art. 124273, 2025. DOI: https://doi.org/10.1016/j.techfore.2025.124273.

KPMG; ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE PREVENÇÃO DE PERDAS (ABRAPPE). **Pesquisa Abrappe de perdas no varejo brasileiro 2025.** São Paulo: KPMG Brasil, 14 jan. 2026. Disponível em: https://kpmg.com/br/pt/insights/2026/01/pesquisa-abrappe.html. Acesso em: 16 set. 2026.

MONTE, Lucas Pereira do. **Apoio à tomada de decisão em processos logísticos por meio de diagnóstico, prescrição e predição com Business Intelligence.** 2026. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Controle e Automação) – Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2026. Disponível em: https://repositorio.ufsc.br/handle/123456789/272705. Acesso em: 15 set. 2026.

NAM, Youngwon; LEE, Sihyun; LEE, Hoyoung. Consumer preferences for unmanned stores: a choice experiment study. **Journal of Retailing and Consumer Services,** [S. l.], v. 82, art. 104061, 2025. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.104061.

NIELSEN, Jakob. Enhancing the explanatory power of usability heuristics. In: CONFERENCE ON HUMAN FACTORS IN COMPUTING SYSTEMS, 1994, Boston. **Proceedings** [...]. New York: Association for Computing Machinery, 1994. p. 152-158. DOI: https://doi.org/10.1145/191666.191729.

NIELSEN, Jakob. **Usability engineering.** Boston: Academic Press, 1993.

PARENTE, Juracy; BARKI, Edgard. **Varejo no Brasil:** gestão e estratégia. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2014.

RIBEIRO, Ana Luiza Graça; SOUZA, Noele Bissoli Perini de; SERVARE JUNIOR, Marcos Wagner Jesus. Revisão da literatura nacional utilizando Proknow-C: sistemas avançados de controle de estoque. **Brazilian Journal of Production Engineering,** São Mateus, v. 11, n. 3, p. 191-203, 2025. DOI: https://doi.org/10.47456/bjpe.v11i3.48178.

SANTOS JUNIOR, Emerson Lima dos; KRUGER, Juliano Milton. Desenvolvimento de uma plataforma de inteligência empresarial para monitoramento, análise e tomada de decisões em empresas de varejo. In: KRUGER, Juliano Milton; SANTOS, Eline Ribeiro Minuzzo dos (org.). **Contribuições à gestão e contabilidade no Amazonas.** Belo Horizonte: Poisson, 2025. v. 1, p. 46-61. DOI: https://doi.org/10.36229/978-65-5866-524-3.CAP.03.

SHARDA, Ramesh; DELEN, Dursun; TURBAN, Efraim. **Business intelligence, analytics, and data science:** a managerial perspective. 4. ed. New York: Pearson, 2018.

TAYLOR, Emmeline. Supermarket self-checkouts and retail theft: the curious case of the SWIPERS. **Criminology & Criminal Justice,** [S. l.], v. 16, n. 5, p. 552-567, 2016. DOI: https://doi.org/10.1177/1748895816643353.

TUFTE, Edward R. **The visual display of quantitative information.** 2. ed. Cheshire: Graphics Press, 2001.

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

---

[1] Discente do Curso Superior de Sistemas de Informação do Centro Universitário Santa Terezinha (CEST). E-mail: acesse o artigo original para visualizar o e-mail

[2] Orientador. Especialista em Engenharia de Software. Centro Universitário Santa Terezinha (CEST). E-mail: acesse o artigo original para visualizar o e-mail